


Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук

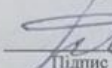
КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

на тему Метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання

Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності
Освітня програма Комп'ютерні науки
Назва освітньої програми

Виконав: студент 2 курсу, група КНм-22-1  К.Р. Мазур
Курс, група виконавця Підпис Ініціали, прізвище


Керівник: к.т.н., доцент кафедри КН  О.А. Пасічник
Науковий ступінь, посада Підпис Ініціали, прізвище

Нормоконтроль: к.т.н., доцент кафедри КН  Р.О. Багрій
Науковий ступінь, посада Підпис Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КН, д.т.н., професор

13 грудня 2023 р.

 О.В. Бармак
Підпис Ініціали, прізвище

Хмельницький 2023

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

Освітній ступінь магістр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук


(підпис)

д.т.н., професор О.В. Бармак

« 01 » вересня 2023 року

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

1. Тема кваліфікаційної роботи магістра: «Метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання»

2. Завдання видано студенту Мазур Костянтин Романович

(прізвище, ім'я, по батькові)

3. Керівник роботи доцент кафедри КН, к.т.н., доцент Пасічник Олександр Анатолійович

(прізвище, ім'я, по батькові)

4. Затверджені наказом університету від « 15 » 08 2023 р. № 30 .

5. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані: Метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання. Метод ґрунтується на зображеннях отриманих з тепловізора в інфрачервоному спектрі електромагнітного випромінювання, а ідентифікація об'єктів здійснюється за допомогою штучних нейронних мереж.

Реферат

Кваліфікаційна робота магістра присвячена розробці методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.

Актуальність теми. Сучасні глобальні тенденції розвитку характеризуються повним впровадженням методів і засобів обробки даних, представлених в цифровому вигляді, для вирішення практично всіх завдань в житті людини. У таких випадках проблема полягає в порядку оцифрування завдань і виділених ресурсів. Тема пріоритетів визначається широким і складним списком факторів, що визначають пріоритетність безпеки людини, безпечних умов життя і праці. У разі повномасштабного вторгнення російської федерації на Україну використовується велика кількість боєприпасів повного калібру. Інтенсивний характер бойових дій обумовлює наявність на території України різних типів боєприпасів, що не розірвалися, встановлених під час планового хаотичного мінування. При використанні ракетного і авіаційного озброєння, при використанні артилерійського і авіаційного озброєння вони застосовують ракетне і авіаційне озброєння як в зонах введення бойових дій, так і на суміжних територіях, а також в тилкових районах України в цілому. Це вимагає усунення наслідків бомбардування, особливо вибухових речовин, які несуть їх численні і критичні області. У цьому випадку необхідно широке використання традиційних методів ліквідації і доцільно впровадження нових підходів, особливо інформаційних технологій.

Мета і задачі роботи. Мета кваліфікаційної роботи полягає у покращенні виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.

Для досягнення поставленої мети, визначені такі задачі дослідження:

- виконати аналіз традиційних методів виявлення боєприпасів що не розірвалися;
- провести аналіз сучасних підходів до ідентифікації об'єктів;
- розробити метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за

зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання;

- підготувати набір даних для навчання згорткової мережі;
- провести дослідження та тестування запропонованого методу виявлення

боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.

Об’єкт дослідження – процес виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора.

Предмет дослідження – моделі, алгоритми та засоби для створення методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.

Методи дослідження, застосовані для вирішення поставлених завдань: методи аналізу зображень, згорткова нейрона мережа.

Наукова новизна одержаних результатів. В результаті проведення кваліфікаційної роботи були отриманні наступні результати, а саме – удосконалено метод виявлення боєприпасів що не розірвалися, шляхом застосування до аналізу зображень з тепловізора засобів глибокого навчання.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Основні наукові та практичні результати пройшли апробацію на науково-практичній конференції – XV Всеукраїнська науково-практична конференція “Актуальні проблеми комп’ютерних наук (АПКН – 2023)”, м. Хмельницький, ХНУ, 17-18 листопада 2023.

За теми кваліфікаційної роботи магістра автором виконано 1 наукову публікацію – Мазур К.Р. Метод виявлення боєприпасів, що не розірвались, за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання / К.Р. Мазур, О.А. Пасічник, Т.К. Скрипник Т.К. Актуальні проблеми комп’ютерних наук // Збірник наукових праць за матеріалами XV Всеукраїнської науково-практичної конференції “Актуальні проблеми комп’ютерних наук (АПКН – 2023)”. – Хмельницький: ХНУ, 2023. – С. 168 - 171.

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з завдання, реферату, змісту, переліку скорочень, вступу, 4 розділів, висновків,

переліку посилань з 44 найменувань та 5 додатків. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи магістра становить 116 сторінок, з них 81 сторінка основного тексту та 35 сторінок додатків. У роботі наведено 45 рисунків та 11 таблиць.

Ключові слова: Боеприпаси що не розірвалися, зображення з тепловізора, нейронні мережі, глибоке машинне навчання.

Зміст

Перелік скорочень	3
Вступ.....	4
Аналіз сучасного стану використання інформаційних технологій для пошуку боєприпасів що не розірвалися	6
1.1. Аналіз предметної області.....	6
1.1.1 Сучасний стан мінної небезпеки в Україні	6
1.1.2 Види нерозірваних боєприпасів та їх класифікація.....	8
1.1.3 Види та способи знешкодження боєприпасів, що не розірвалися.....	9
1.1.4 Тепловізори та їх класифікація.....	11
1.2 Методи глибокого навчання для ідентифікації об'єктів на зображеннях.....	13
1.3 Аналіз сучасних публікацій виявлення боєприпасів що не розірвалися методами глибокого навчання	14
1.4 Аналіз сучасних програмних рішень виявлення боєприпасів що не розірвалися методами глибокого навчання	15
1.5 Постановка задачі.....	18
1.6 Висновки	18
РОЗДІЛ 2	20
Метод пошуку боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.....	20
2.1 Загальна структура методу.....	20
2.2 Отримання вхідних даних для пошуку нерозірваних боєприпасів та методи пошуку.....	26
2.3 Гіперпараметри нейронної мережі	27
2.4 Критерії визначення нерозірваних боєприпасів при аналізі зображення	29
2.5 Згорткова нейронна мережа запропонованого методу	38
2.5.1 Етапи використання моделі нейронної мережі.....	38
2.5.2 Технологія Bounding boxes.....	41
2.5.3 Критерії оцінювання точності нейронної мережі.....	45
2.6 Матриця невідповідностей.....	48

Висновки до розділу 2	51
Програмна реалізація методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.....	53
3.1 Моделювання інформаційної системи виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання	53
3.2 Вибір платформи, технологій та бібліотек.....	64
Висновки до розділу 3	66
РОЗДІЛ 4	67
Дослідження методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.....	67
4.1 Оціночний набір даних UXOTi_NPA.....	67
4.2 Визначання гіперпараметрів нейронної мережі	70
4.3 Визначення ефективності методу.....	71
4.4 Тестування методу	75
Висновки до розділу 4	81
Загальні висновки.....	82
Перелік посилань.....	84
Додатки	

Вступ

Актуальність теми. Сучасні глобальні тенденції розвитку характеризуються повним впровадженням методів і засобів обробки даних, представлених в цифровому вигляді, для вирішення практично всіх завдань в житті людини. У таких випадках проблема полягає в порядку оцифрування завдань і виділених ресурсів. Тема пріоритетів визначається широким і складним списком факторів, що визначають пріоритетність безпеки людини, безпечних умов життя і праці. У разі повномасштабного вторгнення російської федерації на Україну використовується велика кількість боєприпасів повного калібру. Інтенсивний характер бойових дій обумовлює наявність на території України різних типів боєприпасів, що не розірвалися, встановлених під час планового хаотичного мінування. При використанні ракетного і авіаційного озброєння, при використанні артилерійського і авіаційного озброєння вони застосовують ракетне і авіаційне озброєння як в зонах введення бойових дій, так і на суміжних територіях, а також в тиллових районах України в цілому. Це вимагає усунення наслідків бомбардування, особливо вибухових речовин, які несуть їх численні і критичні області. У цьому випадку необхідно широке використання традиційних методів ліквідації і доцільно впровадження нових підходів, особливо інформаційних технологій.

Мета і задачі роботи. Мета кваліфікаційної роботи полягає у покращенні виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.

Для досягнення поставленої мети, визначені такі задачі дослідження:

- виконати аналіз традиційних методів виявлення боєприпасів що не розірвалися;
- провести аналіз сучасних підходів до ідентифікації об'єктів;
- розробити метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання;
- підготувати набір даних для навчання згорткової мережі;
- провести дослідження та тестування запропонованого методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого

навчання.

Об’єкт дослідження – процес виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора.

Предмет дослідження – моделі, алгоритми та засоби для створення методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.

Методи дослідження, застосовані для вирішення поставлених завдань: методи аналізу зображень, згортова нейрона мережа.

Наукова новизна одержаних результатів. В результаті проведення кваліфікаційної роботи були отриманні наступні результати, а саме – удосконалено метод виявлення боєприпасів що не розірвалися, шляхом застосування до аналізу зображень з тепловізора засобів глибокого навчання.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Основні наукові та практичні результати пройшли апробацію на науково-практичній конференції – XV Всеукраїнська науково-практична конференція “Актуальні проблеми комп’ютерних наук (АПКН – 2023)”, м. Хмельницький, ХНУ, 17-18 листопада 2023.

За теми кваліфікаційної роботи магістра автором виконано 1 наукову публікацію – Мазур К.Р. Метод виявлення боєприпасів, що не розірвались, за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання / К.Р. Мазур, О.А. Пасічник, Т.К. Скрипник Т.К. Актуальні проблеми комп’ютерних наук // Збірник наукових праць за матеріалами XV Всеукраїнської науково-практичної конференції “Актуальні проблеми комп’ютерних наук (АПКН – 2023)”. – Хмельницький: ХНУ, 2023. – С. 168 - 171.

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з завдання, реферату, змісту, переліку скорочень, вступу, 4 розділів, висновків, переліку посилань з 44 найменувань та 5 додатків. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи магістра становить 116 сторінок, з них 81 сторінка основного тексту та 35 сторінок додатків. У роботі наведено 45 рисунків та 11 таблиць.

Ключові слова: Боєприпаси що не розірвалися, зображення з тепловізора, нейронні мережі, глибоке машинне навчання.

РОЗДІЛ 1

Аналіз сучасного стану використання інформаційних технологій для пошуку боєприпасів що не розірвалися

1.1. Аналіз предметної області

1.1.1 Сучасний стан мінної небезпеки в Україні

Сучасні глобальні тенденції розвитку характеризуються тотальним запровадженням методів і засобів обробки даних представлених у цифровому вигляді для вирішення практично всіх задач в життєдіяльності людини [1]. В таких умовах проблема полягає у черговості діджиталізації завдань та ресурсів, які виділяються. Питання черговості визначається великим та складним переліком чинників, пріоритетними з яких є безпека людини, безпечні умови її життя та праці. В умовах повномасштабного вторгнення РФ в Україну у великих обсягах використовуються боєприпаси усієї номенклатури [2]. Інтенсивний характер бойових дій визначає наявність на території України вибухонебезпечних предметів, зокрема, мін, встановлених при плановому та хаотичному мінуванні, різного роду боєприпасів, що не здетонували, як безпосередньо в зоні введення бойових дій та прилеглих територіях, при застосуванні артилерійських та авіаційних засобів ураження, так і в тилових районах на всій території України – при використанні ракетного та авіаційного озброєння [3]. Це зумовлює необхідність ліквідації наслідків обстрілів, зокрема ліквідації вибухонебезпечних предметів, обтяженої їх великою кількістю та значною територією. Зазначені обставини потребують широкого застосування традиційних методів ліквідації, на допомогу або заміну яким, доцільним є запровадження новітніх підходів, зокрема інформаційних технологій [4].

Актуальність застосування інформаційних технологій у галузі цифрового пошуку нерозірваних боєприпасів (НБ) можна розглядати з різних позицій, включаючи безпеку людей, рівень ефективності та ефективне управління ресурсами. Розглянемо цю актуальність більш детально:

1. Збереження життів і безпека людей – це, безперечно, один з найважливіших

аспектів. Пошук та розмінування НБ – небезпечні завдання, які часто стикаються з ризиком для життя людей. Використання інформаційних технологій дозволяє зменшити фізичний контакт з нерозірваними боєприпасами та мінімізувати ризики для демінерів. Безпілотні літальні апарати, роботи та автоматизовані системи можуть виконувати багато завдань без участі людини.

2. Ефективність та ефективне використання ресурсів – використання інформаційних технологій допомагає оптимізувати процес пошуку та розмінування. За допомогою сучасних технологій можна здійснювати точне та швидке виявлення НБ, що дозволяє знизити витрати на операції та заощадити час.

3. Точність та надійність – інформаційні технології дозволяють створювати деталізовані карти, використовуючи сучасні методи обробки зображень та геодезії. Це робить можливим визначення точного місцезнаходження нерозіраного боєприпасу і зменшує ризик помилок.

4. Швидкість реакції – за допомогою інформаційних технологій можна значно прискорити процес пошуку та реагування на виявлені НБ. Це особливо важливо в надзвичайних ситуаціях, де кожна хвилина має значення.

5. Мінімізація ризиків для людини – використання дистанційних технологій дозволяє знизити ризик для людей, які розмінують нерозірваний боєприпас. Важливо залишати людей на безпечній відстані від потенційно небезпечних об'єктів.

6. Екологічна безпека – застосування інформаційних технологій допомагає зменшити негативний вплив на навколишнє середовище при пошуку та розмінуванні НБ. Це важливо для збереження природних ресурсів та екосистем.

7. Інтеграція з іншими видами інформації – інформаційні технології дозволяють інтегрувати дані з різних джерел, включаючи супутникові зображення, геодезичні дані та дані від сенсорів. Це полегшує аналіз та прийняття рішень.

Застосування інформаційних технологій у галузі цифрового пошуку нерозірваних боєприпасів дозволяє зробити цей процес більш безпечним, ефективним та екологічно чистим [5]. Однак важливо пам'ятати про необхідність високого рівня експертизи та навчання спеціалістів, які використовують ці технології, оскільки безпека та точність є першочерговим завданням у галузі

розмінування.

Розмінування – це процес виявлення та нейтралізації нерозірваних вибухівок та вибухонебезпечних об'єктів на території, де є загроза для безпеки людей і майна [6]. Це надзвичайно важлива галузь діяльності, оскільки нерозірвані вибухівки можуть залишатися в ґрунті, будівлях, на водному дні, в лісі, на полігоні, на аеродромі, на військових полігонах та інших місцях. Розмінування виконується спеціалізованими командами, які мають відповідні навички, обладнання та знання для виявлення та безпечної знищення нерозірваних вибухівок та вибухонебезпечних об'єктів.

Команди розмінування часто співпрацюють з військовими, правоохоронними органами, гуманітарними організаціями та іншими службами, щоб забезпечити безпеку та видалити загрозу від нерозірваних вибухівок [6]. Розмінування є необхідною складовою гуманітарних операцій та заходів зі врятування у зонах конфліктів і катастроф.

1.1.2 Види нерозірваних боєприпасів та їх класифікація

Нерозірвані боєприпаси (НБ) – це боєприпаси, які залишилися нерозірваними після свого запуску, або не виконали свою основну функцію, внаслідок несправності, або інших обставин і залишилися небезпечними об'єктами через загрозу вибуху чи розриву [7]. Сюди також можна віднести міни, встановлені під час планового або хаотичного мінування під час введення бойових дій. НБ включають в себе різноманітні види зброї та вибухових пристроїв, призначених для різних цілей та застосувань [8]. Загальні види нерозірваних боєприпасів: протитанкові міни, протипіхотні міни, міни проти повітряних цілей, артилерійські снаряди, міни-снаряди, міни-снаряди протипіхотні, авіаційні бомби, бомби для підводних човнів, МБР (міжконтинентальні балістичні ракети), повітря-повітря ракети, повітря-земля ракети, балістичні ракети, гранати ручної гвинтівки, гранати для гранатометів, стрілецькі гранати, імпровізовані вибухові пристрої.

Класифікація нерозірваних боєприпасів може враховувати різні критерії, такі як тип, застосування, конструкція та інші. Загальну класифікацію нерозірваних боєприпасів продемонстровано у вигляді таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Класифікація нерозірваних боєприпасів

Класифікація	Опис
За типом боєприпасу	Артилерійські снаряди, міни, бомби, ракети, гранати, імпровізовані вибухові пристрої (ІВП).
За призначенням	Протитанкові, протипіхотні, протиповітряні, змішаного призначення.
За конструкцією	Звичайні, кумулятивні, зенітні, водомінні, димові, хімічні, ядерні.
За способом запуску	Знаряджені, незнаряджені, ручні, автоматичні, вибухові, без вибухових частин.
За роками виготовлення	Сучасні, застарілі, історичні.
За характером завдань	Атакуючі, діючі в обороні, підбивні.
За способом виявлення	Видимі, невидимі, маскуючі.
За областю застосування	Військові, цивільні (наприклад, демінування).

1.1.3 Види та способи знешкодження боєприпасів, що не розірвалися

Методи розмінування – це набір технік та процедур, які використовуються для виявлення, ідентифікації та безпечного усунення вибухових предметів, таких як міни, снаряди, боєприпаси і вибухові пристрої, на мінно-вибухонебезпечних ділянках [9]. Нижче наведено детальний огляд різних методів розмінування у таблиці 1.3, які застосовуються на сьогоднішній час, зважаючи на різні типи боєприпасів та їхні можливі методи розмінування та які боєприпаси можуть бути знайдені та оброблені кожним з методів розмінування.

Таблиця 1.3 – Методи розмінування

№	Назва методу	Опис
1	Фізичний метод ручного розмінування	Основна ідея полягає вручну виявити, виділити або розірвати небезпечні вибухові предмети, такі як міни та ручні гранати. Використовуються металошукачі та ручні інструменти.
2	Піротехнічний метод розмінування	Використовує вибухові пристрої для безпечного знищення різних типів вибухових предметів, включаючи міни, снаряди тощо. Піротехніки використовують дистанційне керування.
3	Роботизований метод розмінування	Використовуються спеціалізовані роботи-розмінувальники для виявлення та усунення вибухових предметів без присутності людини поблизу. Оператори керують ними з безпечної відстані.
4	Метод дистанційного вибуху	Використовує вибухові пристрої, такі як снаряди та міни, у віддаленому режимі. Дистанційні пульти використовуються для вибуху.

Загальний вибір методу розмінування залежить від різноманітності боєприпасів, їхньої кількості та розташування, а також від доступності та бюджету для спеціалізованого обладнання та підготовки операторів. Важливо також враховувати можливі ризики для навколишнього середовища та місцевого населення при виборі методу розмінування.

Також обираючи метод розмінування, слід враховувати тип вибухових предметів, відстань до населених пунктів, можливий ризик для операторів і екологічні наслідки [10]. Зазвичай, комбінація різних методів використовується для забезпечення оптимальної безпеки та ефективності в процесі розмінування.

Для ефективного вирішення наведених завдань, можливим є використання будь-яких засобів, навіть у випадках використання за неосновним початковим призначенням. Головними критеріями є безпечність у поєднанні зі зручністю представлення отримуваних даних наявними та доступними засобами.

1.1.4 Тепловізори та їх класифікація

Номенклатура засобів на озброєнні Збройних сил України відрізняється широким списком і тенденцією насичення різноманітними високотехнологічними засобами широкого спектру для вирішення усіх бойових завдань. Одним із видів засобів, яким в останній час комплектуються Збройні сили України у значних кількостях, є тепловізори, які перебувають на озброєнні у різноманітних підрозділах, або плануються до введення переліку штатного озброєння.

Тепловізор – це електронний прилад, призначений для вимірювання та відображення інфрачервоного (теплого) випромінювання об'єктів [11]. Основним принципом роботи тепловізора є збір інфрачервоного випромінювання, його конвертація в сигнал та відображення теплового зображення на екрані. Тепловізори використовуються в різних сферах, включаючи військову, медичну, наукову та промислову галузі.

Основні види тепловізорів подано у таблиці 1.4.

Таблиця 1.4 – Основні види тепловізорів

Вид тепловізора	Опис	Переваги	Недоліки
1	2	3	4
Болометричні тепловізори	Вимірюють теплове випромінювання за допомогою теплочутливого елемента (болометра).	Висока чутливість до теплового випромінювання.	Зазвичай дорогі.
Підковзні тепловізори	Розташовані під корпусом об'єкта, на якому вони встановлені.	Невидимі для зовнішнього спостереження.	Обмежений обзор через обмежений кут обзору.

Кінець таблиці 1.4

1	2	3	4
Кварцові тепловізори	Використовуються для виявлення теплового випромінювання в інфрачервоному спектрі.	Висока роздільна здатність.	Зазвичай великі та важкі.
Суперпровіднікові тепловізори	Використовують суперпровідникові матеріали для виявлення інфрачервоного випромінювання.	Дуже висока чутливість.	Вимагає низьких температур для роботи.
Мембранні тепловізори	Використовують мембрану для перетворення теплового випромінювання на електричний сигнал.	Легкі та компактні.	Може бути обмежена в роботі при екстремальних температурах.

Основні критерії класифікації тепловізорів продемонстровано на таблиці 1.5.

Таблиця 1.5 – Основні критерії класифікації тепловізорів

Класифікація	Опис
1	2
За принципом роботи	Болометричні (з використанням болометрів), пірометричні (з використанням термопар).
За типом детектора	Інфрачервоні (IR) детектори, квантові детектори.

Кінець таблиці 1.5

1	2
За спектральним діапазоном	Виробництво, середньохвильовий, довгохвильовий тепловізор.
За масштабуванням	Постійного, змінного масштабування.
За типом корпусу	Ручні, стаціонарні, переносні, вбудовані.
За областю застосування	Військові, цивільні, промислові.
За способом візуалізації	Одноканальні, багатоканальні (мультиспектральні).
За характеристиками зображення	З високим термічним розділенням, високою чутливістю.

Позитивною рисою сучасних тепловізорів, є їх висока технологічність, що обумовлює можливість швидкого і зручного отримання високоякісних зображень в інфрачервоному спектрі електромагнітного випромінювання. Це створює передумови виявлення певних об'єктів, що є невидимими неозброєним оком, на основі їх теплового сліду.

1.2 Методи глибокого навчання для ідентифікації об'єктів на зображеннях

Ідентифікація об'єктів на зображеннях – це процес розпізнавання та класифікації об'єктів або патернів на зображеннях. Це один із важливих аспектів комп'ютерного зору та машинного навчання [13]. Процес ідентифікації об'єктів включає в себе кілька етапів: виявлення об'єктів, класифікація об'єктів, сегментація об'єктів, просторовий контекст, машинне навчання і нейронні мережі, попередньо навчені моделі, оцінка надійності ідентифікації, комп'ютерне зорове розпізнавання обличчя, розпізнавання відбитків пальців, розпізнавання форм, машинне навчання та нейронні мережі, RFID (Radio-Frequency Identification), біометричні системи, геопросторовий аналіз.

Ідентифікація об'єктів на попередньо необроблених знімках є складною нетривіальною задачею, для вирішення якої використовуються різноманітні методи та способи. Один із високоефективних способів вирішення цієї задачі є застосування штучних нейронних мереж.

Штучні нейронні мережі (ШНМ) – це системи обчислення, які моделюють взаємодію між нейронами у людському мозку. Вони є ключовим елементом галузі машинного навчання та глибокого навчання [14]. Штучні нейронні мережі є ключовим інструментом в сучасній області штучного інтелекту та машинного навчання, допомагаючи вирішувати різноманітні завдання та вдосконалюючи результати в багатьох сферах. Основні види штучних нейронних мереж: пряме поширення (Feedforward), зворотній розповсюдження помилки (Backpropagation), рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN), LSTM (Long Short-Term Memory), GRU (Gated Recurrent Unit), споживачі вихідної інформації (Output-Feedback Neural Networks), автокодері (Autoencoders), глибокі нейронні мережі (Deep Neural Networks, DNN), спрямовані відповіді (Capsule Networks), сумісні нейронні мережі (Ensemble Neural Networks).

Найбільш перспективним детектором об'єктів на основі глибокого навчання є YOLOv5 є для проблеми виявлення НБ відповідно до використання на вбудованому пристрої (тепловізорі), встановленому на БПЛА.

1.3 Аналіз сучасних публікацій виявлення боєприпасів що не розірвалися методами глибокого навчання

Застосування методів глибокого навчання та нейромережевих засобів використовується для вирішення різноманітних задач розпізнавання об'єктів на зображеннях. Виявлення об'єктів за допомогою тепловізійних зображень є широкою областю досліджень [15–17], однак виявлення нерозірваних боєприпасів вивчено не так вже й багато. Ось чому публікації на цю тему рідкісні. У 2018 році автори в [18] розробили прототип програми, яка використовувала тепловізійне зображення для виявлення "мінних метеликів" PFM-1. Міни були встановлені з повітря, тому карти їх

розташування не було. Тепловізійна інформація була доповнена RGB-зображеннями тієї ж місцевості. Міни були виявлені з точністю близько 78%, тоді як металеві компоненти корпусу були виявлені зі 100% точністю. Було підкреслено, що навколишнє середовище (наприклад, пісок, трава або форма бруківки) може вплинути на точність виявлення. Найкраща точність виявлення була відзначена приблизно через 30-120 хвилин після сходу або заходу сонця. Заглиблені або закриті міни було важко виявити, оскільки їх теплові властивості були замасковані покриттям. Робота в [19] була зосереджена на виявленні наземних мін з урахуванням теплових змін у навколишньому середовищі. Якщо фугас був закладений, то зміна температури була занадто незначною, щоб можна було точно виявити та ідентифікувати нерозірвану зброю. Проте автори оцінили результати якісно як перспективні, якщо глибина була невеликою. Дослідження в подібному напрямку проводилися в [20], де були виявлені поховані наземні міни. Були отримані часові ряди тепловізійних зображень, а потім були перевірені відмінності в температурі між регіонами із закладеними наземними мінами і звичайним середовищем без наземних мін. автори стверджували, що кращого виявлення можна було б досягти при 10-хвилинній затримці після припинення нагріву і за умови, що наземні міни були закладені не глибше 35 мм. Це був лабораторний експеримент, де нагрівання та охолодження можна було запускати/зупиняти довільно. Методи, засновані на глибокому навчанні, є скоріше рідкістю, ніж правилом в області виявлення нерозірваних боєприпасів. Варто згадати роботу дослідницької групи з Університету Бінгемтона, яка розширила свої дослідження з 2018 року [18], використовуючи глибоке навчання для автоматизованого виявлення та картографування мін PFM-1 [21].

1.4 Аналіз сучасних програмних рішень виявлення боєприпасів що не розірвалися методами глибокого навчання

У цьому розділі розглянуто наявне програмне забезпечення для пошуку нерозірваних боєприпасів за допомогою тепловізора. Серед багатьох варіантів програм, визначено декілька більш наближених до заданої теми, та детально

розписано про кожну із них, а саме:

1) FLIR Tools – це програмне забезпечення, розроблене компанією FLIR Systems, що спеціалізується на тепловізійному обладнанні [22,23]. Це програмне забезпечення призначене для обробки, аналізу і керування тепловими зображеннями, отриманими з тепловізорів FLIR. Ось деякі з його характеристик, плюси та мінуси:

Плюси:

- Обробка та аналіз зображень – FLIR Tools надає багато інструментів для обробки теплових зображень, включаючи можливість коригувати конфігурації, підсвічувати області і визначати температури об'єктів на зображенні.

- Побудова звітів – ви можете створювати звіти з теплових зображень, які допомагають у документуванні результатів та спільному використанні інформації.

- Співпраця з FLIR-обладнанням – FLIR Tools добре інтегроване з тепловізорами FLIR, що дозволяє легко і швидко пересилати дані з обладнання до програми.

- Безкоштовна версія – існує безкоштовна версія FLIR Tools, яка надає базовий функціонал для перегляду та обробки теплових зображень.

Мінуси:

- Можливі обмеження в безкоштовній версії – безкоштовна версія FLIR Tools має обмеження, і ви, можливо, потребуватимете оплатити за додатковий функціонал або доступ до деяких інструментів.

- Можливі складнощі для новачків – для новачків програма може виглядати дещо складною, і вам може знадобитися час, щоб оволодіти всіма її функціями та налаштуваннями.

- Залежність від обладнання FLIR – по-перше, ви мусите мати тепловізійне обладнання від FLIR, щоб використовувати це програмне забезпечення. По-друге, підтримка обладнання може бути обмеженою, якщо ваш тепловізор застарілий або несумісний з останніми версіями FLIR Tools.

Загалом, FLIR Tools – це потужне програмне забезпечення для обробки і аналізу теплових зображень, зокрема тих, які отримані з тепловізорів FLIR. Воно може бути корисним інструментом для професіоналів, які працюють з тепловізійним

обладнанням, але може бути важким для новачків і обмеженим без підтримки відповідного обладнання.

2) Thermal Studio від TeAx Technology – це програмне забезпечення для обробки і аналізу теплових зображень, які отримуються за допомогою тепловізорів і інших теплових камер [24,25]. Ця платформа розроблена спеціально для професіоналів, які використовують теплову інфраструктуру для різних завдань, включаючи пошук нерозірваних боєприпасів, аеріальний облік, тепловий аналіз тощо. Ось деякі з його характеристик, плюси та мінуси:

Плюси:

- Розширена обробка і аналіз даних – Thermal Studio надає широкий набір інструментів для обробки і аналізу теплових зображень, включаючи підтримку різних форматів даних і можливість зберігання високоякісних зображень.

- Побудова звітів – ви можете легко створювати звіти і зображення для документування і подальшого аналізу даних.

- Підтримка теплових камер різних виробників – Thermal Studio підтримує теплові камери різних виробників, що дозволяє інтегрувати різне обладнання в одну платформу.

- Велика спільнота і підтримка – користувачі отримують підтримку і можливість обмінюватися досвідом з іншими професіоналами в галузі тепловізії через спільноту TeAx Technology.

- Відкрита архітектура – програмне забезпечення має відкриту архітектуру, що дозволяє розробникам створювати власні розширення та інтеграції для задоволення специфічних потреб.

Мінуси:

- Вартість і ліцензування – Thermal Studio може бути вартісним для певних користувачів, особливо для тих, хто шукає розширений функціонал. Вартість може залежати від вибраного плану ліцензування.

- Вимоги до обладнання – деякі функції програми можуть вимагати специфічного обладнання або інтеграції, що може бути складним для новачків.

Загалом, Thermal Studio by TeAx Technology – це потужне програмне

забезпечення для теплового аналізу та обробки зображень, і воно може бути корисним для професіоналів, які працюють з тепловою інфраструктурою. Програма надає широкий функціонал для обробки та аналізу даних, але може бути дорогим і вимагати специфічного обладнання.

1.5 Постановка задачі

Мета кваліфікаційної роботи полягає у створенні методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.

Для досягнення поставленої мети, визначені такі задачі дослідження:

- виконати аналіз традиційних методів виявлення боєприпасів що не розірвалися;
- провести аналіз сучасних підходів до ідентифікації об'єктів;
- розробити метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання;
- підготувати набір даних для навчання згорткової мережі;
- провести валідацію запропонованого методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.

1.6 Висновки до розділу 1

Під час виконання першого розділу був проведений аналіз сучасного стану проблеми виявлення боєприпасів що не розірвалися.

Проаналізовано сучасний стан мінної небезпеки в Україні, в частині наявності великої кількості боєприпасів, що не розірвалися, в умовах ведення інтенсивних бойових дій, які супроводжуються плановим та хаотичним мінуванням у поєднанні із застосуванням всієї номенклатури боєприпасів, що перебувають на озброєнні країни-агресора. Проаналізовано види нерозірваних боєприпасів та їх класифікація, а також види та способи їх знешкодження.

Проаналізовано технічні засоби отримання зображень, зокрема таких, що працюють поза межами видимої частини спектру електромагнітного

випромінювання.

Виконано аналіз сучасних методів глибокого навчання для ідентифікації об'єктів на зображеннях.

Проаналізовано сучасні публікації виявлення боєприпасів що не розірвалися методами глибокого навчання.

Виконано аналіз сучасних програмних рішень виявлення боєприпасів що не розірвалися методами глибокого навчання.

РОЗДІЛ 2

Метод пошуку боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання

2.1 Загальна структура методу

Метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання є складовою загального процесу виявлення боєприпасів що не розірвалися та складається з декількох етапів та складових, а саме – джерела даних, вхідних даних, нейронної мережі та набору критеріїв, що продемонстровано на рисунку 2.1.



Рисунок 2.1 – Загальна структура методу

Об'єктом пошуку є нерозірвані боєприпаси, апаратно-програмний вимірювальний пристрій – тепловізор, програмне забезпечення для обробки інформації – нейронна мережа, вбудоване програмне забезпечення тепловізора грає важливу роль попередньої обробки об'єкту пошуку, так як отримання інформації відбувається у вигляді фото або відео файлів, котрі обробляються та аналізуються програмним

забезпеченням для обробки інформації. Отже, суть методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання полягає в отриманні даних про положення об'єкту пошуку (нерозірваних боєприпасів) шляхом застосування методів штучної нейронної мережі для аналізу за певним набором критеріїв зображень з тепловізора, отриманих у визначених умовах. Деталізована структура компонентів та складових методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання продемонстрована на рисунку 2.2.

