

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

Факультет Автоматики і комп'ютеризованих технологій

(повна назва)

Кафедра Комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації

(повна назва)

та робототехніки

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Пояснювальна записка

рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

(рівень вищої освіти)

Розробка програмного забезпечення для ідентифікації вибухонебезпечних предметів

в польових умовах

(тема)

Виконав:

студент 4 курсу, групи АКТАКІТ-20-2

Придятько Дмитро Русланович

(прізвище, ім'я, по батькові)

Спеціальність 151 Автоматизація та

комп'ютерно-інтегровані технології

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми Освітньо-професійна

Освітня програма Автоматизація та

комп'ютерно-інтегровані технології

(назва)

Керівник доцент. каф. КІТАР Сотник С.В.

(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри КІТАР

(підпис)

Невлюдов І. Ш.

(прізвище, ініціали)

Харків 2024

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) Демонстраційний матеріал представлений у форматі презентації PowerPoint (*.ppt) – 13 с. формату А4

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Керівник (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз предметної області	20.02.2024 р.	Вик.
2	Проектування системи ідентифікації вибухонебезпечних предметів	15.03.2024 р.	Вик.
3	Реалізація системи ідентифікації	25.04.2024 р.	Вик.
4	Оформлення пояснювальної записки	20.05.2024 р.	Вик.
5	Подання роботи до ЕК	05.06.2024 р.	Вик.

Дата видачі завдання 01.02.2024 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

Придятько Д. Р.
(прізвище, ініціали)
Сотник С. В.
(посада, прізвище, ініціали)

Я, як студент ХНУРЕ, розумію і підтримую політику закладу із академічної доброчесності. Я не надавав і не одержував недозволену допомогу під час підготовки кваліфікаційної роботи. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

«13» червня 2024 р.



Придятько Д.Р.

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 84 с., 2 табл., 28 рис., 3 дод., 17 джерел.

ВИБУХОНЕБЕЗПЕЧНІ ПРЕДМЕТИ, БЕЗПЕКА, ІДЕНТИФІКАЦІЯ, ВИБУХ, СИСТЕМА ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ.

Мета роботи – створення надійного та ефективного програмного забезпечення для ідентифікації вибухонебезпечних предметів у польових умовах, що забезпечить швидке та точне виявлення загроз для підвищення безпеки операцій та зменшення ризиків для людей.

Об'єкт розробки – ідентифікація вибухонебезпечних предметів.

Предмет розробки – система для ідентифікації вибухонебезпечних предметів.

Було проаналізовано існуючі системи розпізнавання вибухонебезпечних предметів (ВНП), включаючи контактні та безконтактні методи. Описано різні типи систем, такі як стаціонарні та мобільні, пасивні та активні. Розглянуто методи виявлення ВНП, включаючи механічні, електромагнітні, оптичні та ядерно-фізичні методи.

Описано етапи автоматизації збору даних, обробки і аналізу інформації, прийняття рішень та керування процесом. Розроблено алгоритм виявлення ВНП, включаючи збір зображень, їх анотацію, попередню обробку, навчання моделей і тестування алгоритмів.

Було вибрано середовище розробки, розроблено програмне забезпечення для ідентифікації ВНП. Описано вибір методів ідентифікації, зокрема використання згорткових нейронних мереж (CNN), а також процес навчання і тестування моделей.

ABSTRACT

The explanatory note contains: 84 p, 2 tables, 28 drawings, 3 pp, 17 sources.

EXPLOSIVE OBJECTS, SAFETY, IDENTIFICATION, EXPLOSION,
TECHNICAL VISION SYSTEM.

The purpose of the work is to create reliable and efficient software for the identification of explosive objects in field conditions, ensuring rapid and accurate threat detection to enhance operational safety and reduce risks to individuals..

The object of development is the identification of explosive objects.

The subject of development is a system for the identification of explosive objects.

Existing systems for the recognition of explosive objects (EO), including contact and non-contact methods, have been analyzed. Various types of systems, such as stationary and mobile, passive and active, are described. Methods for detecting EO, including mechanical, electromagnetic, optical, and nuclear-physical methods, are considered.

The stages of automation of data collection, processing and analysis of information, decision-making, and process control are described. An algorithm for detecting EO has been developed, including image collection, annotation, preprocessing, model training, and algorithm testing.

The development environment was selected, and software for EO identification was developed. The choice of identification methods, particularly the use of convolutional neural networks (CNN), as well as the process of model training and testing, is described.

ЗМІСТ

Перелік умовних скорочень	8
Вступ	9
1 Аналіз предметної області	11
1.1 Огляд існуючих систем розпізнавання	11
1.2 Аналіз методів виявлення вибухонебезпечних предметів	16
1.3 Аналіз методів розпізнавання об'єктів	24
2 Проєктування системи ідентифікації вибухонебезпечних предметів .	31
2.1 Опис об'єкта розробки.....	31
2.2 Розробка алгоритму виявлення вибухонебезпечних предметів...	33
2.3 Вибір методу ідентифікації вибухонебезпечних предметів.....	38
2.4 Розробка алгоритму ідентифікації типу вибухонебезпечних предметів	45
2.5 Автоматизація процесів ідентифікації.....	49
3 Реалізація системи ідентифікації	51
3.1 Вибір середовища розробки	51
3.2 Програмна реалізація системи	57
3.3 Безпека життєдіяльності та охорона праці	69
Висновки	74
Перелік джерел посилання	76
Додаток А Код програми.	79
Додаток Б Демонстраційний матеріал	83
Додаток В Відомість кваліфікаційної роботи.....	84

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

БПЛА – безпілотний літальний апарат;

ВНП – вибухонебезпечні предмети;

ЕМІ – електромагнітної індукції;

ІЧ – інфрачервоне випромінювання;

CNN – згорточна нейронна мережа;

RNN – рекурентні нейронні мережі;

SVM – метод опорних векторів.

ВСТУП

В умовах військових дій та воєнного стану в Україні, третина території України вже вважається замінованою. У число замінованих територій входять як деокуповані землі, так і ті, де поки ще знаходяться російські терористи. Згідно з даними Mines Advisory Group, на цей час Україна є найбільш замінованою територією світу, випереджаючи попередніх «лідерів» – Афганістан і Сирію. Загальна площа замінованих територій в Україні – приблизно 170-180 тисяч кв. км. Найбільш замінованою територією в Україні на сьогодні вважається Херсонська область, а на повне розмінування української території після війни, за оцінками експертів, піде не менше п'яти років. Це при тому, що з початку російської агресії ДСНС провела величезну роботу, вилучивши майже 326 тисяч вибухонебезпечних предметів і майже три тонни вибухівки [1].

Саме тому, пошук вибухонебезпечних предметів (ВНП) за допомогою систем технічного зору має величезну актуальність із погляду забезпечення безпеки суспільства. Вибухи можуть призвести до смерті та травмування людей, а також руйнування будівель та іншої інфраструктури. Використання вибухонебезпечних матеріалів у терористичних актах може мати серйозні наслідки для політичної та економічної стабільності регіону чи навіть усієї країни.

Системи технічного зору є ефективним засобом для пошуку вибухонебезпечних предметів, оскільки вони можуть забезпечити швидке виявлення таких об'єктів і запобігти їх використанню в злочинних цілях. Більше того, використання систем технічного зору може знизити ризики для персоналу, які зазвичай займаються пошуком вибухонебезпечних предметів, оскільки вони будуть менш схильні до небезпек при виконанні своїх завдань.

Таким чином, пошук вибухонебезпечних предметів за допомогою систем технічного зору має високу актуальність у контексті забезпечення безпеки

суспільства та запобігання терористичним актам. Швидке та ефективне виявлення вибухонебезпечних матеріалів може врятувати безліч життів та запобігти серйозним економічним та політичним наслідкам.

Метою роботи є розробка програмного забезпечення для ідентифікації вибухонебезпечних предметів за допомогою систем технічного зору.

Об'єкт розробки – ідентифікація вибухонебезпечних предметів.

Предмет розробки – система для ідентифікації вибухонебезпечних предметів.

Для досягнення мети планується розглянути наступні питання:

- провести аналіз технічного завдання;
- здійснити проєктування системи ідентифікації вибухонебезпечних предметів;
- розробити програмне забезпечення для ідентифікації вибухонебезпечних предметів.

Кваліфікаційна робота виконана згідно ДСТУ 3008 – 15 [2], керуючись навчальним посібником з дипломного проєкту та методичними вказівками [3].

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Огляд існуючих систем розпізнавання

Вибухонебезпечні предмети (ВНП) – це предмети, що містять вибухові речовини або пристрої, які можуть спричинити вибух. ВНП можуть бути різних типів, таких як міни, бомби, гранати, снаряди, підрильники, фугаси тощо.

ВНП можуть становити загрозу для життя та здоров'я людей, а також для безпеки та екології довкілля. Тому важливо мати ефективні системи розпізнавання ВНП, які дозволяють виявляти, ідентифікувати та знешкоджувати такі предмети.

Системи розпізнавання ВНП – це комплексні технічні системи, які складаються з різних компонентів, таких як датчики, камери, роботи, дрони, програмне забезпечення тощо. Системи розпізнавання ВНП використовують різні методи та алгоритми для аналізу даних, отриманих з датчиків та камер, та визначення наявності, типу, розташування та стану ВНП.

Системи розпізнавання ВНП можуть бути розподілені за такими критеріями:

- за типом платформи: стаціонарні та мобільні;
- за типом методу виявлення: пасивні та активні.

Контактні системи розпізнавання ВНП – це системи, які вимагають фізичного контакту з вибухонебезпечними предметами, наприклад, за допомогою робота або дроту. Контактні системи можуть бути ефективними для ідентифікації та знешкодження ВНП, але вони мають такі недоліки:

- вони підвищують ризик підриву ВНП, якщо вони містять сенсори, що реагують на дотик, рух, світло або інші стимули;
- вони вимагають більше часу та ресурсів для підготовки та виконання операцій з розмінування;

– вони можуть бути обмежені за дальністю, маневреністю та доступністю до ВВП.

Контактні системи розпізнавання ВВП можуть використовувати різні методи та технології, такі як:

– механічні методи, які використовують різні пристрої для виявлення, захоплення, переміщення або знищення ВВП, наприклад, кліщі, ножиці, пінцети, гачки, ланцюги, канати, петарди тощо;

– електричні методи, які використовують електричний струм або імпульс для виявлення, нейтралізації або знищення ВВП, наприклад, електроди, дроти, батареї, конденсатори, генератори, вибухові пристрої тощо;

– хімічні методи, які використовують хімічні речовини або реакції для виявлення, нейтралізації або знищення ВВП, наприклад, розчинники, кислоти, основи, окисники, редуктори, вогнегасники, паливо-повітряні суміші тощо.

Існують також і безконтактні методи розпізнавання вибухонебезпечних предметів – це методи, які дозволяють виявляти, ідентифікувати та класифікувати вибухонебезпечні предмети без фізичного контакту з ними. Безконтактні методи використовують різні види сигналів, такі як електромагнітні хвилі, звук, світло, температура, тиск тощо. Безконтактні методи мають такі переваги:

– вони знижують ризик пошкодження або забруднення об'єктів або явищ, які досліджуються;

– вони дозволяють вимірювати параметри об'єктів або явищ, які знаходяться на великій відстані або в недоступних місцях;

– вони підвищують швидкість та точність вимірювань, а також зменшують вплив людського фактору.

Безконтактні методи розпізнавання застосовуються в різних галузях науки та техніки, таких як астрономія, метеорологія, медицина, біологія, геологія, хімія, фізика, електроніка, робототехніка, комп'ютерний зір, біометрія, безпека тощо.

Стаціонарні та мобільні системи розпізнавання ВВП – це системи, які встановлюються на певних місцях або можуть пересуватися по території для виявлення, ідентифікації та класифікації вибухонебезпечних предметів. Стаціонарні системи забезпечують постійний контроль, але можуть бути недостатньо гнучкими, дорогими та вразливими до атак.

Мобільні системи забезпечують більшу покриття, але можуть бути складними, нестабільними та потребувати додаткового обладнання. Стаціонарні системи встановлюються на певних місцях, наприклад, на контрольно-пропускних пунктах, аеропортах, залізничних станціях тощо. Мобільні системи можуть пересуватися по території, наприклад, на роботах, дронах, автомобілях тощо.

Наведемо приклади стаціонарних та мобільних систем розпізнавання:

– система розпізнавання та перекладу текстової інформації в мобільних додатках – ця система дозволяє автоматично відеофіксувати та ідентифікувати номерні знаки транспортних засобів, а також перекладати текст з фотопотоку на інші мови. Система є мобільною, оскільки вона працює на мобільних пристроях IOS або Android. Система використовує бібліотеку Microsoft Cognitive OCR для розпізнавання тексту за допомогою технологій машинного навчання;

– система розпізнавання автомобільних номерів Traffic Control – ця система призначена для автоматичного відеофіксування та ідентифікації номерних знаків транспортних засобів. Система може бути стаціонарною або мобільною, залежно від типу камери та сервера, які використовуються. Система застосовується в різних сферах, таких як митні термінали, логістичні комплекси, міжнародні пункти пропуску, аеропорти, роздрібні торговельні мережі, промислові підприємства тощо;

– система розпізнавання та підрахунку людей в метро – ця система призначена для автоматичного розпізнавання та підрахунку людей, які входять та виходять з метро. Система є стаціонарною, оскільки вона встановлюється на

входах та виходах станцій метро. Система використовує камери та алгоритми комп'ютерного зору для аналізу відеопотоку та визначення кількості людей.

Пасивні системи розпізнавання вибухонебезпечних предметів (ВНП) – це системи, що не впливають на ВНП, а лише спостерігають за ними. Пасивні системи використовують природні або штучні джерела електромагнітного випромінювання, що відбиваються від ВНП або проходять крізь них.

Розглянемо пасивні системи розпізнавання ВНП:

– акустичні системи – системи, які виявляють звукові сигнали, які виникають під час роботи вибухових пристроїв. Сенсори реагують на характерні звуки, такі як звук вибуху або процесу активації вибухового пристрою. Використовується для виявлення потенційно небезпечних ситуацій у громадських місцях, транспортних вузлах, аеропортах. Серед переваг: швидка реакція, можливість виявлення нестандартних звукових шаблонів. Недоліки: чутливість до фонового шуму, не завжди можливо точно визначити джерело звуку;

– теплові системи – системи, які виявляють теплове випромінювання, яке виникає від об'єктів або від хімічних реакцій вибухонебезпечних матеріалів. Застосовується для виявлення аномальних теплових шаблонів у місцях з великим потоком людей, на транспорті. Перевагами є можливість реагування на теплові аномалії, працездатність в різних умовах освітлення, а серед недоліків це обмежена роздільна здатність та вплив оточуючих об'єктів на результати виявлення;

– магнітні системи – системи, що виявляють магнітні властивості вибухових пристроїв, які можуть містити металеві частини. Використовується для виявлення металевих об'єктів, таких як зброя або частини вибухонебезпечних пристроїв, на входах у громадські приміщення. Серед переваг це висока чутливість до металів та можливість виявлення скритих предметів, недоліки – обмежена можливість визначення хімічного складу, реакція на інші металеві об'єкти;

– оптичні системи – системи, які виявляють видиме світло, інфрачервоне випромінювання або інші оптичні властивості вибухонебезпечних об'єктів. Використовується для визначення форми, розміру та характеристик об'єктів, також в нічний час або в обмежених умовах видимості. Перевагою виступає висока роздільна здатність та можливість роботи в режимі реального часу. Недоліками є залежність від умов освітлення, обмеженість у поганих погодних умовах;

– біологічні та хімічні сенсори – системи, які виявляють характеристики хімічних або біологічних реакцій, пов'язаних з наявністю вибухових матеріалів. Використовується для виявлення запахів чи хімічних викидів від вибухонебезпечних речовин. Серед переваг це висока чутливість до певних хімічних сполук, можливість виявлення слідів ВНП.

Активні системи розпізнавання вибухонебезпечних предметів (ВНП) використовують зовнішні енергетичні джерела, такі як рентгенівське випромінювання, терагерцове випромінювання чи лазерне випромінювання, для взаємодії з об'єктами та отримання інформації про їхню структуру, склад, форму або хімічний склад.