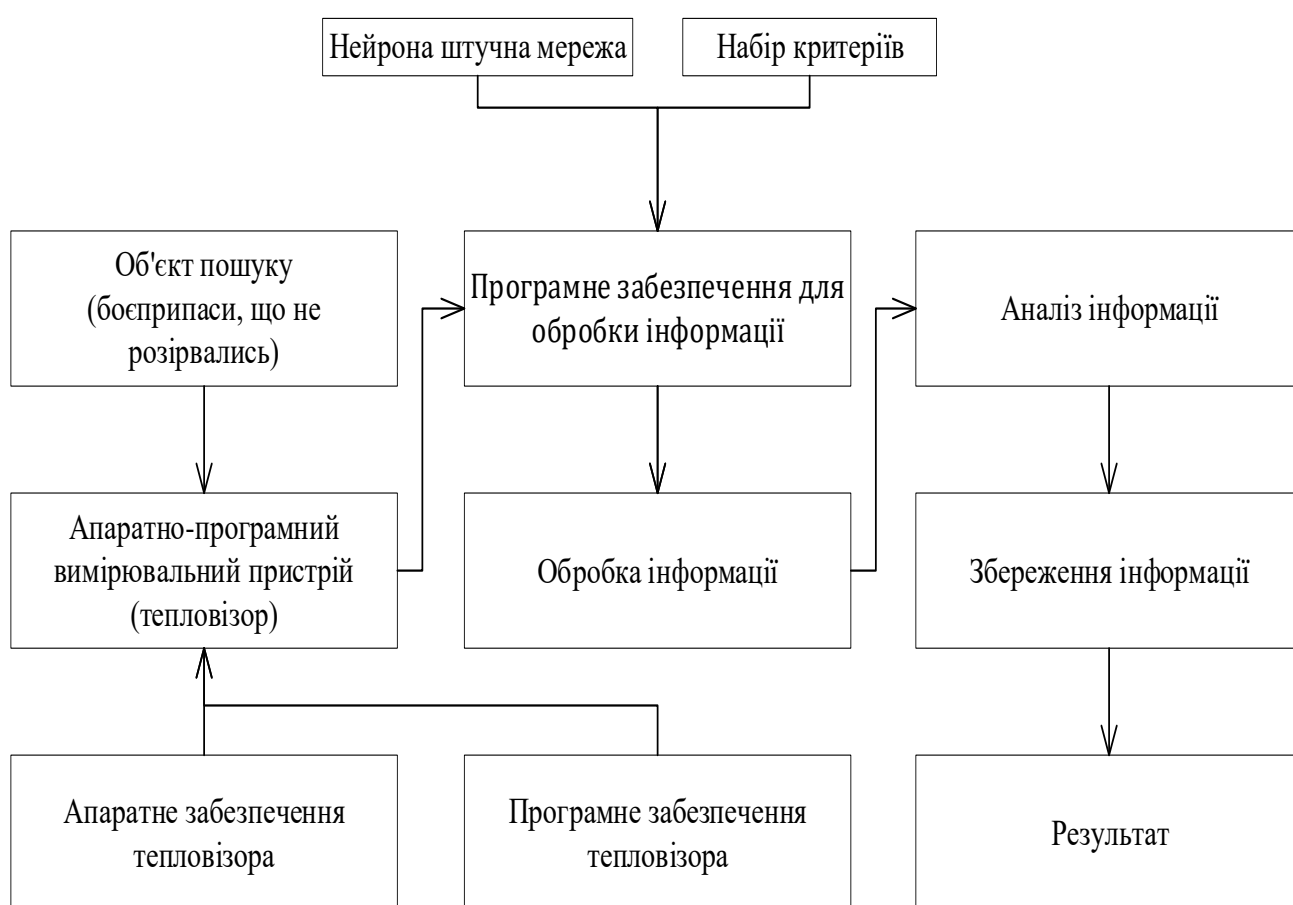


Рисунок 2.2 – Деталізована структура методу

Процес розмінування є складним та відповідальним завданням, яке включає кілька етапів для безпечного виявлення та усунення нерозірваних боєприпасів (НБ) [26]. Етапи процесу продемонстровано на рисунку 2.3.



Рисунок 2.3 – Етапи пошуку боєприпасів що не розірвалися

Нижче подано детальний опис кожного етапу:

1) Підготовка до роботи:

– Збір та аналіз інформації – здійснюється вивчення географічних карт, аеріальних та супутникових знімків, архівних карт, звітів та інших інформаційних ресурсів, важливо враховувати історичні дані щодо можливих місць розташування боєприпасів та мін.

– Підготовка екіпіровки – забезпечення робочої групи необхідними засобами захисту (костюми, каски, окуляри), спеціалізованим обладнанням та інструментами.

– Тренування персоналу – з використанням техніки та впровадження сучасних технологій у робочі процеси.

2) Розвідка та виявлення боєприпасів:

– Геопросторовий аналіз – використання геоінформаційної системи для аналізу ландшафту, визначення природних перешкод та можливих зон ризику, мапування високоризикових областей та інших географічних особливостей.

– Аеро розвідка – використання дронів для огляду важкодоступних місць, детальний аналіз супутникових знімків для виявлення нерозірваних боєприпасів та зон ризику.

– Тепловізійна розвідка – застосування тепловізійних камер для виявлення підземних структур, особливо корисно в зоні, де може бути підготована земля для маскування боєприпасів.

3) Експертна оцінка та планування:

– Експертна оцінка – залучення експертів з розмінування та піротехніки для визначення типу боєприпасів та ступеня небезпеки, аналіз історії конфліктів та попередніх робіт з розмінування на даній території.

– Планування маршрутів – визначення безпечних шляхів руху для робочої групи та обладнання, врахування географічних особливостей та наявних інфраструктурних об'єктів.

4) Маркування та документація:

– Маркування зон ризику – встановлення видимих маркерів на місцях, де виявлено боєприпаси, для уникнення повторного входження, маркування межі робочої зони.

– Фото та відео документація – зйомка фотографій та відеозаписів для створення документації, використання цифрових технологій для геотегування знімків.

5) Розмінування та усунення:

– Безпечне усунення боєприпасів – використання спеціалізованих робочих

груп для розмінування, сканування землі за допомогою металошукачів та рентгенівського обладнання.

– Контроль та координація – забезпечення постійного контролю за безпекою та ефективністю процесу, координація робочих груп для оптимального використання ресурсів.

б) Видалення та утилізація:

– Транспортування боєприпасів – безпечне перевезення вилучених боєприпасів до спеціальних зон для утилізації, використання спеціалізованих транспортних засобів.

– Екологічно безпечна утилізація – використання спеціалізованих підприємств та технологій для екологічно безпечної утилізації, забезпечення відповідності всіх екологічних стандартів та законодавства.

7. Контроль та звітність:

– Постійний контроль – використання технічних засобів, включаючи дрони та сенсори, для постійного моніторингу зон розмінування, аналіз можливих нових ризиків та вжиття необхідних заходів.

– Підготовка звітів – створення детальних звітів про проведені роботи, збір та аналіз статистичних даних для подальшого вдосконалення стратегій розмінування.

8. Навчання та підвищення свідомості:

– Навчання команди – постійні тренування з використання нових технологій та стратегій роботи, сценарійні тренування для вдосконалення реакції на різні ситуації.

– Інформаційні кампанії – проведення інформаційних заходів для населення щодо небезпеки та заходів безпеки, залучення громадськості до процесу виявлення та усунення боєприпасів.

Отже, процес розмінування вимагає високої кваліфікації, досвіду та використання сучасних технологій для максимальної ефективності та безпеки [26]. Саме тому розробка методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання допоможе у виконанні декількох етапів процесу розмінування.

Запровадження методів аналізу зображення дозволяє полегшити та прискорити процес знешкодження боєприпасів, що не розірвалися, з одночасним зменшенням небезпеки травмування та загибелі відповідних фахівців [27]. Метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання використовується на етапах: «Розвідка та виявлення боєприпасів», «Маркування та документація», «Контроль та звітність», що продемонстровано на рисунку 2.4.

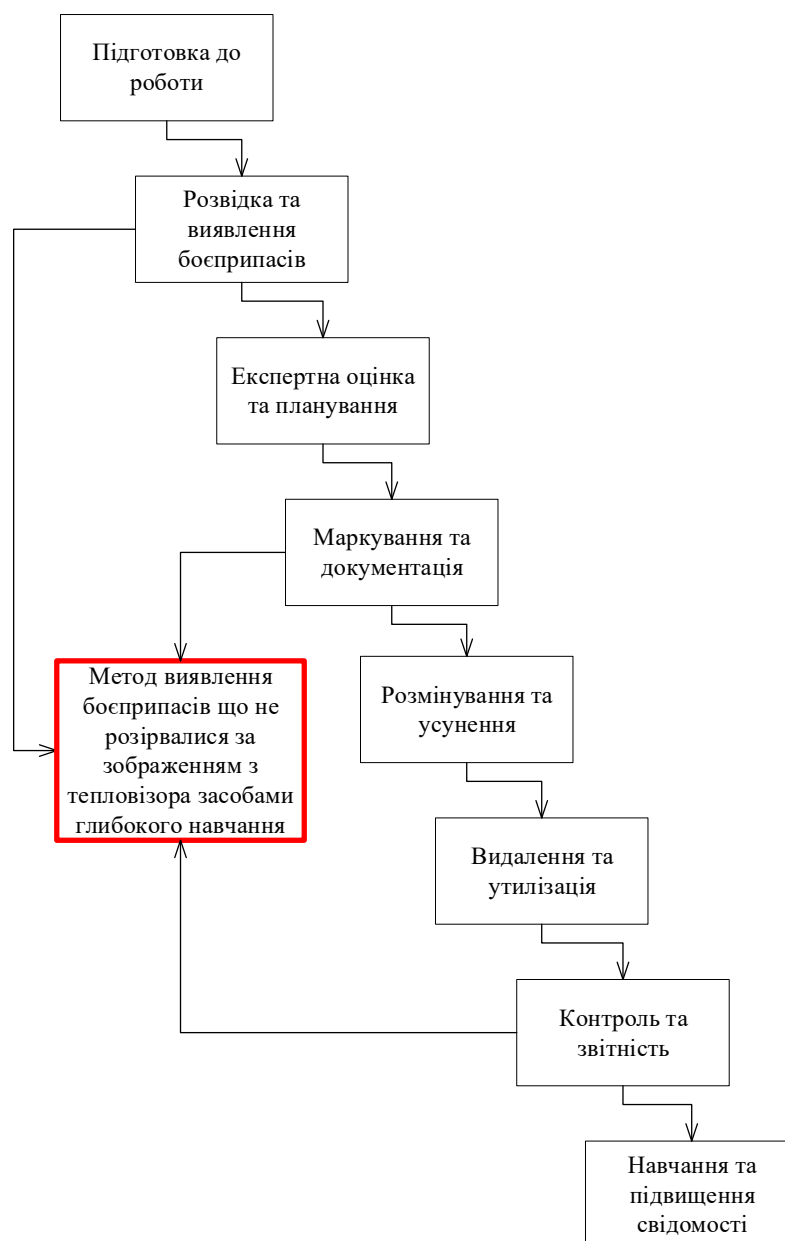


Рисунок 2.4 – Використання методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання

2.2 Отримання вхідних даних для пошуку нерозірваних боєприпасів та методи пошуку

Номенклатура засобів на озброєнні Збройних сил України відрізняється широким списком і тенденцією насичення різноманітними високотехнологічними засобами широкого спектру для вирішення усіх бойових завдань. Одним із видів засобів, яким в останній час комплектуються Збройні сили України у значних кількостях, є тепловізори, які перебувають на озброєнні у різноманітних підрозділах, або плануються до введення до переліку штатного озброєння.

Тепловізори – це пристрої, які використовують інфрачервоне випромінювання для візуалізації теплових різниць між об'єктами та навколишнім середовищем [28]. Вони можуть бути корисними для пошуку нерозірваних боєприпасів в певних умовах.

Процедура застосування методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання включає комплексне поєднання апаратних засобів (тепловізора) та програмне забезпечення для отримання інформації про шукані об'єкти, що показано на рисунку 2.5:

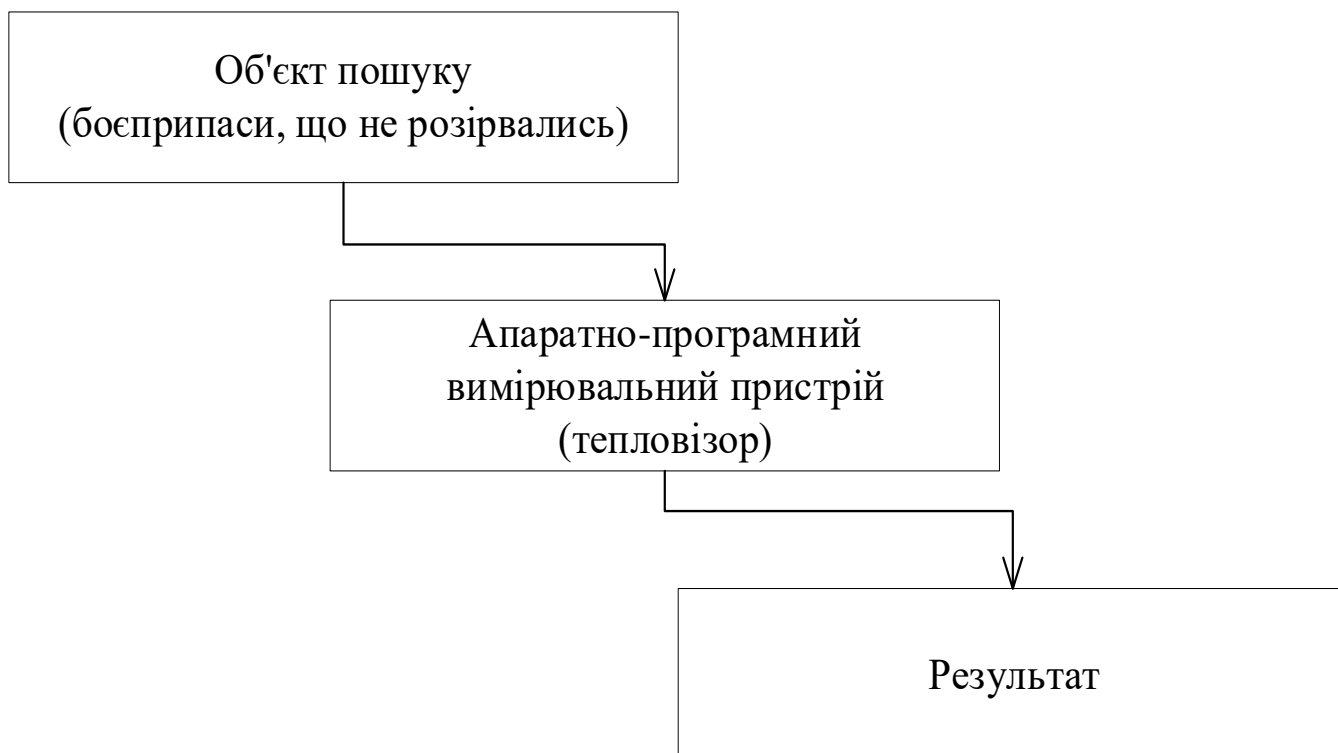


Рисунок 2.5 - Процедура застосування методу

Деталізована структура методу включає поділ програмного забезпечення на ПЗ для керування апаратних засобів (тепловізор) та ПЗ для обробки та аналізу даних з тепловізора (рисунок 2.6).

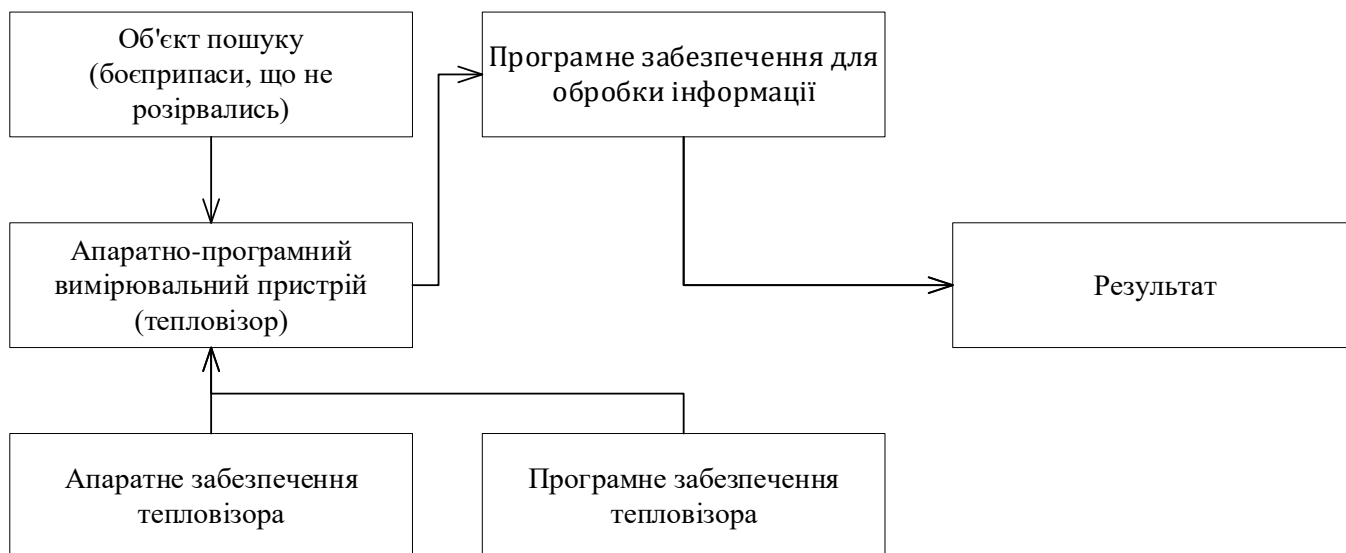


Рисунок 2.6 – Апаратне та програмне забезпечення методу

2.3 Гіперпараметри нейронної мережі

Гіперпараметри нейронної мережі - це параметри, які визначають архітектуру та налаштування навчання моделі [29]. Вони не навчаються самі під час процесу навчання, але вони визначають, як саме модель буде навчатися та яка буде її структура. Важливо правильно налаштувати гіперпараметри для досягнення оптимальної продуктивності та уникнення проблем, таких як перенавчання.

Основні гіперпараметри нейронної мережі включають:

1) Кількість шарів та нейронів:

– Кількість шарів – визначає, скільки шарів має мережа. Зазвичай використовуються шари, такі як вхідний, прихований і вихідний.

– Кількість нейронів у кожному шарі – визначає, скільки нейронів має кожен шар. Більше нейронів може забезпечити більшу вмістимість, але може виникнути перенавчання.

2) Функції активації:

– Визначає функції, які використовуються для активації нейронів у кожному шарі. Популярні функції включають ReLU, Sigmoid, Tanh і softmax.

3) Функції втрат:

– Визначає функції втрат, які використовуються під час навчання моделі. Наприклад, для задач регресії може використовуватися середньоквадратична втрата, а для класифікації – перехресна ентропія.

4) Оптимізатор та швидкість навчання:

– Оптимізатор – визначає метод оптимізації, який використовується для адаптації ваг моделі під час навчання.

– Швидкість навчання – визначає розмір кроку, який ваги приймають під час кожного оновлення. Це важливий параметр для уникнення перенавчання або недонавчання.

5) Кількість епох та розмір пакету:

– Кількість епох – визначає, скільки разів весь набір даних буде використовуватися для навчання моделі.

– Розмір пакету (batch size) – визначає, скільки прикладів даних використовується одночасно для оновлення ваг під час навчання.

6) Регуляризація:

– Використання L1 або L2 регуляризації для уникнення перенавчання шляхом обмеження величини ваг.

7) Dropout:

– Шанс відключення (dropout) нейронів під час навчання для уникнення перенавчання.

Ці гіперпараметри взаємодіють між собою, і їх оптимальне значення може бути знайдено за допомогою експериментів та пошуку гіперпараметрів, що продемонстровано на рисунку 2.7. Налаштування гіперпараметрів – це ітеративний процес, і важливо зберігати баланс між підгонкою моделі для тренувальних даних і загальною здатністю до узагальнення для нових даних.

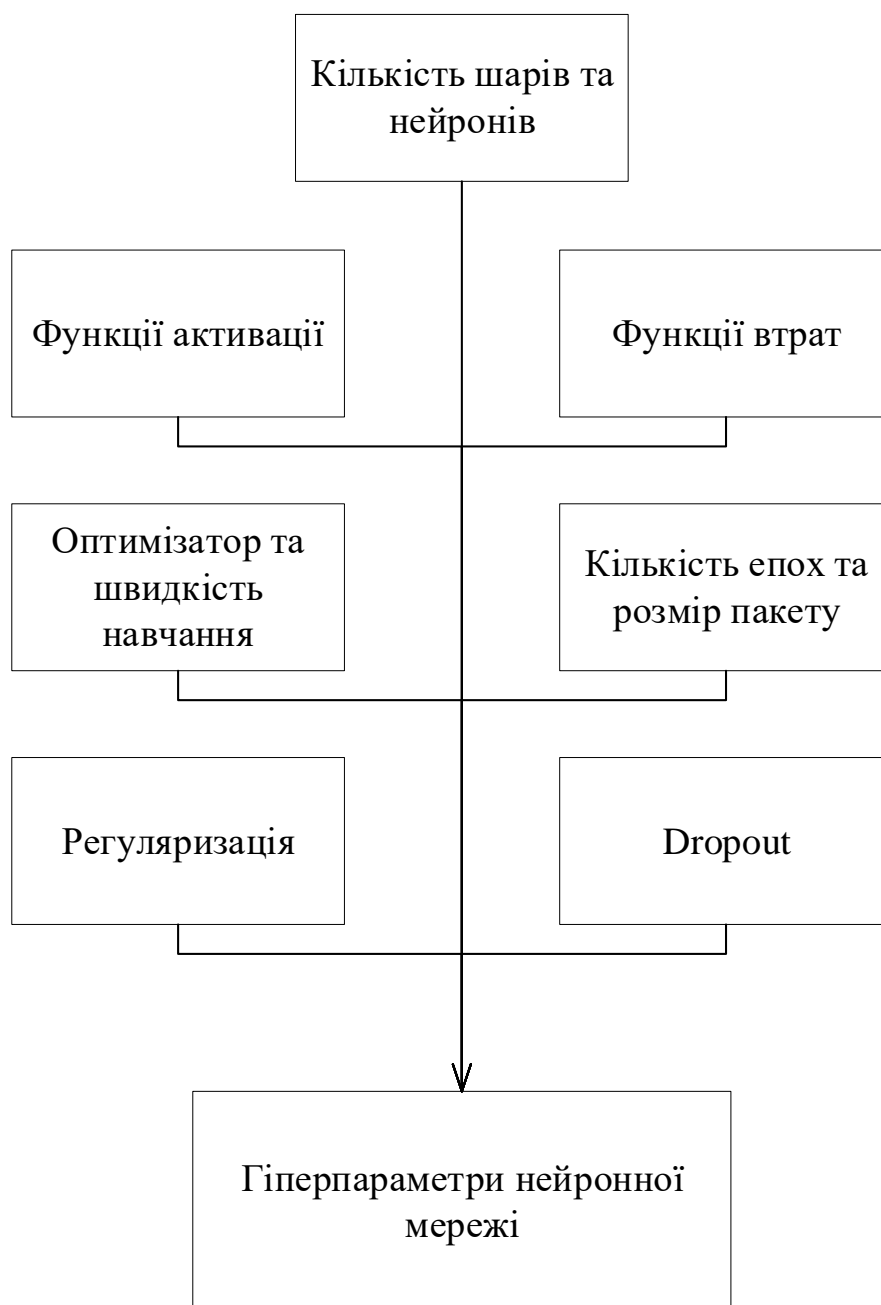


Рисунок 2.7 – Гіперпараметри нейронної мережі

2.4 Критерії визначення нерозірваних боєприпасів при аналізі зображення

Визначення нерозірваних боєприпасів за допомогою тепловізора включає різноманітні критерії, такі як розміри та форму об'єкта [30]. Тепловізори вимірюють теплове випромінювання об'єктів, що корисне при виявленні нерозірваних

боєприпасів. Ось основні критерії, які використовуються для пошуку нерозірваних боєприпасів за допомогою тепловізора:

1) Температурний контур – нерозірваний боєприпас може мати виражений температурний контур, особливо якщо він знаходиться в навколишньому середовищі, яке має відмінності в температурі від нього.

2) Розміри – розміри об'єкта можуть слугувати важливим критерієм. Наприклад, нерозірваний боєприпас може відзначатися певними стандартними розмірами, які відрізняються від навколишніх об'єктів.

3) Форма – форма може бути також важливим показником. Наприклад, багато нерозірваних боєприпасів мають характерні форми, які відрізняються від звичайних предметів.

4) Теплова характеристика – нерозірваний боєприпас може мати інші теплові характеристики порівняно з навколишніми об'єктами. Наприклад, він може бути гарячішим або холоднішим, в залежності від його стану.

5) Контекстне оточення – навколишнє оточення, таке як земля, рослинність або будівлі, і виявляйте аномалії, які можуть вказувати на наявність нерозірваного боєприпасу.

6) Динамічні зміни – зміни в тепловідображенні протягом часу, такі як зміна температури або рух об'єкта, що може вказувати на потенційно небезпечний об'єкт.

Ці основні критерії використовуються окремо або в комбінації для ефективного визначення нерозірваного боєприпасу на зображенні з тепловізора.

На рисунку 2.8 продемонстровано основні критерії, які використовуються для пошуку нерозірваних боєприпасів за допомогою тепловізора у вигляді схеми.

При визначенні нерозірваних боєприпасів за допомогою тепловізора використовуються різні теплові критерії для їх виявлення. Тепловізори реєструють теплове випромінювання об'єктів, і нерозірвані боєприпаси можуть мати характерні теплові властивості, що роблять їх видимими на тепловізійних зображеннях.

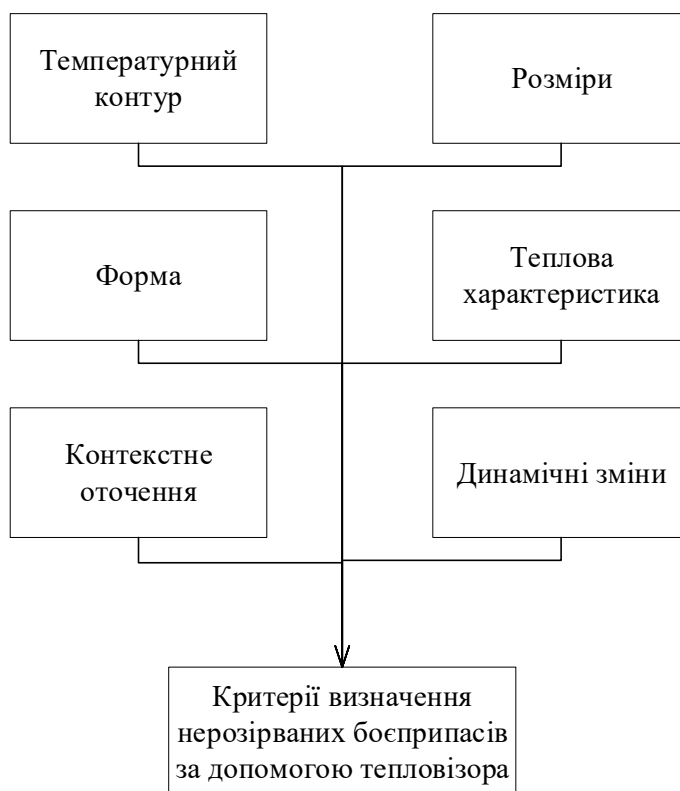


Рисунок 2.8 – Критерії визначення нерозірваних боєприпасів за допомогою тепловізора

Ось деякі теплові критерії, які використовуються для визначення нерозірваних боєприпасів:

1) Температурна аномалія – області на тепловізійному зображенні, які видають вищу або нижчу температуру, ніж навколишнє середовище (високотемпературна точка на поверхні ґрунту, яка не корелює з температурою оточення, може вказувати на можливий нерозірваний боєприпас).

2) Гарячий центр – область або точка на тепловізійному зображенні з вищою температурою, ніж інші частини об'єкта (гарячий центр на металевому снаряді, який свідчить про високу температурну активність у цьому регіоні).

3) Теплова сигнатура – характерні теплові властивості об'єкта, які можуть бути використані для ідентифікації (алюмінієвий снаряд може мати характерну теплову сигнатуру через високу тепловіддачу цього матеріалу).

4) Теплові зміни – різкі зміни у температурі на тепловізійному зображенні, що можуть вказувати на теплову активність (спалах тепла під час вибуху або

активації нерозірваного боєприпасу).

5) Теплові аномалії у ґрунті – аномалії у тепловому випромінюванні землі, що може свідчити про наявність нерозірваного боєприпасу під поверхнею (зони, де ґрунт видає аномальну температуру, можуть бути підозрілими місцями).

6) Деталі та контури – особливості форми та контуру об'єкта на тепловізійному зображенні (артилерійський снаряд може мати характерну форму та контури, які можуть відрізнятися від навколишніх об'єктів).

На рисунку 2.9 продемонстровано теплові критерії, які використовуються для пошуку нерозірваних боєприпасів за допомогою тепловізора.

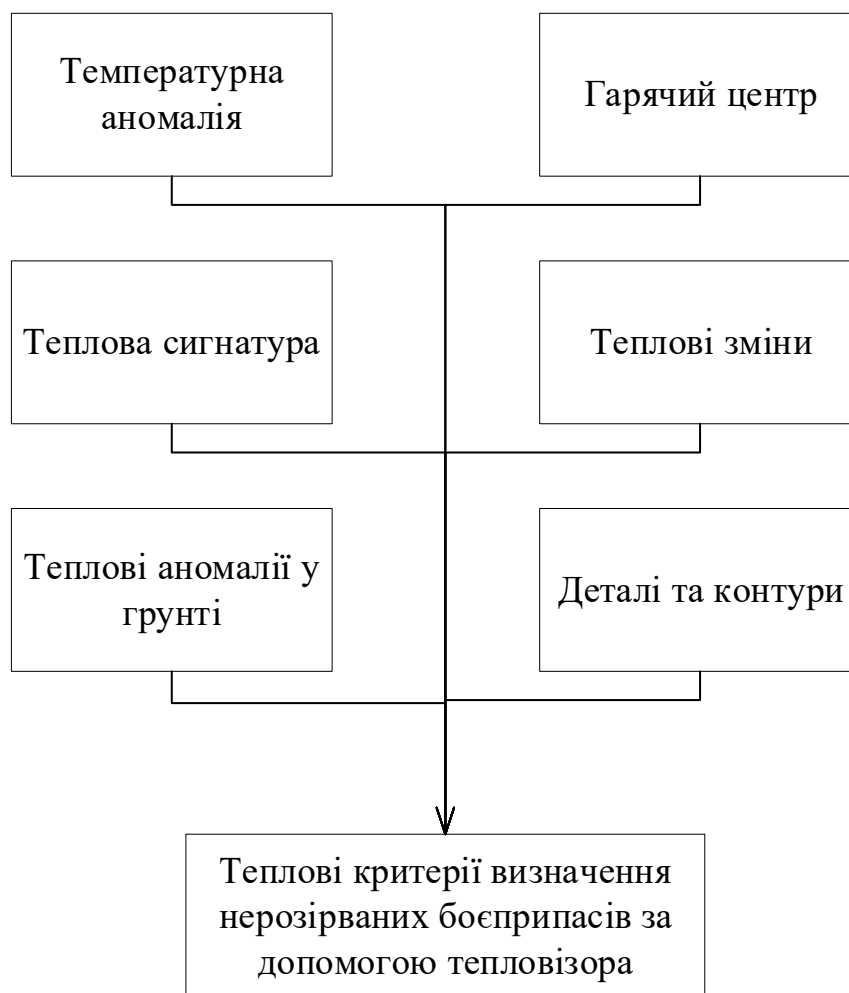


Рисунок 2.9 – Теплові критерії визначення нерозірваних боєприпасів за допомогою тепловізора

Геометричні критерії визначення нерозірваних боєприпасів при аналізі зображення з тепловізора орієнтовані на визначення форми, розмірів та інших

геометричних характеристик об'єкта [31]. Враховуючи, що тепловізори виявляють теплове випромінювання об'єктів, геометричні аспекти грають важливу роль у визначенні та класифікації нерозірваних боєприпасів. Класифікація нерозірваних боєприпасів (НБ) за формою є важливим етапом при їхньому виявленні та обробці. Форма служить ключовим критерієм для визначення можливого типу боєприпасу і ризику, який він може представляти. Однак класифікація може бути складною через різноманітність форм та конструкцій НБ. Нижче наведено загальні класифікаційні категорії нерозірваних боєприпасів за формою:

- 1) Сферичні – боєприпаси, які мають сферичну або кулясту форму (міни, сферичні артилерійські снаряди).
- 2) Циліндричні – боєприпаси з циліндричною формою (деякі типи артилерійських снарядів, снаряди для стрільби).
- 3) Конічні – боєприпаси з конічною або пірамідальною формою (деякі міни, конічні артилерійські снаряди).
- 4) Неоднорідні форми – боєприпаси зі складною або неправильною формою (бомби, які мають незвичайні форми або витворення).
- 5) Комплексні конструкції – боєприпаси, які включають в себе декілька частин чи компонентів (зброя з механізованим чи електронічним запалюванням, яка може мати непередбачувані форми).
- 6) Імітації – небезпечні об'єкти, які можуть імітувати форму боєприпасу з метою заплутати або дезінформувати (імітаційні пристрої, які намагаються наслідувати форму та вигляд реальних боєприпасів).

На рисунку 2.10 продемонстровано основні геометричні критерії, які використовуються для пошуку та класифікації нерозірваних боєприпасів.

Розміри вказують на потенційну силу вибуху та вплив на оточуюче середовище [3]. Залежно від країни та організаційних стандартів, використовуються різні критерії для класифікації за розмірами.

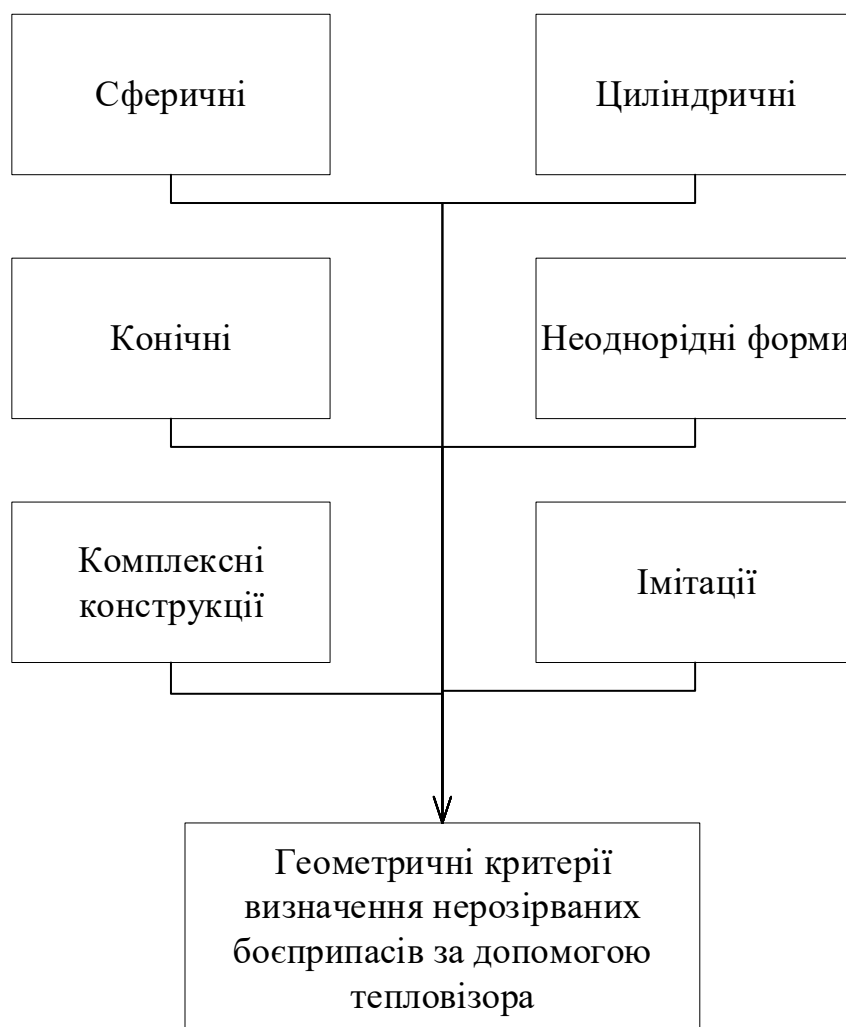


Рисунок 2.10 – Геометричні критерії визначення нерозірваних боєприпасів за допомогою тепловізора

Проте, загально визнані категорії виглядають наступним чином:

- 1) Малі (дрібні) НБ – найменші боєприпаси, зазвичай з розмірами менше 60 мм у діаметрі або довжині (дрібні артилерійські снаряди, міни).
- 2) Середні НБ – боєприпаси середніх розмірів, зазвичай з діаметром або довжиною від 60 мм до 150 мм (середні артилерійські снаряди, певні типи мін).
- 3) Великі НБ – великі боєприпаси, з діаметром або довжиною понад 150 мм (великі артилерійські снаряди, великі бомби).
- 4) Гігантські НБ – найбільші боєприпаси, з величезними розмірами, які можуть значно виходити за межі стандартних розмірів (великі аерозольні боєприпаси, масштабні авіаційні бомби).

На рисунку 2.11 продемонстровано основні критерії розміру, які

використовуються для пошуку нерозірваних боєприпасів за допомогою тепловізора у вигляді схеми.

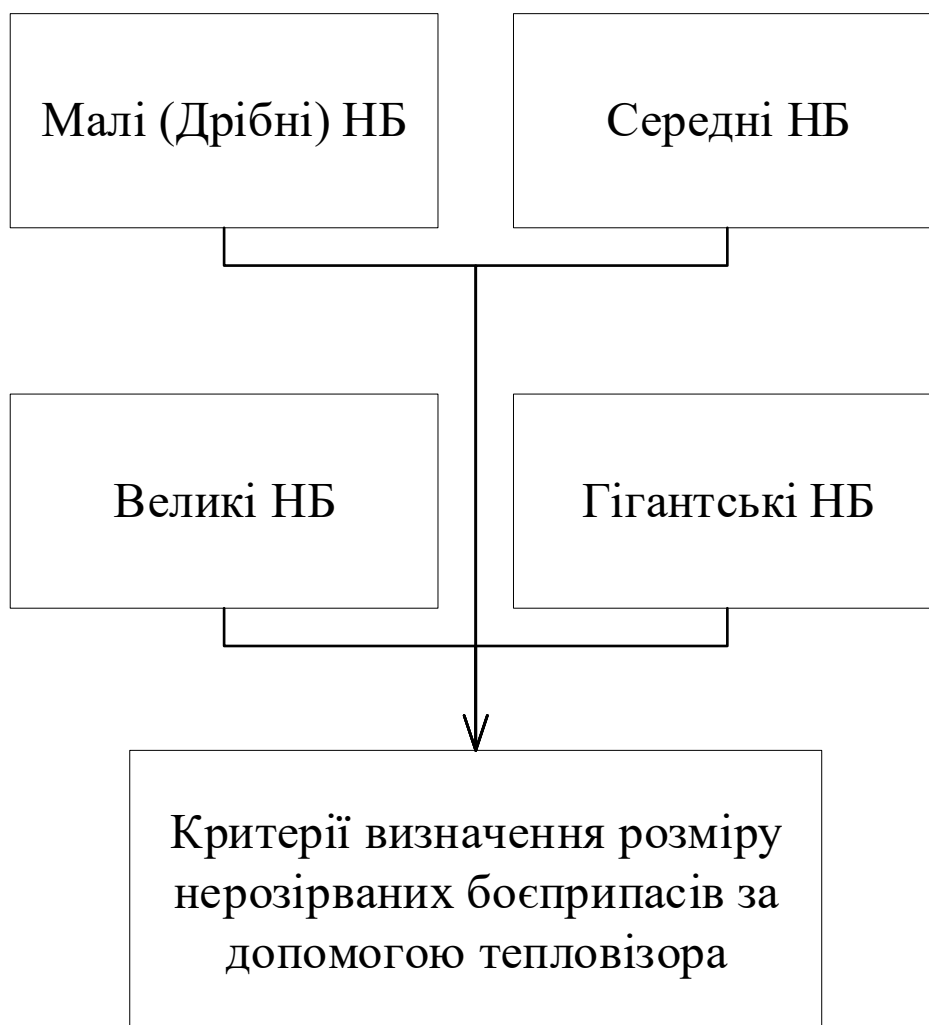


Рисунок 2.11 – Критерії визначення нерозірваних боєприпасів за допомогою тепловізора за розміром

Важливо враховувати, що розмір не є єдиним критерієм класифікації, і інші характеристики, такі як форма, матеріал, конструкція та потенційний вибуховий заряд, також грають важливу роль у повному аналізі нерозірваного боєприпасу [31]. Додатково, розмір може бути визначений у трьох основних вимірах (довжина, ширина, висота або діаметр) і вимірюватися в метрах або міліметрах в залежності від конкретного стандарту чи методології визначення розмірів.

Теплофізичні характеристики вибухових речовин і матеріалів корпусу боєприпасів можуть значно відрізнятися залежно від конкретних речовин і матеріалів.

Нижче приведено загальні характеристики, але важливо враховувати, що конкретні значення можуть змінюватися в залежності від конкретного складу та типу вибухових речовин чи матеріалів корпусу:

1) вибухові речовини:

- температура танення та кипіння (варіюється від речовини до речовини);
- теплота танення (кількість тепла, необхідна для переходу вибухової речовини з твердого в рідкий стан);
- густина (густина вибухових речовин також може варіюватися, але вона зазвичай виражається у г/см^3);
- теплота згорання (визначає кількість енергії, яка вивільнюється під час повного згорання одиниці маси вибухової речовини);
- швидкість звуку (визначає, як швидко поширюється звук у вибуховому процесі);
- чутливість (чутливість до удару, тертя або нагрівання. Це важливий показник для безпеки вибухових матеріалів);

2) матеріали корпусу боєприпасів:

- температура танення та кипіння (залежить від матеріалу корпусу, такого як сталь, алюміній, пластик або композити);
- теплота танення (кількість тепла, яка потрібна для переходу матеріалу корпусу з твердого в рідкий стан);
- густина (густина матеріалу корпусу також залежить від його типу, і вона може виявлятися важливою для загальної маси боєприпасу);
- теплота згорання (матеріали корпусу, зазвичай, не згорають в звичайних умовах);
- швидкість звуку (залежить від матеріалу та його фізичних властивостей);
- чутливість (матеріали корпусу можуть бути конструйовані так, щоб бути менш чутливими до внутрішніх чинників, які можуть викликати вибух).

Нижче подано основні теплофізичні характеристики вибухових речовин і матеріалів корпусу боєприпасів у вигляді таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 - Основні теплофізичні характеристики вибухових речовин і матеріалів корпусу боєприпасів

	Тротил (TNT)	Гексоген (RDX)	Сталь	Алюміній
Температура танення	81 градус Цельсія (177 градусів Фаренгейта)	204 градуси Цельсія (399 градусів Фаренгейта)	1,370 градусів Цельсія (2,500 градусів Фаренгейта)	660,3 градусів Цельсія (1,220 градусів Фаренгейта)
Температура кипіння	240 градусів Цельсія (464 градуси Фаренгейта)	Низька температура кипіння для гексогену, тому вона розкладається перед тим, як досягти кипіння при нормальних умовах	Справжній кипіння сталі не визначається, оскільки це сплав, але зазвичай вони використовуються при температурах.	2,467 градусів Цельсія (4,473 градусів Фаренгейта)
Теплота танення	80 кДж/кг	38 кДж/кг	0,33 кДж/г (80 кДж/моль)	10,71 кДж/моль (0,39 кДж/г)
Густина	1,654 г/см ³	1,82 г/см ³	7,85 г/см ³	2,70 г/см ³
Теплота згорання	4,184 кДж/г (4,184 МДж/кг)	5,720 кДж/г (5,720 МДж/кг)	Сталь - це матеріал, який не горить в звичайних умовах	Алюміній не горить в звичайних умовах атмосферного повітря
Швидкість звуку	6,9 км/с (в стані згорання)	8,3 км/с (в стані згорання)	5,96 м/с	6,32 км/с

2.5 Згорткова нейронна мережа запропонованого методу

2.5.1 Етапи використання моделі нейронної мережі

Використання нейронної мережі (НМ) складається з кількох етапів, які включають в себе обробку вхідних даних, навчання та випробування [32]. Нижче наведено загальний опис кожного етапу:

1) Введення (Input) – на цьому етапі нейронна мережа отримує вхідні дані. Це може бути набір зображень, текстова інформація, числові дані тощо. Вхідні дані передаються в нейронну мережу для подальшої обробки.

2) Пропускання через шари (Feedforward) – вхідні дані проходять через шари нейронів, де кожен нейрон взаємодіє зі своїми входами, вагами та активаційною функцією. Ваги нейронів оновлюються згідно зі вхідними даними, і активації передаються вздовж мережі до виходу.

3) Обчислення втрат (Loss Computation) – визначення того, наскільки точно нейронна мережа прогнозує вихідні дані порівняно з правильними вихідними даними (цільовими значеннями). Використовуючи функцію втрат, обчислюються різниці між прогнозованими та правильними значеннями.

4) Навчання (Training) – коригування ваг нейронів для зменшення втрат і покращення точності прогнозів. Використовуються алгоритми оптимізації, такі як зворотнє поширення помилок (backpropagation). Ваги оновлюються відповідно до градієнтів функції втрат, щоб зменшити втрати та покращити навчання.

5) Зворотній хід (Backpropagation) – передача інформації про помилки від виходів назад до входів, з метою коригування ваг для оптимізації результатів. Градієнти втрат обчислюються та передаються вздовж мережі для коригування ваг.

6) Оновлення ваг (Weight Update) – застосування градієнтів до оновлення ваг нейронів, щоб покращити якість моделі. Ваги нейронів оновлюються відповідно до розрахованих градієнтів і параметрів оптимізації.

7) Тестування (testing) / застосування (inference) – використання навченої моделі для прогнозування нових вхідних даних, які не були використані під час навчання. Вхідні дані передаються через навчену мережу, і отримані вихідні дані

використовуються для прийняття рішень або роботи в системі.

На рисунку 2.12 продемонстровано основні етапи використання нейронної мережі у вигляді схеми.

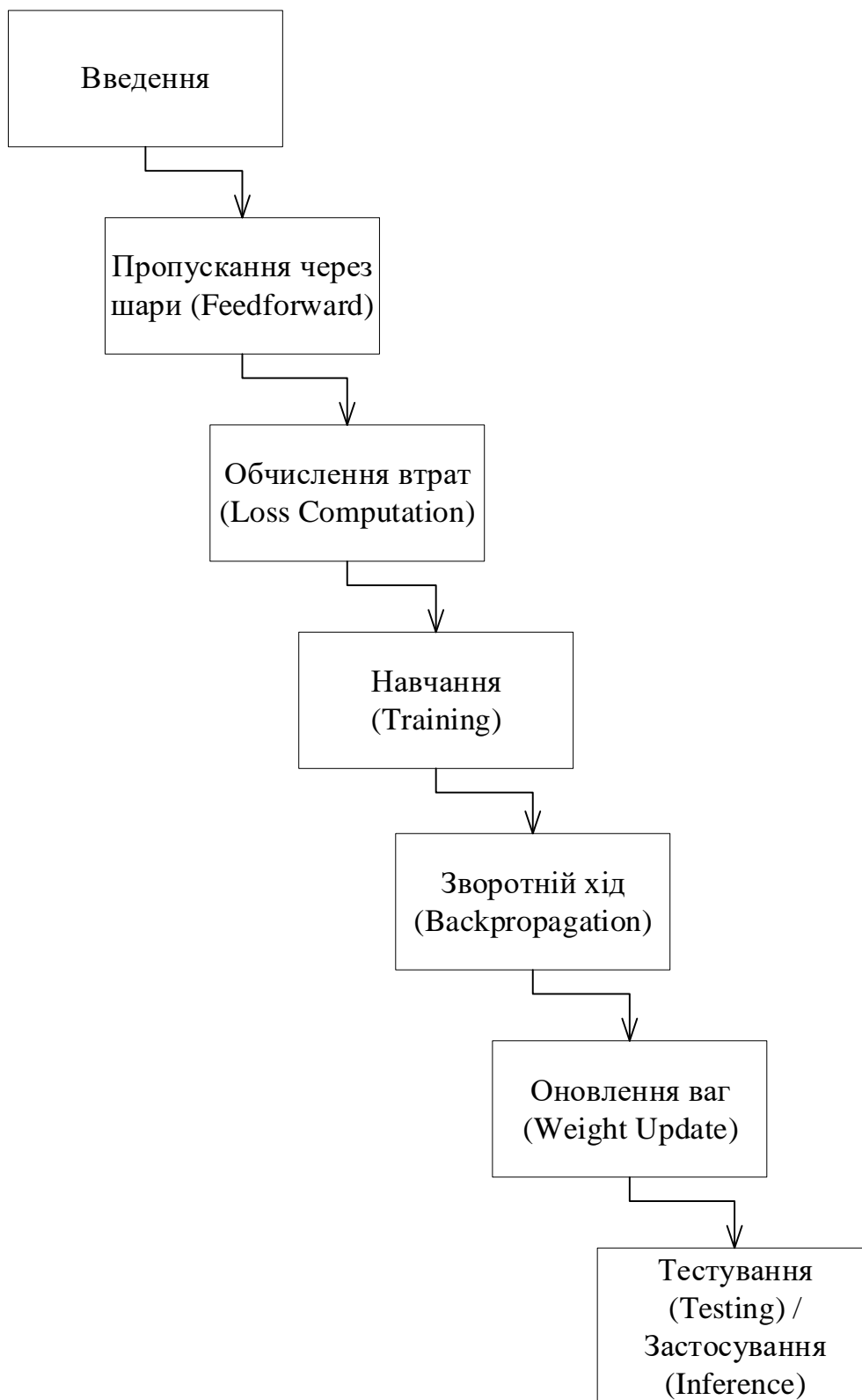


Рисунок 2.12 – Етапи роботи нейронної мережі (НМ)

Ці етапи формують базовий цикл роботи нейронної мережі. Цей цикл може повторюватися кілька разів для досягнення оптимальної продуктивності моделі під час навчання та випробування.

Детальний опис кожного компоненту архітектури нейронної мережі може варіюватися в залежності від конкретної мережі та завдань, для яких вона розроблялася. Однак, загальний опис основних компонентів, які часто зустрічаються в багатьох архітектурах для задач обробки зображень описано нижче:

1) Введення (Input Layer) – це перший шар мережі, який приймає вхідні дані. У випадку зображень це може бути тензор з пікселями зображення. Вхідні дані передаються через цей шар для початку обробки.

2) Тіло (Backbone) – цей компонент відповідає за екстракцію високорівневих функцій та признаков з вхідних даних. Використовуються конволюційні шари, наприклад, ResNet, VGG, або MobileNet. Вхідні дані проходять через тіло мережі, і на кожному рівні отримуються більш абстрактні представлення.

3) Шия (Neck) – шия може включати в себе додаткові шари або модулі мережі, що відповідають за операції агрегації та покращення признаков, отриманих від тіла мережі. Передбачається використання шиї для оптимізації та агрегації інформації з тіла перед передачею до голови мережі.

4) Голова (Head) – голова мережі призначена для вирішення конкретного завдання, такого як класифікація, об'єктне виявлення, семантична сегментація і т.д. Вона приймає признаки від тіла та, можливо, шиї, і вирішує задачу за допомогою відповідного виведення.

5) Вихідний шар (Output Layer) – виводить результати роботи мережі. Для задач класифікації це може бути набір ймовірностей класів, для об'єктного виявлення координати та ймовірності об'єктів, для семантичної сегментації – піксельна маска класів. Виводить результати обчислень мережі, які можуть використовуватися для прийняття рішень чи подальшого аналізу.

На рисунку 2.13 продемонстровано компоненти нейронної мережі у вигляді схеми.

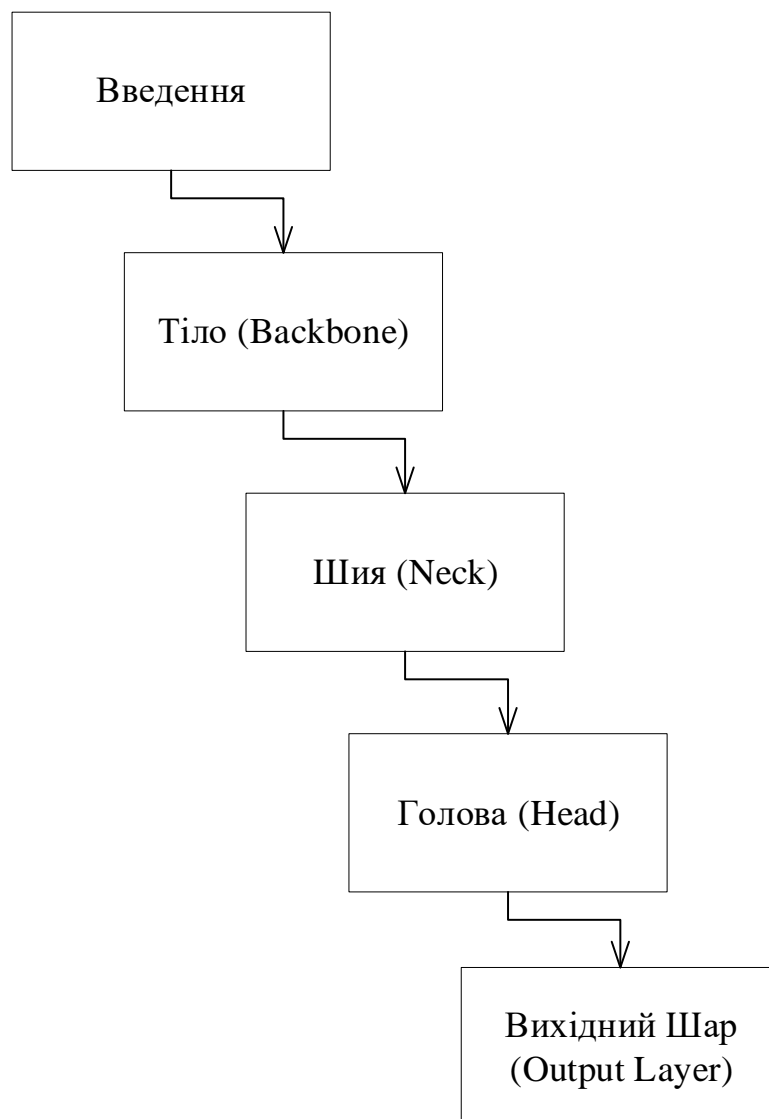


Рисунок 2.13 – Компоненти нейронної мережі (НМ)

Це загальний опис компонентів нейронної мережі для обробки зображень. Важливо враховувати, що конкретні архітектури можуть включати різноманітні модифікації та додаткові компоненти відповідно до конкретної задачі або вимог завдання.

2.5.2 Технологія Bounding boxes

Bounding boxes (обмежуючі рамки) використовуються у нейронних мережах для обмеження та локалізації об'єктів на зображеннях чи відео [33]. Ця технологія дозволяє моделям машинного навчання точно визначати місцезнаходження об'єктів,

виокремлюючи їх межі прямокутними рамками (bounding boxes). Bounding boxes у нейронних мережах працюють на основі архітектур, призначених для задач об'єктного розпізнавання та детекції. Найпоширенішою архітектурою для цих завдань є Region-based Convolutional Neural Networks (R-CNN) та її вдосконалені версії, такі як Fast R-CNN, Faster R-CNN та YOLO (You Only Look Once). Вони використовують різні підходи для ефективного визначення та локалізації об'єктів за допомогою bounding boxes. Ось загальний опис процесу:

1) введення та згорткові шари:

- зображення подається на вхідні шари нейронної мережі;
- застосовуються згорткові шари для витягування низькорівневих ознак зображення;

2) пропозиції (регіони):

- використовуються методи генерації пропозицій (наприклад, selective search або anchor boxes), щоб вибрати області, де може знаходитися об'єкт;

3) виділення ознак областей (region features):

- регіони, отримані на попередньому етапі, подаються на вхід для витягування високорівневих ознак;

- цей етап може включати в себе використання методів, які дозволяють моделі фокусуватися на областях зображення, де ймовірно знаходяться об'єкти;

4) класифікація та регресія bounding box:

- отримані ознаки подаються на класифікатор для визначення класу об'єкта;
- додатково, може використовуватися регресійна модель для прогнозування координат bounding box, які точно визначають положення та розміри об'єкта;

5) підсумовування та поріг впевненості:

- області, які мають високі ймовірності належності до певного класу та правильно визначені bounding boxes, обрані як результат детекції;

- застосовується поріг впевненості для фільтрації слабких прогнозів.

На рисунку 2.14 продемонстровано процес використання bounding box.

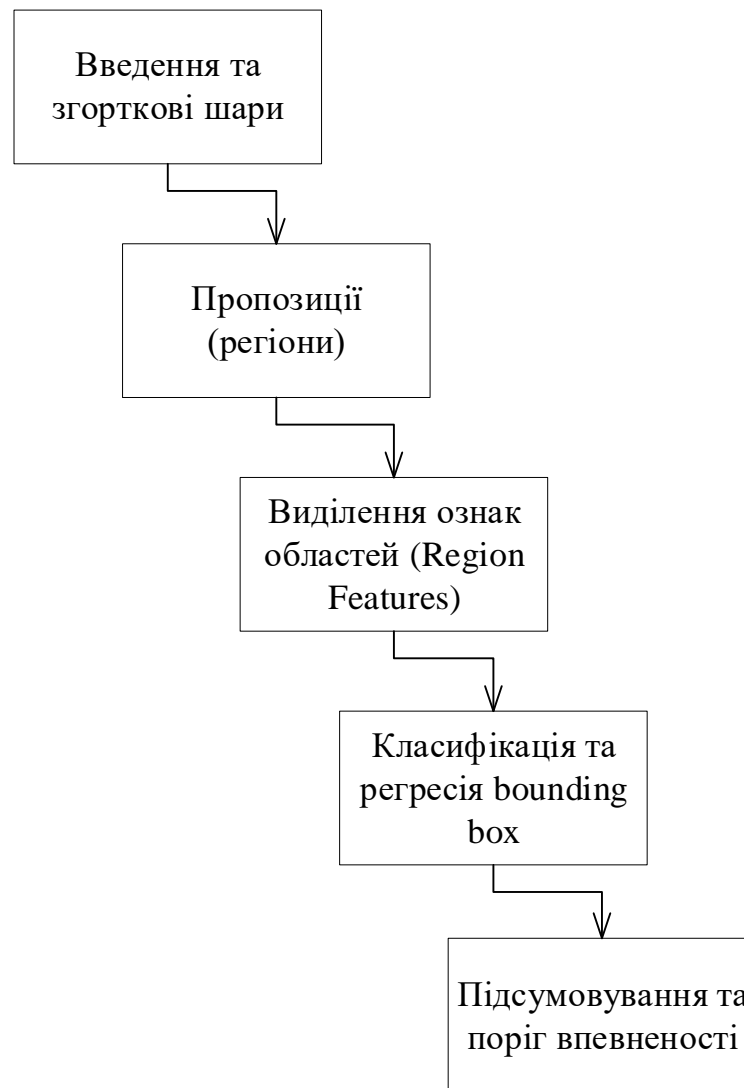


Рисунок 2.14 – Процес використання bounding box

Основні етапи використання bounding boxes у нейронних мережах:

1) Навчання моделі:

– Підготовка даних – зображенням додаються анотації, які містять координати та класи об'єктів, які модель повинна вивчати. Координати об'єктів зазвичай вказуються у вигляді прямокутних bounding boxes.

– Архітектура мережі – мережа повинна мати відповідні шари, які здатні прогнозувати координати bounding boxes та клас об'єкта.

– Функція втрат – під час навчання використовується функція втрат, яка оцінює різницю між прогнозами та фактичними значеннями bounding boxes та класів.

2) Прогнозування:

– Після навчання модель використовується для прогнозування місцезнаходження об'єктів на нових зображеннях.

– Вихідні дані моделі містять координати bounding boxes та ймовірності належності об'єкта до певного класу.

3) Оцінка результатів:

– Оцінка точності – результати оцінюються за допомогою метрик, таких як Intersection over Union (IoU), яка вимірює ступінь перекриття між прогнозованими та фактичними bounding boxes.

– Поріг впевненості – використання порігу впевненості для відфільтрування слабких прогнозів.

На рисунку 2.15 продемонстровано етапи використання bounding boxes у нейронних мережах.

Такий підхід дозволяє нейронним мережам ефективно та точно визначати об'єкти на зображеннях та відео за допомогою bounding boxes. Архітектури, такі як Faster R-CNN та YOLO, відзначаються високою швидкістю та точністю детекції, що робить їх популярними в різних застосуваннях від комп'ютерного зору до автономних транспортних засобів.

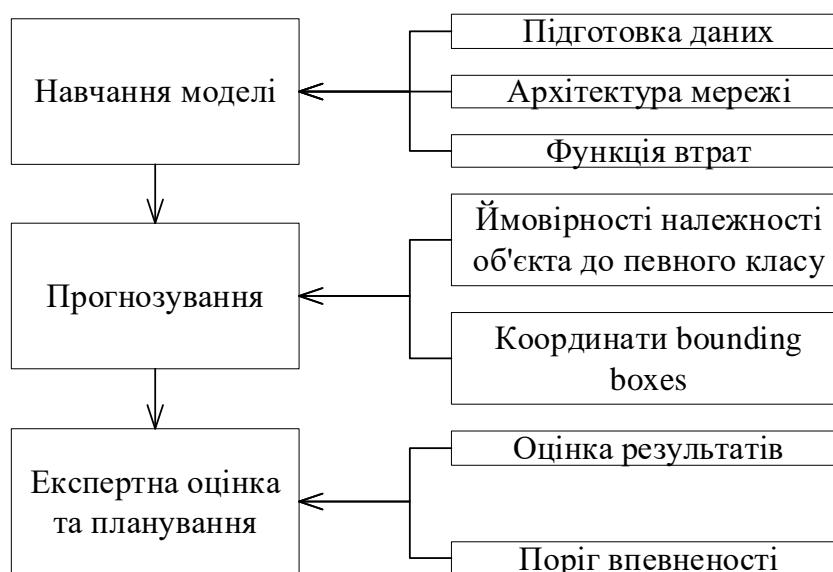


Рисунок 2.15 – Етапи використання bounding boxes у нейронних мережах

2.5.3 Критерії оцінювання точності нейронної мережі

Оцінка точності нейронної мережі – це процес визначення того, наскільки добре модель виконує свою основну функцію на нових, раніше не бачених даних [34]. Цей процес важливий для багатьох причин і має велике значення в області машинного навчання та штучного інтелекту. Основні аспекти оцінки точності включають:

1) Підтвердження працездатності – оцінка точності нейронної мережі служить як перевірка того, наскільки ефективно модель може розпізнавати об'єкти, класифікувати дані чи вирішувати інші завдання.

2) Оцінка відтворюваності – точність допомагає з'ясувати, наскільки добре модель може узагальнити знання з тренувального набору на нові дані. Модель повинна бути здатною до адаптації до різних сценаріїв і даних.

3) Виявлення проблем та покращень – результати оцінювання точності можуть вказати на проблеми, з якими стикається модель. Це корисно для вдосконалення архітектури мережі, вибору оптимальних гіперпараметрів, або змін у процесі навчання.

4) Прийняття рішень – оцінка точності допомагає визначити, наскільки довіряти виходам моделі та чи можна її використовувати в конкретних умовах.

5) Забезпечення відповідності вимогам – у деяких випадках точність має важливе значення з точки зору відповідності до конкретних вимог проекту чи застосування.

6) Оцінка завдань задачі – в залежності від конкретного завдання (класифікація, регресія, детекція об'єктів), використовуються відповідні метрики для оцінки точності.

7) Забезпечення безпеки та етичності – оцінка точності є важливою для гарантування безпеки та етичного використання нейронних мереж, особливо у випадках, коли вони застосовуються в критичних сферах, таких як медицина чи транспорт.

На рисунку 2.16 продемонстровано основні аспекти оцінки точності нейронної мережі.