Тож, існують наступні активні системи розпізнавання ВНП:

– рентгеновські системи – системи, які використовують рентгенівське випромінювання для проникнення через об'єкти і створення деталізованого зображення їх внутрішньої структури. Застосовується як контроль на входах в аеропортах, на залізничних станціях та інших об'єктах з високим рівнем безпеки. Перевагами є висока роздільна здатність, можливість виявлення навіть металевих частин ВНП. Недоліки: високі вимоги до обладнання, можливість впливу на здоров'я;

– терагерцові системи – системи, які використовують терагерцове випромінювання для вивчення характеристик та взаємодії з об'єктами. Застосовується для виявлення захованих предметів або взривчатих речовин на відстані, контроль у місцях зі значним потоком людей. Перевагою виступає можливість виявлення вибухонебезпечних матеріалів на відстані, менша

інвазивність порівняно з рентгенівськими системами. А недоліками є обмежена точність визначення хімічного складу, технічні виклики;

– лазерні системи – системи, як використовують лазерного випромінювання для створення деталізованих зображень об'єктів та вивчення їхніх властивостей. Застосовується для контролю на територіях з обмеженим доступом, дослідження небезпечних об'єктів. Серед переваг: висока роздільна здатність, можливість використання в різних умовах. Недоліки: потребує великих енергетичних ресурсів, можливість впливу на здоров'я;

– мікрохвильові та радіоволоконні системи – системи, як використовують мікрохвильового чи радіоволоконного випромінювання для аналізу об'єктів і виявлення небезпечних матеріалів. Застосовується для контролю на входах у будівлі, перевірка транспортних засобів. Перевагами є низький рівень інвазивності, можливість застосування в реальному часі.

1.2 Аналіз методів виявлення вибухонебезпечних предметів

Почнемо розгляд з механічних методів виявлення вибухонебезпечних предметів.

До механічних методів виявлення та знешкодження ВНП належать ручні, коли пошук і розмінування виконуються безпосередньо людиною, і механізовані, що виконуються спеціальними броньованими машинами.

Сучасні машини розмінування є більш безпечними та ефективними в розмінуванні ВНП із вмістом вибухівки до 15 кг (наприклад, міни, саморобні вибухові пристрої та касетні боеприпаси). Принцип дії цього методу ґрунтується на механічному пошуку та знешкодженні ВНП.

Робочим елементом машин для розмінування є приводи з ціпками, фрезами, культиваторами та спеціальними захватами. Для підвищення якості знешкодження застосовуються комбіновані системи, наприклад, культиватора та ціпків. Такі платформи багатофункціональні, на них можна встановлювати різні інструменти, системи пошуку, навігації, дистанційного керування тощо.

Переваги механічного методу:

- порівнянні з деякими іншими методами розмінування, механічний метод може бути менш витратним;
- забезпечує високу ймовірність виявлення та знешкодження ВНП;

Недоліки механічних методів:

- механічний метод може бути обмежений використанням у важкодоступних або важкодоступних умовах, де інші методи можуть бути більш ефективними;
- у порівнянні з іншими методами, такими як ручний пошук або використання детекторів металу, механічний метод може вимагати більше часу на завершення завдання;
- в деяких випадках використання механічних інструментів може збільшити ризик вибуху, особливо якщо не виконувати процедури безпеки належним чином.

Далі розглянемо, електромагнітні методи – це загальна назва групи методів, що працюють у різних частотних діапазонах і широко застосовуються для виявлення, побудови зображень та визначення властивостей об'єктів, що розташовані, зокрема, в оптично непрозорих середовищах, таких як ґрунт, бетон, цегляна кладка, асфальт, камінь, дерево та лід.

Виявлення ВНП за допомогою електромагнітних методів ґрунтується на відмінності електромагнітних властивостей об'єкта та перешкод.

Умовно електромагнітне випромінювання, залежно від використовуваних частот, поділяється на: радіохвильове, оптичне, іонізуюче (рентгенівське та гамма-) випромінювання. Системи, створені на базі цих методів, відрізняються робочою частотою, смугою електромагнітного спектра, типом сигналів, що передаються, інтерпретацією відбитих сигналів, типом передавача та приймача, а також алгоритмами оброблення.

Радіохвильовий метод – це найбільш поширений метод виявлення. На базі цього методу побудовані металодетектори (Metal Detector, MD), георадари (Ground Penetrating Radar, GPR), мікрохвильові радары (MWR), радары

міліметрового діапазону (MMWR), радары електроімпедансної томографії (ЕІТ).

Метод електромагнітної індукції (ЕМІ) використовується в металодетекторах.

Переваги методу ЕМІ – здатність виявляти металеві предмети розміром меншим за 1 см на глибині 50 см, незалежність від погодних умов і вологості ґрунту, низька вартість.

Недоліки методу ЕМІ:

- нездатність виявляти ВНП із незначним вмістом металу (наприклад, у пластиковому корпусі);
- неможливість розрізнити ВНП та металеві уламки, що спричиняє високий відсоток помилкових тривог;
- мала дистанція пошуку.

Георадары, радіолокаторы підповерхневого зондування або підповерхневі радіолокаторы – це загальна назва радіолокаційних пристроїв, що реалізують технології використання електромагнітних хвиль для побудови зображень і визначення властивостей об'єктів, що розташовані в оптично непрозорих середовищах, таких як, наприклад, ґрунт, бетон, цегла, асфальт, камінь, дерево та лід. Для підвищення ймовірності виявлення та мінімізації хибних спрацьовувань застосовується поєднання методів: георадара та високочутливого металодетектора. Ці технології успішно використовуються для створення ручних мобільних приладів.

Випромінювання в оптичному діапазоні умовно поділене на ультрафіолетове, видиме та інфрачервоне. Методи, що застосовують фізичні властивості цього випромінювання, успішно використовуються для виявлення та розпізнавання ВНП. Ультрафіолетове випромінювання охоплює діапазон довжин хвиль 100 – 400 нм. У цьому діапазоні прямих демаскувальних ознак ВНП не виявлено, але в процесі застосування певного зовнішнього впливу, можуть з'являтися додаткові демаскувальні ознаки.

випромінювання, яке виникає під час взаємодії нейтрона з об'єктом пошуку – азотом (вуглецем чи киснем), що міститься у вибуховій речовині. Недоліком цих приладів, що впливає із фізичного принципу їхньої роботи, можна вважати те, що вони не мають вибіркової щодо вибухових або наркотичних речовин.

Широке застосування набув хімічний аналіз повітря на наявність випарів у місцях розташування ВВП. Він ґрунтується на виявленні та кількісній оцінці специфічних хімічних вибухових речовин та їхніх компонентів, які містяться у ВВП і дифундують у навколишнє середовище. Цей метод дає змогу виявляти сліди вибухових речовин у ґрунті або в повітрі в місцях встановлення ВВП. Недоліками газоаналітичних методів є необхідність переладнання в разі появи нових хімічних компонентів у ВВП, велика залежність якості вимірювань від навколишнього середовища та погодних умов та робота в небезпечній зоні (безпосередньо біля ВВП).

Іншим прикладом є використання магнітометрів як металошукачів, основане на явищі локального спотворення природного магнітного поля Землі феромагнітними матеріалами, наприклад залізом. Порівняно з розглянутими вище принципами, магнітометри мають набагато більшу дальність виявлення залізних предметів. Залізні предмети створюють аномалії, які фіксуються цими приладами. Цей принцип розвивається з метою розроблення якісного відеоаналізу, схованого під поверхнею об'єкта, силові магнітні лінії від якого знімають магнітометром.

Основні переваги цього методу:

- можливість виявлення у природних покривних середовищах;
- більша глибина й висока швидкість пошуку.

Недоліки методу:

- не виявляє діелектричні матеріали;
- низька вибірковість та завадостійкість.

Також ефективним інструментом для виявлення та ідентифікації наземних мін можуть бути акустичні хвилі. Ультразвукові методи та методи

перетворення акустичних даних на сейсмічні (A/S) є поширеними методами акустичного виявлення.

Метод акустичних хвиль може дозволити операторам швидко виявляти вибухонебезпечні об'єкти, зменшуючи час на їх розмінування. Дані про виявлені об'єкти можуть надходити практично в реальному часі, що дозволяє швидко реагувати на ситуації.

Недоліками методу акустичних хвиль є обмеження в глибину проникнення, що робить їх менш ефективними для виявлення об'єктів, що знаходяться глибоко під землею або в густих матеріалах. Також акустичний метод може бути чутливим до зовнішнього шуму або інтерференції, що може призвести до помилкових результатів. Тому цей метод має малу ефективність для пошуку ВВП, особливо за наявності декількох перешкод із різними властивостями.

В результаті, зроблено порівняльну таблицю методів виявлення ВВП (табл. 1.1).

Таблиця 1.1 – Порівняння методів виявлення ВВП

Характеристика	Контактний	Механізований	Радіохвильовий	Оптичний	Рентгенівське випромінювання	Гамма-випромінювання	Газоаналітичний	Біофізичний	Магнітометричний	Сейсмоакустичні
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Тип взаємодії з ВВП (А – активний, П – пасивний)	А	А	А	П	А	А	П	П	П	А
Тип платформи (Ст – стаціонарний, Моб – мобільний)	Ст	Моб	Моб	Моб	Моб	Моб	Моб	Моб	Моб	Ст
Потенційна продуктивність	Низька	Середня	Висока	Висока	Середня	Середня	Середня	Середня	Висока	Низька

Продовження табл. 1.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Підтримка інформаційних технологій										
Оброблення даних та їхнє зберігання	-	-	+	+	+	+	-	-	+	+
Доступ до мережі та покриття	-	-	+	+	+	+	-	-	+	-
Передача даних у режимі реального часу	-	-	+	+	+	+	-	-	+	-
Параметри якості										
Безпека під час виконання робіт	Низька	Середня	Висока	Низька	Висока	Висока	Висока	Висока	Низька	Середня
Імовірність виявлення	Висока	Висока	Середня	Низька	Висока	Висока	Висока	Висока	Середня	Середня
Роздільна здатність (вибірковість)	Висока	Низька	Середня	Середня	Висока	Висока	Висока	Низька	Низька	Низька
Надійність	Висока	Висока	Висока	Висока	Висока	Висока	Низька	Низька	Середня	Середня
Економічні показники										
Вартість	Низька	Середня	Середня	Середня	Висока	Висока	Середня	Низька	Середня	Середня

1.3 Аналіз методів розпізнавання об'єктів

Розпізнавання предметів з використанням систем комп'ютерного зору є важливою сферою досліджень та додатків у сфері штучного інтелекту. Цей процес включає аналіз та інтерпретацію візуальної інформації, забезпечуючи можливість комп'ютерам розуміти і діяти на основі зображень або відео.

Розглянемо деякі методи розпізнавання предметів за допомогою систем комп'ютерного зору. Методи, які ґрунтуються на ознаках, використовують характеристики зображення або даних для виділення та опису об'єктів.

Детальніше про методи, наприклад, заснованих на ознаках:

– методи, які засновані на ручній генерації ознак – ці методи вручну визначають характеристики об'єктів на зображенні, такі як колір, текстура, форма, контури та інші.

До переваг цих методів відносять гнучкість, тобто можна вибирати різні ознаки залежно від завдання та універсальність тобто є можливість працювати з різними типами об'єктів.

До недоліків застосування цих методів відносять те, що вони вимагають складних алгоритмів для вилучення, зіставлення та класифікації ознак та не завжди інваріантні до змін (освітлення, масштаб, поворот). Прикладами є: методи SIFT, SURF (рис. 1.1), HOG, Haar-ознаки [7];

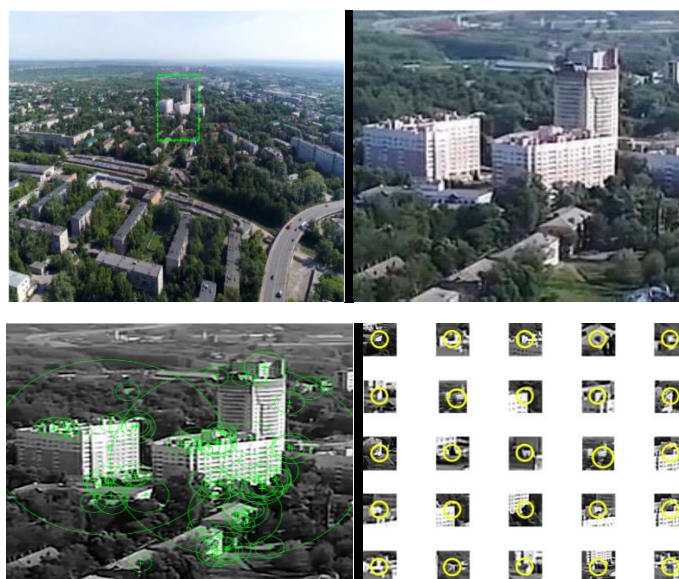


Рисунок 1.1 – Розпізнавання об'єкта за допомогою метода SURF

– методи, які засновані на ознаках отриманих з даних – ці методи обчислюють певні характеристики прийнятого сигналу, такі як середнє значення, стандартне відхилення, амплітуда та інші.

Серед переваг цих методів можна відзначити що, обчислювальна складність є невисокою та можливість адаптуватися до різних умов.

До недоліків можна віднести вибір ознак залежить від ручного аналізу, важко знайти характеристики, здатні розрізняти кілька типів об'єктів. Приклади: радіосигнал, графік Пуанкаре.

Далі проаналізуємо методи розпізнавання об'єктів, які засновані на навчанні бо вони грають важливу роль у сучасних системах комп'ютерного зору. До таких методів належать:

– згорточна нейронна мережа (CNN) (рис. 1.2) [8]. CNN використовують згорткові шари для автоматичного вилучення ознак з зображень. Вони навчаються на великих наборах даних та можуть класифікувати об'єкти на зображеннях. Застосовуються як розпізнавання осіб, класифікація зображень, детектування об'єктів.

Переваги цих методів: висока точність та автоматичне вилучення ознак.

Серед недоліків слід підкреслити, що ці методи вимагають великих обчислювальних ресурсів;



Рисунок 1.2 – Згорточна нейронна мережа (CNN)

– рекурентні нейронні мережі (RNN). RNN обробляють послідовності даних, зберігаючи стан між кроками. Вони добре підходять для аналізу тексту

та тимчасових рядів. Актуальні для розпізнавання рукописного тексту, машинного перекладу, аналізу тимчасових рядів.

Переваги RNN:

- призначені для роботи з послідовностями даних, такими як текст, звук, відео тощо. Вони мають здатність до запам'ятовування попередніх станів, що робить їх ефективними у завданнях, де важлива контекстуальна інформація;

- можуть обробляти вхідні дані різної довжини, що робить їх ефективними для завдань з різною довжиною вхідних послідовностей.

Недоліки RNN:

- звичайні RNN мають обмежену пам'ять, що означає, що вони можуть мало запам'ятовувати залежності з великою відстанню між елементами послідовності;

- навчання RNN у порівнянні з іншими типами нейронних мереж, такими як згорткові нейронні мережі (CNN), може бути менш ефективним з точки зору паралельного обчислення.

- метод опорних векторів (SVM). SVM знаходить гіперплощина, яка краще всього поділяє об'єкти різних класів. Він використовує ознаки для класифікації. Застосовується для класифікації зображень, детектування об'єктів. SVM добре працює з малим обсягом даних та може обробляти багатовимірні ознаки. Метод опорних векторів (SVM) має кілька переваг, що роблять його популярним у машинному навчанні. SVM ефективний у просторах високої розмірності, має гарну узагальнювальну здатність і стійкий до перекосу класів. Його здатність працювати з нелінійними даними і використовувати регульовані гіперпараметри, як-от параметр регуляризації та вибір ядра, робить його гнучким для різних завдань. Завдяки відсутності локальних мінімумів під час навчання, SVM виконує глобальну оптимізацію, а його мала залежність від розміру вибірки робить його придатним для сценаріїв з обмеженим обсягом даних.

Переваги SVM:

- завдяки використанню регуляризації та підтримки векторів, SVM має добру здатність уникати перенавчання навіть у випадку складних моделей;
- може використовувати ядерні функції, що дозволяє розширити його можливості та застосувати його у задачах, де дані не є лінійно роздільними у вихідному просторі.