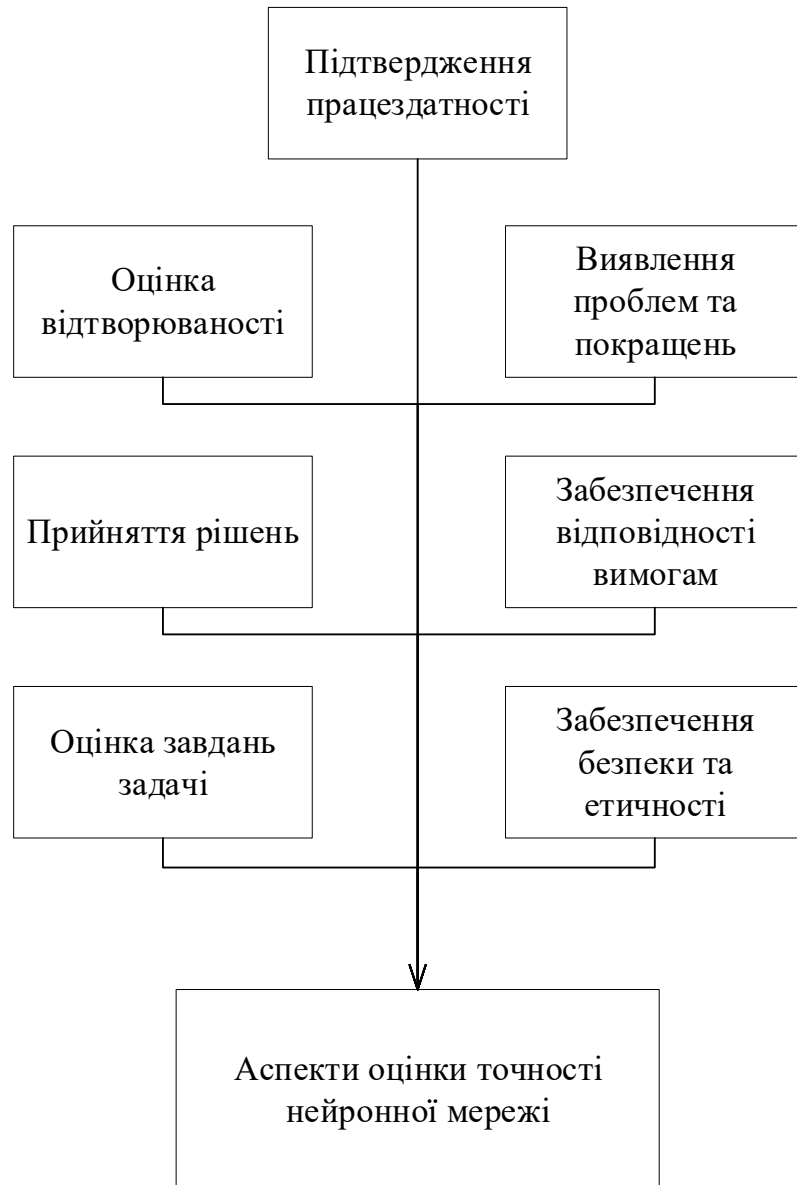


Рисунок 2.16 – Аспекти точності нейронної мережі

Оцінка точності нейронної мережі включає в себе використання різних критеріїв та метрик для вимірювання того, наскільки добре модель виконує своє завдання. Залежно від типу задачі, таких як класифікація, регресія, чи детекція об'єктів, використовуються різні метрики. Ось деякі загальні критерії оцінювання точності нейронної мережі:

1) Для задачі класифікації:

– Ассурасу (точність) – відношення кількості правильних прогнозів до загальної кількості прикладів в навчальному наборі.

– Precision (точність) – відношення кількості правильно класифікованих позитивних екземплярів до загальної кількості прогнозів позитивного класу.

– Recall (повнота) – відношення кількості правильно класифікованих позитивних екземплярів до загальної кількості позитивних екземплярів у наборі даних.

– F1 Score – гармонічне середнє між точністю та повнотою, корисне в тих випадках, коли важливо узгоджувати обидві ці метрики.

2) Для задачі регресії:

– Mean Squared Error (MSE) – середнє квадратичне відхилення між прогнозованими та фактичними значеннями.

– Mean Absolute Error (MAE) – середнє абсолютне відхилення між прогнозованими та фактичними значеннями.

- R-squared (R^2) – коефіцієнт детермінації, який вказує, наскільки добре прогнози моделі відповідають реальним даним.

3) Для задачі детекції об'єктів:

- Intersection over Union (IoU) – вимірює ступінь перекриття між прогнозованими та фактичними bounding boxes.

- Average Precision (AP) – середня точність для задачі детекції об'єктів, особливо використовується для оцінювання моделей, які працюють з bounding boxes.

- Precision-Recall Curve (крива точність-повнота) – графічне представлення залежності точності від повноти для різних порігів впевненості моделі.

4) Загальні метрики:

– Loss Function (функція втрат) – метрика, яка використовується під час тренування для визначення, наскільки добре модель вирішує завдання.

– Confusion Matrix (матриця плутанини) – таблиця, що показує кількість правильних та неправильних класифікацій для кожного класу.

На рисунку 2.17 продемонстровано загальні критерії оцінювання точності нейронної мережі.

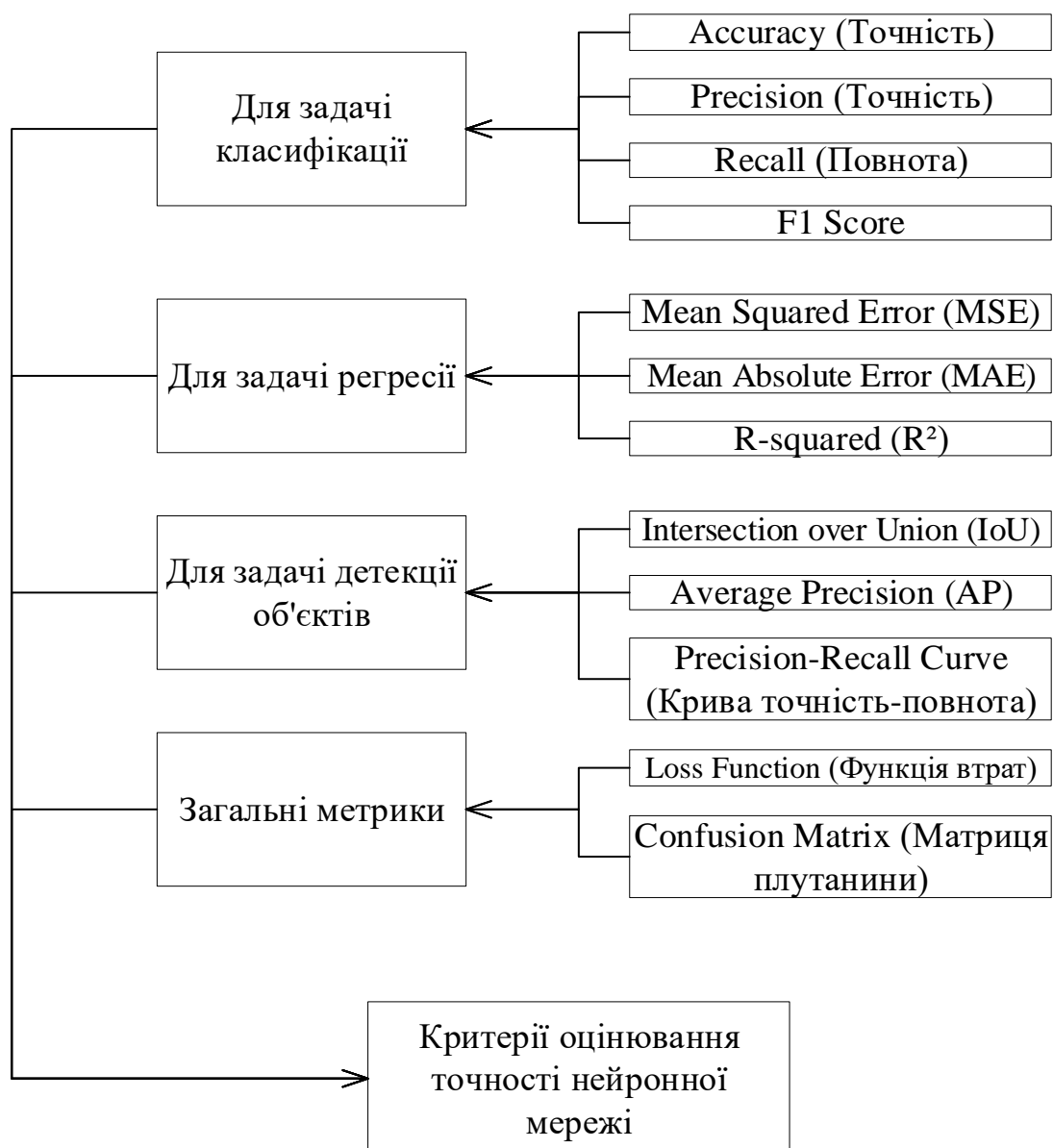


Рисунок 2.17 – Загальні критерії оцінювання точності нейронної мережі

Ці метрики допомагають визначити різні аспекти точності моделі, враховуючи специфіку завдання, з яким вона працює. Важливо вибрати або комбінувати метрики, що відображають ключові аспекти в деяких конкретних завданнях.

2.6 Матриця невідповідностей

Матриця невідповідностей для нейронної мережі визначає, як зміна вхідних значень впливає на зміни вихідних значень мережі [35]. Ця матриця є корисним

інструментом для аналізу чутливості мережі до вхідних змін.

Припустимо, маємо одношарову нейронну мережу з однією вхідною змінною x , однією вихідною змінною y та активаційною функцією f . Тоді вихід y може бути визначено як:

$$y = f(wx + b)$$

де w – вага, b – зсув, f – активаційна функція.

Щоб знайти часткову похідну вихідної змінної y за відношенням до вхідної змінної x , ми використовуємо правило ланцюгового диференціювання:

$$\frac{\partial y}{\partial x} = \frac{\partial y}{\partial (wx + b)} \cdot \frac{\partial (wx + b)}{\partial x}$$

Розглянемо кожен член цього виразу:

1. $\frac{\partial y}{\partial (wx + b)}$ – часткова похідна від y до вагового простору $wx + b$. Це визначає, як змінюється вихід мережі відносно змін ваг і зсуву.

2. $\frac{\partial (wx + b)}{\partial x}$ – часткова похідна від $wx + b$ до x . Це визначає, як змінюється ваговий простір відносно вхідної змінної.

Якщо ми розглядаємо багатшарову мережу, де входить багато ваг і зсувів, то матриця невідповідностей буде мати більше значень, відображаючи всі можливі взаємодії між вхідними та вихідними змінними.

Застосування матриці невідповідностей в нейронних мережах включає в себе кілька аспектів, які можуть бути корисні в різних аспектах роботи з нейронними мережами:

1) Чутливість моделі – матриця невідповідностей дозволяє визначити, наскільки великою буде зміна вихідної змінної при невеликій зміні вхідної змінної. Це корисно для розуміння того, як модель реагує на різні вхідні змінні.

2) Чутливість до ваг – матриця невідповідностей дозволяє визначити вплив змін у вагах на вихід моделі. Це корисно для розуміння, які ваги мають більший вплив на вихід та визначення важливості параметрів.

3) Оптимізація параметрів – з використанням інформації з матриці невідповідностей можна вдосконалити параметри моделі так, щоб забезпечити бажаний вихід для певних вхідних змінних. Це включає налаштування ваг та зсувів для оптимізації продуктивності моделі.

4) Аналіз важливості факторів – інформація з матриці невідповідностей використовується для визначення та ранжування важливості різних вхідних змінних для моделі. Це дозволяє ідентифікувати та виокремлювати ключові фактори, які впливають на вихід.

5) Валідація моделі – аналіз матриці невідповідностей допомагає валідувати модель, допомагаючи розуміти, як добре вона відповідає на зміни вхідних змінних та чи відповідає очікуваному поведінці.

На рисунку 2.18 продемонстровано аспекти застосування матриці невідповідностей в нейронних мережах.



Рисунок 2.18 – Аспекти застосування матриці невідповідностей в нейронних мережах

Оцінка результатів матриці невідповідностей для нейронної мережі надає важливі інсайти щодо її поведінки та чутливості до змін. Ось деякі аспекти, які враховані при оцінці результатів:

1) Чутливість до входів – великі значення у матриці невідповідностей вказують на велику чутливість мережі до відповідних входів. Це може бути корисно для визначення, які фактори мають великий вплив на вихід мережі.

2) Важливість ваг та зсувів – великі значення у відповідних рядках матриці можуть вказувати на важливість конкретних ваг та зсувів для відповідних входів. Це може бути використано для оптимізації та вдосконалення параметрів мережі.

3) Стійкість до змін ваг – аналізуючи значення у стовпцях матриці, можна визначити, як зміни в окремих вагах впливають на весь вихід мережі. Це може допомогти в оцінці стійкості та поведінки мережі при різних конфігураціях ваг.

4) Розуміння взаємодії між входами – аналізувати взаємодії між елементами матриці невідповідностей може допомогти в зрозумінні, як зміни в одному вході можуть впливати на інші входи та вихід мережі.

5) Оцінка чутливості мережі – загальна чутливість мережі до вхідних змін може бути визначена шляхом агрегації значень усіх елементів матриці. Це може допомогти визначити, наскільки загально чутливою є мережа.

6) Покращення моделі – результати матриці невідповідностей можуть служити основою для подальшої оптимізації та покращення моделі, зокрема для видалення непотрібних або малозначущих ваг.

На рисунку 2.19 продемонстровано аспекти, які враховані при оцінці результатів нейронної мережі.

Висновки до розділу 2

В другому розділі розроблено метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.

Визначено загальну структуру методу у поєднанні з процедурою отримання вхідних даних.



Рисунок 2.19 - Аспекти, які враховані при оцінці результатів нейронної мережі

Розглянуто гіперпараметри нейронної мережі та критерії визначення нерозірваних боєприпасів при аналізі зображення

Описано згорткову нейронна мережа запропонованого методу, етапи використання моделі нейронної мережі, технологію Bounding boxes.

Розглянуто критерії оцінювання точності нейронної мережі на основі матриця невідповідностей.

РОЗДІЛ 3

Програмна реалізація методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання

3.1 Моделювання інформаційної системи виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання

Для реалізації методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання слід реалізувати програмний застосунок. Функціональна структура програмної реалізації методу пошуку боєприпасів, які не розірвалися, із зображень тепловізора глибоким навчанням виглядає наступним чином (рисунок 3.1) :

1) зчитування та попереднє оброблення зображень:

- функція для завантаження зображень з тепловізора;
- попереднє оброблення зображень, таке як нормалізація, зміна розмірів тощо;

2) інтеграція YOLO:

- завантаження попередньо навченої моделі YOLO для виявлення об'єктів;
- використання бібліотек, таких як OpenCV або Darknet, для інтеграції YOLO

у програму;

3) виявлення боєприпасів:

- застосування YOLO до оброблених зображень для виявлення боєприпасів;
- отримання координат та класів об'єктів;

4) пост-процесинг результатів:

- видалення дублікатів та неправильних виявлень;
- фільтрація за допомогою розмірів об'єктів чи інших параметрів;

5) візуалізація результатів:

- можливість виведення оброблених зображень з позначеними боєприпасами;
- відображення результатів на вихідному зображенні для аналізу користувачем;

б) збереження та обробка даних:

- збереження результатів в анотаційних файлах або базі даних;
- можливість подальшого використання та аналізу отриманих даних.

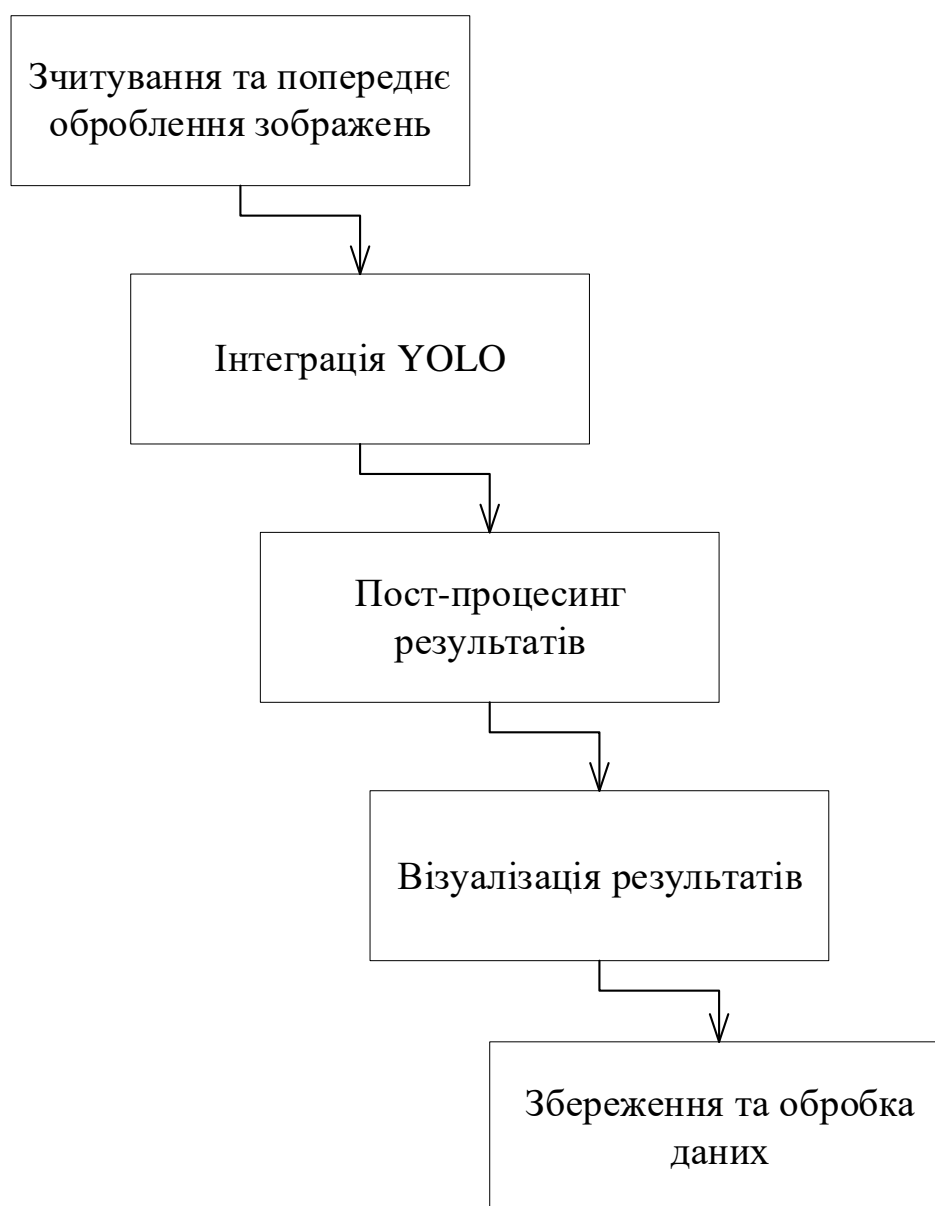


Рисунок 3.1 – Функціональна структура програми

Етап "Зчитування та попереднє оброблення зображень" включає в себе операції з завантаження та попередньої обробки вхідних зображень перед їх подальшим використанням у моделі для виявлення боєприпасів за допомогою YOLO (рисунок 3.2). Ось детальний опис цього етапу:

1) Зчитування зображень – цей крок включає завантаження зображень з тепловізора або іншого джерела в програму. Це перша необхідна операція для

отримання вхідних даних для подальшої обробки та виявлення боєприпасів.

2) Попереднє оброблення зображень – включає в себе операції, такі як нормалізація, зміна розміру, обрізка або інші підготовчі кроки. Ці операції мають на меті покращити якість та коректність вхідних зображень перед їх передачею до моделі. Наприклад, нормалізація може допомогти уніфікувати інтенсивність пікселів, а зміна розміру може прискорити обчислення у моделі.

3) Візуалізація – операція виведення або збереження оброблених зображень для візуального аналізу. Важливо візуально перевіряти, чи правильно оброблені та підготовлені зображення перед їхнім використанням для виявлення боєприпасів. Візуалізація допомагає виявити можливі проблеми з обробкою.

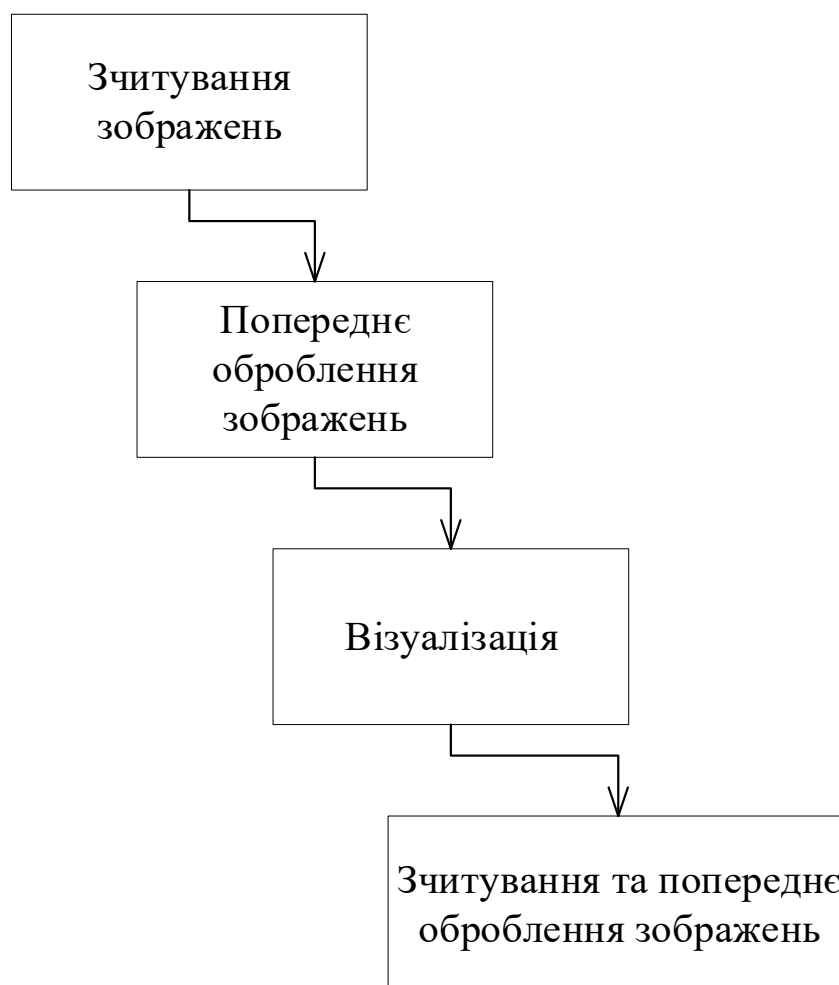


Рисунок 3.2 – Етап "Зчитування та попереднє оброблення зображень"

Етап "Інтеграція YOLO" включає в себе завантаження та інтеграцію попередньо

навченої моделі YOLO (You Only Look Once) в програму для виявлення боєприпасів на зображеннях тепловізора (рисунок 3.3). Давайте розглянемо цей етап більш детально:

1) Завантаження попередньо навченої моделі YOLO – завантаження ваг моделі та конфігураційного файлу, які раніше були навчені на великому наборі даних. Попередньо навчені моделі YOLO мають здатність виявляти та класифікувати об'єкти на зображеннях, включаючи боєприпаси. Завантаження такої моделі дозволяє використовувати її здатності для виявлення боєприпасів у ваших тепловізійних зображеннях.

2) Ініціалізація моделі та встановлення параметрів – встановлення параметрів моделі, таких як порог виявлення, що визначає ймовірність того, що об'єкт виявлений. Налаштування параметрів моделі дозволяє контролювати чутливість та точність виявлення об'єктів. Наприклад, можливо встановити високий поріг для підвищення впевненості у виявленні, але це може призвести до пропуску слабко виражених об'єктів.

3) Використання бібліотеки для детекції об'єктів – використання бібліотек або інструментів, які надають функції для використання моделі YOLO. Ці бібліотеки надають зручний спосіб використання функцій YOLO для виявлення об'єктів. Вони обробляють зображення, використовуючи модель, та повертають результати виявлення.

4) Адаптація до вихідного формату моделі – конвертація вихідних даних моделі YOLO у формат, який може бути використаний для подальшого аналізу та візуалізації результатів. Адаптація до зручного формату даних дозволяє легше обробляти та візуалізувати результати виявлення об'єктів.

Інтеграція YOLO є важливим етапом для використання попередньо навченої моделі у вашому застосунку. Це дозволяє вам використовувати сильні сторони архітектури YOLO для виявлення об'єктів на зображеннях тепловізора, включаючи боєприпаси.

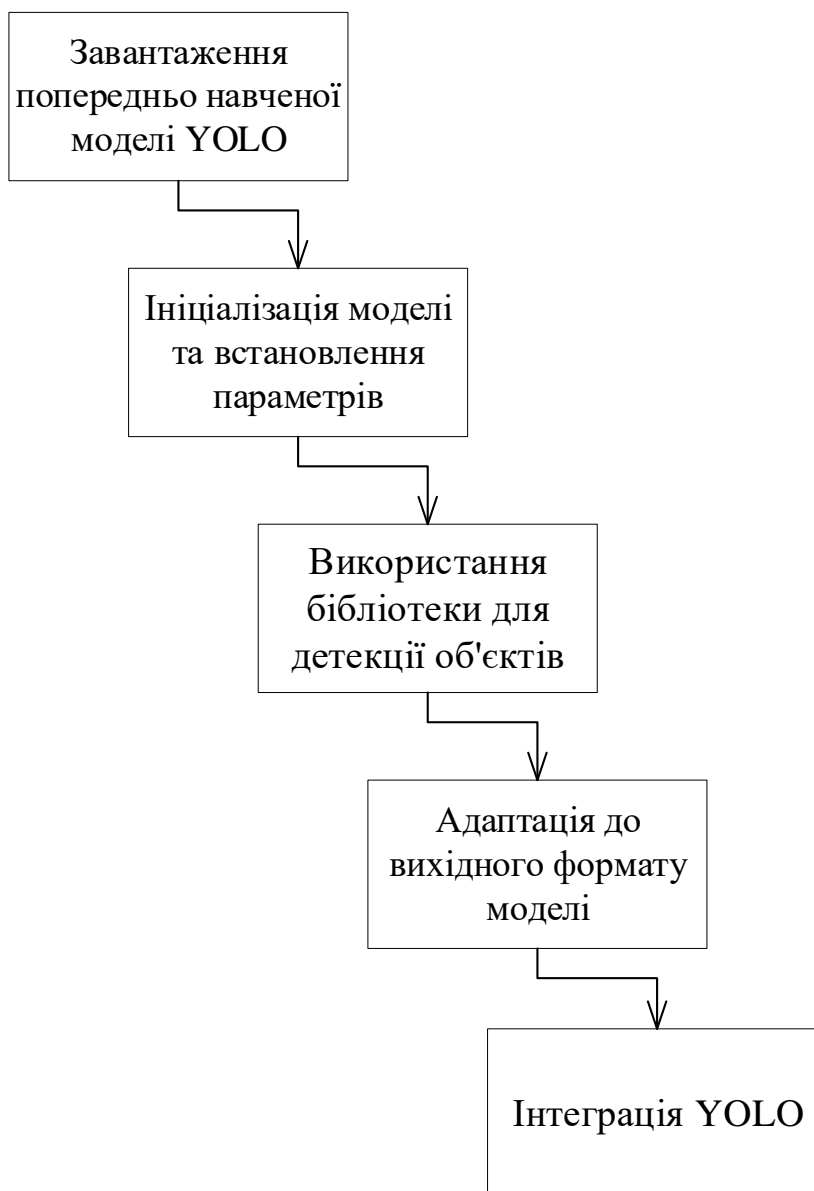


Рисунок 3.3 – Етап "Інтеграція YOLO"

Етап "Виявлення боєприпасів" є ключовим в розпізнаванні та локалізації боєприпасів на тепловізійних зображеннях за допомогою моделі YOLO (рисунок 3.4). Давайте розглянемо його детальніше:

1) Застосування моделі YOLO до зображень – використання попередньо навченої моделі YOLO для аналізу зображень тепловізора та виявлення об'єктів, в даному випадку - боєприпасів. Модель YOLO може ефективно та швидко виявляти об'єкти на зображеннях, зокрема боєприпаси на тепловізійних зображеннях. Цей етап визначає, де на зображенні знаходяться боєприпаси та виводить координати та інші характеристики виявлених об'єктів.

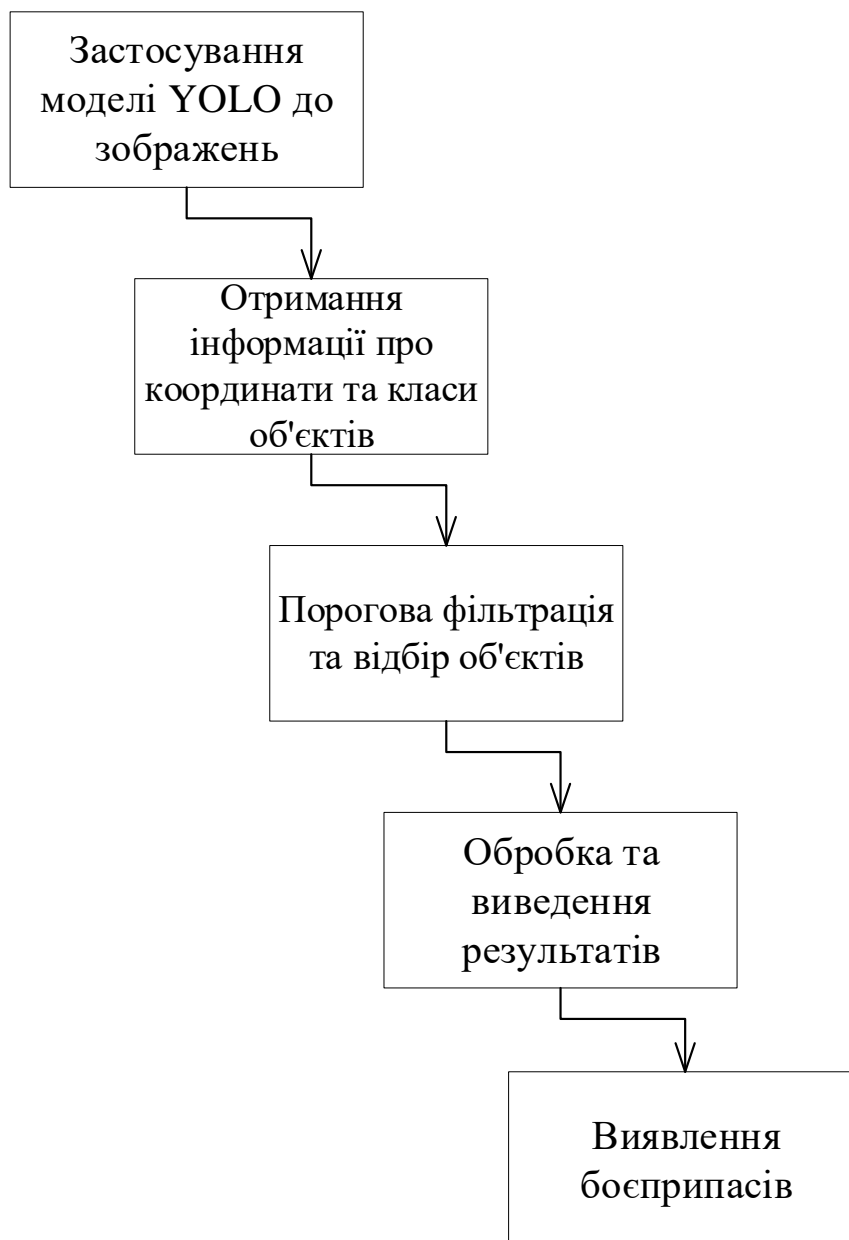


Рисунок 3.4 – Етап "Виявлення боєприпасів"

2) Отримання інформації про координати та класи об'єктів – аналіз вихідних даних моделі YOLO для отримання координат (розташування на зображенні) та класів виявлених об'єктів (боєприпаси). Ця інформація потрібна для подальшої обробки та виведення результатів, а також для визначення того, чи виявлені об'єкти є боєприпасами.

3) Порогова фільтрація та відбір об'єктів – встановлення порогового значення для ймовірності виявлення об'єкта та фільтрація результатів. Наприклад,

можна вибрати тільки ті об'єкти, ймовірність виявлення яких перевищує певний поріг. Це дозволяє відфільтрувати менш впевнені виявлення та зосередитися на тих, які мають високу ймовірність бути боєприпасами.

4) Обробка та виведення результатів – обробка інформації про виявлені об'єкти та виведення результатів. Це може включати в себе візуалізацію зображень з позначеними боєприпасами, анотації та інше. Призначення цього етапу – представлення результатів в розумному та зрозумілому форматі для подальшого використання чи аналізу.

Цей етап є критичним для успішної реалізації пошуку боєприпасів, оскільки саме тут відбувається фактичне виявлення та локалізація об'єктів на тепловізійних зображеннях, використовуючи модель YOLO.

Етап "Пост-процесинг результатів" включає в себе операції, які застосовуються після виявлення боєприпасів для оптимізації, фільтрації та покращення результатів (рисунок 3.5). Цей етап є важливим для поліпшення точності та надійності виявлення. Розглянемо його детальніше:

1) Видалення дублікатів – виявлення та видалення можливих дублікатів або перекриттів об'єктів. Забезпечує видалення надмірних або зайвих виявлень, які можуть виникнути через перекриття об'єктів чи спільну частину між ними.

2) Фільтрація за розміром – видалення виявлених об'єктів, які не відповідають певним критеріям розміру. Допомагає відсіяти надто малі або великі об'єкти, які можуть бути неправильно виявлені або не представляти інтересу.

3) Класифікація за типом об'єкта (опціонально) – класифікація виявлених об'єктів за їхнім типом чи характеристиками. Дозволяє визначити, чи виявлені об'єкти є боєприпасами або іншими об'єктами інтересу.

4) Фільтрація за ймовірністю – використання порогового значення ймовірності для відсіювання слабших виявлень. Дозволяє збільшити впевненість у виявленні, відкидаючи ті об'єкти, ймовірність яких нижча за заданий поріг.

5) Виведення та подальша обробка результатів – представлення оброблених результатів в зручному форматі для виводу або подальшого використання. Забезпечує легку інтерпретацію та аналіз результатів виявлення боєприпасів.

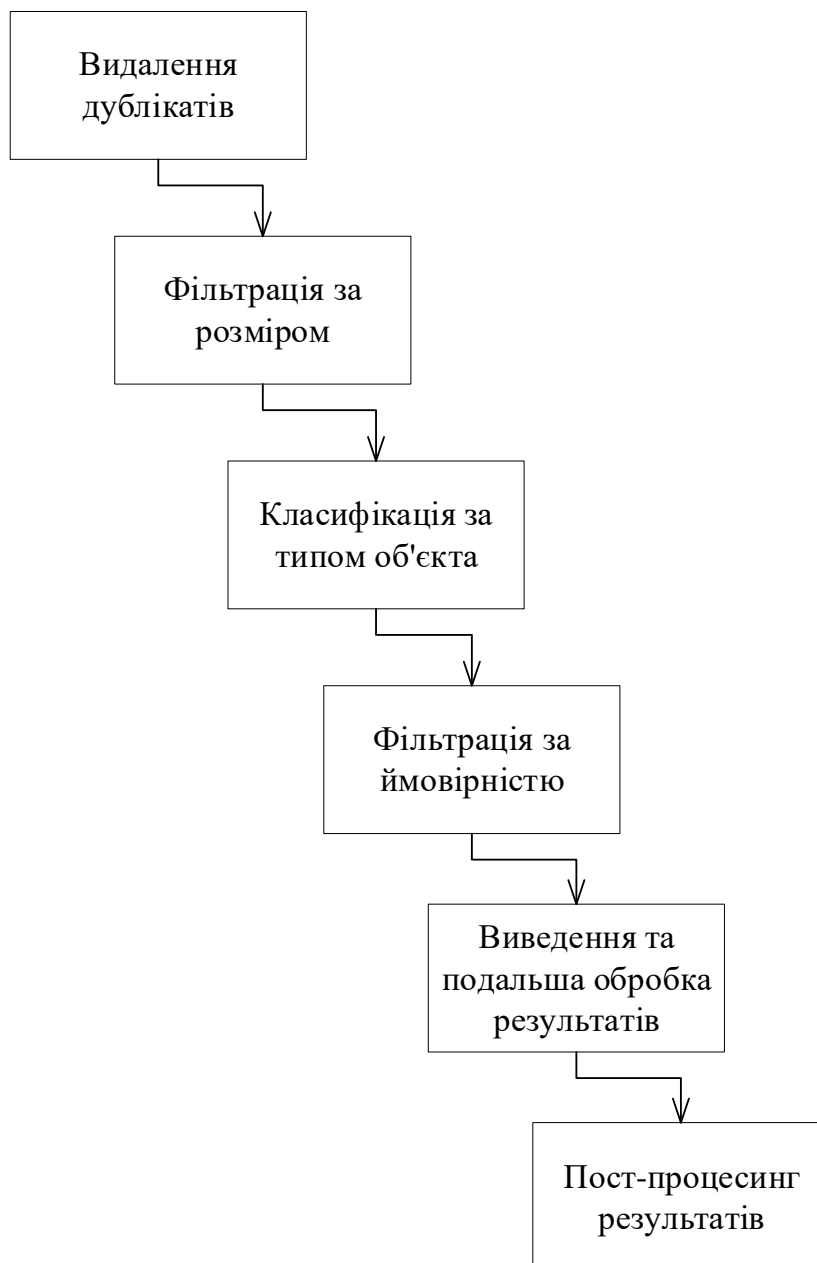


Рисунок 3.5 – Етап "Пост-процесинг результатів"

Цей етап допомагає забезпечити точність та надійність виявлення боєприпасів, враховуючи особливості вихідних даних від моделі YOLO та можливі певні помилки або неprecизності.

Етап "Візуалізація результатів" є важливою частиною обробки даних після виявлення боєприпасів за допомогою моделі YOLO (рисунок 3.6). Цей етап включає в себе операції, які дозволяють виводити та представляти результати виявлення боєприпасів в зручному та зрозумілому вигляді. Розглянемо його детальніше:

1) Позначення боєприпасів на зображенні – додавання позначень, рамок або інших маркерів на вхідні зображення для виділення виявлених боєприпасів. Це дозволяє візуально ідентифікувати місця розташування боєприпасів на зображенні та робить результати більш зрозумілими для користувача.

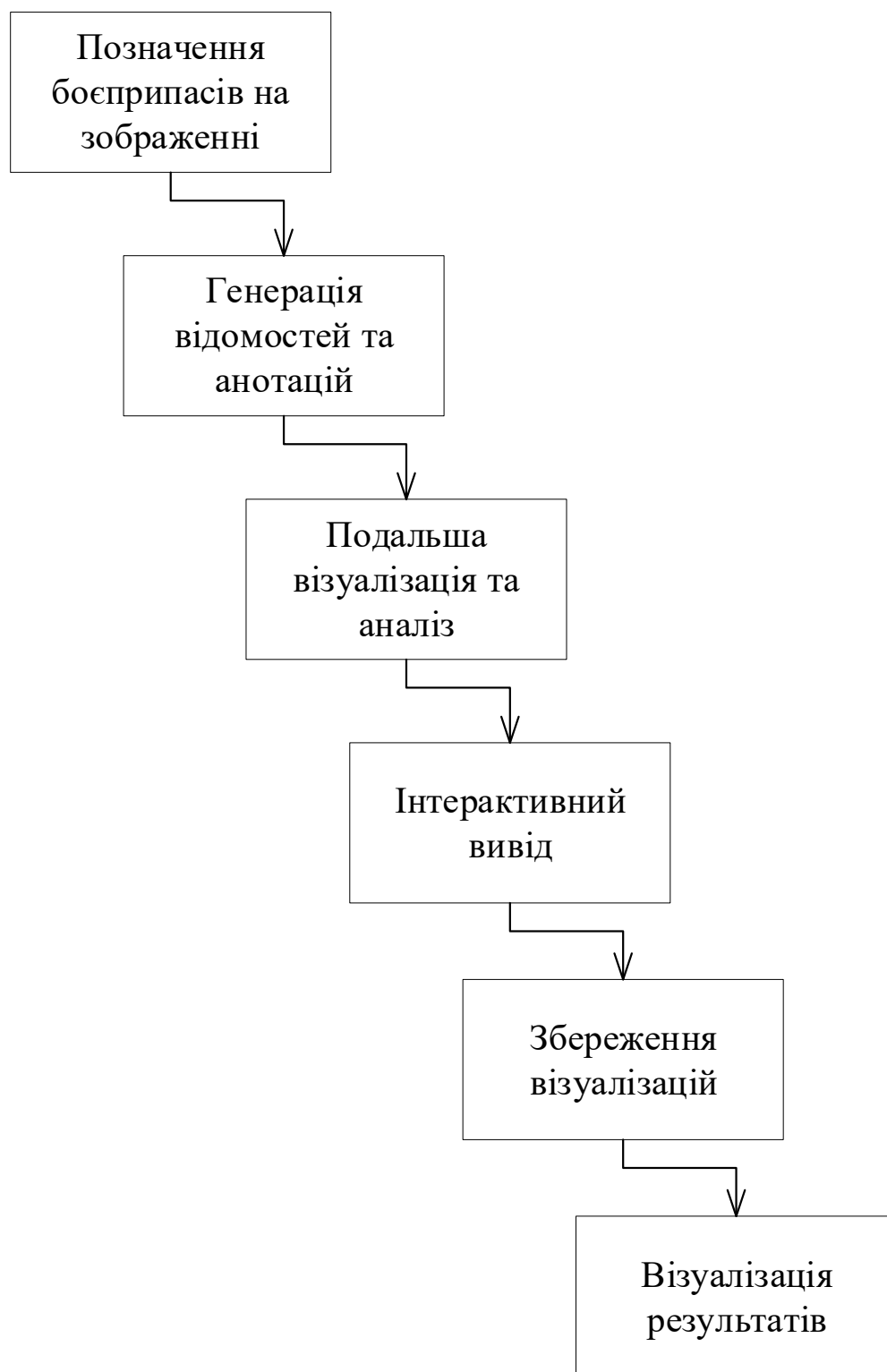


Рисунок 3.6 – Етап "Візуалізація результатів"

2) Генерація відомостей та анотацій (опціонально) – створення додаткових інформаційних елементів або анотацій, які можуть включати ідентифікатори боєприпасів, ймовірності виявлення, час виявлення тощо. Забезпечує додаткові дані та контекст, які можуть бути корисними для аналізу та подальшого використання результатів.

3) Подальша візуалізація та аналіз – створення візуалізацій для подальшого аналізу, таких як графіки, діаграми чи інші візуальні елементи. Допомагає зрозуміти розподіл та характеристики виявлених боєприпасів, що може бути важливим для деяких застосувань.

4) Інтерактивний вивід (опціонально) – реалізація інтерактивного виводу результатів, де користувач може взаємодіяти з візуалізацією (наприклад, масштабувати, пересувати, приближати тощо). Забезпечує більш гнучку та користувацьку дружню обробку результатів.

5) Збереження візуалізацій (опціонально) – збереження зображень або візуалізацій для подальшого використання, документації чи звітування. Забезпечує можливість взяти вивід для подальшого аналізу чи представлення.

Візуалізація результатів є ключовим елементом у впровадженні та розумінні виявлених боєприпасів. Це робить результати більш доступними та інтерпретованими, сприяє легшому аналізу та сприйняттю користувачем.

Етап "Збереження та обробка даних" є важливим в контексті процесу пошуку боєприпасів, оскільки він включає в себе операції збереження отриманих результатів та обробку даних для подальшого використання (рисунок 3.7). Розглянемо його детальніше:

1) Збереження результатів – збереження інформації про виявлені боєприпаси, включаючи координати, класи, ймовірності тощо. Збереження результатів відтворює можливість подальшого аналізу, порівняння та використання в інших аспектах проекту чи дослідження.

2) Створення анотаційних файлів (опціонально) – генерація файлів анотацій, які містять інформацію про виявлені боєприпаси та їхні класи. Такі файли можуть бути використані для маркування та індексації даних для подальшого навчання

моделі або для визначення ефективності алгоритму.

3) Обробка та очищення даних (опціонально) – проведення операцій очищення та обробки результатів для видалення артефактів, корекції помилок чи уніфікації форматів. Це дозволяє покращити якість та однорідність даних перед їхнім подальшим використанням.

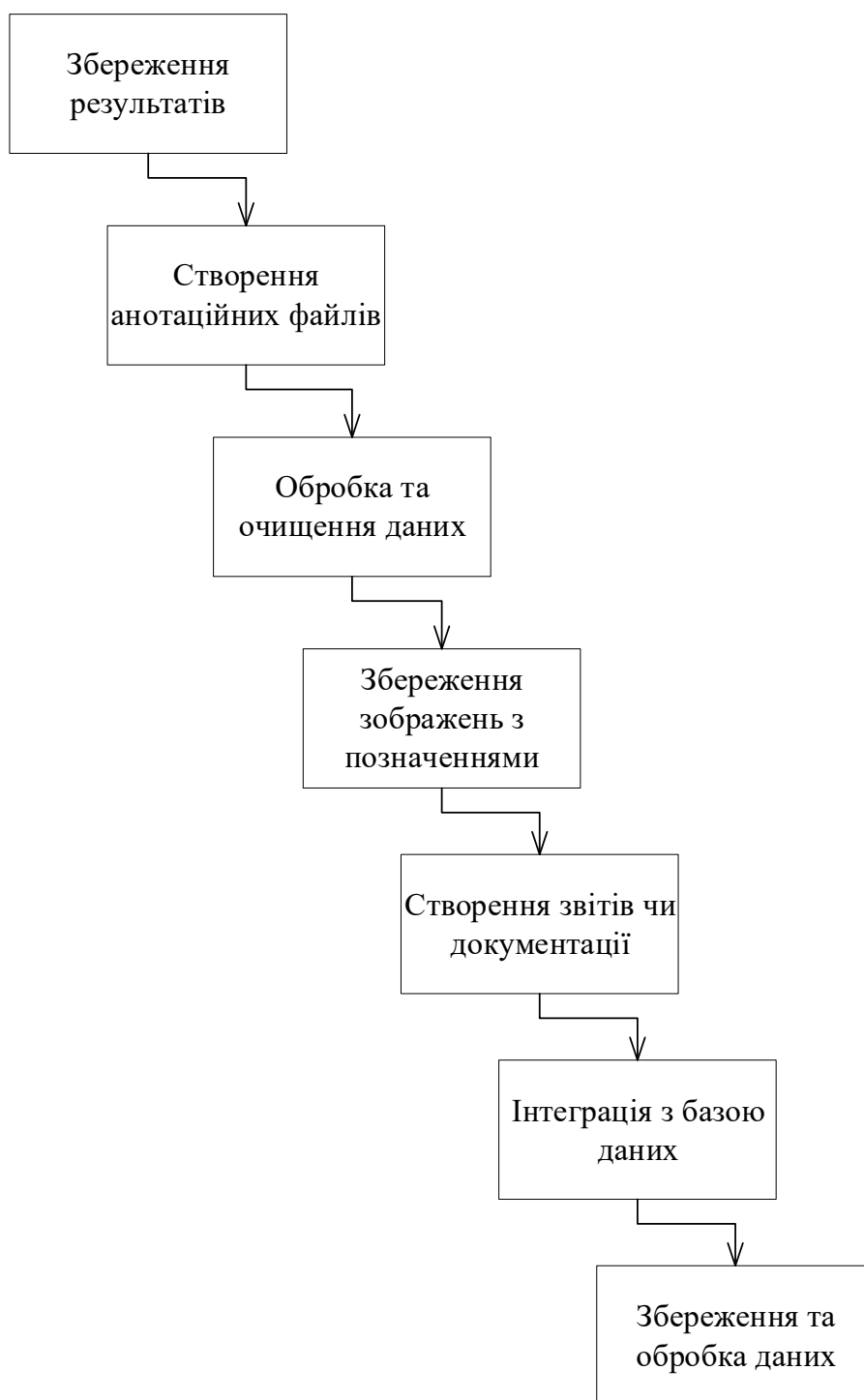


Рисунок 3.7 – Етап "Збереження та обробка даних"

4) Збереження зображень з позначеннями (опціонально) – збереження зображень з доданими позначеннями та маркерами для підтримки візуального аналізу. Збережені зображення слугують джерелом для вивчення, аналізу та перевірки результатів без повторної обробки вихідних даних.

5) Створення звітів чи документації (опціонально) – створення документації або звітів, які містять результати виявлення боєприпасів та відомості про процес обробки даних. Це може бути корисним для подальшого аналізу, обговорення результатів чи передачі інформації стороннім особам.

6) Інтеграція з базою даних (опціонально) – збереження результатів у великій базі даних для зручного зберігання та доступу. База даних може полегшити управління великим обсягом інформації та забезпечити зручний доступ для подальшого використання.

Збереження та обробка даних після виявлення боєприпасів дозволяють ефективно використовувати отриману інформацію, роблять її доступною для подальшого аналізу та забезпечують зручність у використанні результатів у різних аспектах проекту чи застосування.

3.2 Вибір платформи, технологій та бібліотек

YOLOv5 (You Only Look Once version 5) є п'ятою версією архітектури YOLO, яка розробляється для задач об'єктного визначення в зображеннях та відео. YOLO відомий своєю ефективністю та швидкістю, оскільки він спроможний виявляти об'єкти в реальному часі. Основною ідеєю YOLO є те, що вона розділяє зображення на сітку та для кожної клітини сітки прогнозує прямокутники та ймовірності класів для об'єктів. YOLOv5n може зрівнятися за ефективністю з більш складними R-CNN або швидшими R-CNN детекторами об'єктів. Компроміс між точністю та швидкістю обробки має велике значення у дослідженні, тому було обрано останню стабільну та перевірену версію моделі YOLO як відправну точку, тобто версію YOLOv5. Існує 5 моделей 5-ї версії архітектури YOLO (рисунок 3.8). Кожна конкретна модель

характеризується розміром моделі, поданим у вигляді точності FP16 (половина точності з плаваючою комою), значенням V100 (тобто часом виведення на графічному процесорі NVIDIA V100) та mAPCOCO (середня точність на наборі даних COCO [36]).

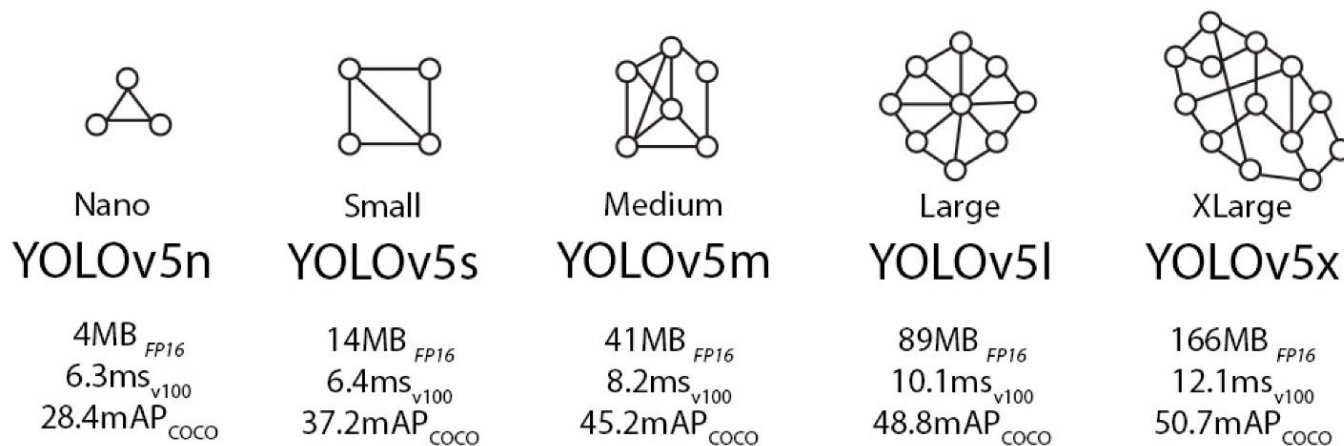


Рисунок 3.8 – Порівняння п'яти моделей YOLOv5, навчених на наборі даних COCO

Модель YOLOv5 складається з кількох базових будівельних блоків (додаток А). Найпростішим будівельним блоком є ConvBNSiLU, який послідовно поєднує згортковий рівень, за яким іде шар пакетної нормалізації та сигмоподібна лінійна одиниця як рівень активації. Параметр k позначає розмір ядра, параметр s позначає крок, параметр p позначає нульове заповнення, а параметр c позначає кількість каналів. Блоки ConvBNSiLU використовуються для створення блоків BottleNeck 1 і BottleNeck 2.

Покращення продуктивності в порівнянні з попередніми версіями YOLO було досягнуто завдяки заміні структури Spatial Pyramid Pooling (SPP) на структуру SPPF, де F означає швидкий. Структура SPPF вдвічі швидша порівняно з SPP. Існує три основні взаємопов'язані частини моделі YOLOv5, а саме хребет, шия та голова. CSP Darknet 53 або CSPNet53, що міститься в магістралі, є комбінацією CSPNet (Cross Stage Partial Network), представленої в 2020 році [37], і Darknet 53, створеної як частина вдосконалення YOLOv3 [38]. CSPNet посилює здатність CNN до навчання, усуває обчислювальні вузькі місця та зменшує витрати на пам'ять [37]. З іншого боку, Darknet 53 більш ефективний у вилученні функцій, ніж його 19-шаровий попередник Darknet 19 та інші конкуренти. CSP-PAN, знайдений у шийі, означає комбінацію CSP і

PANet (мережі агрегації шляхів) [39] з метою посилення потоку інформації в потоці сегментації екземпляра.

Висновки до розділу 3

У третьому розділі в процесі реалізації методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання була розроблена інформаційна система, що ґрунтується на зображеннях в інфрачервоному спектрі електромагнітного випромінювання, отриманих з тепловізора, а ідентифікація об'єктів здійснюється нейромережевими засобами.

Виконано моделювання інформаційної системи виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання з вибором платформи, технологій та бібліотек.

РОЗДІЛ 4

Дослідження методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання

4.1 Оціночний набір даних UXOTi_NPA

Оціночний набір даних UXOTi_NPA [40] – аббревіатура розшифровується як «Тепловізійні зображення боєприпасів, що не вибухнули, надані Норвезькою народною допомогою», для цього дослідження було сформовано наступним чином. Вихідні дані були надані гуманітарною організацією Norwegian People's Aid, яка збирала відео про боєприпаси, що не вибухнули, під час проекту в Боснії і Герцеговині у 2019 році [41]. На цьому початковому етапі проекту організація NPA перевіряла застосовність нових технологій для розмінування місцевості. Для цього вибухонебезпечні боєприпаси розміщували на поверхні (їх можна було частково накрити), але не закопували в землю. На БПЛА був встановлений тепловізійний датчик, який обстежував місцевість з висоти 3 метрів. Завдяки такій конфігурації була досягнута дуже мала відстань відбору проб на місцевості (GSD). Ці відео були отримані тепловізором Zenmuse XT [42] з роздільною здатністю 720×480 пікселів при частоті кадрів 30 Гц. Крок пікселів становив 17 мкм, чутливість (NE Δ T) <50 мК при фокусній відстані f/1.0, а поле зору - $69^\circ \times 56^\circ$. Відеозаписи зберігалися у форматі mp4. Послідовності зображень були вилучені з повних відео за допомогою програмного забезпечення VirtualDub. Ці ролики тривалістю близько 25 секунд показують політ БПЛА над цілями. Було анотовано відео напівавтоматично за допомогою програми Computer Vision Annotation Tool (CVAT) [43]. Положення анотацій об'єктів коригували вручну після кожних 5-6 кадрів. Оціночний набір даних складається з 808 ІЧ-зображень розміром 720×480 пікселів, витягнутих з вищеописаних відеокліпів, коли на зображенні була присутня хоча б одна ціль (НВБ). Кількість об'єктів на одному зображенні варіювалася від одного до трьох. На рисунку 4.1, зображено приклад теплового зображення з набору даних.

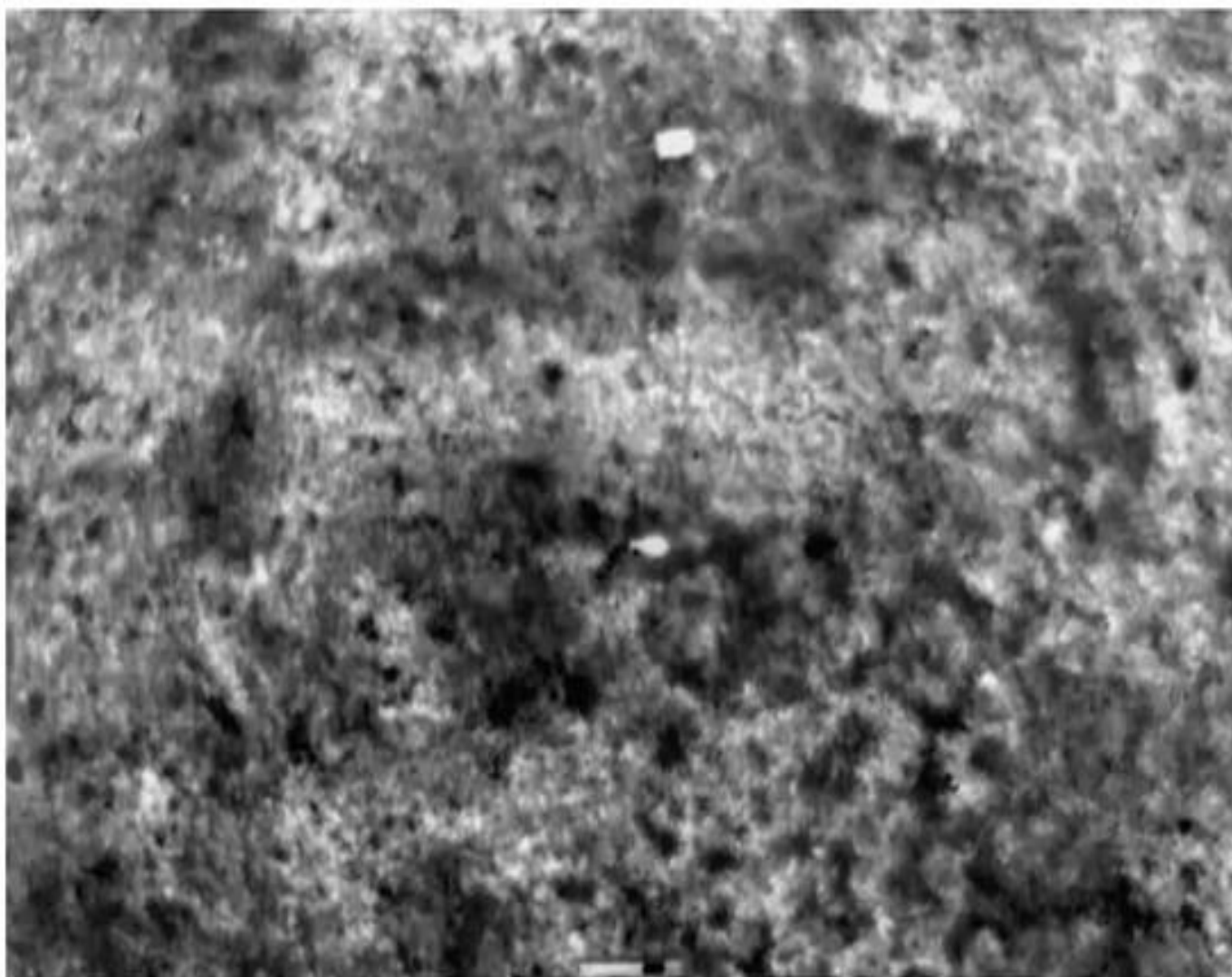



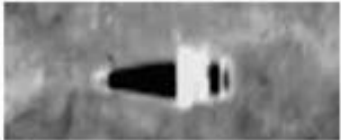

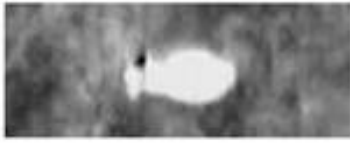


















Рисунок 4.1 – Приклад теплового зображення з набору даних

Таким чином, оціночний набір даних UXOTi_NPA містить загалом 808 теплових зображень з анотаціями. Кожне зображення містить до трьох об'єктів (тобто НБ), що належать до одного з одинадцяти класів (також до різних класів на одному зображенні). У дослідженні вирішувалася, насамперед, задача виявлення одинадцяти класів об'єктів. Досліджувалась проблема виявлення НБ, де всі анотовані об'єкти розглядалися як екземпляри одного класу (тобто проблема виявлення одного класу). Потім оціночні дані були випадковим чином розділені на навчальну, перевірочну і тестову множини. Навчальний набір, таким чином, містив 640 зображень, перевірочний набір – 80 і тестовий набір – 88 зображень. У таблиці 4.1 наведено приклади об'єктів НБ для кожного з одинадцяти класів з деякою додатковою інформацією. Такі об'єкти з'являються на знімках з оціночної бази даних.

Таблиця 4.1 – Об'єкти НБ кожного з одинадцяти класів. Такі об'єкти з'являються на знімках з оціночного набору даних

Клас	Ім'я та тип	Розміри (мм)	Кількість входжень у наборі даних	RGB зображення	Теплове зображення
1	2	3	4	5	6
1	Mortar mine M: 60 mm	300 × 60	139		
2	Fuse M: 125 mm	106 × 40	161		
3	Hand grenade	89 × 57	121		
4	AP land mine PMR čapljinka	192 × 78	104		
5	Bullet 30.2 mm	330 × 30.2	116		
6	Land mine PMR 2A	192 × 66	136		
7	Mortar mine M: 82 mm	375 × 82	149		
8	Land mine PMR 3	192 × 77	150		
9	Land mine PROM 1	260 × 75	139		

Кінець таблиці 4.1

1	2	3	4	5	6
10	Land mine PMA 3	111 × 111	79		
11	Tromblon mine TTM RP	307 × 30	161		

4.2 Визначання гіперпараметрів нейронної мережі

Основою методу виявлення боєприпасів що не розірвалися є згортова нейронна мережа YOLOv5. Було обрано архітектуру YOLOv5, попередньо навчену на базі даних COCO [44]. В дослідженні виконувалася ініціалізація ШНМ з уже вивченими вагами (на наборі даних COCO), та навчання проводилось з нуля на нових даних з набору даних UXOTi_NPA (тобто всі шари ШНМ були навченими). До оригінальної архітектури YOLOv5 були внесені такі зміни. На вході ІЧ-зображення були відповідним чином масштабовані до розміру 640×640 пікселів. З іншого боку, вихідні дані оригінального YOLOv5, розробленого для вісімдесяти класів COCO, були відповідно адаптовані для виявлення НБ з одинадцяти різних класів (або двох класів, якщо вирішувалася задача бінарного виявлення). У цьому дослідженні було проекспериментовано з усіма п'ятьма версіями моделі YOLOv5. Гіперпараметри для ШНМ були визначені за допомогою методу сіткового пошуку. Налаштування всіх гіперпараметрів, знайдених у коді Ultralytics:

- lr0 – Initial learning rate 0.01
- lrf – Final OneCycleLR learning rate 0.01
- momentum – SGD momentum/Adam beta1 0.937
- weight_decay – Optimizer weight decay 0.0005
- warmup_epochs – Warmup epochs 3.0
- warmup_momentum – Warmup initial momentum 0.8
- warmup_bias_lr – Warmup initial bias lr 0.1
- Box – Box loss gain 0.05

– cls – cls loss gain	0.5
– cls_pw – cls BCELoss positive_weight	1.0
– obj – Object loss gain	1.0
– obj_pw – Object BCELoss positive_weight	1.0
– iou_t – IoU training threshold	0.20
– anchor_t – Anchor-multiple threshold	4.0
– fl_gamma – Focal loss gamma	0.0
– hsv_h – Image HSV-Hue augmentation	0.015
– hsv_s – Image HSV-Saturation augmentation	0.7
– hsv_v – Image HSV-Value augmentation	0.4
– degrees – Image rotation	0.0
– translate – Image translation	0.1
– scale – Image scale	0.5
– shear – Image shear	0.0
– perspective – Image perspective	0.0
– flipud – Image flip up-down (probability)	0.0
– fliplr – Image flip left-right (probability)	0.5
– mosaic – Image mosaic (probability)	1.0
– mixup – Image mixup (probability)	0.0
– copy_paste – Segment copy-paste (probability)	0.0

4.3 Визначення ефективності методу

Нейронна мережа YOLOv5 зменшує кількість вільних параметрів і FLOPS, таким чином зменшуючи розмір моделі та одночасно збільшуючи швидкість обробки при практично незмінній точності. Вихідні шари YOLOv5 (тобто голова) повертають карти функцій у 3 різних розмірах, таким чином дозволяючи моделі виявляти малі, середні та великі об'єкти.

Продуктивність і складність п'яти основних моделей YOLOv5 представлені в таблиці 4.2. Значення mAP повідомляються при пороговому значенні 0,5 і загальних mAP (порогове значення в діапазоні від 0,5 до 0,95 з кроком 0,05). Метрики mAP були розраховані з використанням набору даних COCO, а складність моделі визначається кількістю вільних параметрів.

Таблиця 4.2 – Порівняння п'яти основних моделей виявлення YOLOv5, навчених та оцінених на наборі даних COCO.

Модель	mAP@0.5 (%)	mAP@0.5:0.95 (%)	Параметри (у мільйонах)
YOLOv5n	45.7	28.0	1.9
YOLOv5s	56.8	37.4	7.2
YOLOv5m	64.1	45.4	21.2
YOLOv5l	67.3	49.0	46.5
YOLOv5x	68.9	50.7	86.7

Результати навчання представлені в цьому розділі. Спочатку було розв'язано задачу класифікації та виявлення НБ одинадцяти класів. Всі п'ять версій моделі YOLOv5, представлені в попередньому розділі, були навчені окремо на навчальному наборі бази даних UXOTi_NPA. Навчання проводилося для 300 епох, з однаковими гіперпараметрами (таблиця 4.3). Приклади графіків, отриманих під час навчання версії YOLOv5n, наведено в Додатках В. Спостерігається тенденція до зміни трьох різних функцій втрат по відношенню до епохи навчання (рисунки В.1 – В.3). Аналогічну тенденцію було помічено і при навчанні інших ШНМ. Потім навчені нейронні мережі були оцінені на тестовому наборі бази даних UXOTi_NPA. Ефективність класифікації та виявлення оцінювалось за допомогою класичних метрик, таких як точність, згадування, середня середня точність (mAP) при порозі 0,5 та середня mAP при порогах від 0,5 до 0,95 з кроком 0,05. Результати першого експерименту зібрані у таблиці 4.3.