Недоліки SVM: може бути неефективним у випадку дуже великих обсягів даних без належних підходів до швидкодії, оскільки алгоритм має квадратичну або навіть кубічну складність за часом;

- глибокі нейронні мережі. Це узагальнення CNN та RNN. Вони мають багато шарів і можуть навчатися на великих обсягах даних. Дає можливість розпізнавання об'єктів, генерації зображень, обробки мови. Перевагами є гнучкість та висока точність, а як недолік вимагає великих обчислювальних ресурсів.

Ще один тип методів методи розпізнавання об'єктів – методи, які ґрунтуються на шаблонах, використовують заздалегідь задані або навчені шаблони для порівняння із зображенням та визначення, до якого класу об'єктів воно належить. До таких методів можна віднести:

- аналіз кордонів та форм – метод ґрунтується на виділенні контурів об'єктів на зображенні. Він шукає межі між об'єктами та тілом, а також форму об'єктів.

Переваги аналізу кордонів та форм: простота у реалізації, добре працює з об'єктами, які мають чіткі межі.

Недоліки аналізу кордонів та форм: нестійкий до змін у освітленні та масштабі та вимагає великої кількості шаблонів покриття всіх варіантів об'єктів;

- зіставлення зображення з еталоном – метод порівнює зображення з еталоном зображенням (шаблоном) та визначає, наскільки вони схожі.

Переваги методу зіставлення зображення з еталоном: простота у реалізації. Можна використовувати для пошуку конкретних об'єктів.

Недоліки методу зіставлення зображення з еталоном: потребує наявності еталонних зображень та не завжди стійкий до спотворень;

– розпізнавання за допомогою нейронних мереж – метод використовує глибокі нейронні мережі для автоматичного вилучення ознак із зображень та класифікації об'єктів.

Переваги розпізнавання за допомогою нейронних мереж: висока точність та автоматичне вилучення ознак.

Недоліки розпізнавання за допомогою нейронних мереж: потребує великих обчислювальних ресурсів та не завжди стійкий до недостатньої кількості даних для навчання.

Розглянемо деякі області, де системи технічного зору можуть бути особливо корисними (табл. 1.2).

Таблиця 1.2 – Області застосування системи технічного зору

Галузь	Сфера застосування	Зміст застосування
1	2	3
Медицина	Діагностика та обробка зображень	Автоматизований аналіз медичних зображень для діагностики хвороби, моніторингу стану пацієнтів та планування лікування.
Виробництво та автоматизація	Контроль якості	Визначення дефектів на виробничій лінії з використанням візуальних даних.
	Робототехніка	Забезпечення роботів зоровими можливостями для виконання складних завдань у виробництві.

Продовження таблиці 1.2

1	2	3
Безпека та спостереження	Відеоспостереження	Розпізнавання осіб, детекція інцидентів, аналіз поведінки для забезпечення безпеки на громадських місцях, у транспорті тощо.
Транспорт та автономні транспортні засоби	Автоматичне водіння	Використання комп'ютерного зору для розпізнавання дорожньої обстановки, інших учасників руху та прийняття автономними транспортними засобами рішень.
Роздрібна торгівля	Розпізнавання об'єктів	Автоматичне визначення та облік товарів на полицях магазину з використанням технологій комп'ютерного зору.
Сільське господарство	Моніторинг урожаю	Оцінка стану сільськогосподарських культур на основі аналізу візуальних даних.
Геоінформаційні системи (ГІС)	Картографія та місцезнаходження	Використання зображень для створення та оновлення карт, аналізу розташування та орієнтації об'єктів.
Охорона навколишнього середовища	Моніторинг клімату та екосистем	Аналіз візуальних даних для відстеження змін у кліматі та стані екосистем.

Системи технічного зору знаходять широке застосування у великій кількості галузей, що включає медицину, автомобільну промисловість, виробництво, безпеку, сільське господарство, робототехніку, маркетинг та інше. Завдяки постійному розвитку технологій машинного зору та швидкому зростанню обчислювальних потужностей, системи технічного зору набувають

нових можливостей у виявленні та аналізі об'єктів, розпізнаванні образів та прийнятті автоматичних рішень. Перспективи їхнього використання широкі і включають у себе подальше покращення ефективності виробничих процесів, підвищення рівня безпеки, забезпечення точності та надійності діагностики у медичних дослідженнях, а також розвиток інноваційних рішень у сферах віртуальної реальності та робототехніки.

2 ПРОЄКТУВАННЯ СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ВИБУХОНЕБЕЗПЕЧНИХ ПРЕДМЕТІВ

2.1 Опис об'єкта розробки.

Автоматизація управління ідентифікацією вибухонебезпечних предметів охоплює кілька ключових етапів, включаючи автоматизацію збору даних, обробку і аналіз інформації, прийняття рішень та керування процесом. На першому етапі автоматизація збору даних здійснюється за допомогою різноманітних сенсорів і датчиків, розміщених на об'єкті для збору інформації про навколишнє середовище. Ці сенсори здатні збирати дані про температуру, тиск, звук, рух та інші параметри, які потім передаються для подальшої обробки.

Обробка і аналіз інформації є критичними етапами, на яких використовуються спеціалізовані аналітичні інструменти та алгоритми машинного навчання. Ці інструменти обробляють зібрані дані та розпізнають патерни, які можуть свідчити про наявність небезпеки. Зокрема, алгоритми штучного інтелекту можуть аналізувати зміни в температурі, звуці або тиску, щоб визначити можливі загрози. Якщо виявляються підозрілі патерни, система активується, записуючи подію та передаючи інформацію до відповідних служб для подальших дій.

Система зберігання даних забезпечує надійне збереження інформації про всі небезпечні події та інші зібрані параметри. Ця система дозволяє зберігати дані протягом тривалого часу і забезпечує можливість їх подальшого аналізу для покращення ефективності системи. Керування процесом включає використання програмного забезпечення, яке відповідає за збір і аналіз даних, а також за активацію системи у випадку виявлення небезпечної події. Ця система також передає інформацію до центру керування безпекою або відповідних служб захисту.

Центр керування безпекою збирає всю інформацію про небезпечні події і приймає рішення про вжиття відповідних заходів для забезпечення безпеки. Фахівці служб захисту відповідають за безпеку на об'єкті і вживають необхідних заходів у разі виявлення небезпечної ситуації. Система сповіщення забезпечує швидке і ефективне інформування відповідних служб і осіб про виявлену небезпеку, використовуючи різноманітні способи сповіщення, такі як електронна пошта, SMS-повідомлення, телефонні дзвінки та інші.

Система реагування відповідає за оперативне вжиття заходів у разі виявлення небезпечної ситуації, включаючи евакуацію, блокування доступу до зони небезпеки, виклик служб захисту та інші заходи. Система моніторингу забезпечує постійний контроль стану системи та гарантує її надійність і безпеку, використовуючи різні інструменти для моніторингу стану обладнання та програмного забезпечення. Система архівування даних відповідає за довгострокове зберігання інформації про небезпечні події та їх аналіз, що дозволяє виявляти патерни і покращувати ефективність системи.

Для систем віддаленого керування існує кілька різновидів API, таких як REST API, WebSocket API, MQTT API, GraphQL API і SOAP API. REST API використовує HTTP-запити для взаємодії з системою розпізнавання спалахів і вибухів, дозволяючи виконувати стандартні операції, такі як GET, POST, PUT і DELETE. WebSocket API підтримує постійне з'єднання між клієнтом та сервером для отримання даних у режимі реального часу, що особливо корисно для додатків, які потребують негайної відповіді. MQTT API використовує протокол MQTT для передачі даних між клієнтом та сервером, що робить його ідеальним для додатків з обмеженими ресурсами. GraphQL API використовує мову запитів GraphQL, дозволяючи клієнтам запитувати тільки необхідні дані, що зменшує обсяг переданої інформації і підвищує швидкість взаємодії. SOAP API використовує протокол SOAP для передачі складних даних і включає механізми для обробки помилок та виключень.

Для взаємодії з віддаленими пристроями застосовуються різні формати даних, зокрема JSON, XML, CSV і Protobuf. JSON є легковагим і простим форматом даних, який дозволяє передавати складні дані у структурованому вигляді і легко обробляється програмним забезпеченням. XML забезпечує передачу структурованих даних з можливістю валідації. CSV використовується для передачі табличних даних, де значення розділені комами, що корисно для великих обсягів даних. Protobuf є ефективним форматом для серіалізації і десеріалізації даних, що дозволяє зменшити розмір переданих даних і підвищити швидкість передачі.

2.2 Розробка алгоритму виявлення вибухонебезпечних предметів

Головною метою розробки алгоритму виявлення вибухонебезпечних предметів – забезпечення надійного та ефективного інструменту для виявлення ВНП, що може використовуватися для забезпечення безпеки в різних сферах (рис. 2.1), включаючи військову, цивільну та комерційну діяльність. Цей процес може бути розділений на кілька етапів, включаючи збір даних, попередню обробку зображень, виділення ознак, машинне навчання, виявлення, а також сповіщення відповідних служб.

Для успішного виявлення ВНП потрібні різні типи даних і інформації. Зображення і відео, зафіксовані камерами відеоспостереження або спеціалізованими сканерами, забезпечують візуальні дані для аналізу. Радіаційні дані, такі як виміри радіаційного фону і дані з радіаційних детекторів, можуть виявити аномалії, пов'язані з вибухонебезпечними матеріалами. Сенсорні дані, зібрані з хімічних або біологічних датчиків, можуть додатково допомогти в виявленні небезпечних речовин (рис. 2.2). Також контекстуальні дані, такі як інформація про місцезнаходження та час подій, а також дані про навколишнє середовище, можуть забезпечити додаткову інформацію для аналізу.



Рисунок 2.1 – Протитанкові міни в полі [9]



Рисунок 2.2 – Міна ТМ-62М/Р [9]

Попередня обробка даних є важливим етапом у виявленні ВВП. Цей процес включає в себе ряд операцій для підготовки даних до подальшого аналізу та використання у виявленні. Масштабування та нормалізація даних допомагають привести їх до одного масштабу, щоб забезпечити стабільність алгоритму. Видалення шуму включає в себе фільтрацію даних для видалення

зайвих артефактів. Кадрування та зміна розміру зображень можуть застосовуватися для виділення областей та зменшення обчислювальної складності. Конвертація форматів даних є необхідною для приведення різних типів даних у спільний формат. Відбір ознак дозволяє вибрати найбільш інформативні характеристики даних для подальшого аналізу. Доповнення даних включає додавання додаткової інформації або створення штучних прикладів для покращення навчання моделей. Попередня обробка даних допомагає забезпечити ефективну роботу моделей виявлення ВНП.

Одним з ключових етапів є виділення ознак, що дозволяють виокремити характеристичні особливості вибухонебезпечних предметів на зображеннях. Це може включати пошук контурів, аналіз текстур, визначення кольору тощо. Потім застосовуються методи машинного навчання для навчання класифікаторів або нейронних мереж на вибірці даних для розпізнавання цих ознак та виявлення вибухонебезпечних предметів на нових зображеннях.

Зворотний зв'язок у алгоритмі виявлення ВНП відіграє ключову роль у поліпшенні системи. Він використовується для автоматичного перенавчання моделі для роботи з новими даними, що дозволяє системі адаптуватися до умов, що змінюються.

Після розпізнавання небезпечного предмета система має активуватися і зробити запис про цю подію. Ці данні передаються до центру керування безпекою або до відповідних служб захисту, які можуть вжити відповідних заходів для запобігання небезпечної ситуації.

Алгоритм виявлення вибухонебезпечних предметів (рис. 2.3) починається зі збору зображень, які можуть надходити з різних джерел, таких як архівні дані, симуляції або реальні сенсори, наприклад, камери чи дрони. Зібрані зображення анотуються, тобто позначаються місця, де знаходяться ВНП. Ці анотації фіксуються вручну або за допомогою напівавтоматичних методів. Важливо забезпечити баланс даних, зібравши достатню кількість зображень як з ВНП, так і без них.

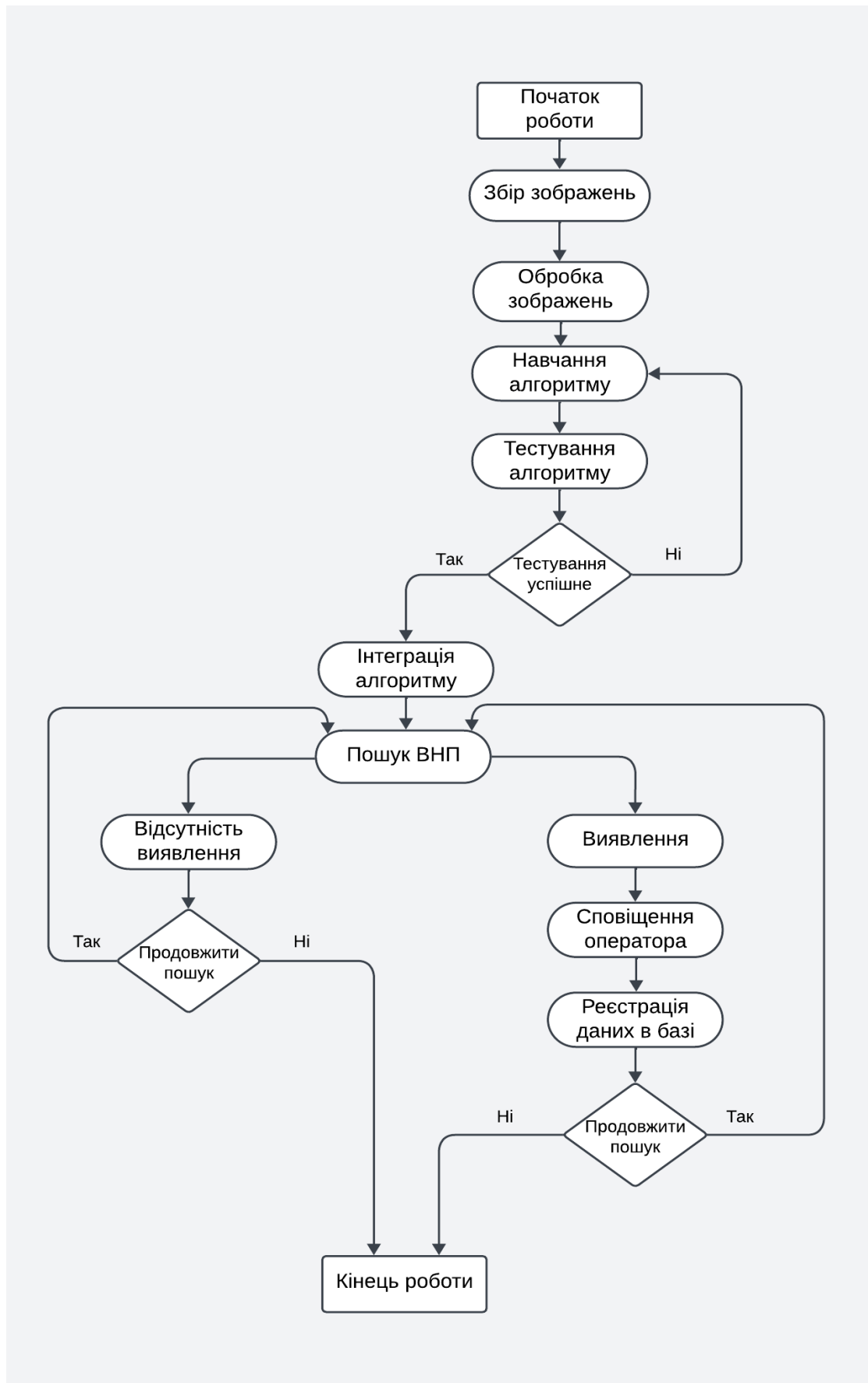


Рисунок 2.3 – Алгоритм виявлення ВВП

Наступний етап – це обробка зображень. Попередня обробка включає операції, такі як зміна розміру зображень, нормалізація яскравості та фільтрація шуму. Потім застосовуються техніки аугментації даних, такі як обертання, віддзеркалення та зміна яскравості, щоб збільшити різноманіття набору даних і покращити стійкість моделі до різних умов. Якщо необхідно, можна провести сегментацію зображень, щоб виділити окремі області для більш точного аналізу.

На етапі навчання алгоритму спершу вибирається архітектура нейронної мережі, наприклад, CNN. Набір даних розподіляється на тренувальну, валідаційну та тестову підмножини. Після цього налаштовуються гіперпараметри моделі, такі як кількість епох, розмір партії та швидкість навчання. Навчання моделі проводиться на тренувальному наборі даних, а для уникнення перенавчання моніториться продуктивність на валідаційному наборі.

Тестування алгоритму включає оцінку його продуктивності за допомогою тестового набору даних, де використовуються метрики точності, повноти, F1-міри та інші. Після цього проводиться аналіз помилок для виявлення та усунення слабких місць моделі.

Інтеграція алгоритму передбачає впровадження навченої моделі в програмне забезпечення або апаратний пристрій, що буде використовуватись для виявлення ВНП. Модель оптимізується для роботи в реальному часі, якщо це необхідно, наприклад, на дронах або роботах. Далі проводяться польові випробування для перевірки роботи алгоритму в реальних умовах.

Етап пошуку ВНП включає сканування місцевості за допомогою камер, з подальшою обробкою кожного зображення навченою моделлю для виявлення потенційних ВНП. Якщо модель виявляє потенційний ВНП, оператор отримує сигнал або повідомлення з вказівкою місця розташування. Оператор може переглянути зображення і підтвердити або спростувати виявлення. Якщо ВНП не виявлено, сканування продовжується в інших областях. Регулярні перевірки забезпечують правильність роботи алгоритму.

Зворотний зв'язок від операторів та нові дані використовуються для внесення виправлень і доопрацювання моделі. Автоматичне донавчання моделі на нових даних допомагає покращити її продуктивність з часом.

2.3 Вибір методу ідентифікації вибухонебезпечних предметів

Вибір методу ідентифікації об'єктів є одним з найважливіших кроків у розробці системи комп'ютерного зору, особливо коли мова йде про виявлення об'єктів на зображеннях чи відео. Існує кілька методів, які можна використовувати для цієї задачі, але один з найбільш ефективних і популярних – це методи, засновані на згортковій нейронній мережі (Convolutional Neural Networks, CNN).

CNN – є різновидом нейронних мереж для обробки зображень. CNN використовуються в завданнях комп'ютерного зору: генерації і класифікації зображень (рис. 2.4), розпізнавання об'єктів і тощо. Ці завдання раніше намагались вирішити як за допомогою класичних нейронних мереж, тобто багат шарового перцептрона Multilayer Perceptron (MLP), так і різними евристичними методами.

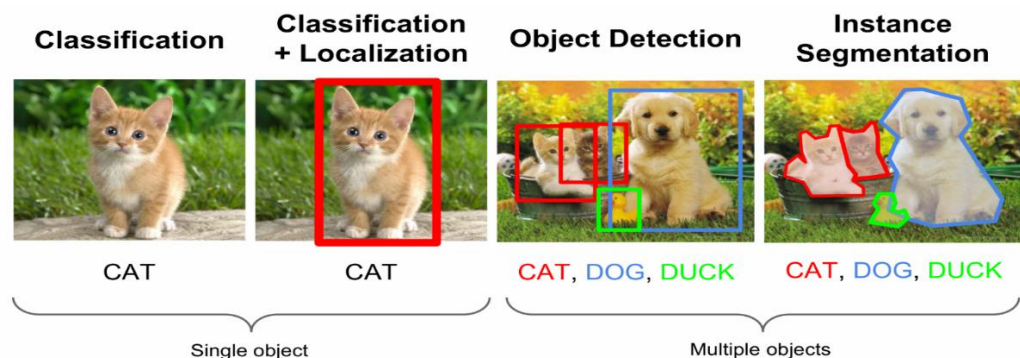


Рисунок 2.4 – Приклад ідентифікації за допомогою CNN [10]

Що стосується евристичних методів, тут варто згадати алгоритми SIFT (Scale Invariant Feature Transform) і SURF (Speeded Up Robust Features). Вони широко використовувались для виявлення й опису локальних особливостей на

зображеннях, таких як лінії, краї ліній, розпізнавання об'єктів та визначення ключових точок. Ці алгоритми виявляли особливості, що відрізняються від навколишнього оточення, і допомагали в розпізнаванні об'єктів незалежно від масштабу, орієнтації та освітлення. Однак ці методи мають свої обмеження, особливо при роботі зі складнішими зображеннями та задачами розпізнавання образів. Це призвело до пошуку нових підходів, зокрема розробки згорткових нейронних мереж. До того ж CNN використовуються для обробки не тільки двовимірних сигналів, але й одновимірних, чи навіть тривимірних [11].

CNN складається з декількох шарів, кожен з яких виконує специфічну функцію:

– згорткові шари (Convolutional Layers) – ці шари використовують фільтри (ядра), які ковзають по зображенню і виконують операцію згортки (конволюції) (рис 2.5). Це дозволяє виділити важливі ознаки зображення, такі як контури, текстури, і деталі. Операція згортки – це математична операція, яка комбінує два набори інформації. У контексті CNN, це означає застосування фільтра (невеликої матриці значень) до зображення. Фільтр – це невелика матриця, наприклад, розміром 3 x 3, 5 x 5, яка рухається по всьому зображенню. Кожен елемент фільтра множиться на відповідний елемент області зображення, на яку він накладається, а потім результати множення підсумовуються для отримання одного значення;

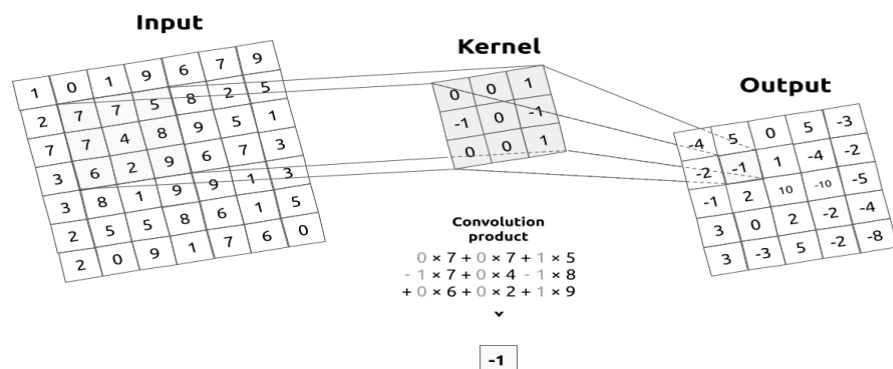


Рисунок 2.5 – Операція згортки [12]

– пулінгові шари (Pooling Layers) використовуються для зменшення розмірності вхідних даних шляхом агрегації інформації в невеликих регіонах. Основні типи пулінгу включають максимальне (рис 2.6) і середнє пулінги, які вибирають найбільше або середнє значення з кожного регіону вхідних даних. Переваги пулінгу включають зменшення обчислювальної складності, зменшення перенавчання та робить функції більш інваріантними, але недоліки включають втрату інформації і зменшення роздільної здатності. Найпоширеніші типи пулінгу – максимальний пулінг (max pooling) і середній пулінг (average pooling);

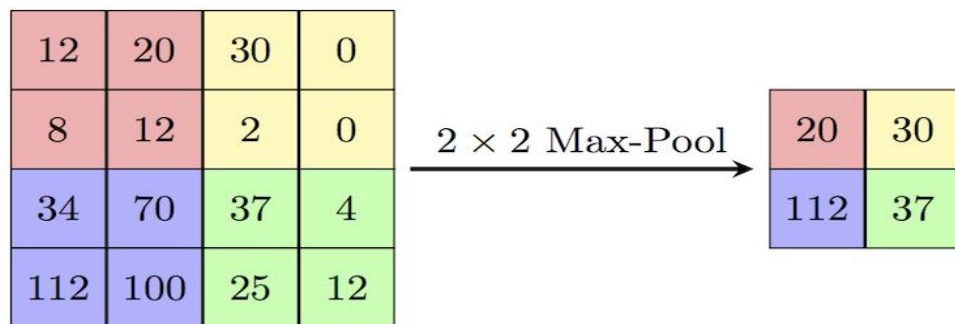


Рисунок 2.6 – Операція максимального пулінгу [13]

– шари активації: однією з найпопулярніших функцій активації в нейронних мережах є ReLU (Rectified Linear Unit) завдяки своїй простоті та ефективності.

Функція активації ReLU:

$$f(x) = \max(0, x).$$

Що означає, що всі негативні значення обрізаються до нуля, а позитивні залишаються незмінними. ReLU вирішує проблему зникаючих градієнтів, яка виникає у функціях активації, таких як сигмоїд і гіперболічний тангенс, завдяки чому навчання глибоких мереж стає більш ефективним. Однак ReLU має проблему "мертвих" нейронів, коли нейрони перестають оновлюватися, якщо

вони отримують лише негативні вхідні значення. Це може трапитися через невдалу ініціалізацію ваг або надто високу швидкість навчання.

Також, ще однією актуальною функцією активації для пошуку ВВП може бути Swish, розроблений дослідниками з Google, ця функція активації поєднує властивості лінійних і нелінійних функцій, що дозволяє моделі вивчати складніші залежності. Swish забезпечує гладкий перехід між негативними і позитивними значеннями, що сприяє кращому градієнтному потоку.

Функція активації Swish:

$$f(x) = x \cdot \sigma(x) = x \cdot \frac{1}{1 + e^{-x}}.$$

На практиці Swish часто демонструє кращі результати у порівнянні з ReLU, зберігаючи більше інформації протягом навчання моделі. Однак Swish має вищу обчислювальну складність через наявність сигмоїдної функції, що може збільшити час навчання, особливо для великих моделей.

Проте, в арсеналі функцій активації існують і інші ефективні варіанти, які можуть бути корисними у різних контекстах. Однією з таких альтернатив є Exponential Linear Unit (ELU). ELU вирішує проблему "мертвих" нейронів, як у ReLU, забезпечуючи негативні значення, що не опускаються нижче певного порогу. Це стабілізує середнє значення активацій ближче до нуля, що може прискорити навчання. ELU має гладкий перехід між негативними і позитивними значеннями, що покращує градієнтний потік через глибокі мережі. Однак ELU має вищу обчислювальну складність порівняно з ReLU.

Функція активації ELU:

$$f(x) = \begin{cases} x, & \text{if } x > 0 \\ \alpha(e^x - 1), & \text{if } x \leq 0, \end{cases}$$

де α – це гіперпараметр, зазвичай дорівнює 1.

Leaky ReLU є модифікацією ReLU, яка дозволяє невелике ненульове значення для негативних вхідних даних, що допомагає уникнути проблеми "мертвих" нейронів.

Функція активації Leaky ReLU:

$$f(x) = \begin{cases} x, & \text{if } x > 0 \\ \alpha x, & \text{if } x \leq 0, \end{cases}$$

де α – дорівнює 0,01.

Leaky ReLU зберігає деяку інформацію з негативних значень, що допомагає підтримувати навчання всіх нейронів, але при цьому є трохи складнішою у реалізації, ніж стандартний ReLU.

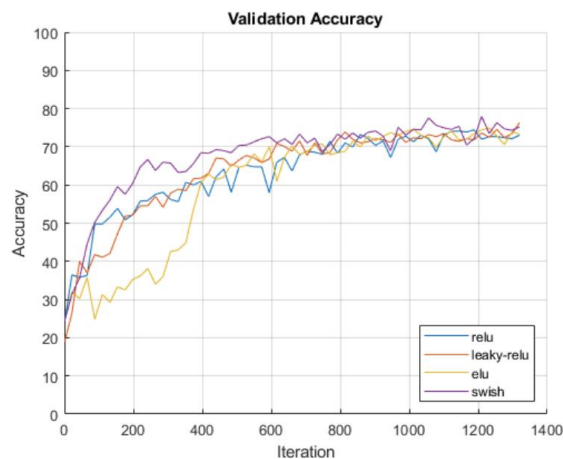


Рисунок 2.7 – Графік порівняння валідації функцій активації

Графік показує, що активаційна функція Swish досягає найвищої точності валідації найшвидше і стабільно тримається на рівні близько 80% після 400 ітерацій. ELU також досягає подібного рівня точності, але потребує більше часу для цього (рис. 2.7).

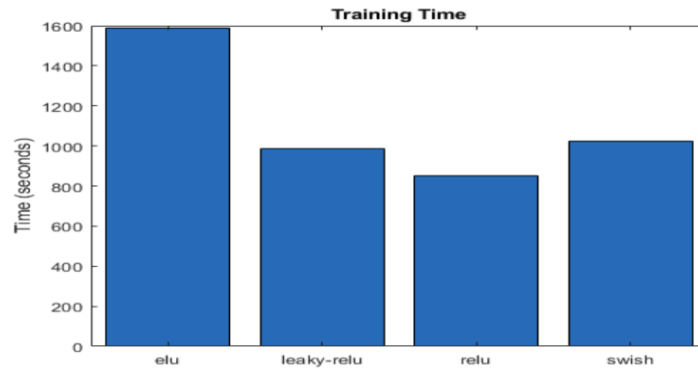


Рисунок 2.8 – Графік порівняння часу навчання функцій активації

Графік показує час тренування для різних активаційних функцій. ELU потребує найдовшого часу, близько 1600 секунд, тоді як leaky-ReLU і ReLU значно швидші, з часом тренування близько 1000 і 900 секунд відповідно (рис. 2.8).

Порівнюючи ці функції активації, ReLU є найпростішою і найшвидшою у обчисленні, але має проблему "мертвих" нейронів. Swish забезпечує кращий градієнтний потік і дозволяє зберігати більше інформації, але має вищу обчислювальну складність. ELU також покращує градієнтний потік і нормалізує середні значення активацій, але складніший в обчисленні. Leaky ReLU вирішує проблему "мертвих" нейронів, дозволяючи невеликі негативні значення, але теж трохи складніший, ніж ReLU.

Для задачі ідентифікації вибухонебезпечних предметів, яка може включати в себе аналіз зображень за допомогою глибоких нейронних мереж, вибір функції активації має бути обґрунтованим. Якщо необхідно швидко і просто рішення, ReLU може бути хорошим вибором, оскільки вона забезпечує швидке навчання і є достатньо ефективною для більшості завдань.

Згорточні нейронні мережі (CNN) краще підходять для ідентифікації об'єктів завдяки своїй здатності ефективно обробляти і аналізувати візуальні дані, використовуючи особливі архітектурні властивості.

Основна відмінність CNN від традиційних нейронних мереж полягає в використанні згорточних шарів. Кожен нейрон у згорточному шарі з'єднаний лише з невеликою частиною вхідних даних (локальне поле рецепції), що

дозволяє виявляти локальні патерни, такі як краї, текстури та інші деталі зображення. Ці локальні патерни потім комбінуються у більш високих шарах для виявлення складніших об'єктів. Завдяки цьому CNN можуть навчатися розпізнавати об'єкти незалежно від їх розташування на зображенні.

CNN використовують кілька шарів згорткових і pooling-шарів, що дозволяє їм будувати ієрархію ознак. Нижчі шари вивчають простіші, базові ознаки, такі як краї та текстури, тоді як вищі шари вивчають більш складні ознаки, такі як частини об'єктів і, в кінцевому рахунку, самі об'єкти. Ця ієрархічна структура дозволяє моделі краще розуміти складні візуальні дані.

У традиційних повнозв'язних нейронних мережах кожен нейрон у шарі з'єднаний з кожним нейроном у попередньому шарі, що призводить до великої кількості параметрів і високих вимог до обчислювальних ресурсів. У CNN кожен нейрон у згортковому шарі з'єднаний лише з невеликою частиною вхідних даних, що значно зменшує кількість параметрів і підвищує ефективність обчислень. Це дозволяє тренувати глибокі моделі на великих наборах даних без надмірних обчислювальних витрат.

Максимальне або середнє підвибіркування зменшують розмірність даних, зберігаючи найважливіші ознаки і додаючи інваріантність до зсувів і масштабування об'єктів. Це означає, що CNN можуть розпізнавати об'єкти незалежно від їх розташування і масштабу на зображенні, що є критичним для завдань ідентифікації об'єктів у реальному світі.