Найкращі результати виділено жирним шрифтом. У стовпчику "Параметри" наведено кількість параметрів, що не містять CNN.

Крім того, в цій таблиці наведено кількість вільних параметрів (у мільйонах) для кожної перенавченої версії YOLOv5.

У наступному експерименті НБ з усіх одинадцяти класів були об'єднані в один загальний клас. Таким чином, вирішувалась задача виявлення: чи є на тепловізійному зображенні НБ (незалежно від того, якого типу), і якщо так, то де? Цей експеримент отримав назву "задача виявлення одного класу НБ". З його допомогою змодельовано

реальний сценарій, коли фахівці з видалення НБ зацікавлені в першу чергу в тому, чи присутній НБ в зоні спостереження взагалі, і лише пізніше цікавляться, якого він типу.

Таблиця 4.3 – Ефективність п'яти версій моделі YOLOv5, перенавченої на наборі даних UXOTi_NPA: задача виявлення одинадцяти класів НББ.

Версія	Точність (%)	Відкликання (%)	mAP@0.5 (%)	mAP@0.5:0.95 (%)	Параметри (у мільйонах)
YOLOv5n	98.3	100	99.5	87.0	1.8
YOLOv5s	98.8	100	99.5	88.5	7.1
YOLOv5m	98.5	100	99.5	89.9	21.1
YOLOv5l	98.4	100	99.5	90.5	46.4
YOLOv5x	98.6	100	99.5	89.7	86.6

Було використано ті самі версії моделі YOLOv5 (лише вихідний шар був змінений відповідним чином). Навчання та інші налаштування залишилися такими ж, як і в першому експерименті. Зразки графіків, отриманих під час навчання версії YOLOv5x для однієї задачі виявлення класів НББ, наведено на рисунках В4 – В6. Подібні тенденції були помічені і для інших версій YOLOv5. Навчені нейронні мережі були оцінені на тестовому наборі бази даних UXOTi_NPA, при цьому НБ з усіх 11 класів були об'єднані в один загальний тестовий клас.

Отримані результати зібрані в таблиці 4.4, де найвищі метрики виділені жирним шрифтом. У стовпчику "Параметри" наведено кількість параметрів, що не містять CNN.

Детальніші результати зібрані в Таблиці 4.5 для найменшої версії YOLOv5n, з метриками, розрахованими для кожного з одинадцяти класів НБ. Нова таблиця результатів була отримана для кожної пари довірчих значень і порогів IoU. Для таблиці 4.5 довірчий поріг було встановлено на рівні 0,001, а поріг IoU - на рівні 0,5. За такого налаштування матриця плутанини має лише одиниці вздовж діагоналі, тому вона не показана.

Таблиця 4.4 – Ефективність п'яти версій моделі YOLOv5, перенавченої на наборі даних UXOTi_NPA: задача виявлення одного класу НБ.

Версія YOLOv5	Точність (%)	Відкликання (%)	mAP@0.5 (%)	mAP@0.5:0.95 (%)	Параметри (у мільйонах)
YOLOv5n	99.0	100	99.5	87.0	1.8
YOLOv5s	99.4	100	99.5	88.5	7.1
YOLOv5m	98.9	100	99.4	89.9	21.1
YOLOv5l	99.4	100	99.5	90.5	46.4
YOLOv5x	99.3	100	99.5	89.7	86.6

Таблиця 4.5 - Ефективність за класами для моделі YOLOv5n, перенавченої на наборі даних UXOTi_NPA: задача виявлення одинадцяти класів НБ.

Клас	Екземпляри (шт)	Точність (%)	Відкликання (%)	mAP@0.5 (%)	mAP@0.5:0.95 (%)
0	12	91.5	100	99.5	86.1
1	11	98.9	100	99.5	93.2
2	14	99.7	100	99.5	68.0
3	15	99.5	100	99.5	88.8
4	16	99.2	100	99.5	92.5
5	31	100	96.7	99.5	79.5
6	40	99.6	100	99.5	89.7
7	27	100	96.2	99.5	82.9
8	13	92.8	100	99.5	92.6
9	8	98.9	100	99.5	91.5
10	10	98.7	100	99.5	90.0

Найкращі результати виділено жирним шрифтом. У колонці "Екземпляри" представлено кількість НБ у класі. Довірчий поріг становить 0,001, а поріг IoU - 0,5.

Вищезгадані метрики та кількість всіх екземплярів (UXO) для кожного класу

на всіх 88 тестових зображеннях наведено у таблиці 4.5. Аналогічні результати були отримані і для інших версій YOLOv5. Слід зазначити, що ефективність виявлення зменшується з підвищенням довірчої ймовірності та порогових значень IoU.

4.4 Тестування методу

Деякі якісні результати показані для задачі виявлення одинадцяти класів НБ (рисунок 4.3-4.10), і для задачі виявлення одного класу НБ (рисунок 4.11-4.18). В обох випадках продемонстровано оригінальні ІЧ-зображення з тестового набору бази даних UXOTi_NPA з експертними анотаціями (тобто, обмежувальними рамками), накладеними на кожне зображення. Колір та індекс біля рамки вказують на клас НББ (див. табл. 4.1).

Якісні результати для задачі виявлення одинадцяти класів НБ: експертні анотації накладені на ІЧ-зображення (рисунок 4.3; 4.5; 4.7; 4.9) і обмежувальні рамки з НББ, виявленими за допомогою перенавченого YOLOv5n (рисунок 4.4 та 4.8) або YOLOv5x (рисунок 4.6 та 4.10). Індекс класу та ймовірність виявлення написані поруч з обмежувальною рамкою.

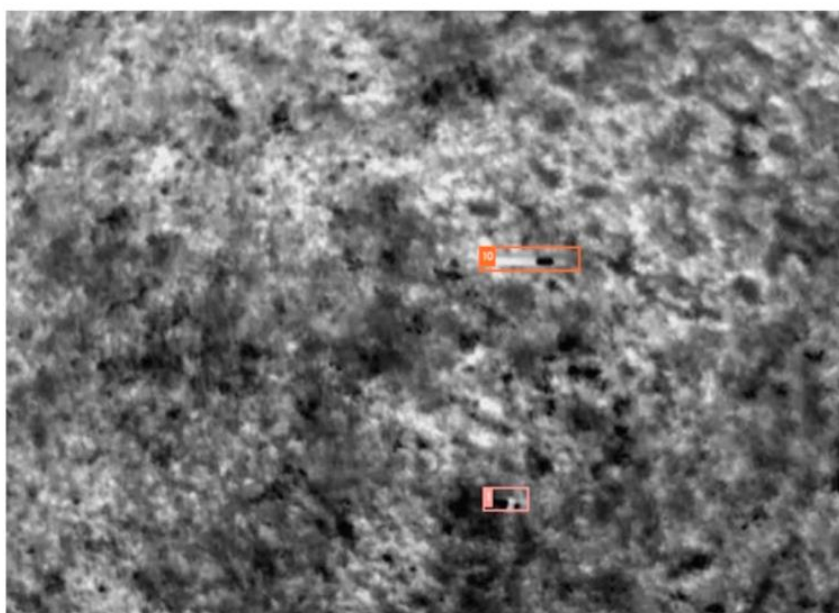


Рисунок 4.3 - Експертні анотації накладені на ІЧ-зображення

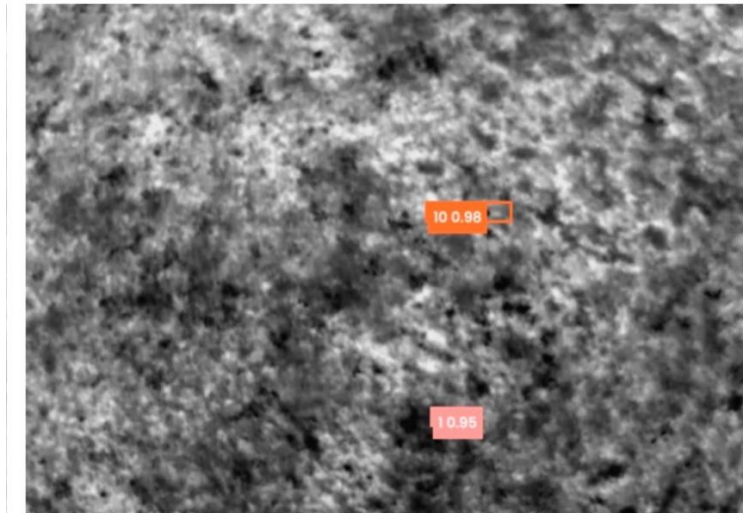


Рисунок 4.4 – Боєприпаси виявлені за допомогою перенавченого YOLOv5n

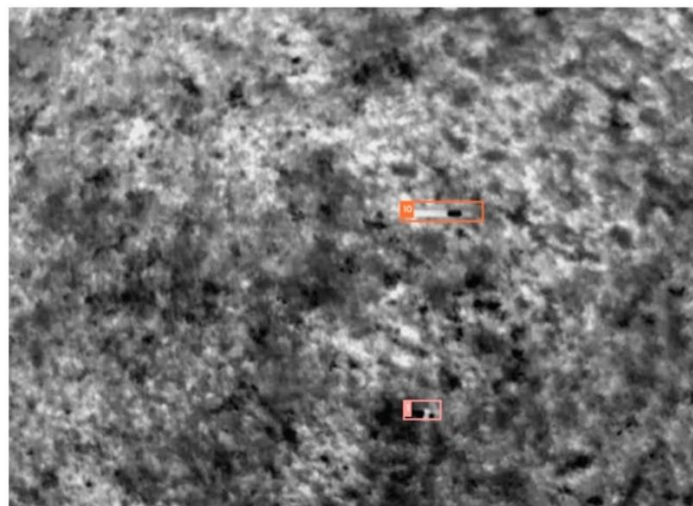


Рисунок 4.5 - Експертні анотації накладені на ІЧ-зображення

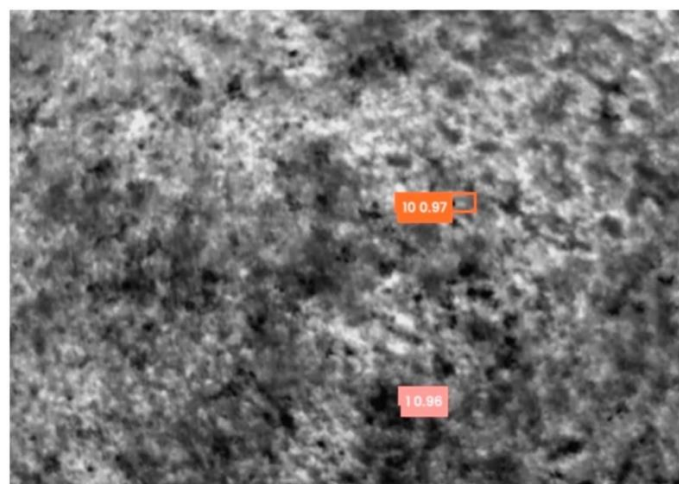


Рисунок 4.6 – Боєприпаси виявлені за допомогою перенавченого YOLOv5x

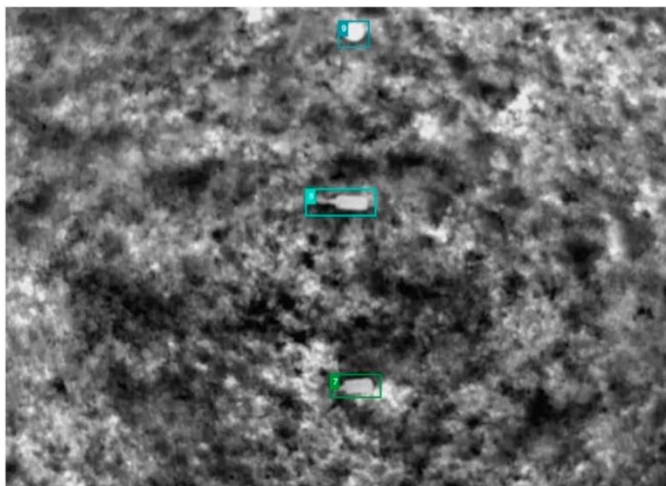


Рисунок 4.7 - Експертні анотації накладені на ІЧ-зображення

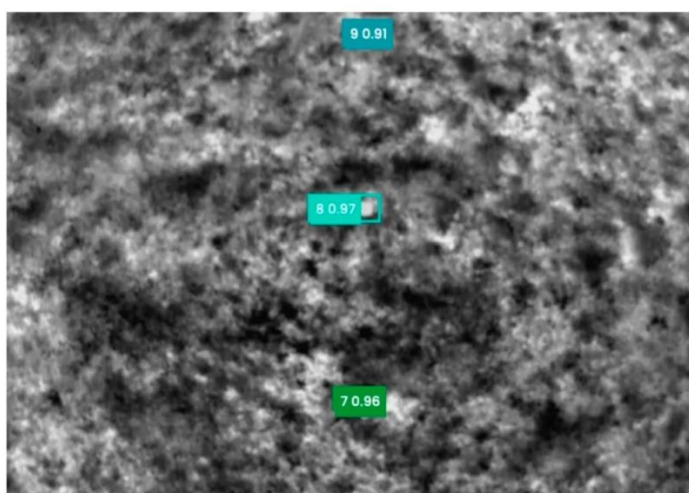


Рисунок 4.8 – Боєприпаси виявлені за допомогою перенавченого YOLOv5n

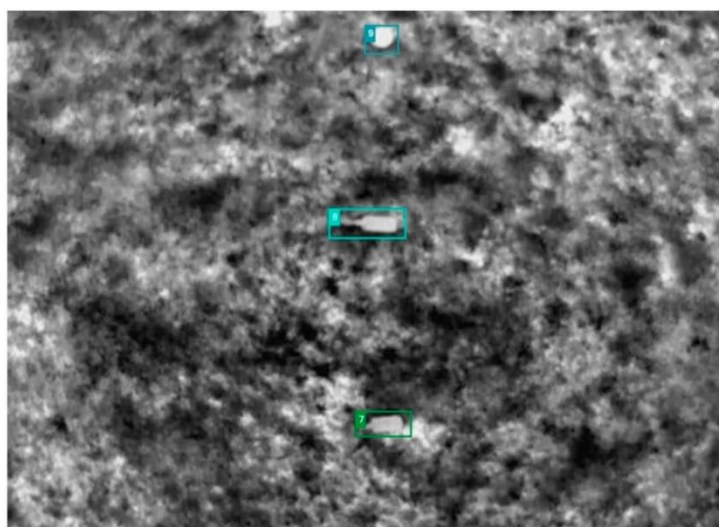


Рисунок 4.9 - Експертні анотації накладені на ІЧ-зображення

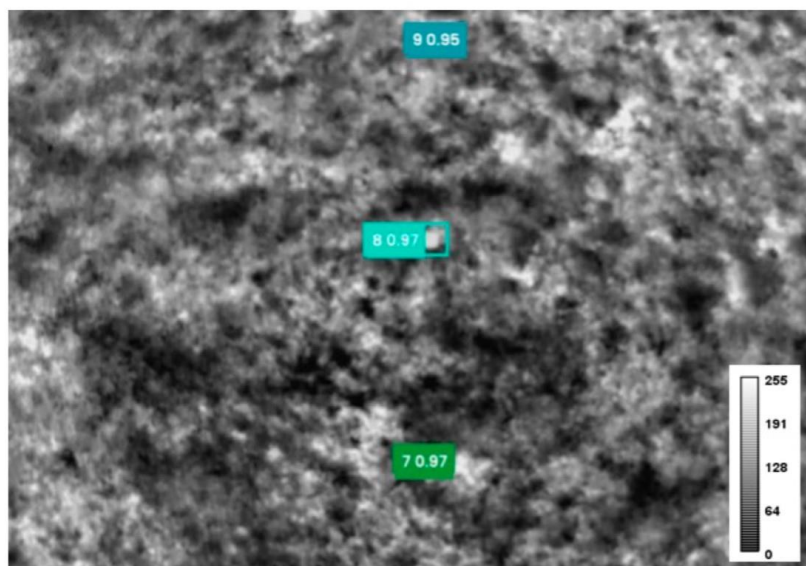


Рисунок 4.10 – Боєприпаси виявлені за допомогою перенавченого YOLOv5x

Усі НБ згруповані в один загальний клас (індекс дорівнює 1) у випадку бінарної задачі виявлення. Якісні результати для задачі виявлення одного класу НБ: експертні анотації накладені на ІЧ-зображення (рисунок 4.11; 4.13; 4.15; 4.17) і обмежувальні рамки з НБ, виявленими за допомогою перенавченого YOLOv5n (рисунок 4.12 та 4.16) або YOLOv5x (рисунок 4.14 та 4.18). Індекс класу та ймовірність виявлення написані поруч з обмежувальною рамкою.

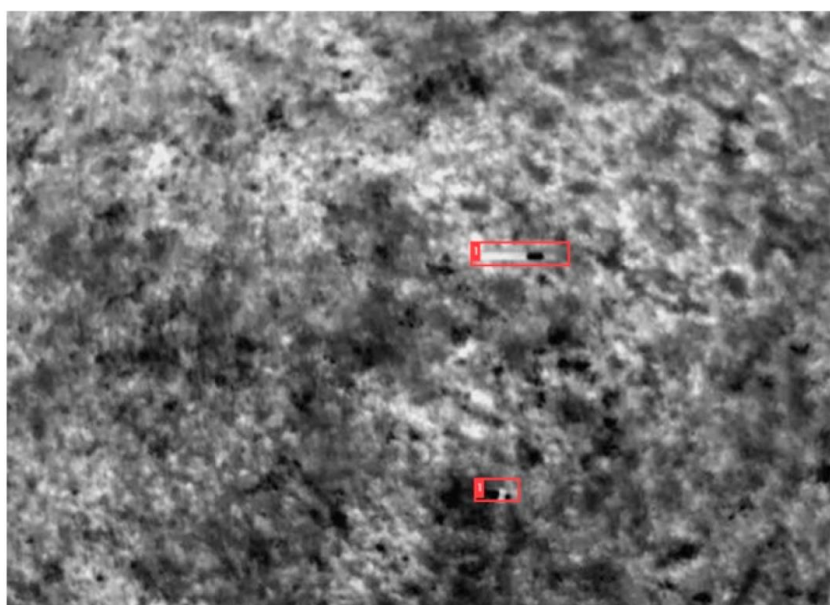


Рисунок 4.11 - Експертні анотації накладені на ІЧ-зображення

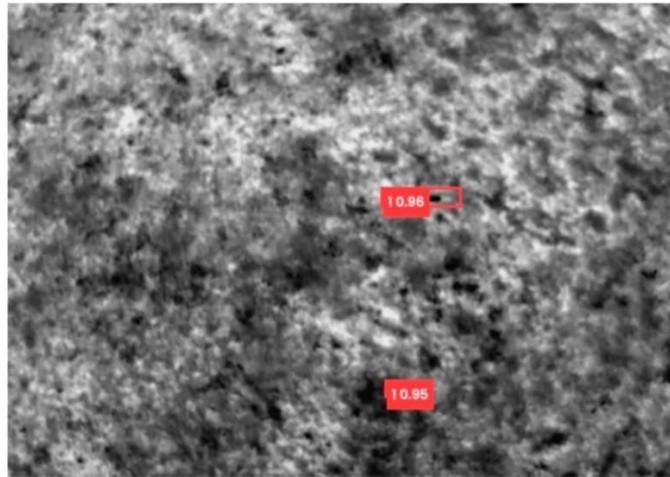


Рисунок 4.12 – Боєприпаси виявлені за допомогою перенавченого YOLOv5n

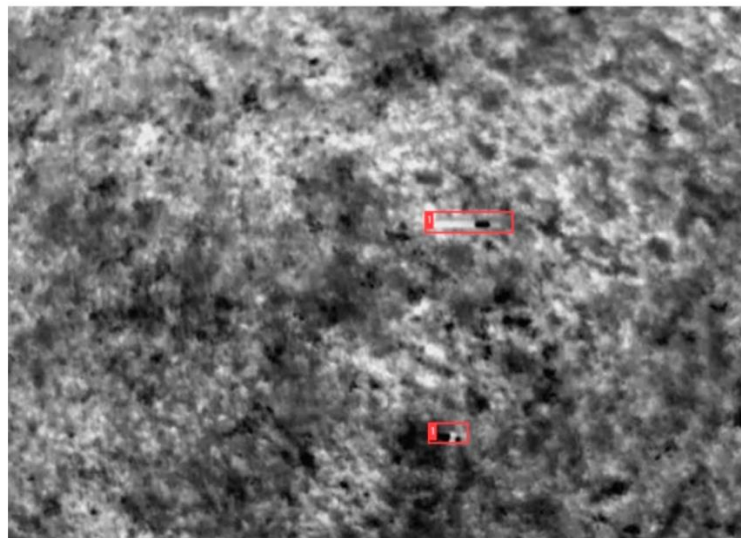


Рисунок 4.13 - Експертні анотації накладені на ІЧ-зображення

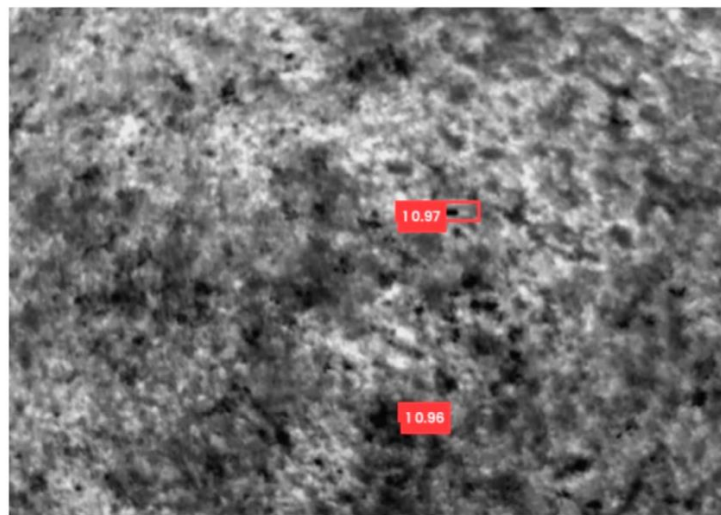


Рисунок 4.14 – Боєприпаси виявлені за допомогою перенавченого YOLOv5x

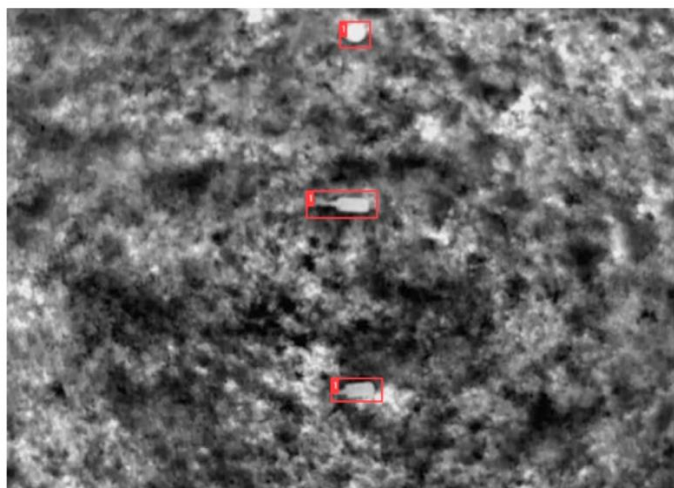


Рисунок 4.15 - Експертні анотації накладені на ІЧ-зображення

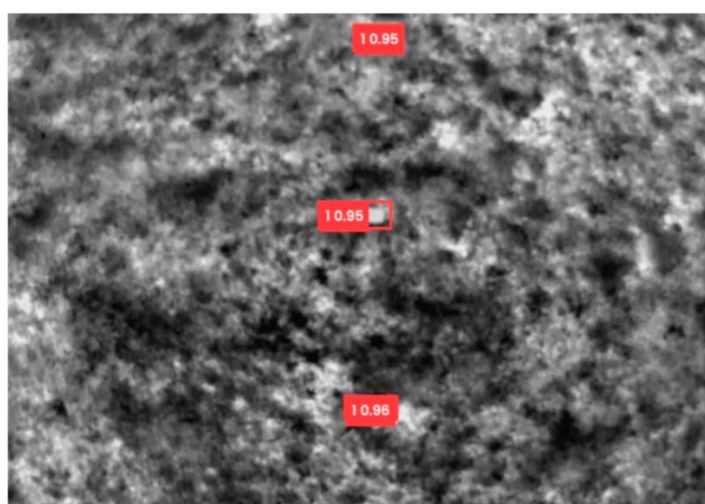


Рисунок 4.16 – Боєприпаси виявлені за допомогою перенавченого YOLOv5n

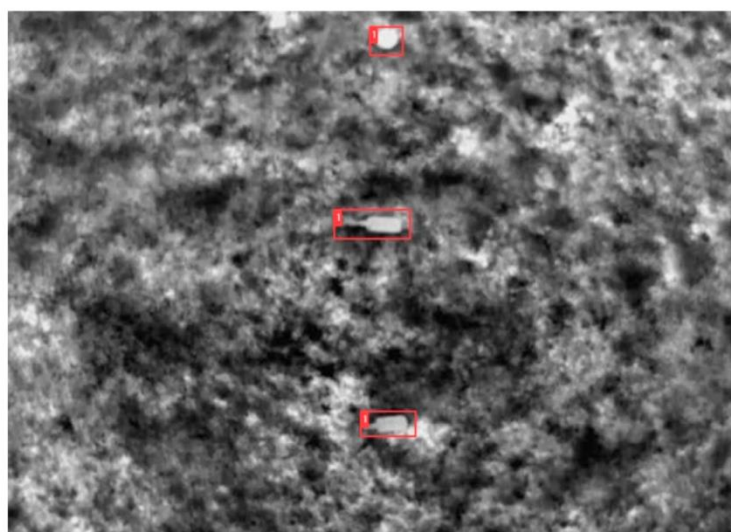


Рисунок 4.17 - Експертні анотації накладені на ІЧ-зображення

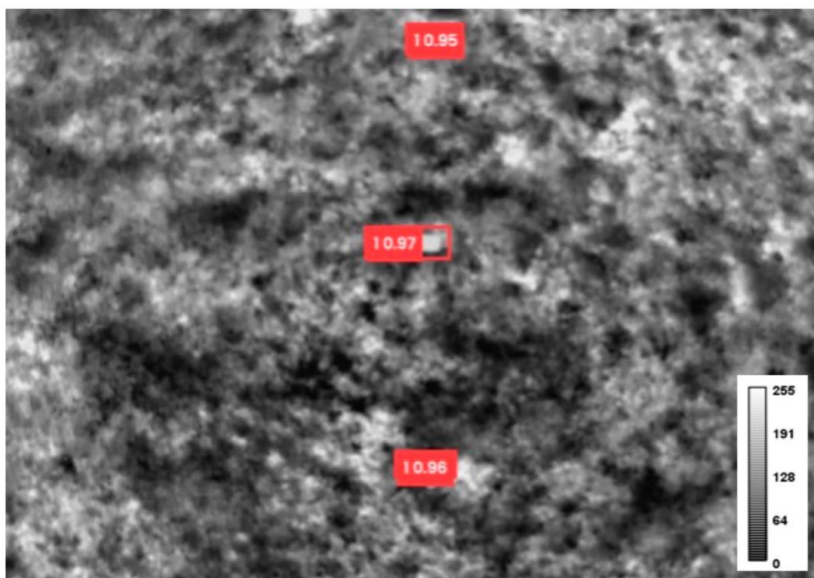


Рисунок 4.18 – Боєприпаси виявлені за допомогою перенавченого YOLOv5x

Висновки до розділу 4

У четвертому розділі виконано дослідження методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання. Під час виконання використовувався оціночний набір даних UXOTi_NPA. Наведено гіперпараметри нейронної мережі.

Проведено декілька експериментів по виявленню одинадцяти класів НБ з метою визначення ефективності методу за показниками точності, відкликання, $mAP@0.5$, $mAP@0.5:0.95$. Отримано значення точності від 91.5 до 100 %, значення відкликання від 96.2 до 100%, $mAP@0.5$ на рівні 99,5%; значення $mAP@0.5:0.95$ від 68,0 до 93.2%.

Проведено тестування методу із використанням різних моделей YOLOv5. Модель YOLOv5s продемонструвала найвищу точність на рівні 98.8%. Модель YOLOv5n є найшвидшою, для неї було отримано показники $mAP@0.5 = 47.5\%$, а $mAP@0.5:0.95 = 28.0\%$.

Виконано тестування методу з отриманням якісних показників.

Загальні висновки

В результаті кваліфікаційної роботи магістра створено метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.

В процесі створення методу виконано такі задачі дослідження:

- виконано аналіз традиційних методів виявлення боєприпасів що не розірвалися;
- проведено аналіз сучасних підходів до ідентифікації об'єктів;
- розроблено метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання;
- підготовлено набір даних для навчання згорткової мережі;
- проведено дослідження та тестування запропонованого методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання;
- проведено аналіз сучасного стану проблеми виявлення боєприпасів що не розірвалися, проаналізовано сучасний стан мінної небезпеки в Україні та технічні засоби отримання зображень, зокрема таких, що працюють поза межами видимої частини спектру електромагнітного випромінювання;
- виконано аналіз сучасних методів глибокого навчання для ідентифікації об'єктів на зображеннях та відповідних сучасних програмних рішень;
- розроблено метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання із визначенням загальної структури методу у поєднанні з процедурою отримання вхідних даних, гіперпараметрами нейронної мережі та критеріями визначення нерозірваних боєприпасів при аналізі зображення;
- розглянуто критерії оцінювання точності нейронної мережі на основі матриця невідповідностей.

Була розроблена інформаційна система, що ґрунтується на зображеннях в інфрачервоному спектрі електромагнітного випромінювання, отриманих з

тепловізора, а ідентифікація об'єктів здійснюється нейромережевими засобами. Виконано моделювання інформаційної системи виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання з вибором платформи, технологій та бібліотек.

Виконано дослідження методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання із використанням оціночного набір даних UXOTi_NPA.

Проведено декілька експериментів по виявленню одинадцяти класів НВБ з метою визначення ефективності методу за показниками точності, відкликання, $mAP@0.5$, $mAP@0.5:0.95$. Отримано значення точності від 91.5 до 100 %, значення відкликання від 96.2 до 100%, $mAP@0.5$ на рівні 99,5%; значення $mAP@0.5:0.95$ від 68,0 до 93.2%.

Проведено тестування методу із використанням різних моделей YOLOv5. Модель YOLOv5s продемонструвала найвищу точність на рівні 98.8%. Модель YOLOv5n є найшвидшою, для неї було отримано показники $mAP@0.5 = 47.5\%$, а $mAP@0.5:0.95 = 28.0\%$.

Виконано тестування методу з отриманням якісних показників.

Перелік посилань

1. Інформаційна технологія альтернативної комунікації для людей з обмеженими можливостями спілкування / О.В. Бармак, Р.О. Багрій, Ю.В. Крак, В.С. Касьянюк // Штучний інтелект. – 2018. – № 2 (80). – С. 16-24. – Бібліогр.: 7 назв. – укр.
2. Україна: Заборонені наземні міни завдають шкоди цивільному населенню. URL: <https://www.hrw.org/uk/news/2023/01/31/ukraine-banned-landmines-harm-civilians>.
3. Потенційно небезпечну територію забруднену мінами та вибухонебезпечними предметами вдалось скоротити вдвічі, до 185 тисяч квадратних кілометрів. URL: <https://mvs.gov.ua/uk/news/potenciino-nebezpecnu-teritoriyu-zabrudnenu-minami-ta-vibuxonebezpecnimi-predmetami-vdalos-skorotiti-vdvici-do-185-tisyac-kvadratnix-kilometriv>.
4. Очищення замінованих територій обійдеться Україні у понад \$37 млрд – Шмигаль. URL: <https://forbes.ua/news/ochishchennya-zaminovanikh-teritoriy-obiydetsya-ukraini-u-ponad-37-mlrd-shmigal-27092023-16295>.
5. Д. В. Риндюк, В. А. Пешко Інформаційні технології. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. 180 с.
6. ГУМАНІТАРНЕ РОЗМІНУВАННЯ ТЕРИТОРІЙ – ЦЕ НУЛЬОВИЙ ЕТАП ЕКОНОМІЧНОГО ВІДНОВЛЕННЯ КРАЇНИ, — ЮЛІЯ СВИРИДЕНКО НА ВІДКРИТТІ DEMINE UKRAINE FORUM. URL: <https://www.me.gov.ua/News/Detail?lang=uk-UA&id=533e4e39-768d-41ff-ad76-93075367f74f&title=GumanitarneRozminuvannia>.
7. Types of explosive ordnance. URL: <https://www.gichd.org/explosive-ordnance/>.
8. Перші 30 команд розробників інновацій у гуманітарному розмінуванні презентували проекти на Demining Bootcamp. URL: <https://interfax.com.ua/news/general/951850.html>.
9. Як здійснюється розмінування територій: 6 етапів. URL:

<https://armyinform.com.ua/2022/12/22/yak-zdijsnyuyetsya-rozminuvannya-terytorij-6-etapiv/>.