CNN можуть автоматично виділяти найбільш релевантні ознаки зображення під час навчання, без потреби в ручному проектуванні ознак, що було необхідним у традиційних підходах до обробки зображень. Це значно спрощує процес розробки моделей і дозволяє використовувати CNN для різноманітних задач без необхідності спеціалізованого знання про дані.

CNN вже продемонстрували свою ефективність у багатьох завданнях, пов'язаних з ідентифікацією об'єктів, таких як розпізнавання обличчя, виявлення об'єктів на зображеннях, класифікація зображень, сегментація зображень (рис. 2.9), а також у медичних додатках, наприклад, для діагностики захворювань за

медичними зображеннями. Цей успіх у різних областях підтверджує їх універсальність і ефективність.

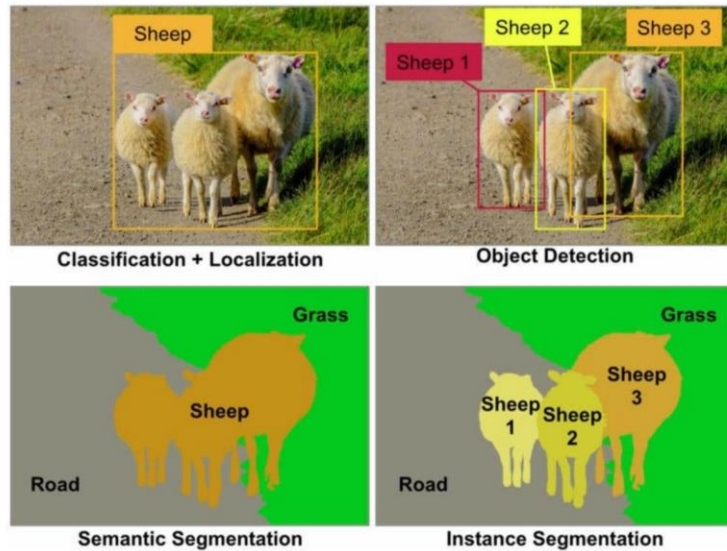


Рисунок 2.9 – Приклад ідентифікації об’єктів за допомогою сегментації [14]

Отже, розглянувши всі наявні методи ідентифікації, нами було обрано метод CNN завдяки їхній здатності до автоматичного виділення ознак, просторової інваріантності, глибинної архітектури та ефективного використання параметрів. Що дозволяє точно і надійно розпізнавати складні об’єкти у зображеннях та працювати в режимі реального часу, що є критично важливим для швидкого реагування на загрози.

2.4 Розробка алгоритму ідентифікації типу вибухонебезпечних предметів

Розробка алгоритму ідентифікації типу вибухонебезпечних предметів необхідна для підвищення безпеки та ефективності виявлення і знешкодження вибухових загроз. Такий алгоритм дозволяє автоматизувати процес розпізнавання вибухонебезпечних предметів на зображеннях, що знижує ризик людських помилок і зменшує час, необхідний для аналізу великої кількості візуальних даних. Це особливо важливо в зонах конфліктів, на територіях, забруднених мінами, а також у громадських місцях, де потенційні загрози

можуть завдати великої шкоди. Використання алгоритмів машинного навчання, зокрема CNN, забезпечує високу точність і швидкість виявлення, що дозволяє швидко реагувати на небезпеку та вживати необхідних заходів для її нейтралізації.

Крім того, такі алгоритми можуть інтегруватися у системи відеоспостереження та інші технології моніторингу, забезпечуючи постійний контроль і миттєве повідомлення про виявлені загрози. Вони також можуть використовуватися для навчання та підвищення кваліфікації спеціалістів з розпізнавання, забезпечуючи доступ до широкого спектра зображень та сценаріїв виявлення вибухонебезпечних предметів. Загалом, розробка такого алгоритму сприяє збереженню життів, захисту інфраструктури та підвищенню загальної безпеки в різних контекстах.

Алгоритм ідентифікації типу вибухонебезпечних предметів — це комп'ютерна програма, яка використовує методи машинного навчання, для автоматичного розпізнавання і класифікації вибухонебезпечних предметів на зображеннях. Цей алгоритм аналізує зображення, використовуючи певний набір етапів, що починається зі збору та підготовки даних і закінчується впровадженням моделі у реальні системи (рис. 2.10).

На першому етапі здійснюється збір великої кількості зображень, які містять різні види вибухонебезпечних предметів, такі як бомби, міни та гранати. Ці зображення потребують анотації, тобто ручного позначення областей, де знаходяться вибухонебезпечні предмети, та вказівки їхніх типів. Для цього використовуються спеціальні інструменти для анотації зображень, наприклад LabelImg.

Далі зібрані зображення змінюють до єдиного розміру, щоб відповідати вимогам вхідного шару нейронної мережі, і нормалізують, масштабуючи піксельні значення до діапазону від 0 до 1 або від -1 до 1. Зображення піддаються трансформаціям, таким як обертання, масштабування та горизонтальне відображення, для збільшення різноманітності навчальних даних і покращення узагальнюючої здатності моделі.

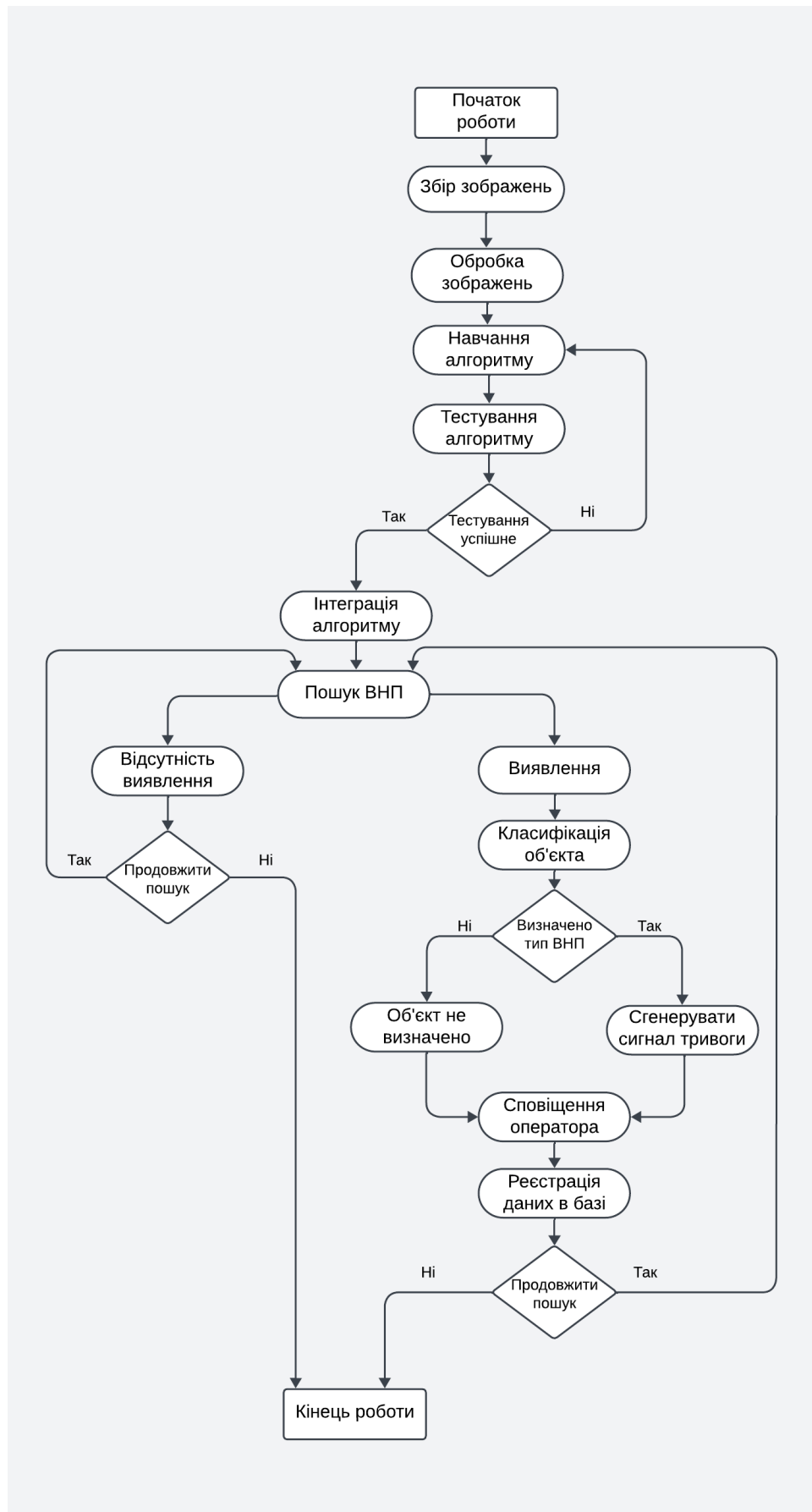


Рисунок 2.10 – Алгоритм ідентифікації ВВП

Після підготовки дані розподіляються на навчальну, валідаційну і тестову вибірки, наприклад, у співвідношенні 70 : 20 : 10.

Наступний етап включає створення моделі. Вибирається архітектура CNN, наприклад ResNet, VGG або YOLO, і додаються згорткові шари, які відповідають за виявлення локальних ознак об'єктів. Шари активації, такі як ReLU, Swish або ELU, додають нелінійності, що дозволяє моделі виявляти складні патерни. Pooling-шари зменшують розмірність даних, роблячи модель стійкішою до зсувів та масштабування об'єктів. Повнозв'язні шари на завершення обробляють витягнуті ознаки для класифікації об'єктів за категоріями. Для задачі класифікації зазвичай використовується крос-ентропія як функція втрат, а популярними оптимізаторами є Adam або SGD.

Навчання моделі відбувається на навчальних даних, при цьому її продуктивність перевіряється на валідаційній вибірці. Під час навчання налаштовуються гіперпараметри, такі як швидкість навчання та розмір пакета даних. Після навчання модель перевіряється на незалежній тестовій вибірці, щоб оцінити її здатність правильно ідентифікувати вибухонебезпечні предмети. Використовуються метрики оцінки, такі як точність, повнота, F-міра та середнє значення точності (mAP).

Після успішного тестування модель інтегрується у реальні системи, наприклад, системи відеоспостереження, роботизовані системи або мобільні додатки. Навчена модель може працювати в реальному часі, аналізуючи потоки відео або зображень, ідентифікуючи вибухонебезпечні предмети та класифікуючи їх. Це забезпечує швидке реагування на потенційні загрози, підвищуючи безпеку та ефективність операцій з виявлення вибухонебезпечних предметів. Модель регулярно моніториться для оцінки її продуктивності в реальних умовах, збираються нові дані та відгуки, на основі яких модель періодично оновлюється і перенавчається, забезпечуючи її актуальність і надійність.

2.5 Автоматизація процесів ідентифікації

Автоматизація управління ідентифікацією вибухонебезпечних предметів охоплює широкий спектр технологій і методів, які дозволяють підвищити ефективність і точність процесу. Основними етапами цього процесу є автоматизація збору даних, обробка і аналіз інформації, прийняття рішень і керування процесом ідентифікації.

Автоматизація збору даних використовує різноманітні сенсори і датчики, які можуть бути встановлені на робототехнічних платформах, дронах або стаціонарних системах. Ці сенсори можуть включати камери високої роздільної здатності, тепловізори, LIDAR, радіолокаційні системи та інші пристрої, що здатні виявляти вибухонебезпечні предмети на різних відстанях і в різних умовах. Сучасні сенсори можуть також збирати дані про хімічний склад навколишнього середовища, що дозволяє ідентифікувати вибухонебезпечні речовини.

Обробка і аналіз інформації є ключовими етапами, де використовуються передові алгоритми машинного навчання та штучного інтелекту для аналізу зібраних даних. Нейронні мережі, зокрема глибокі нейронні мережі, можуть бути навчені на великих наборах даних для розпізнавання характерних ознак вибухонебезпечних предметів. Використання методів глибокого навчання дозволяє моделі вивчити складні патерни і підвищити точність ідентифікації. Крім того, алгоритми можуть включати в себе методи обробки зображень, такі як згорткові нейронні мережі (CNN), для виділення та класифікації об'єктів на зображеннях.

Прийняття рішень у системах автоматизації управління може бути реалізовано на основі розширених алгоритмів ухвалення рішень, що використовують штучний інтелект і машинне навчання. Такі алгоритми можуть враховувати різноманітні фактори, такі як ймовірність наявності вибухонебезпечного предмета, ступінь загрози, розташування об'єкта і навколишні умови. Вони можуть автоматично вирішувати, чи потрібно

зупинити роботу, евакуювати людей або ініціювати інші заходи безпеки. Важливу роль у прийнятті рішень відіграє також інтеграція з іншими системами безпеки та інформаційними системами для отримання додаткових даних і координації дій.

Керування процесом ідентифікації включає виконання всіх необхідних дій для забезпечення безпеки та знешкодження вибухонебезпечних предметів. Це може включати використання роботів-саперів, дронів для дистанційного дослідження території, автоматизованих систем для обробки та аналізу отриманих даних. Важливим аспектом є також зворотній зв'язок і можливість коригування дій у режимі реального часу. Системи автоматизації повинні бути здатні адаптуватися до змін у навколишньому середовищі і до нових загроз, що виникають.

Загалом, автоматизація управління процесом ідентифікації вибухонебезпечних предметів включає використання комплексного підходу, що поєднує різні технології та методи для забезпечення максимальної ефективності, точності та безпеки. Це дозволяє значно знизити ризики для людей і підвищити швидкість і якість виявлення та знешкодження вибухонебезпечних предметів у різних умовах[15].

3 РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ

3.1 Вибір середовища розробки

Вибір середовища розробки для системи ідентифікації ВНП є важливим кроком, який може суттєво вплинути на успіх проекту. Система ідентифікації ВНП вимагає високої надійності, швидкодії та інтеграції з різним апаратним та програмним забезпеченням.

Важливість правильного вибору середовища розробки полягає в тому, що воно має забезпечувати максимальну продуктивність та ефективність розробки. Це особливо актуально для систем, що працюють у реальному часі, де затримки можуть бути критичними. Якщо середовище розробки не забезпечує достатню продуктивність, це може призвести до збільшення часу обробки даних та зниження загальної ефективності системи.

Стабільність та надійність середовища розробки також відіграють ключову роль. Збої та переривання можуть призвести до значних проблем, особливо при роботі з реальними даними та обладнанням. Для систем, які використовуються в критичних умовах, важливо, щоб середовище розробки було стабільним і надійним, забезпечуючи безперебійну роботу.

Інтеграція з апаратним забезпеченням, таким як камери та сенсори, має бути простою та надійною, щоб забезпечити безперебійну роботу системи. Середовище розробки повинно підтримувати легке налаштування та використання цих пристроїв, що дозволить швидко інтегрувати нове обладнання та адаптувати систему до змінних вимог.

Розширюваність та масштабованість середовища розробки дозволяють легко додавати нові функції, інтегрувати додаткові бібліотеки та інструменти, а також масштабувати проект у міру його зростання. Це особливо важливо для довгострокових проектів, які потребують постійного оновлення та покращення

системи. Можливість швидко та ефективно масштабувати систему дозволяє адаптуватися до збільшених обсягів даних та вимог.

Однак процес вибору середовища може бути ускладнений низкою факторів. Обмеження ресурсів, таких як доступ до обчислювальних потужностей, можуть бути суттєвою проблемою, особливо для хмарних платформ, які можуть обмежувати час використання ресурсів. Це може стати на заваді виконання тривалих обчислювальних завдань або обробки великих обсягів даних.

Сумісність та налаштування також можуть представляти складність, оскільки різні середовища розробки потребують різних конфігурацій для роботи з необхідними бібліотеками та інструментами. Неправильне налаштування може призвести до проблем із продуктивністю або стабільністю системи.

Стабільність та надійність підключення особливо важливі для хмарних платформ, таких як Google Colab, які потребують постійного підключення до Інтернету. Втрата з'єднання може призвести до переривання роботи та втрати даних, що є неприпустимим для систем реального часу.

Управління даними є ще одним важливим аспектом, оскільки середовище має забезпечувати зручне зберігання, завантаження та обробку даних. Хмарні рішення можуть бути обмежені обсягом пам'яті та дискового простору, що може бути недостатньо для роботи з великими датасетами або складними моделями.

Таким чином, вибір правильного середовища розробки системи ідентифікації ВВП є ключовим фактором, що впливає на успіх проекту. Необхідно враховувати продуктивність, стабільність, інтеграцію з обладнанням, підтримку спільної роботи та гнучкість середовища розробки.

Розглянемо найпопулярніші середовища розробки – Visual Studio Code (VS Code) – це легкий, але потужний редактор коду, розроблений компанією Microsoft. Він став популярним серед розробників завдяки своїй гнучкості, безлічі розширень та підтримці різних мов програмування, включаючи Python,

що робить його чудовим вибором для розробки систем на основі нейронних мереж, таких як YOLOv8.

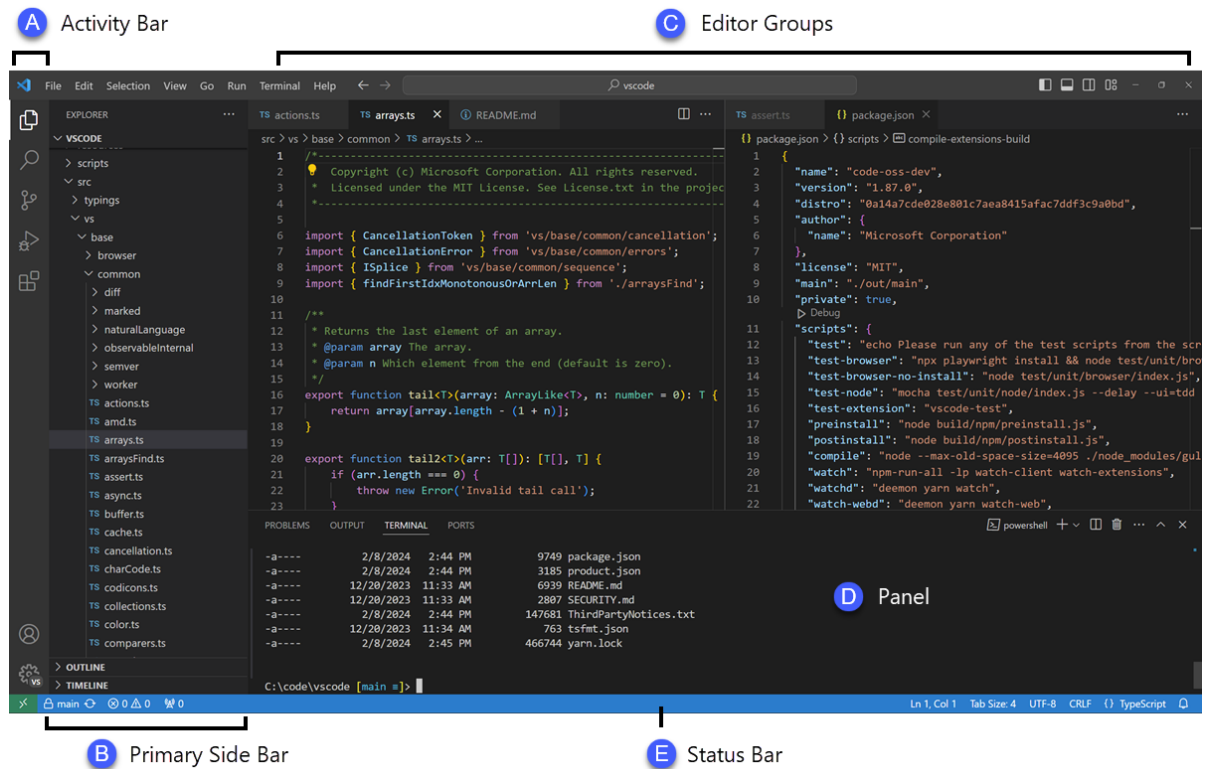


Рисунок 3.1 – Інтерфейс користувача Visual Studio Code [16]

Однією з основних переваг VS Code є його висока налаштовуваність (рис. 3.1). Завдяки безлічі доступних розширень розробники можуть налаштувати середовище під свої конкретні потреби. Для роботи з YOLOv8 і Python існує безліч корисних розширень, таких як Rylance, Jupyter, Python та інші, які спрощують написання та налагодження коду. Ці розширення надають інтелектуальне підсвічування синтаксису, автодоповнення, літинг та багато іншого, що підвищує продуктивність та зручність роботи.

VS Code також добре інтегрується із системами контролю версій, такими як Git. Це дозволяє легко керувати версійністю коду, працювати в команді та відстежувати зміни. Можливість роботи з віддаленими репозиторіями безпосередньо з редактора спрощує процес розробки та розгортання.

Ще однією істотною перевагою VS Code є підтримка Docker. За допомогою відповідних розширень можна легко створювати, керувати та розгортати контейнери Docker прямо з редактора. Це особливо корисно для розробки та тестування систем на основі YOLOv8, оскільки дозволяє створювати ізольовані та відтворювані середовища.

Однак, VS Code має свої недоліки. Незважаючи на свою легкість, деякі користувачі можуть зіткнутися з проблемами продуктивності під час роботи з великими проектами або важкими розширеннями. У таких випадках редактор може сповільнюватись, що може знижувати ефективність роботи.

Крім того, налаштування та конфігурація VS Code можуть бути складними для новачків. Хоча редактор надає безліч можливостей для кастомізації, не всім користувачам зрозуміло, як налаштувати його під свої потреби. Це може вимагати часу та додаткових зусиль.

Ще одним недоліком є те, що для деяких специфічних завдань можуть знадобитися додаткові інструменти та знання. Наприклад, для роботи з GPU та глибокими нейронними мережами, такими як YOLOv8, може знадобитися встановлення та налаштування додаткових бібліотек та інструментів, таких як CUDA та cuDNN, що може бути складним для недосвідчених користувачів.

Насамкінець, VS Code – це потужний і гнучкий інструмент для розробки систем на основі YOLOv8. Його переваги включають високу налаштовуваність, багатий набір розширень, відмінну інтеграцію із системами контролю версій та Docker. Однак, користувачі можуть зіткнутися з проблемами продуктивності при роботі з великими проектами, складним налаштуванням та необхідністю додаткових знань для роботи з деякими інструментами. Незважаючи на ці недоліки, VS Code залишається одним із найкращих виборів для розробки та тестування систем машинного навчання та комп'ютерного зору.

Розглянемо інший варіант середовища розробки – Google Colab (Google Colaboratory) – це безкоштовна онлайн-платформа, що надається Google, яка дозволяє писати та виконувати Python-код прямо у браузері. Вона особливо

популярна серед дослідників та розробників машинного навчання завдяки своїй простоті та доступності потужних обчислювальних ресурсів, таких як GPU та TPU.

Однією з головних переваг Google Colab (рис. 3.2) є надання безкоштовного доступу до потужних обчислювальних ресурсів, що прискорює навчання моделей машинного навчання, включаючи YOLOv8. Це дозволяє розробникам швидко та ефективно проводити експерименти, не турбуючись про вартість оренди чи купівлі обладнання. Легкість використання Colab також відіграє важливу роль: платформа не потребує встановлення та налаштування програмного забезпечення на локальному комп'ютері. Всі необхідні бібліотеки можна встановити та використовувати безпосередньо в середовищі Colab.

Colab використовує Jupyter Notebooks, що дозволяє інтерактивно виконувати код, візуалізувати дані та результати роботи моделі. Це особливо корисно для аналізу даних та налагодження моделей. Підтримка Python та багатьох популярних бібліотек для машинного навчання та глибокого навчання, таких як PyTorch, TensorFlow та OpenCV робить Colab універсальним інструментом для різних завдань.

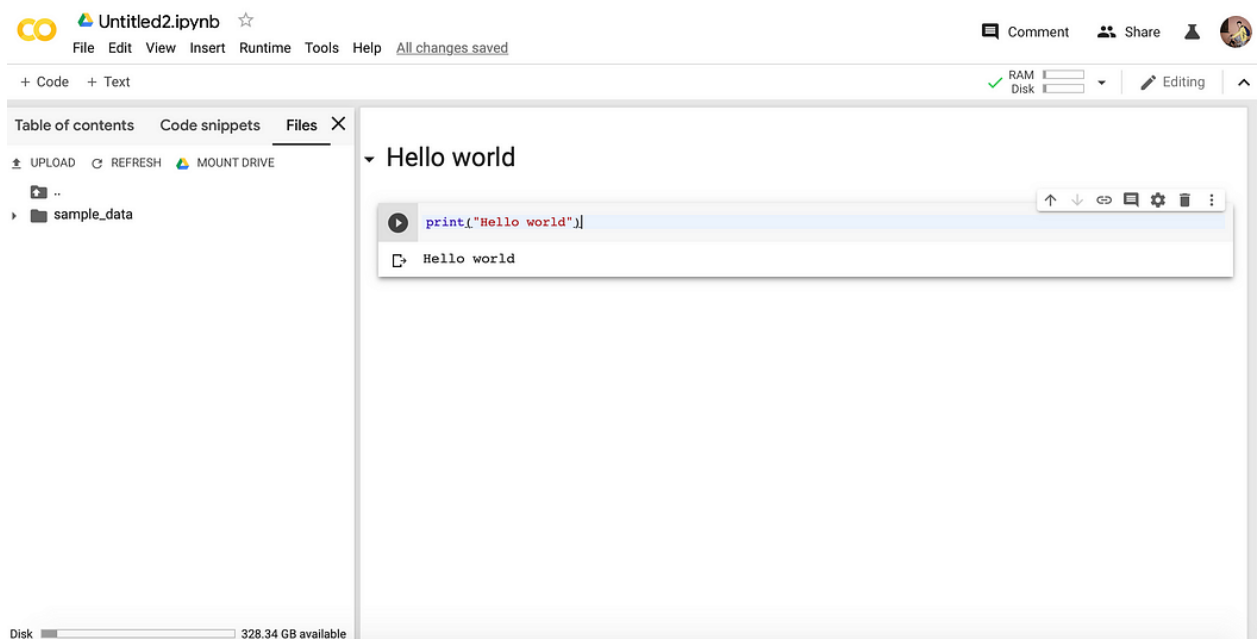


Рисунок 3.2 – Інтерфейс користувача Google Colab [17]

Однією з важливих функцій Google Colab є можливість спільної роботи. Ви можете легко ділитися своїми ноутбуками з колегами і працювати над проектом спільно в режимі реального часу. Інтеграція з Google Drive спрощує керування даними та результатами експериментів, дозволяючи зберігати та завантажувати файли безпосередньо з вашого хмарного сховища. Автоматичне збереження та керування версіями допомагає уникнути втрати даних та відстежувати зміни у проекті.

Однак, незважаючи на безліч переваг, Google Colab є і недоліки. Обмежені ресурси та час сесії можуть бути проблемою. Сесії на GPU можуть працювати лише обмежений час (зазвичай близько 12 години), після чого їх необхідно перезапускати. Це може бути незручно для тривалих завдань навчання. Крім того, стабільне інтернет-з'єднання є обов'язковою умовою для роботи з Colab. Втрата з'єднання може призвести до втрати незбережених даних та переривання роботи.

Обмеження пам'яті та дискового простору також можуть бути недоліком, особливо при роботі з дуже великими датасетами або складними моделями. Не завжди можна встановити специфічні версії бібліотек або використовувати кастомізовані оточення, як це можна зробити на локальному комп'ютері або в Docker-контейнерах.

Нарешті, при роботі з чутливими даними необхідно враховувати, що вони передаються та зберігаються у хмарі, що може становити ризик безпеки та конфіденційності. Тому для деяких завдань може знадобитися використання більш захищених середовищ.

Google Colab – чудовий інструмент для розробки та тестування моделей машинного навчання, включаючи системи ідентифікації вибухонебезпечних предметів на основі YOLOv8. Він особливо корисний для початкових експериментів та прототипування завдяки своїй доступності та простоті використання. Однак для виробництва та роботи з великими обсягами даних або для тривалого навчання моделей може знадобитися більш потужне та

стабільне середовище, таке як локальний сервер з GPU або хмарні платформи з більш гнучкими умовами використання.

Якщо порівнювати ці два середовища приходимо до висновку що VS Code краще для розробки системи ідентифікації ВВП у реальному часі завдяки своїй продуктивності, стабільності та гнучкості. Локальна установка VS Code забезпечує надійне та постійне підключення до апаратного забезпечення, таких як камери та сенсори, що критично для реального часу. Можливість налаштування та розширюваність за допомогою багатьох розширень, а також підтримка Docker та систем контролю версій роблять процес розробки більш ефективним. У той час як Google Colab підходить для початкових експериментів завдяки безкоштовному доступу до GPU, його обмеження щодо часу використання ресурсів та необхідність постійного інтернет-з'єднання роблять його менш придатним для систем реального часу.

3.2 Програмна реалізація системи

Перед початком програмної реалізації треба підготувати набір зображень для ідентифікації ВВП. Набір позитивних зображень (рис. 3.3) містить вибухонебезпечні предмети, такі як снаряди, бомби та міни. Ці зображення збираються з різних джерел, включаючи спеціалізовані бази даних, інтернет-ресурси та власні знімки, забезпечуючи різноманітність кутів, освітлення та фону. Негативні зображення (рис. 3.4), які не містять вибухонебезпечних предметів, збираються з різних фотоматеріалів, таких як природа, міські пейзажі та інтер'єри, для допомоги моделі навчитися ігнорувати фонові об'єкти.

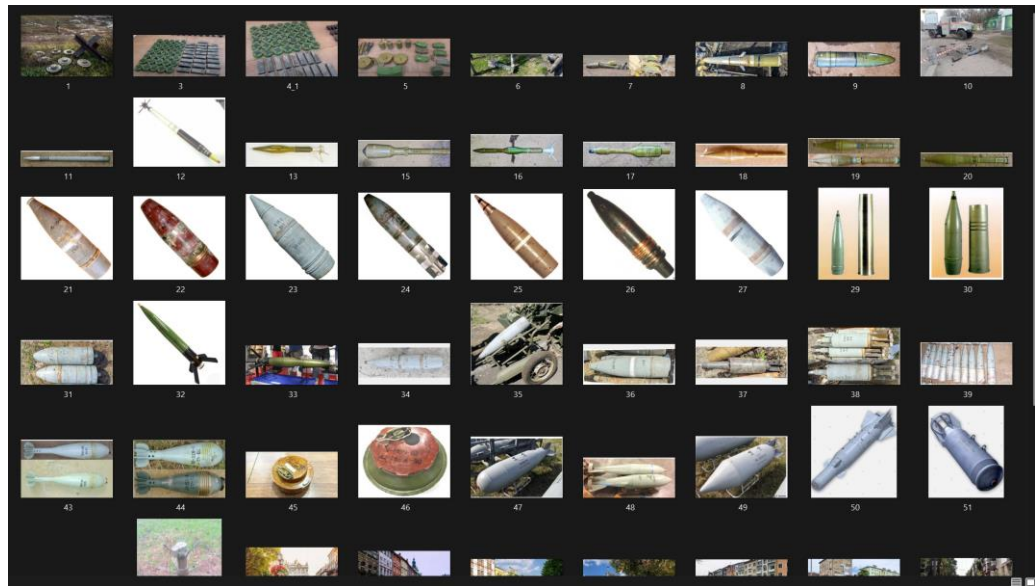


Рисунок 3.3 – Набір позитивних зображень з ВНП (фрагмент)

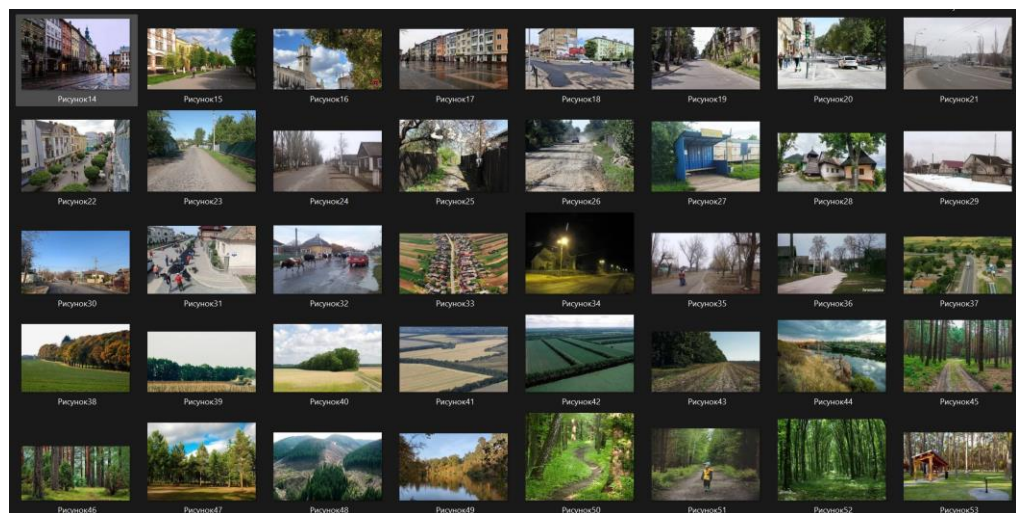


Рисунок 3.4 – Набір негативних зображень з ВНП (фрагмент)

За допомогою програми CVAT зробимо анотування та розмітку зображень CVAT (Computer Vision Annotation Tool) – це веб-інструмент для анотування зображень та відео, який призначений для полегшення створення та керування анотаціями для завдань комп'ютерного зору. Він розроблений для використання в проектах, де необхідна точна розмітка даних для навчання моделей машинного навчання. CVAT є потужним та зручним інструментом для анотації даних, який значно полегшує процес створення високоякісних анотацій для задач комп'ютерного зору.