10. РОЗМІНУВАННЯ З ARMTRAC. URL: <https://armtrac.com.ua/demining-faqs.html>.

11. Класифікація тепловізорів та отримання ними зображення. URL: <https://forca.com.ua/info/teploviziinii/klasifikaciya-teplovizoriv-ta-otrimannya-nimi-zobrazhennya.html>.

12. Класифікація тепловізорів та отримання ними зображення. URL: <http://um.co.ua/4/4-9/4-95718.html>.

13. Бабочкін О. О. Про сучасний стан розвитку методів ідентифікації об'єктів на зображенні / О. О. Бабочкін // Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті: тези доповідей 25-го Міжнародного молодіжного форуму, 20–21 квітня 2021 р. – Харків: ХНУРЕ, 2021. – Т. 7,10. С. 18–19.

14. Що таке нейронні мережі та де їх використовують? URL: <https://incrypted.com/ua/shcho-take-nejromerezhi/>.

15. Leira, F.S.; Helgesen, H.H.; Johansen, T.A.; Fossen, T.I. Object detection, recognition, and tracking from UAVs using a thermal camera. *J. Field Robot.* 2021, 38, 242–267.

16. Dai, X.; Yuan, X.; Wei, X. TIRNet: Object detection in thermal infrared images for autonomous driving. *Appl. Intell.* 2020, 51, 1244–1261.

17. Banuls, A.; Mandow, A.; Vazquez-Martin, R.; Morales, J.; Garcia-Cerezo, A. Object Detection from Thermal Infrared and Visible Light Cameras in Search and Rescue Scenes. In *Proceedings of the 2020 IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics (SSRR)*, Abu Dhabi, United Arab Emirates, 4 November 2020; pp. 380–386.

18. Nikulin, A.; De Smet, T.S.; Baur, J.; Frazer, W.D.; Abramowitz, J.C. Detection and Identification of Remnant PFM-1 ‘Butterfly Mines’ with a UAV-Based Thermal-Imaging Protocol. *Remote Sens.* 2018, 10, 1672.

19. Krause, P.; Salahat, E.; Franklin, E. Diurnal Thermal Dormant Landmine Detection Using Unmanned Aerial Vehicles. In *Proceedings of the IECON 2018—44th*

Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, Washington, DC, USA, 21-23 October 2018; pp. 2299–2304.

20. Yao, Y.; Wen, M.; Wang, Y. Multi-Temporal IR Thermography For Mine Detection. In Proceedings of the 2019 10th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images (MultiTemp), Shanghai, China, 5–7 August 2019; pp. 1–4.

21. Baur, J.; Steinberg, G.; Nikulin, A.; Chiu, K.; de Smet, T.S. Applying Deep Learning to Automate UAV-Based Detection of Scatterable Landmines. *Remote Sens.* 2020, 12, 859.

22. FLIR Tools 6.4. URL: <https://flir-tools.software.informer.com/6.4/>.

23. Create a FLIR Tools (REPX) Report. URL: https://lyloverset.live/product_details/43826561.html.

24. FLIR Thermal Studio Pro Software - Full Licence. URL: <https://www.testers.co.uk/flir-thermal-studio-software>.

25. Thermal Studio Suite | Teledyne FLIR. URL: <https://www.flir.com/products/flir-thermal-studio-suite/>.

26. Методики розмінування: різноманітність підходів до мінної загрози. URL: <https://mil.in.ua/uk/blogs/metodyky-rozminuvannya-riznomanitnist-pidhodiv-do-minnoyi-zagrozy/>.

27. Війна та нейромережі: як штучний інтелект використовують на полі бою. URL: <https://forklog.com.ua/exclusive/vijna-ta-nejromerezhi-yak-shtuchnyj-intelekt-vykorystovuyut-na-poli-boyu>.

28. Військовий тепловізор — як обрати, скільки коштує, та які саме тепловізори треба для ЗСУ та ТРО. URL: <https://www.peoplesproject.com/vijskovij-teplovizor-yak-obrati-skilki-koshtuye-ta-yaki-same-teplovizori-treba-dlya-zsu-ta-tro/>.

29. РАДЮК П. М. (2020). Підхід до прискорення навчання згорткової нейронної мережі за рахунок налаштування гіперпараметрів навчання. *Computer Systems and Information Technologies*, (2), 32–37. URL: <https://doi.org/10.31891/CSIT-2020-2-5>.

30. ПОРЯДОК утилізації ракет, боєприпасів і вибухових речовин. URL:

<https://www.kmu.gov.ua/npas/75390097>.

31. Як поводитись в умовах загрози замінування. URL:

<https://dovidka.info/yak-povodytys-v-umovah-zagrozy-zaminuvannya/>.

32. ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ – ПЕРСПЕКТИВНА СФЕРА НАУКИ І СУСПІЛЬСТВА. URL: <http://oldconf.neasmo.org.ua/node/139>.

33. Bounding Boxes in Computer Vision: Uses, Best Practices for Labeling, and More. URL: <https://www.ayadata.ai/blog-posts/bounding-boxes-in-computer-vision-uses-best-practices-for-labeling-and-more/#:~:text=Bounding%20boxes%20are%20rectangular%20region%20annotations%20used%20for%20supervised%20computer,when%20exposed%20to%20unseen%20data>.

34. Трембовецька, Р. В., Гальченко, В. Я., Тичков, В. В., & Сторчак, А. В. (2019). ОЦІНКА ТОЧНОСТІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МЕТАМОДЕЛЕЙ КРУГОВИХ НАКЛАДНИХ ВИХРОСТРУМОВИХ ПЕРЕТВОРЮВАЧІВ. Вісник Черкаського державного технологічного університету, (2), 18–29. URL: <https://doi.org/10.24025/2306-4412.2.2019.171272>.

35. Матриця невідповідностей і метрики. URL:

<https://dumnyj.eu/blog/matrytsia-nevidpovidnostej-i-metryky/>.

36. Lin, T.-Y.; Maire, M.; Belongie, S.; Hays, J.; Perona, P.; Ramanan, D.; Dollár, P.; Zitnick, C.L. Microsoft Coco: Common Objects in Context. In Proceedings of the European Conference on Computer Vision, Zurich, Switzerland, 6–12 September 2014; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2014; pp. 740–755.

37. Wang, C.-Y.; Mark Liao, H.-Y.; Wu, Y.-H.; Chen, P.-Y.; Hsieh, J.-W.; Yeh, I.-H. CSPNet: A New Backbone That Can Enhance Learning Capability of CNN. In Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), Seattle, WA, USA, 14–19 June 2020; pp. 1571–1580.

38. Redmon, J.; Farhadi, A. YOLOv3: An Incremental Improvement. arXiv 2018, arXiv:1804.02767.

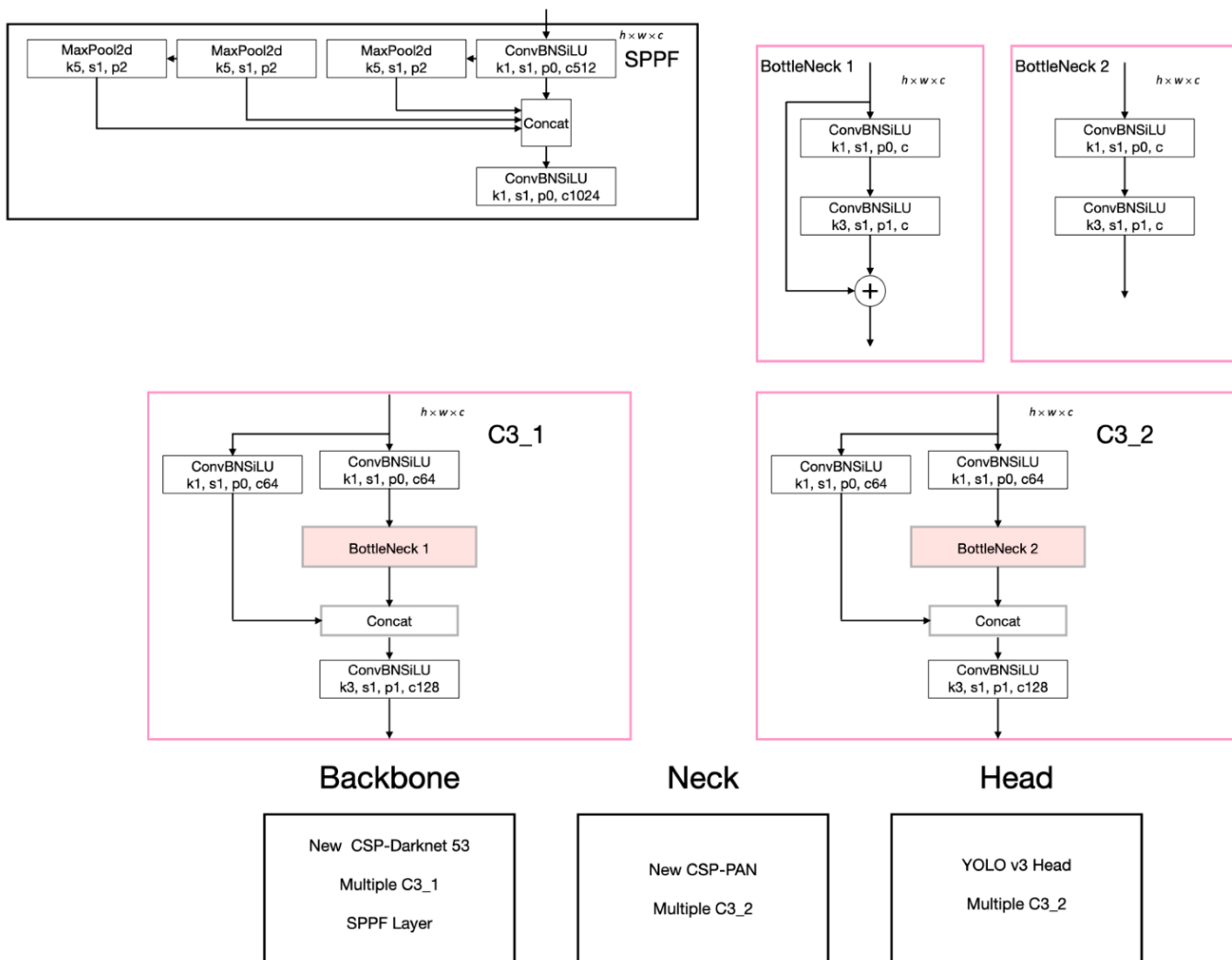
39. Liu, S.; Qi, L.; Qin, H.; Shi, J.; Jia, J. Path Aggregation Network for Instance Segmentation. In Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT, USA, 18–23 June 2018; pp. 8759–8768.

40. Bajić, M., Jr.; Potočnik, B. UXOTi_NPA 11 class UXO thermal images dataset. 2022. URL: https://github.com/MilanBajicjr/UXOTi_NPA.
41. Bajic, M. Testing of Remotely Piloted Aircraft Systems with a Thermal Infrared Camera to Detect Explosive Devices at Con-Taminated Areas and Validation of Developed Standard Operational Procedures; Norwegian Peoples Aid: Oslo, Norway, 2020.
42. Zenmuse XT. Available. URL: <https://www.dji.com/hr/Zenmuse-Xt>.
43. CVAT. URL: <https://www.Cvat.Ai>.
44. Lin, T.-Y.; Maire, M.; Belongie, S.; Hays, J.; Perona, P.; Ramanan, D.; Dollár, P.; Zitnick, C.L. Microsoft Coco: Common Objects in Context. In Proceedings of the European Conference on Computer Vision, Zurich, Switzerland, 6–12 September 2014; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2014; pp. 740–755.

ДОДАТКИ

Додаток А

Архітектура моделі YOLOv5, представлена базовими будівельними блоками



Додаток Б

Нейронна мережа Yolo

```
1 git clone https://github.com/AlexeyAB/darknet
2 cd darknet
3 make
4
```

```
1 wget https://github.com/AlexeyAB/darknet/releases
  /download/darknet_yolo_v5_optimal/yolov5
  .weights
2
```

```
1 import cv2
2 import numpy as np
3
4 # Завантаження YOLO
5 net = cv2.dnn.readNet("path/to/yolov5.cfg", "path/to/yolov5
  .weights")
6 layer_names = net.getUnconnectedOutLayersNames()
7
8 # Завантаженн зображення
9 image = cv2.imread("path/to/your/image.jpg")
10 height, width, _ = image.shape
11
12 # Підготовка зображення для YOLO
13 blob = cv2.dnn.blobFromImage(image, 1/255.0, (640, 640), swapRB
  =True, crop=False)
14 net.setInput(blob)
15
16 # Отримання виходу YOLO
17 outs = net.forward(layer_names)
18
```

```
19 # Обробка виходу YOLO та визначення нерозірваних блоків
20 for out in outs:
21     for detection in out:
22         scores = detection[5:]
23         class_id = np.argmax(scores)
24         confidence = scores[class_id]
25
26         if confidence > 0.5 and class_id == 0:
27             center_x = int(detection[0] * width)
28             center_y = int(detection[1] * height)
29             w = int(detection[2] * width)
30             h = int(detection[3] * height)
31
32             # Відображення прямокутника навколо нерозіраного
33             # боєприпасу
34             x = int(center_x - w / 2)
35             y = int(center_y - h / 2)
36             cv2.rectangle(image, (x, y), (x + w, y + h), (0, 255, 0), 2)
37
38 # Відображення зображення зі знайденими нерозірваними боєприпасами
39 cv2.imshow("Detected Explosives", image)
40 cv2.waitKey(0)
41 cv2.destroyAllWindows()
```

Додаток В

Процес навчання версії YOLOv5n на наборі даних UXOTi_NPA

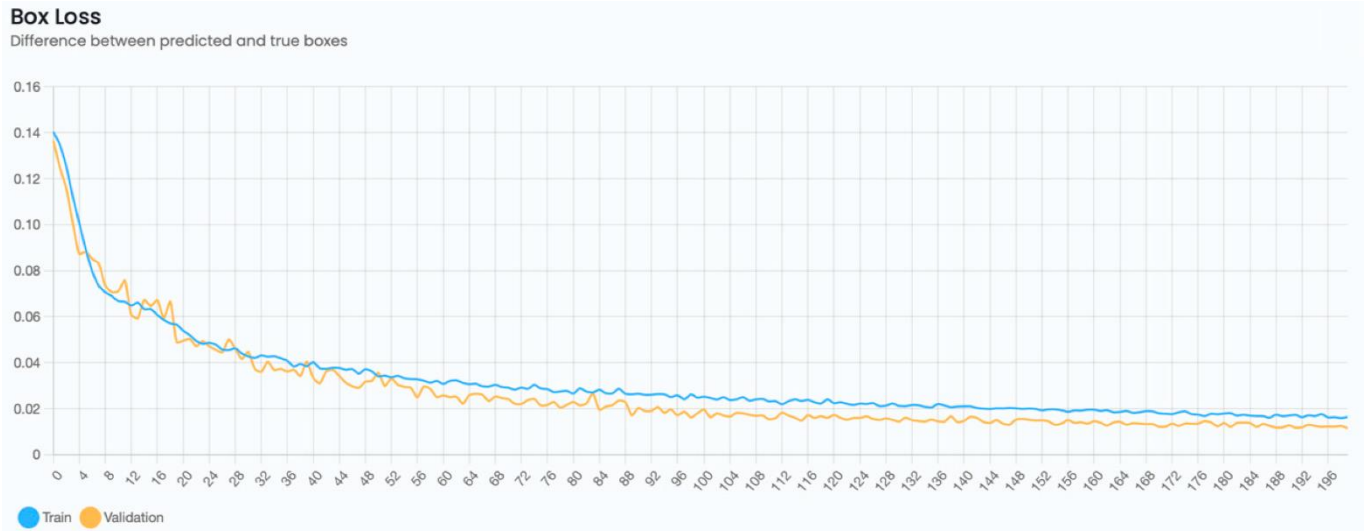


Рисунок В.1– Навчання версії YOLOv5n на наборі даних UXOTi_NPA (проблема виявлення одинадцяти класів UXO): втрата поля щодо епохи для навчальних наборів (синій) та перевірки (помаранчевий)

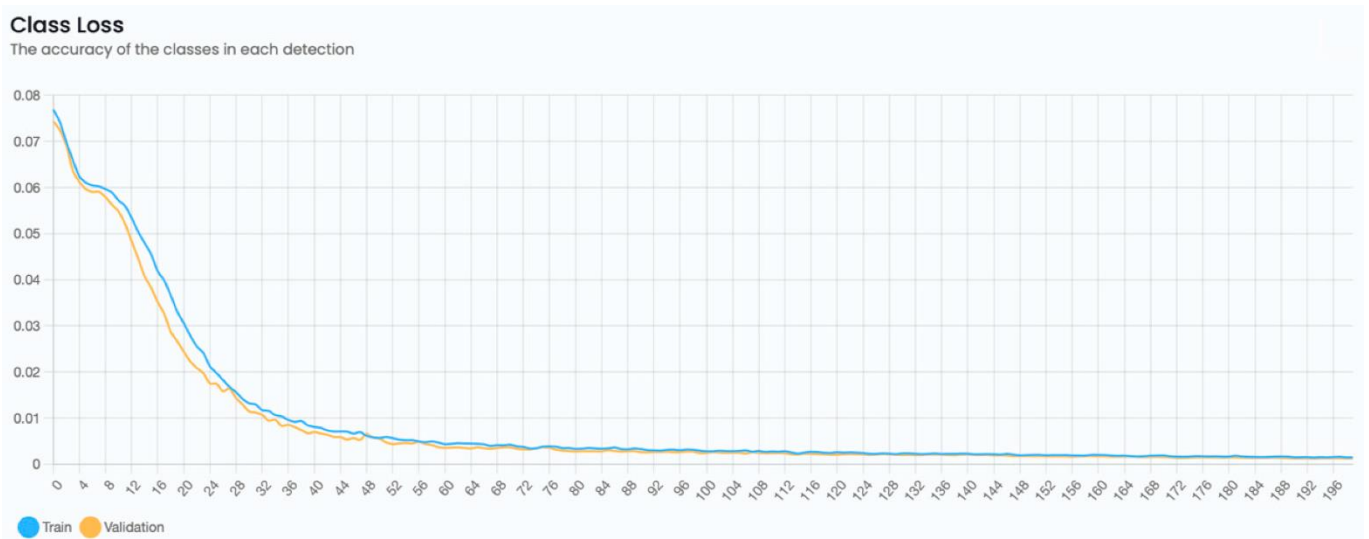


Рисунок В.2 – Тренування версії YOLOv5n на наборі даних UXOTi_NPA (проблема виявлення одинадцяти класів UXO): втрата класу по відношенню до епохи для наборів навчання (синій) і перевірки (помаранчевий)



Рисунок В.3 – Навчання версії YOLOv5n на наборі даних UXOTi_NPA (проблема виявлення одинадцяти класів UXO): втрата об'єкта щодо епохи для навчальних наборів (синій) та перевірки (помаранчевий)

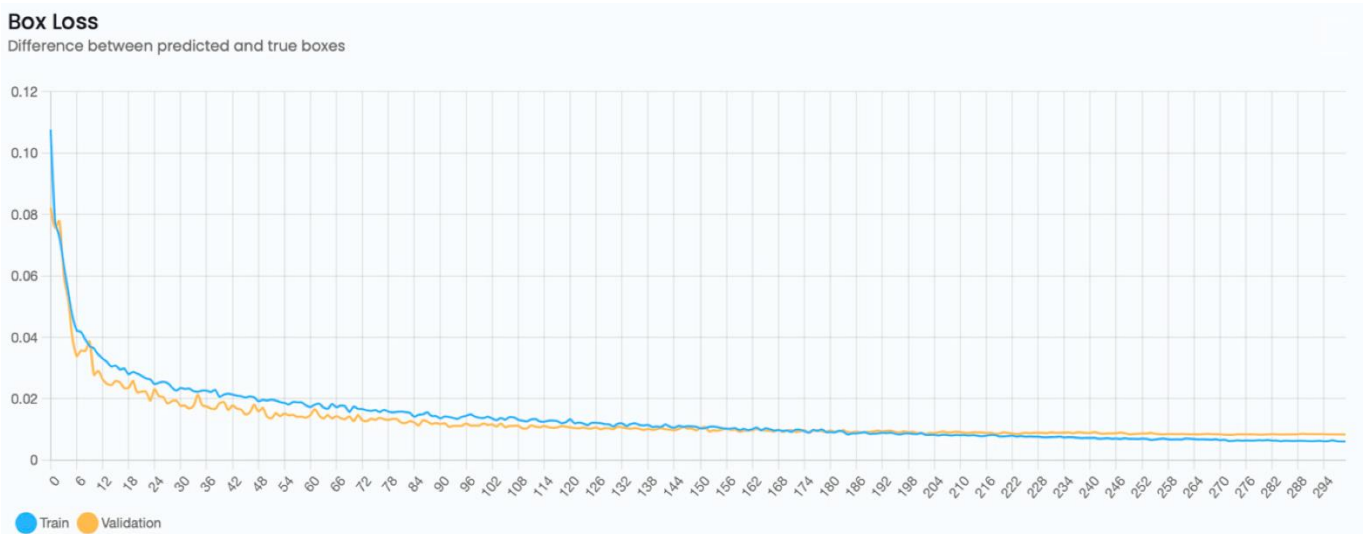


Рисунок В.4 – Навчання версії YOLOv5x на наборі даних UXOTi_NPA (проблема виявлення одного класу UXO): втрата поля щодо епохи для навчальних (синій) та перевірочних (помаранчевий) наборів

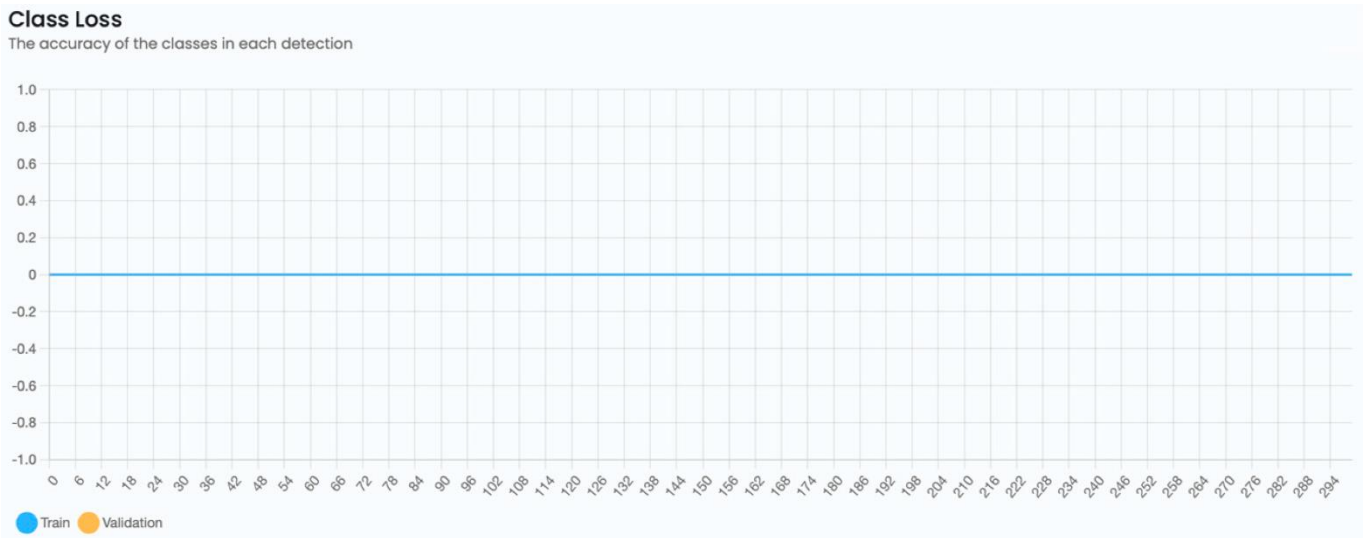


Рисунок В.5 – Навчання версії YOLOv5x на наборі даних UXOTi_NPA (проблема виявлення одного класу UXO): втрата класу по відношенню до епохи для наборів навчання (синій) і перевірки (помаранчевий)

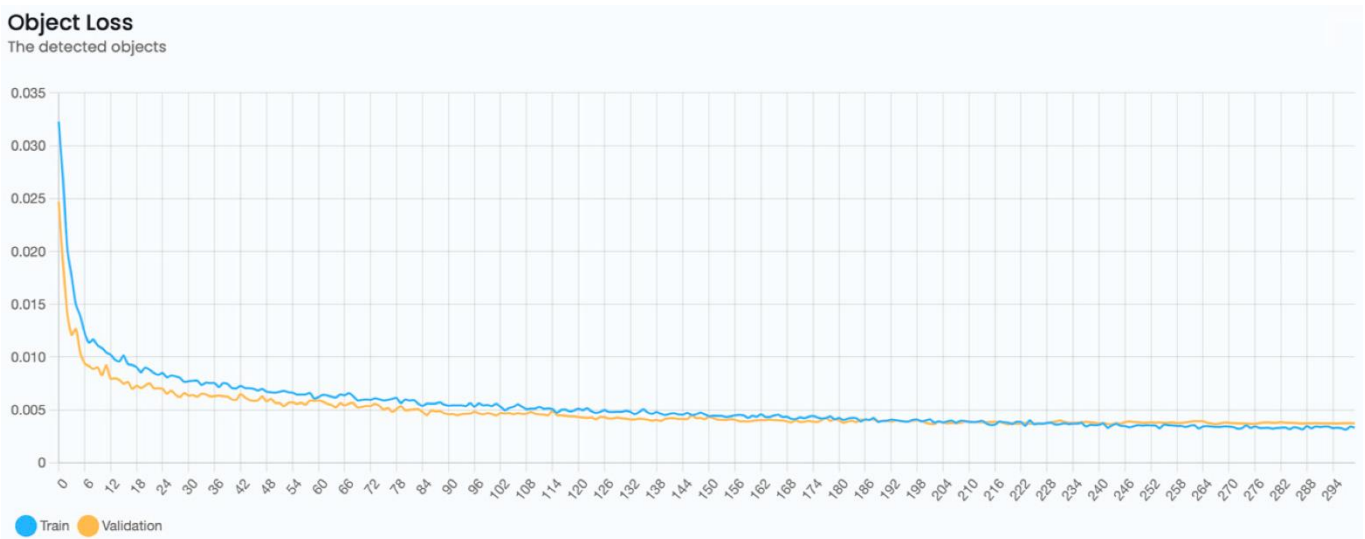


Рисунок В.6 – Навчання версії YOLOv5x на наборі даних UXOTi_NPA (проблема виявлення одного класу UXO): втрата об'єкта щодо епохи для навчальних наборів (синій) та перевірки (помаранчевий)

Додаток Г

Публікація

Міністерство освіти і науки України
Хмельницький національний університет



ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ
за матеріалами XV Всеукраїнської науково-практичної конференції
«Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2023»

17-18 листопада 2023

Хмельницький 2023

АКТУАЛЬНІ ПРОБЛЕМИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК - 2023*XV Всеукраїнська науково-практична конференція*

Метою конференції є висвітлення актуальних проблем комп'ютерних наук, інформатики та інформаційних технологій.

СЕКЦІЇ КОНФЕРЕНЦІЇ:

1. Комп'ютерні науки та прикладні інформаційні технології.
2. Комп'ютерна інженерія та системи захисту інформації.
3. Математичне моделювання та інженерія програмного забезпечення
4. Телерадіокомунікації, медійні та комунікаційні системи.
5. Проблеми впровадження інформаційних технологій у виробництво та управління.

Робочі мови конференції: українська, англійська

ОРГКОМІТЕТ:

Олег СИНЮК – голова оргкомітету, проректор Хмельницького національного університету з наукової роботи, доктор технічних наук, професор

Олег САВЕНКО – заступник голови оргкомітету, декан факультету Інформаційних технологій ХНУ, доктор технічних наук, професор

Олександр БАРМАК – заступник голови оргкомітету, завідувач кафедри Комп'ютерних наук ХНУ, доктор технічних наук, професор

Тетяна ГОВОРУЩЕНКО – завідувач кафедри Комп'ютерної інженерії та інформаційних систем ХНУ, доктор технічних наук, професор

Олена ВИСОЦЬКА – доктор технічних наук, завідувач кафедри Радіоелектронних та біомедичних комп'ютеризованих засобів і технологій Національного аерокосмічного університету ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», професор

Євгеній ЛАВРОВ – доктор технічних наук, професор (Сумський державний університет)

Людмила ТІМОФЄЄВА – відповідальна за студентську науково-дослідну роботу ХНУ

Олександр МАЗУРЕЦЬ – секретар конференції, к.т.н., доцент кафедри Комп'ютерних наук ХНУ

Марина МОЛЧАНОВА – секретар конференції, викладач кафедри Комп'ютерних наук ХНУ

КОНТАКТНА ІНФОРМАЦІЯ:

e-mail для листування: apkt.khnu@gmail.com

Козенко О.В., Мазурець О.В., Молчанова М.О., Собко О.В. Використання метрик косинусної схожості та індексу Жаккара для інтелектуального аналізу семантичної подібності текстових документів	146
Комін А.С., Бойко О.В. Архітектурне рішення для підсистеми підтримки управління гібридною енергосистемою з використанням машинного навчання на мобільних пристроях	148
Кузьмін А.А. Концепція інформаційної системи для автоматизованої генерації цифрового контенту на основі штучного інтелекту	153
Кучменко К.Ю., Праворська Н.І. Ігровий застосунок у жанрі «платформер» з інтерфейсом управління на основі голосової взаємодії з використанням технологій Unity	157
Лантєв М.П., Лисий А.М., Сергєєв Є.В., Віжєвський П.В. Метод криптографічного захисту протоколів в засобах комунікації інтернету речей	161
Левандовський А.О., Муляр І.В. Метод аналізу трафіку з метою виявлення атак на комплексні системи захисту інформації	163
Лигун О.О. Методи та засоби виявлення зловмисних дроперів в комп'ютерних системах	166
Мазур К.Р., Пасічник О.А., Скрипник Т.К. Метод виявлення боєприпасів, що не розірвались, за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання	168
Малицький Т.Б., Чешун О.В., Чешун В.М. Математична інтерпретація концепції захисту інформаційних ресурсів корпоративної мережі із застосуванням імовірнісних критеріїв довіри	172
Мандрик А.І., Лисенко С.М. Метод оптимізації планування проектів та формування команд з використанням генетичного алгоритму	177
Манзюк Е.А. Застосування розпаралелювання для криптографії з використанням губчастої структури	181

УДК 004.4

Мазур К.Р., Пасічник О.А., Скрипник Т.К.

*Хмельницький національний університет***МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ БОЄПРИПАСІВ, ЩО НЕ РОЗІРВАЛИСЬ, ЗА
ЗОБРАЖЕННЯМ З ТЕПЛОВІЗОРА ЗАСОБАМИ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ**

Розглянуто метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання, що забезпечує пошук нерозірваних боєприпасів на необхідній території. Запропонований метод забезпечує точний і швидкий пошук боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора.

The method of detecting unexploded ordnance based on the image from a thermal imager by deep learning means, which ensures the search for unexploded ordnance in the required territory, is considered. The proposed method provides an accurate and fast search for unexploded ordnance based on the image from the thermal imager.

Боєприпаси – це військові сили, військова техніка, вибухові речовини, ракети, стрілецька зброя та інші матеріальні засоби, призначені для використання в бойових діях. Вони використовуються як частина військової стратегії і тактики для досягнення військових цілей. Це включає вогневу підтримку, оборону і наступ. Використання боєприпасів ґрунтується на національній військовій доктрині, тактиці і стратегії. Вони використовуються для досягнення різних цілей, таких як знищення ворожої техніки, перешкоджання пересуванню сил противника, захист власних військ та об'єктів, нейтралізація ворожих загроз. Дотримання міжнародних законів і конвенцій, таких як Женевські конвенції та Конвенція про заборону мін, має важливе значення для мінімізації жертв серед цивільного населення та захисту гуманітарних наслідків конфлікту. Однак загальна статистика показує, що лише невеликий відсоток правил і норм дотримується під час війни або конфлікту, що збільшує ймовірність жертв як серед військовослужбовців, так і серед цивільного населення [1-5].

Розмінування – це процес виявлення та нейтралізації нерозірваних вибухівок (НВВ) та вибухонебезпечних об'єктів (ВНО) на території, де є загроза для безпеки людей і майна. Це надзвичайно важлива галузь діяльності, оскільки нерозірвані вибухівки можуть залишатися в ґрунті, будівлях, на водному дні, в лісі, на полігоні, на аеродромі, на військових полігонах та інших місцях[4]. Розмінування виконується спеціалізованими командами, які мають відповідні навички, обладнання та знання для виявлення та безпечної знищення НВВ та ВНО.

Основні аспекти розмінування включають:

1. Виявлення: Команди розмінування використовують різні технічні засоби, включаючи металошукачі, гідролокацію, рентгеновські пристрої та інші для пошуку потенційно небезпечних об'єктів.