Було розподілено зображення на дві вибірки: валідаційну (Validation) та тренувальну (Train), зробили три класи: бомби (Bombs), снаряди (Shells) та міни (Mines) та зробили розмітку кожного рисунка за типом (рис. 3.5).

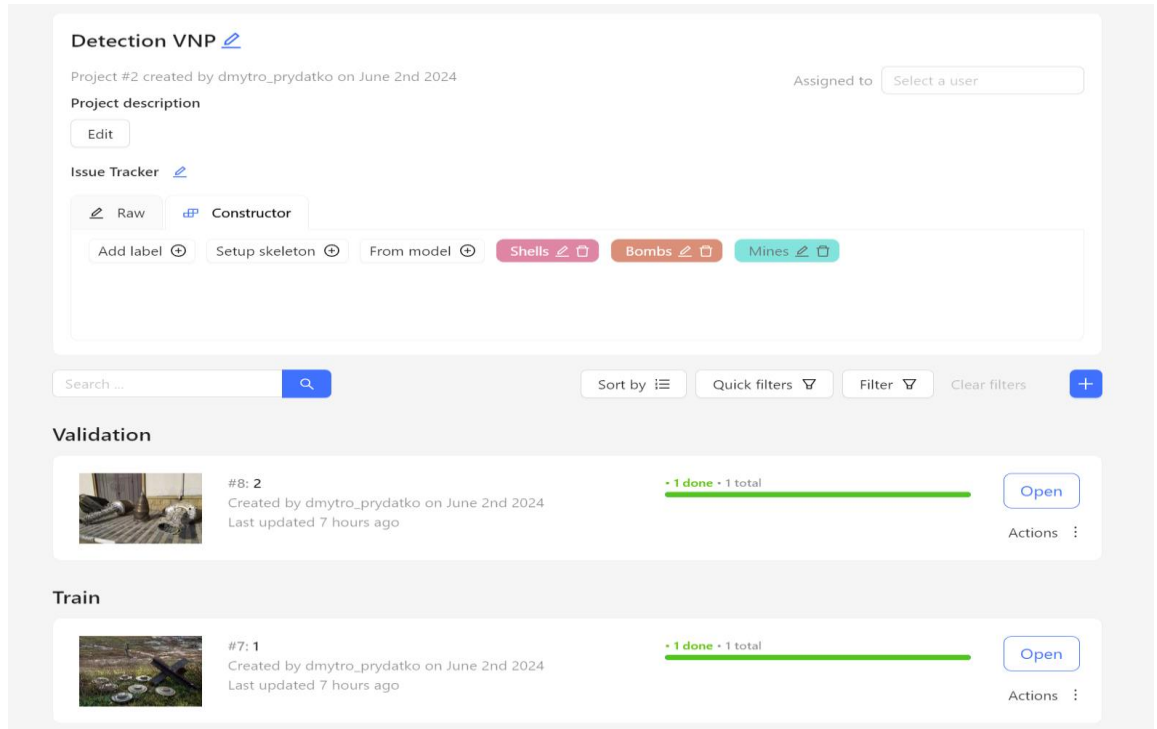


Рисунок 3.5 – Проєкт в програмі CVAT

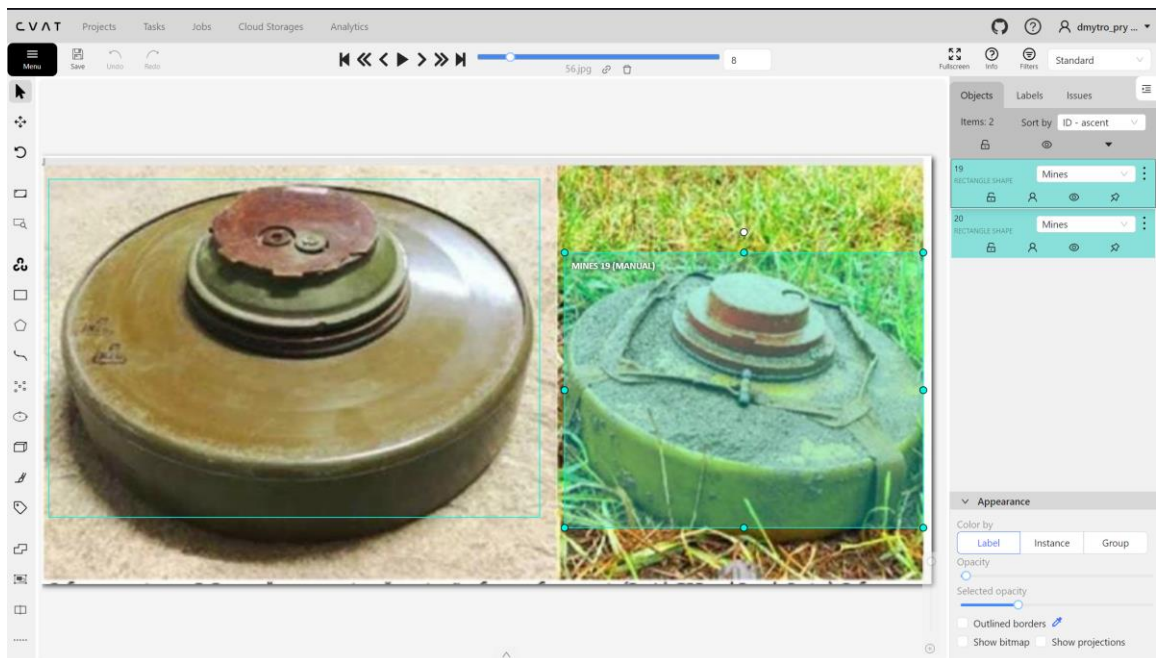


Рисунок 3.6 – Анотація даних у CVAT

Тепер маємо занотований набір даних для навчання моделі YOLOv8 для ідентифікації типу ВВП. Для навчання використовуємо дві бібліотеки «ultralytics» та «opencv-python». «Ultralytics» надає сучасні реалізації моделей YOLO для задач виявлення об'єктів. Вона пропонує простий інтерфейс для тренування, валідації та інференсу моделей YOLO, забезпечуючи високу точність і швидкість роботи. Бібліотека підтримує різні формати даних і інтегрується з іншими інструментами, такими як PyTorch. Завдяки вбудованим функціям для навчання моделей з використанням GPU, оцінки продуктивності та збереження найкращих моделей. «Opencv-python» є Python-обгорткою для OpenCV (Open Source Computer Vision Library) – бібліотеки з відкритим вихідним кодом, що надає інструменти для обробки зображень та відео. Вона підтримує широкий спектр функцій для роботи з зображеннями, включаючи фільтрацію, перетворення, виявлення країв, сегментацію та інші операції. OpenCV також підтримує роботу з відеопотоками в реальному часі та може використовуватися для завдань, таких як відстеження об'єктів і розпізнавання облич.

Спочатку створимо файл data.yaml (рис. 3.9), він буде необхідний для тренування моделі YOLOv8.

```
DyplomOsn > ! MyDatasetRed.yaml
1  names:
2  - Shells
3  - Bombs
4  - Mines
5  nc: 3
6  path: MyDatasetRed
7  test: images\test
8  train: images\train
9  val: images\val
10
```

Рисунок 3.9 – файл «MyDatasetRed.yaml»

Файл «MyDatasetRed.yaml» містить конфігураційну інформацію про датасет, яка потрібна для тренування моделі YOLO.

Список назв класів об'єктів, які модель буде виявляти – «names». В нашому випадку це три класи: «Shells», «Bombs» та «Mines».

За кількість класів об'єктів у датасеті відповідає – «nc». В нашому випадку їх кількість 3.

За базовий шлях до кореневої папки датасету відповідає – «path». Це корисно для відносних шляхів у полі «train», «val», «test».

Шлях до папки з тестовими зображеннями визначається за допомогою – «test». В нашому випадку це «images\test».

Шлях до папки з тренувальними зображеннями визначається за допомогою – «train». В нашому випадку це «images\train».

Шлях до папки з валідаційними зображеннями визначається за допомогою – «val». В нашому випадку це «images\val». Кожна папка «train», «val», «test» містить зображення та відповідні файли анотацій у форматі YOLO.

Тепер можемо починати навчання моделі YOLOv8. Для цього в програмному середовищі VScode запишемо наступну програму (рис. 3.10).

```
from ultralytics import YOLO

# Load a model
model = YOLO('yolov8m.pt') # load a pretrained model (recommended for training)

# Train the model
results = model.train(data='D:\Study4\Git\Dyplom\Dyplom0sn\MyDatasetRed.yaml', epochs=120, imgsz=640, model='yolov8m.pt')
```

Рисунок 3.10 – Програма для навчання моделі YOLOv8

Завантаження попередньо навченої моделі відбувається за допомогою команди – «model = YOLO('yolov8m.pt')».

Тренування моделі на датасеті відбувається за допомогою команди «results = model.train()».

Шлях до YAML-файлу з конфігурацією датасету визначається за допомогою – «data = 'D:/Study4/Git/Dyplom/DyplomOsn/MyDatasetRed.yaml'».

Кількість епох тренування визначається за допомогою «epochs=120».

Розмір зображення визначається за допомогою «imgsz=640».

Шлях до файлу моделі визначається за допомогою «model='yolov8m.pt'».

На зображенні показані проміжні результати тренування моделі YOLOv8 протягом перших п'яти епох (рис. 3.11).

Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size
1/120	6.64G	1.45	3.477	1.489	26	640: 100% 6/6 [00:05<00:00, 1.19it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P)	R	mAP50 mAP50-95): 100% 2/2 [00:01<00:00, 1.51it/s]
	all	60	50	0.0927	0.31	0.0859 0.0596
2/120	6.85G	1.283	3.285	1.384	47	640: 100% 6/6 [00:02<00:00, 2.39it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P)	R	mAP50 mAP50-95): 100% 2/2 [00:00<00:00, 2.16it/s]
	all	60	50	0.434	0.214	0.136 0.0785
3/120	6.88G	1.426	2.795	1.453	19	640: 100% 6/6 [00:02<00:00, 2.80it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P)	R	mAP50 mAP50-95): 100% 2/2 [00:00<00:00, 2.22it/s]
	all	60	50	0.0892	0.315	0.128 0.0768
4/120	7.01G	1.212	2.656	1.383	58	640: 100% 6/6 [00:01<00:00, 3.01it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P)	R	mAP50 mAP50-95): 100% 2/2 [00:01<00:00, 1.56it/s]
	all	60	50	0.556	0.119	0.0785 0.0289
5/120	7.01G	1.159	2.381	1.42	25	640: 100% 6/6 [00:02<00:00, 2.97it/s]
	Class	Images	Instances	Box(P)	R	mAP50 mAP50-95): 100% 2/2 [00:01<00:00, 1.83it/s]
	all	60	50	0.124	0.253	0.144 0.0988

Рисунок 3.11 – Процес навчання моделі за епохами

Відображається інформація про використання пам'яті GPU, втрати (box_loss, cls_loss, dfl_loss), кількість оброблених зображень і швидкість тренування. Точність (mAP50) поступово збільшується з кожною епохою, але залишки втрат залишаються на помітно високому рівні, що вказує на те, що модель ще в процесі налаштування. Повнота (Recall) залишається низькою, що може вимагати додаткової роботи над покращенням датасету або налаштуванням гіперпараметрів.

На зображенні показано процес роботи системи ідентифікації ВНП (рис. 3.12). Система успішно розпізнає різні типи ВНП, зокрема міни, бомби та

снаряди, і позначає їх відповідними рамками та мітками на зображеннях. Результати демонструють високу точність розпізнавання різних об'єктів у різних умовах та середовищах, включаючи як природні, так і урбанізовані локації. Це свідчить про ефективність алгоритму, що використовується для ідентифікації ВВП, і його здатність працювати у реальних умовах.

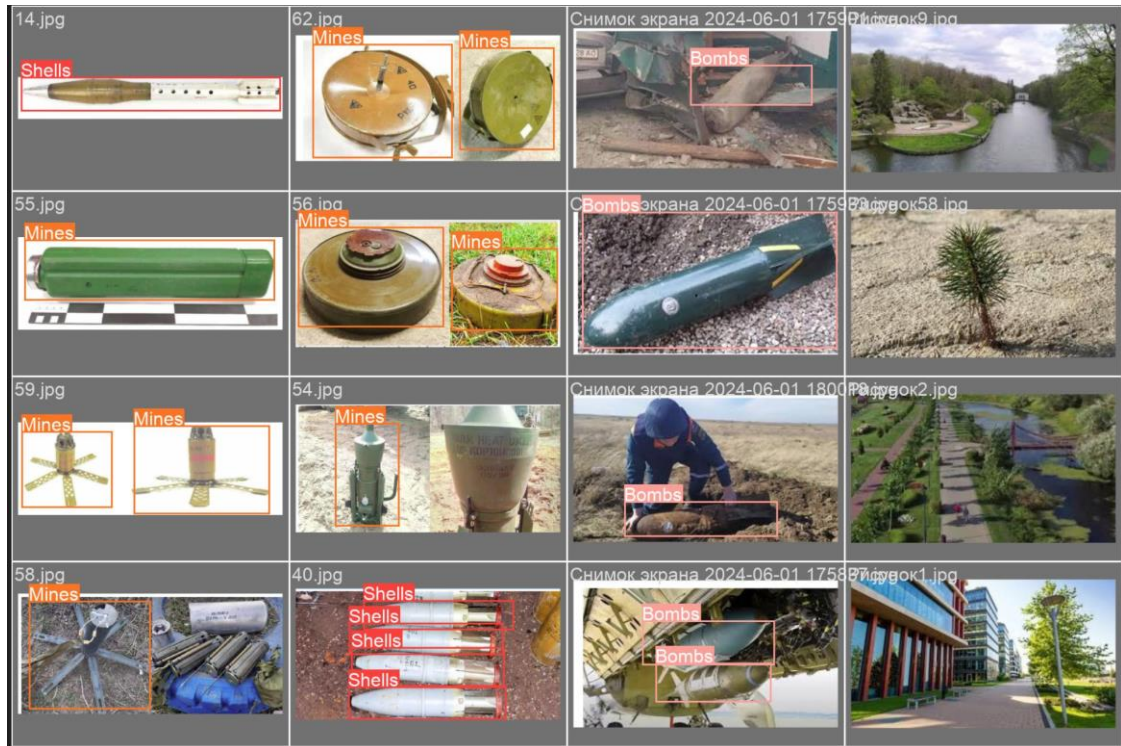


Рисунок 3.12 – Процес роботи моделі на зображеннях

Результати валідації моделі YOLOv8 показують загальну продуктивність моделі та її ефективність для кожного класу (рис 3.13). Модель складається з 218 шарів і має 25,841,497 параметрів, виконуючи 78,7 GFLOPs. Загальні метрики для всіх класів включають точність (Box(P)) 0,749, повноту R 0,286, середню точність (mAP50) 0,373 і середню точність на різних рівнях IoU (mAP50-95) 0,221. Клас «Shells» має точність 0,544, повноту 0,5, mAP50 0,512 і mAP50-95 0,308. Клас «Bombs» демонструє високу точність 1,0, з mAP50 0,0834 і mAP50-95 0,0432. Клас «Mines» має точність 0,703, повноту 0,357, mAP50 0,523 і mAP50-95 0,311. Швидкість інференсу становить 7,4 мс на зображення, що є досить швидким.