2. Ідентифікація: Після виявлення можливої НВВ чи ВНО важливо правильно ідентифікувати їх тип, стан та потенційну небезпеку.

3. Нейтралізація: Якщо виявлена вибухова речовина вважається небезпечною, то вона повинна бути безпечно нейтралізована. Це може включати вибухову детонацію на безпечній відстані, контрольоване підпалювання або інші методи.

4. Порятунк і рятування: У разі вибухів та аварій з НВВ команди розмінування можуть бути запрошені для порятунку і допомоги постраждалим.

5. Попередження: Розмінування також включає в себе навчання та консультивання громадськості та організацій з питань уникнення НВВ та ВНО та прояву обережності.

Команди розмінування часто співпрацюють з військовими, правоохоронними органами, гуманітарними організаціями та іншими службами, щоб забезпечити безпеку та видалити загрозу від нерозірваних вибухівок. Розмінування є необхідною складовою гуманітарних операцій та заходів зі врятування у зонах конфліктів і катастроф.

Тепловізійні камери і аналіз теплових зображень пропонують багато переваг і вигод при пошуку НВВ і мін [3]:

1. Ефективні вночі і в умовах поганої видимості: тепловізійні камери можуть виявляти теплове випромінювання, що корисно, коли звичайна видимість обмежена, наприклад, вночі або в умовах поганої видимості;

2. Теплові аномалії Виявлення: НВВ і міни можуть випромінювати теплове випромінювання, особливо під впливом сонця або при фізичному контакті. Тепловізійні камери можуть допомогти виявити ці теплові аномалії і визначити потенційно небезпечні ділянки.

3. Швидкість і мобільність: тепловізійні камери є портативними і можуть використовуватися швидко. Це дозволяє швидко обстежувати великі території і своєчасно виявляти боєприпаси, що не розірвалися.

4. Безконтактний аналіз: аналіз теплових зображень дозволяє безконтактно виявляти боєприпаси, що не розірвалися, зменшуючи ризик для саперних бригад і уникаючи потенційно небезпечних ситуацій.

5. Точність і висока чутливість: сучасні тепловізійні камери мають високу роздільну здатність і високу чутливість до різниці температур. Це дозволяє їм точно виявляти НВВ навіть у складних умовах.

6. Можливість інтеграції з ГІС: тепловізійні камери можна легко інтегрувати з географічними інформаційними системами (ГІС), що дозволяє точно визначити місцезнаходження і координати виявлених НВВ.

7. Підвищена безпека і ефективність розмінування: тепловізійні камери Виявлення і локалізація НВВ за допомогою тепловізійних камер дозволяє командам

розмінування уникати небезпечних зон і зосередитися на точному розмінуванні. Завдяки цим перевагам тепловізійні камери є ефективним інструментом для виявлення НВБ і мін, а також сприяють підвищенню безпеки в зоні ураження.

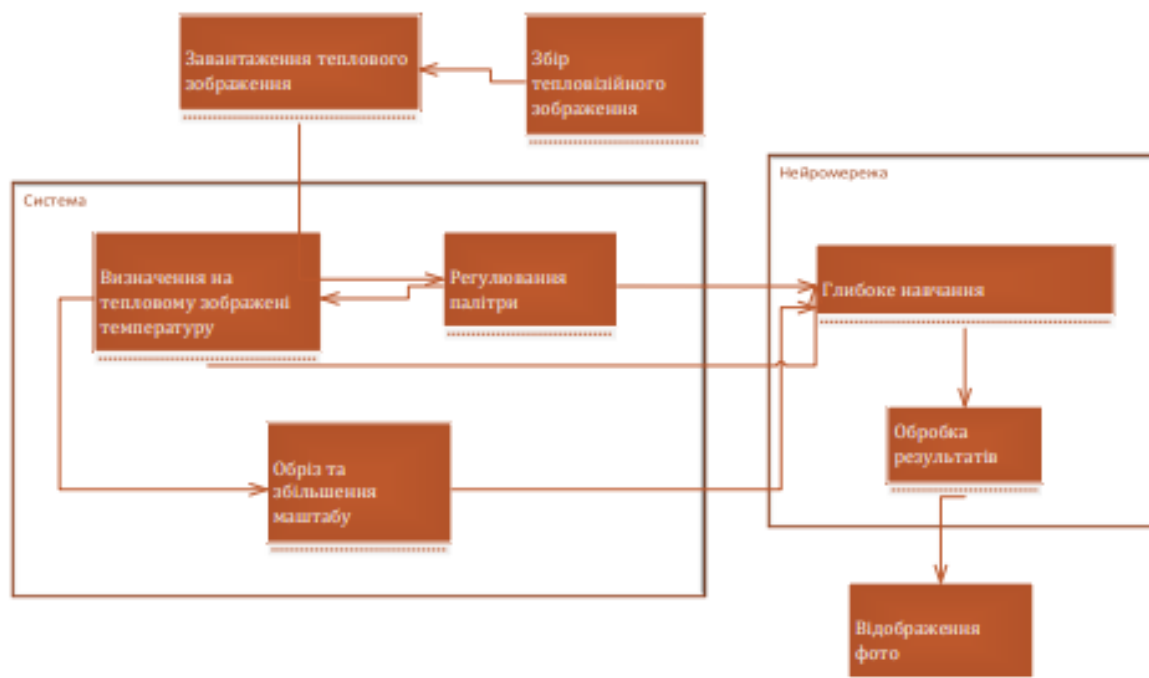


Рисунок 1 – Принцип роботи програми і методу

Програма виявлення НВБ за допомогою теплових зображень на основі глибокого навчання працює наступним чином:

1. Збір теплових зображень Першим кроком є збір теплових зображень, наприклад, з ділянки, де можуть бути знайдені НВБ. Тепловізійні камери вимірюють теплове випромінювання об'єкта і перетворюють його на теплову карту. Такі зображення можуть ідентифікувати боєприпаси, що не розірвалися, за характерним тепловим сигналом.

2. Попередня обробка: зображення можна попередньо обробити, наприклад, видалити шум, підвищити контрастність і підготувати до подальшої обробки за допомогою глибоких нейронних мереж.

3. Глибоке навчання: для аналізу теплових зображень використовуються глибокі нейронні мережі, зазвичай згорткові нейронні мережі (CNN). Мережі навчаються розпізнавати патерни, характерні для боєприпасів, що не вибухнули. Для навчання використовується набір даних, що містить тепловізійні зображення з позначенням місцезнаходження НВБ.

4. Тестування і виявлення: навчені моделі можна використовувати для аналізу нових тепловізійних зображень. Модель шукає закономірності, подібні до

тих, що були вивчені під час навчання, і визначає можливі місця розташування НВБ на зображенні.

5. Оповіщення і дії: Якщо модель виявляє на зображенні можливий НВБ, оператор може вжити відповідних заходів для забезпечення безпеки. Це може включати евакуацію місцевості, проведення розвідки, визначення типу снаряда і вжиття заходів для його знищення або нейтралізації.

6. Відображення результатів: Результати аналізу можуть відобразитися на відповідному екрані або інтерфейсі, щоб оператори і користувачі могли приймати швидкі і обґрунтовані рішення.

Принцип роботи методу і програми схематично показаний на рисунку 1.

Ця програма використовує глибоке навчання для автоматичного виявлення боєприпасів, що не вибухнули, на тепловізійних зображеннях, допомагаючи таким чином підвищити безпеку в польових умовах і в зонах, де можуть бути присутніми небезпечні матеріали.

Перелік посилань

1. Боєприпаси. URL: <https://ips.ligazakon.net/document/TM022582>
2. Що варто знати про розмінування та мінну безпеку в Україні. URL: <https://ukrainer.net/minna-bezpeka/>
3. Складність мінування територій України зростає з кожним днем. URL: <https://www.ukrinform.ua/rubric-ato/3752365-skladnist-minuvanna-ukrainskih-teritorij-sodnazrostaє-mvs.html>
4. Про протимінну діяльність в Україні та гуманітарне розмінування Донбасу. URL: <https://ips.ligazakon.net/document/JH7081CA>
5. Про протимінну діяльність в Україні. URL: https://ips.ligazakon.net/document/view/T182642?_ga=2.121279624.1853336528.1697650787-712735037.1697531357#_gl=1*1vn19j2*_gcl_au*MzI5MjgzNjQxLjE2OTclMzEzNTc

Додаток Д

Презентаційний матеріал

Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА НА ТЕМУ: МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ БОЄПРИПАСІВ ЩО НЕ РОЗІРВАЛИСЯ ЗА ЗОБРАЖЕННЯМ З ТЕПЛОВІЗОРА ЗАСОБАМИ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

Виконав: Мазур К.Р.
Керівник: Пасічник О. А

АКТУАЛЬНІСТЬ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

Сучасні глобальні тенденції розвитку характеризуються повним впровадженням методів і засобів обробки даних, представлених в цифровому вигляді, для вирішення практично всіх завдань в житті людини. У таких випадках проблема полягає в порядку оцифрування завдань і виділених ресурсів. Тема пріоритетів визначається широким і складним списком факторів, що визначають пріоритетність безпеки людини, безпечних умов життя і праці. У разі повномасштабного вторгнення російської федерації на Україну використовується велика кількість боєприпасів повного калібру. Інтенсивний характер бойових дій обумовлює наявність на території України різних типів боєприпасів, що не розірвалися, особливо в шахтах, встановлених під час планового хаотичного мінування. При використанні ракетного і авіаційного озброєння, при використанні артилерійського і авіаційного озброєння вони застосовують ракетне і авіаційне озброєння як в зонах введення бойових дій, так і на суміжних територіях, а також в тилкових районах України в цілому. Це вимагає усунення наслідків бомбардування, особливо вибухових речовин, які несуть їх численні і критичні області. У цьому випадку необхідно широке використання традиційних методів ліквідації і доцільно впровадження нових підходів, особливо інформаційних технологій.

МЕТА І ЗАДАЧІ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

Мета кваліфікаційної роботи полягає у покращенні виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.

- Для досягнення поставленої мети, визначені такі задачі дослідження:
- виконати аналіз традиційних методів виявлення боєприпасів що не розірвалися;
- провести аналіз сучасних підходів до ідентифікації об'єктів;
- розробити метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання;
- підготувати набір даних для навчання згорткової мережі;
- провести дослідження та тестування запропонованого методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.

ОБ'ЄКТ І ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ

Об'єкт дослідження – процес виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора.

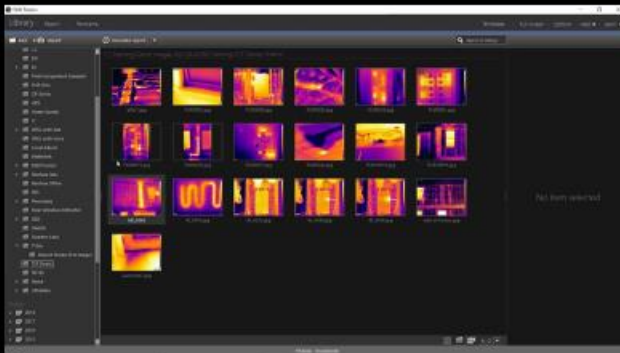
Предмет дослідження – моделі, алгоритми та засоби для створення методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.

АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ, ФОРМУЛЮВАННЯ МЕТИ ТА ЗАДАЧ ДОСЛІДЖЕННЯ, ВИЗНАЧЕННЯ ОБ'ЄКТА ТА ПРЕДМЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

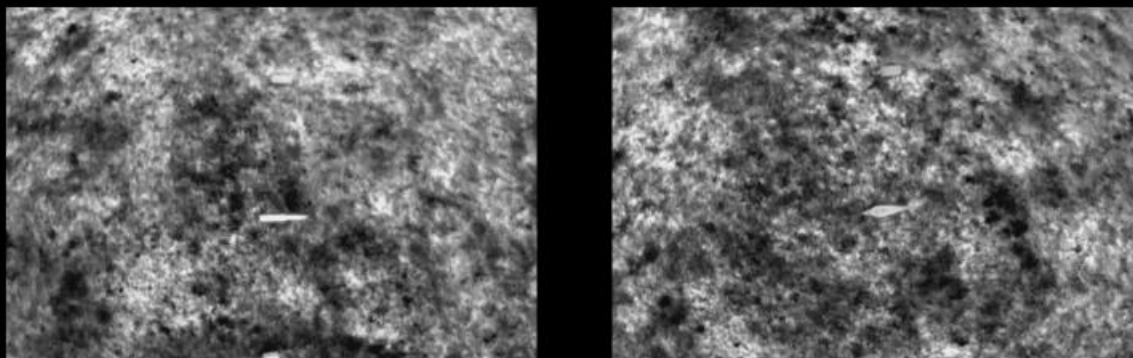
Актуальність застосування інформаційних технологій у галузі цифрового пошуку нерозірваних босприпасів (НБ) можна розглядати з різних позицій, включаючи безпеку людей, рівень ефективності та ефективне управління ресурсами. Актуальність полягає у наступному:

1. Збереження життів і безпека людей
2. Ефективність та ефективне використання ресурсів
3. Точність та надійність
4. Швидкість реакції
5. Мінімізація ризиків для людини
6. Екологічна безпека
7. Інтеграція з іншими видами інформації







АНАЛІЗ ІСНУЮЧОГО ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ



ПРИКЛАДИ ТЕПЛОВОГО ЗОБРАЖЕННЯ З НАБОРУ ДАНИХ



ЗОБРАЖЕННЯ ОБ'ЄКТІВ ЩО НЕ РОЗІРВАЛИСЬ

Клас	Ім'я та тип	Розміри (мм)	Кількість входжень у наборі даних	RGB зображення	Теплове зображення
1	<u>Mortar mine M: 60 mm</u>	300 × 60	139		
2	<u>Fuse M: 125 mm</u>	106 × 40	161		
3	<u>Hand grenade</u>	89 × 57	121		

ГІПЕРПАРАМЕТРИ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Гіперпараметри	Значення
<u>lr0</u> – Initial learning rate	0.01
<u>lrf</u> – Final OneCycleLR learning rate	0.01
<u>momentum</u> – SGD momentum/Adam beta1	0.937
<u>weight_decay</u> – Optimizer weight decay	0.0005
<u>warmup_epochs</u> – Warmup epochs	3.0
<u>warmup_momentum</u> – Warmup initial momentum	0.8
<u>warmup_bias_lr</u> – Warmup initial bias lr	0.1
<u>Box</u> –Box loss gain	0.05
<u>cls</u> – cls loss gain	0.5
<u>cls_pw</u> – cls BCELoss positive_weight	1.0
<u>obj</u> – Object loss gain	1.0
<u>obj_pw</u> – Object BCELoss positive_weight	1.0
<u>iou_t</u> – IoU training threshold	0.20

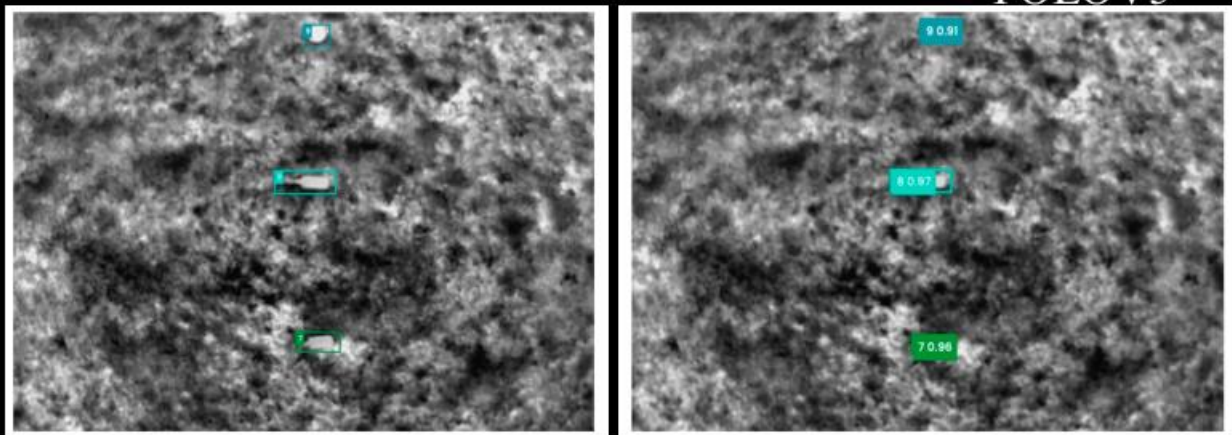
ПОРІВНЯННЯ П'ЯТИ ОСНОВНИХ МОДЕЛЕЙ ВИЯВЛЕННЯ YOLOV5

Модель	mAP@0.5 (%)	mAP@0.5:0.95 (%)	Параметри (у мільйонах)
YOLOv5n	45.7	28.0	1.9
YOLOv5s	56.8	37.4	7.2
YOLOv5m	64.1	45.4	21.2
YOLOv5l	67.3	49.0	46.5
YOLOv5x	68.9	50.7	86.7

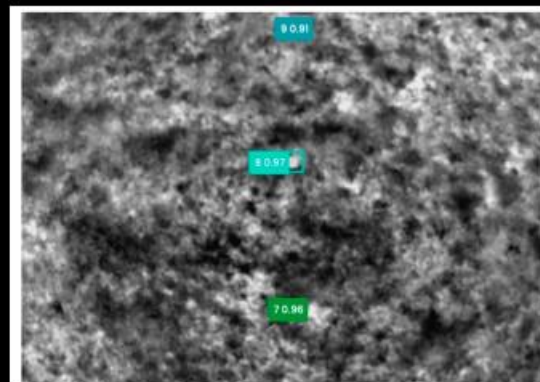
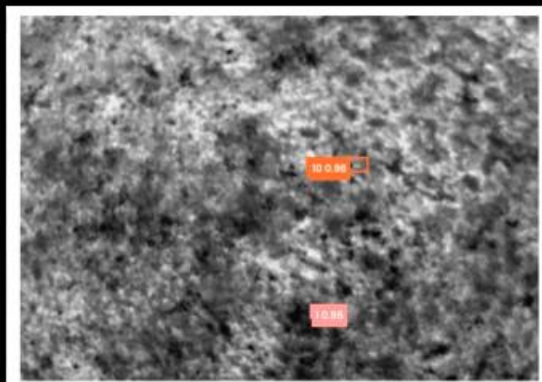
ЕФЕКТИВНІСТЬ П'ЯТИ ВЕРСІЙ МОДЕЛІ YOLOV5,
ПЕРЕНАВЧЕНОЇ НА НАБОРІ ДАНИХ UXOTI_NPA:
ЗАДАЧА ВИЯВЛЕННЯ ОДИНАДЦЯТИ КЛАСІВ
НВБ.

Версія	Точність (%)	Відкликання (%)	mAP@0.5 (%)	mAP@0.5:0.95 (%)	Параметри (у мільйонах)
YOLOv5n	98.3	100	99.5	87.0	1.8
YOLOv5s	98.8	100	99.5	88.5	7.1
YOLOv5m	98.5	100	99.5	89.9	21.1
YOLOv5l	98.4	100	99.5	90.5	46.4
YOLOv5x	98.6	100	99.5	89.7	86.6

БОЄПРИПАСИ ВИЯВЛЕНІ ЗА
ДОПОМОГОЮ ПЕРЕНАВЧЕНОГО
YOLOV5



БОЄПРИПАСИ ВИЯВЛЕНІ ЗА ДОПОМОГОЮ ПЕРЕНАВЧЕНОГО YOLOV5



ВИСНОВОК

В результаті кваліфікаційної роботи магістра створено метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.

В процесі створення методу виконано такі задачі дослідження:

- виконано аналіз традиційних методів виявлення боєприпасів що не розірвалися;
- проведено аналіз сучасних підходів до ідентифікації об'єктів;
- розроблено метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання;
- підготовлено набір даних для навчання згорткової мережі;
- проведено дослідження та тестування запропонованого методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання;
- проведено аналіз сучасного стану проблеми виявлення боєприпасів що не розірвалися, проаналізовано сучасний стан мінної небезпеки в Україні та технічні засоби отримання зображень, зокрема таких, що працюють поза межами видимої частини спектру електромагнітного випромінювання;
- виконано аналіз сучасних методів глибокого навчання для ідентифікації об'єктів на зображеннях та відповідних сучасних програмних рішень;

ВИСНОВОК

- розроблено метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання із визначенням загальної структури методу у поєднанні з процедурою отримання вхідних даних, гіперпараметрами нейронної мережі та критеріями визначення нерозірваних боєприпасів при аналізі зображення;

- розглянуто критерії оцінювання точності нейронної мережі на основі матриця невідповідностей.

Проведено декілька експериментів по виявленню одинадцяти класів НВБ з метою визначення ефективності методу за показниками точності, відкликання, $mAP@0.5$, $mAP@0.5:0.95$. Отримано значення точності від 91.5 до 100 %, значення відкликання від 96.2 до 100%, $mAP@0.5$ на рівні 99,5%; значення $mAP@0.5:0.95$ від 68,0 до 93.2%.

Проведено тестування методу із використанням різних моделей YOLOv5. Модель YOLOv5s продемонструвала найвищу точність на рівні 98.8%. Модель YOLOv5n є найшвидшою, для неї було отримано показники $mAP@0.5 = 47.5\%$, а $mAP@0.5:0.95 = 28.0\%$.

Виконано тестування методу з отриманням якісних показників.

Anti-Plagiarism v-15.257

Максимальне співпадіння з одним документом 1.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. **Помилок в документах: 11%**

ID: 123041 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА на тему Метод виявлення боеприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання Додано в БД: 2023-12-13 Автора: К.Р. Мазур Керівники: О.А. Пасічник Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	84894	1225	1322 (2%)	23 (2%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

Ім'я користувача:
Кафедра КН

ID перевірки:
1016002582

Дата перевірки:
13.12.2023 17:18:07 EET

Тип перевірки:
Doc vs Internet + Library

Дата звіту:
13.12.2023 17:19:04 EET

ID користувача:
100005671

Назва документа: КНм-22-1 Мазур

Кількість сторінок: 87 Кількість слів: 14467 Кількість символів: 111046 Розмір файлу: 1.88 MB ID файлу: 1015686307

10.1% Схожість

Найбільша схожість: 5.18% з Інтернет-джерелом (<https://WWW.MDPI.COM/2072-4292/15/4/967>)

9.5% Джерела з Інтернету 494 Сторінка 89

2.32% Джерела з Бібліотеки 119 Сторінка 92

0% Цитат

Вилучення цитат вимкнене

Вилучення списку бібліографічних посилань вимкнене

0% Вилучень

Немає вилучених джерел

Модифікації

Виявлено модифікації тексту. Детальна інформація доступна в онлайн-звіті.

Замінені символи 12

РІШЕННЯ ЕКСПЕРНОЇ КОМІСІЇ
КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання

Автор: Мазур Костянтин Романович

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: к.т.н., доцент Пасічник Олександр Анатолійович

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

1) за програмою Anti-Plagiarism виявлені 1,0 %, схожість виявлена зі звітом автора з науково-дослідної практики.

2) за програмою UNICHECK виявлені 10,1%; Найбільша схожість: 5,18 % з Інтернет-джерелом (<https://WWW.MDPI.COM/2072-4292/15/4/967>), яке містить матеріали огляду предметної області; інші схожості є фрагментарними – містять поширені конструкції, загальновідомі терміни, скорочення та визначення.

збігів/ідентичності/схожості, складає 1,0 % і 10,1% відповідно, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи

Гарант ОП

Завідувач кафедри КН



О.А. Пасічник

Р. О. Багрій

О. В. Бармак



ВІДГУК ОПОНЕНТА

на кваліфікаційну роботу магістра

студента гр. КНМ-22-1 Мазура Костянтина Романовича за темою: Метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання

1. Актуальність обраної теми

Сучасні глобальні тенденції розвитку характеризуються повним впровадженням методів і засобів обробки даних, представлених в цифровому вигляді, для вирішення практично всіх завдань в житті людини. У таких випадках проблема полягає в порядку оцифрування завдань і виділених ресурсів. Тема пріоритетів визначається широким і складним списком факторів, що визначають пріоритетність безпеки людини, безпечних умов життя і праці. У разі повномасштабного вторгнення російської федерації на Україну використовується велика кількість боєприпасів повного калібру. Інтенсивний характер бойових дій обумовлює наявність на території України різних типів боєприпасів, що не розірвалися, під час планового хаотичного мінування. При використанні ракетного і авіаційного озброєння, при використанні артилерійського і авіаційного озброєння вони застосовують ракетне і авіаційне озброєння як в зонах введення бойових дій, так і на суміжних територіях, а також в тилкових районах України в цілому. Це вимагає усунення наслідків бомбардування, особливо вибухових речовин, які несуть їх численні і критичні області. У цьому випадку необхідно широке використання традиційних методів ліквідації і доцільно впровадження нових підходів, особливо інформаційних технологій.

2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт

Кваліфікаційна робота магістра КНМ-22-1 Мазура К.Р. за темою: «Метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання» за ступенем обґрунтованості наукових положень, новизни, а також обсягом, структурою та змістом викладеного матеріалу відповідає вимогам щодо наукових робіт. У роботі використані методи, що повністю відповідає предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки.

3. Повнота розкриття мети та завдань дослідження

Було проведено порівняння та аналіз можливих методів розв'язання поставленої задачі та обрано сучасний підхід щодо обробки зображень в частині ідентифікації об'єктів за геометричними критеріями, а самі зображення отримані в інфрачервоному діапазоні за допомогою спеціалізованого, але достатньо поширеного, пристрою – тепловізору. Також було досліджено існуючі реалізації розв'язання подібних задач. В рамках кваліфікаційної роботи

магістра було проведено аналіз предметної області, розроблено метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання. Виходячи з наведених положень, тема роботи є повністю розкритою.

4. Наявність наукової новизни

В результаті проведення кваліфікаційної роботи були отримані наступні результати, а саме – удосконалено метод виявлення боєприпасів що не розірвалися, шляхом застосування до аналізу зображень з тепловізора засобів глибокого навчання.

5. Зміст кожного розділу роботи

Результатом кваліфікаційної роботи магістра є покращення виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання. Для досягнення поставленої мети було вирішено такі задачі дослідження: виконано аналіз традиційних методів виявлення боєприпасів що не розірвалися; проведено аналіз сучасних підходів до ідентифікації об'єктів; розроблено метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання; підготовлено набір даних для навчання згорткової мережі; проведено дослідження та тестування запропонованого методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання.

В першому розділі проведений аналіз предметної області, який включав розгляд сучасного стану мінної небезпеки в Україні, види нерозірваних боєприпасів та їх класифікація, види та способи знешкодження боєприпасів, що не розірвалися, тепловізори та їх класифікація, методи глибокого навчання для ідентифікації об'єктів на зображеннях, аналіз сучасних публікацій виявлення боєприпасів що не розірвалися методами глибокого навчання, аналіз сучасних програмних рішень виявлення боєприпасів що не розірвалися методами глибокого навчання. Виконано наявних інформаційних рішень предметної області.

В другому розділі було реалізовано метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання, який дозволяє вирішити поставлені задачі та ґрунтується на нейромережевих засобах.

В третьому розділі виконана програмна реалізація методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання включно з моделюванням інформаційної системи виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання, вибором платформи, технологій та бібліотек.

В четвертому розділі виконано дослідження методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання на оціночному наборі даних UXOTi_NPA з визначенням гіперпараметрів нейронної мережі та визначенням ефективності методу.

6. Ступінь розкриття теми роботи

Основною темою кваліфікаційної роботи магістра покращення виявлення боеприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання та реалізація відповідного методу. В рамках роботи було дано відповідну класифікацію об'єктів та критеріїв виявлення. Було проаналізовано предметну область, програмні системи для вирішення аналогічних завдань та створено метод виявлення боеприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання з подальшим його моделюванням та дослідженням. Таким чином, в кваліфікаційній роботі магістра тему розкрито повністю.

7. Якість оформлення кваліфікаційної роботи

Кваліфікаційна робота магістра відповідає всім вимогам до оформлення таких робіт. Стиль подання інформації є фаховим та зрозумілим. Робота не містить стилістичних відхилень та відповідає всім нормам граматики.

8. Недоліки кваліфікаційної роботи

До недоліків можливо віднести обмеженість кількості об'єктів, що визначаються на зображенні, трьома одиницями.

9. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), якої оцінки заслуговує кваліфікаційна робота.

Беручи до уваги новизну, актуальність, важливість отриманих результатів, їх достовірність та обґрунтованість, вважаю, що кваліфікаційна робота магістра Мазура К.Р. «Метод виявлення боеприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання» є оригінальним та завершеним науковим дослідженням.

Кваліфікаційна робота магістра Мазура К.Р. рекомендується до захисту, рекомендована оцінка «добре».

Опонент



Григоренко І.П. /



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА

на кваліфікаційну роботу магістра

студента гр. КНм-22-1 Мазура Костянтина Романовича за темою: Метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання

1. Актуальність теми

Сучасні глобальні тенденції розвитку характеризуються повним впровадженням методів і засобів обробки даних, представлених в цифровому вигляді, для вирішення практично всіх завдань в житті людини. У таких випадках проблема полягає в порядку оцифрування завдань і виділених ресурсів. Тема пріоритетів визначається широким і складним списком факторів, що визначають пріоритетність безпеки людини, безпечних умов життя і праці. Інтенсивний характер бойових дій обумовлює наявність на території України різних типів боєприпасів, що не розірвалися. У цьому випадку необхідно широке використання традиційних методів ліквідації і доцільно впровадження нових підходів, особливо інформаційних технологій.

2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт

Кваліфікаційна робота магістра КНм-22-1 Мазура К.Р. за темою «Метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання» за ступенем обґрунтованості наукових положень, новизни, а також обсягом, структурою та змістом викладеного матеріалу відповідає вимогам щодо наукових робіт. У роботі використані методи, що повністю відповідає предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки

3. Професійні та особистісні якості магістранта

Кваліфікаційна робота магістра Мазура К.Р. є результатом наполегливої та сумлінної праці по розробці та реалізації методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання. Ним запропоновані і реалізовані основні ідеї, що дозволили отримати достатньо просту та завершену методологію покращення виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання. Під час роботи над кваліфікаційною роботою магістра Мазур К.Р. виявив себе достатньо старанним, працьовитим, сумлінним, кваліфікованим спеціалістом здатним генерувати і реалізовувати нові наукові та інженерні

ідеї, виявив здатність самостійно приймати складні технічні рішення та проводити науково-дослідну діяльність.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Кваліфікаційна робота виконана магістрантом самостійно. Магістрантом особисто виконано аналіз предметної області, проведено теоретичні напрацювання у поєднанні із практичною реалізацією, моделювання та дослідженням. Спільно із науковим керівником: сформульовано мету роботи та завдання дослідження; проведено обговорення отриманих результатів.

5. Наукова новизна та оригінальність запропонованих підходів

В результаті проведення кваліфікаційної роботи були отримані наступні результати, а саме – удосконалено метод виявлення боєприпасів що не розірвалися, шляхом застосування до аналізу зображень з тепловізора засобів глибокого навчання. За темою кваліфікаційної роботи магістра автором виконано одну наукову публікацію.

6. Ступінь оволодіння методами дослідження

Під час роботи над кваліфікаційною роботою магістра студент Мазур К.Р. продемонстрував здатність формалізувати предметну область запропонованої теми для побудови відповідної інформаційної моделі. Також студентом було опановано методи збору, подання, обробки, зберігання, передачі та доступу до інформації в комп'ютерних системах, зокрема в частині ідентифікації об'єктів на зображеннях засобами глибокого навчання.

7. Повнота та якість розкриття теми роботи

Студентом було проведено порівняння та аналіз можливих методів розв'язання поставленої задачі та обрано оптимальний варіант. Також було досліджено існуючі реалізації розв'язання подібних задач. В рамках кваліфікаційної роботи магістра було проведено аналіз предметної області, розроблено метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання. Виходячи з наведених положень, тема роботи є повністю розкритою.

8. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладу матеріалу

Позитивними рисами кваліфікаційної роботи є системність та послідовність викладення матеріалу. Продемонстрована здатність збирати і аналізувати дані, для забезпечення якості прийняття рішень. У кваліфікаційній роботі магістра формалізовані та систематизовані вимоги до розробленої комп'ютерної системи. Робота відповідає всім граматичним нормам та демонструє зрозумілий, виважений стиль подання інформації.


9. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи, окремих її частин

Розроблено метод виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання. В результаті проведених досліджень було створено інформаційну систему для реалізації методу.

10. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи до захисту, на яку оцінку заслуговує робота

Кваліфікаційна робота магістра Мазура К.Р. виконана повністю у відповідності із представленими вимогами та є завершеною науковою працею. Вона містить рішення наукової задачі, яка по суті полягає у реалізації методу виявлення боєприпасів що не розірвалися за зображенням з тепловізора засобами глибокого навчання. З огляду на вище сказане, робота рекомендується до захисту та заслуговує на оцінку «добре».

Науковий керівник _____



к.т.н., доцент Олександр ПАСІЧНИК