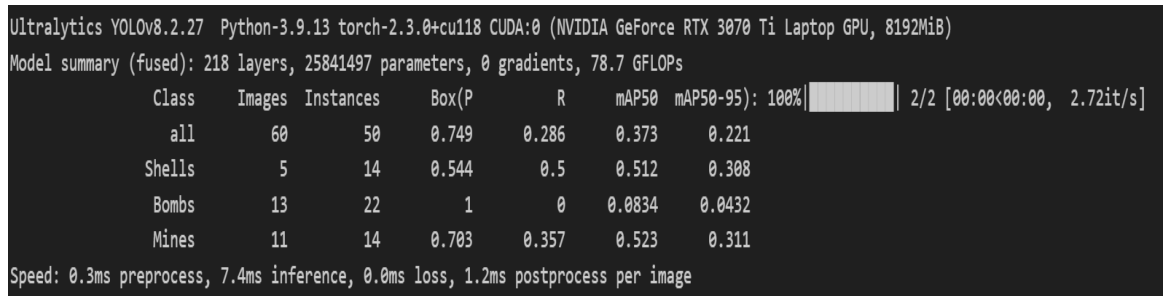


Рисунок 3.13 – Результат навчання моделі

Графік показує стабільне покращення продуктивності моделі YOLOv8 протягом тренування (рис. 3.14).

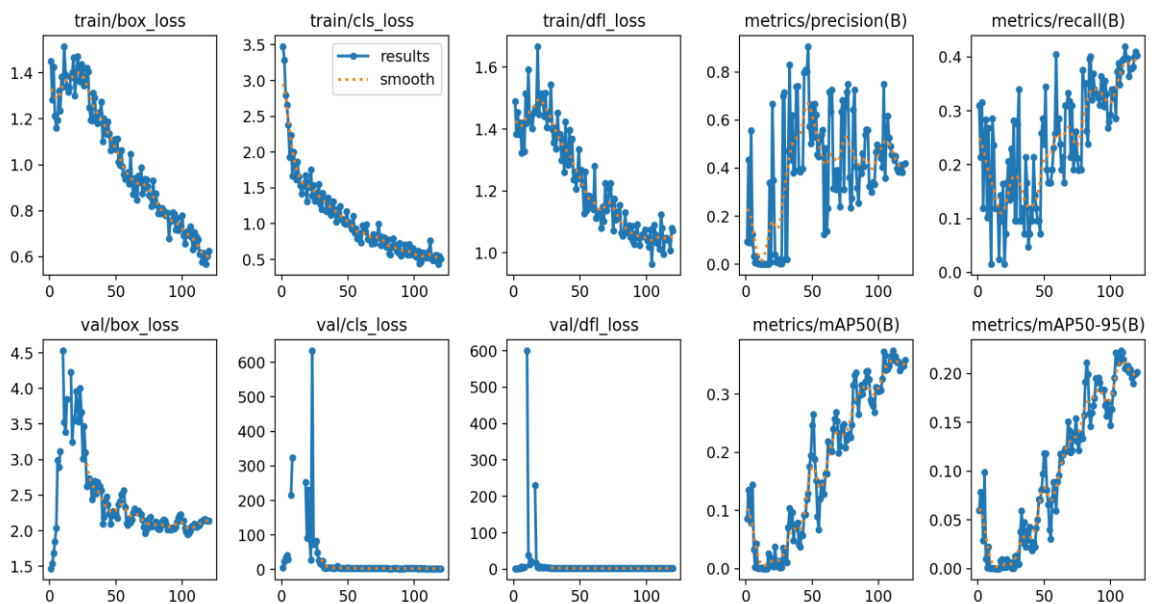


Рисунок 3.14 – Графіки тренування та валідації моделі

Втрати координат, класифікації та дистрибуції поступово зменшуються як на тренувальних, так і на валідаційних даних, що вказує на ефективне навчання. Метрики точності та повноти значно зростають, досягаючи 0,8 і 0,4 відповідно, що свідчить про зменшення хибнопозитивних предсказань і збільшення правильно виявлених об'єктів. Середня точність (mAP50) збільшується до 0,37, а mAP50-95 до 0,22, що демонструє загальне покращення продуктивності моделі на різних рівнях IoU.

Тепер коли маємо навчену модель напишемо програму для ідентифікації об'єктів за допомогою YOLOv8 (рис. 3.15). Ця програма використовує бібліотеки `cv2` (OpenCV) та `ultralytics` (YOLO) для виявлення і відстеження об'єктів на відео.

Основна функція `process_video_with_tracking` приймає модель YOLO, шлях до вхідного відео і параметри для відображення та збереження вихідного відео. Функція відкриває відео, зчитує кадри, використовує модель для виявлення та відстеження об'єктів, і зберігає або відображає результати. Програма намагається відкрити вхідний відеофайл. Якщо файл не відкривається, виникає виключення. Програма отримує частоту кадрів, ширину та висоту кадрів відео.

Якщо параметр `save_video` встановлено в `True`, програма налаштовує запис вихідного відео. Програма зчитує кадри з відео, передає їх у модель для виявлення та відстеження об'єктів, а потім малює прямокутники навколо виявлених об'єктів і додає текст з ID об'єкта. Після завершення обробки відео програма звільняє ресурси, закриває відеофайли і закриває всі вікна OpenCV.

Програма завантажує попередньо натреновану модель YOLO, проводить її оптимізацію (fuse) і використовує функцію `process_video_with_tracking` для обробки відеофайлу «test2.mp4». Вхідний відеофайл відображається в реальному часі, але не зберігається у вихідний файл. Ця програма використовує модель YOLO для виявлення та відстеження об'єктів на відео в реальному часі. Вона забезпечує можливість збереження обробленого відео і відображення результатів в реальному часі, що робить її зручною для задач комп'ютерного зору.

```

import cv2
from ultralytics import YOLO
import random

def process_video_with_tracking(model, input_video_path, show_video=True, save_video=False, output_video_path="output_video.mp4"):

    cap = cv2.VideoCapture(input_video_path)

    if not cap.isOpened():
        raise Exception("Error: Could not open video file.")

    # Get input video frame rate and dimensions
    fps = int(cap.get(cv2.CAP_PROP_FPS))
    frame_width = int(cap.get(cv2.CAP_PROP_FRAME_WIDTH))
    frame_height = int(cap.get(cv2.CAP_PROP_FRAME_HEIGHT))

    if save_video:
        fourcc = cv2.VideoWriter_fourcc(*'mp4v')
        out = cv2.VideoWriter(output_video_path, fourcc, fps, (frame_width, frame_height))

    while True:
        ret, frame = cap.read()
        if not ret:
            break
        results = model.track(frame, iou=0.3, conf=0.3, persist=True, imgsz=640, verbose=True, tracker="botsort.yaml")

        if results and results[0].boxes.id is not None:
            print(f"Detected objects: {len(results[0].boxes.id)}")
            boxes = results[0].boxes.xyxy.cpu().numpy().astype(int)
            ids = results[0].boxes.id.cpu().numpy().astype(int)

            for box, id in zip(boxes, ids):

                random.seed(int(id))
                color = (random.randint(0, 255), random.randint(0, 255), random.randint(0, 255))

                cv2.rectangle(frame, (box[0], box[1]), (box[2], box[3]), color, 2)
                cv2.putText(
                    frame,
                    f"Id {id}",
                    (box[0], box[1]),
                    cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX,
                    0.5,
                    (0, 255, 255),
                    2,
                )
            else:
                print("No objects detected")

        if save_video:
            out.write(frame)

        if show_video:
            frame = cv2.resize(frame, (0, 0), fx=0.75, fy=0.75)
            cv2.imshow("frame", frame)

        if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord("q"):
            break

    cap.release()
    if save_video:
        out.release()

    cv2.destroyAllWindows()

model = YOLO('D:\Study4\Git\Dyplom\DyplomOsn\runs\detect\train7\weights\best.pt')
model.fuse()
process_video_with_tracking(model, "test2.mp4", show_video=True, save_video=False, output_video_path="output_video.mp4")

```

Рисунок 3.15 – Програма для ідентифікації об’єктів

На зображенні показано результат роботи моделі YOLOv8, яка успішно виявила міну (рис. 3.16).



Рисунок 3.16 – Результат роботи розробленого алгоритму

Об'єкт ідентифікований з ID 43. Швидкість обробки кадру складає 1,0 мс на попередню обробку, 14,3 мс на інференс і 2,4 мс на постобробку, загалом 14,3 мс на весь процес. Це свідчить про ефективну роботу моделі в реальних умовах для ідентифікації вибухонебезпечних предметів.

У цьому розділі було описано процес підготовки даних та навчання моделі YOLOv8 для ідентифікації вибухонебезпечних предметів на зображеннях та відео. Спочатку було створено набір даних з позитивними (з вибухонебезпечними предметами) та негативними зображеннями. Потім зображення були розмічені та анотовані за допомогою програми CVAT, створивши тренувальну та валідаційну вибірки з трьома класами об'єктів: бомби, снаряди та міни. Анотації були конвертовані з формату CVAT у формат YOLO для використання в моделі YOLOv8. Після цього модель YOLOv8 була налаштована та натренована з використанням бібліотек ultralytics та opencv-python. Оцінка продуктивності навченої моделі показала загальну точність 0,749, повноту 0,286 та середню точність (mAP50) 0,373. Нарешті, була розроблена програма для ідентифікації та відстеження об'єктів на відео в реальному часі з використанням навченої моделі YOLOv8. Результати продемонстрували ефективність розробленого алгоритму в ідентифікації

вибухонебезпечних предметів з високою швидкістю обробки кадрів, що робить його придатним для практичного використання.

3.3 Безпека життєдіяльності та охорона праці

Приміщення із робочими місцями користувачів комп'ютерів для забезпечення електробезпеки обладнання, а також для захисту від ураження електричним струмом самих користувачів ПК повинні мати достатні технічні засоби:

- НПАОП 40 – Правила експлуатації електрозахисних засобів;
- НПАОП 40 – Правила безпечної експлуатації електроустановок споживачів;
- НПАОП 40 – Правила будови електроустановок. Електрообладнання спеціальних установок».

З метою запобігання ушкодженням, що можуть статися через ураження електричним струмом, загоряння, коротке замикання тощо, розроблено загальний стандарт безпеки IEC 950. Загальним стандартом електробезпечності для країн Європейської співдружності є Semark.

Сучасний рівень технічного прогресу неможливий без широкого впровадження електроустаткування, що у свою чергу викликає необхідність постійного вдосконалювання вимог до його безпечного обслуговування й засобів захисту [18].

Робота в області електробезпеки повинна ґрунтуватися на продуманій, чіткій, конкретній системі заходів, що забезпечує повне й точне виконання «Правил технічної експлуатації електроустановок споживачів» і «Правил безпечної експлуатації електроустановок споживачів». Особливу увагу керівники електрогосподарства повинні приділяти найсуворішому виконанню вимог зазначених Правил щодо утримування й експлуатації електричних мереж і станцій, включаючи розподільні пристрої, де за даними статистики найчастіше відбуваються нещасні випадки. Велика кількість нещасних

випадків буває при обслуговуванні й ремонтах електроприводів, пускорегулюючої апаратури, електричного освітлення, зварювальних апаратів, електрифікованого транспорту, електроустаткування, піднімально-транспортних механізмів, ручного переносного електрифікованого інструменту, а також височастотних установок [18].

Більша частина нещасних випадків відбувається через низький рівень організації робіт, грубих порушень Правил, у тому числі:

- безпосереднього дотику до відкритих струмоведучих частин і проводам;
- дотику до струмоведучих частин, ізоляція яких ушкоджена;
- дотику до металевих частин устаткування, що випадково під напругою;
- торкання до струмоведучих частин за допомогою предметів з низьким опором ізоляції;
- відсутності або порушення захисного заземлення;
- помилкової подачі напруги під час ремонтів або оглядів;
- впливу електричного струму через дугу;
- впливу крокової напруги й ін.

При ураженні електрострумом треба швидко вимкнути рубильник, обережно звільнити потерпілого від проводів, щоб не поширити дію струму на осіб, які беруть участь у наданні допомоги (звільнити потерпілого в гумових рукавицях або обгорнути руку сухою тканиною, стати на суху дошку чи килимок тощо).

Як встановлено численними дослідженнями, небезпека електричного струму полягає в тому, що внаслідок проходження через тіло людини фібриляційного струму, зумовленого прикладанням різниць потенціалів, відбувається судорожне скорочення м'язів, у тому числі м'язів, що здійснюють дихальний рух грудної клітки, забезпечують роботу серця.

Фібриляційним струмом, що безумовно, призводить до смертельного ураження людини, вважається струм силою 0,1 А. Сила струму визначається не тільки значенням напруги, а й опором тіла людини в момент доторкання до

струмоведучої частини.

Ні в якому разі не можна натискувати нижче від краю грудини на м'які тканини, цим можна пошкодити розміщені в черевній порожнині органи. Слід також уникати натискання на кінці ребер, бо це може призвести до перелому.

В оживленні беруть участь дві особи, у крайньому разі допомогу може надати й одна людина, яка по черзі проводить штучне дихання й масаж серця.

У разі ураження електричним струмом треба негайно подати потерпілому першу допомогу, бо це може закінчитись трагічно для нього. Негайно повідомити про нещасний випадок учителя або майстра, які знаходяться поблизу.

Потерпілого насамперед слід відірвати від електричних проводів. При цьому треба бути дуже обережним, бо від доторкання до потерпілого без додержання застережних заходів можна самому опинитися під дією струму.

Для відокремлення людини від електричних проводів, які перебувають під напругою, необхідно вжити таких заходів:

- вимкнути струм рубильником або викрутити запобіжну пробку, чи перерубати струможивильні проводи, при цьому кожний провід треба розрізувати окремо. Інструмент, яким розрізуєш або розрубуюєш проводи, повинен бути з ручкою з ізоляційного матеріалу (сухого дерева, пластмаси, гуми та ін.);

- відірвати потерпілого від проводу, схопивши його за одяг. Перш ніж торкнутися до потерпілого, слід ізолювати себе від нього, надівши гумові рукавиці, калоші або стати на гумовий килимок, лист фанери або на сухі дерев'яні дошки. Ні в якому разі не можна ставати на вогку землю;

- якщо неможливо ізолювати себе від потерпілого, то слід відірвати його від проводу за допомогою дерев'яної дошки або палиці, діючи ними як важелями, якщо можливо, то слід вибити провід з рук потерпілого;

- можна також замкнути на коротко проводи, внаслідок чого перегорять запобіжники і в мережі зникне струм. Замикання також відбудеться, якщо накинути на голі проводи дрiт або вогку ганчірку.

Останні способи можна застосовувати лише тоді, коли немає змоги вимкнути рубильник або викрутити запобіжну пробку.

Звільнивши потерпілого від проводів, треба забезпечити йому доступ свіжого повітря, відчинити вікна й двері, якщо він перебуває в приміщенні, почати робити йому штучне дихання. Для цього слід:

- покласти потерпілого на спину, голову відхилити трохи назад, розстебнути комір, зняти пасок, одяг, що заважає рухам, а також взуття;

- за допомогою тупої викрутки, ложки або іншого подібного предмета розтиснути потерпілому зуби, видалити з рота й носа слиз та кров;

- для кращого проходження повітря до легенів потерпілого бинтом або носовою хусточкою слід притиснути йому язик до нижньої щелепи, вставивши між зуби дерев'яну паличку, або тримати язик у витягнутому положенні пальцями, обгорнутими хустинкою;

- потім, стоячи позаду голови потерпілого, взяти його за зігнуті руки нижче ліктя й відвести їх від грудної клітки у сторони вгору так, щоб плечові частини рук лягли поряд з головою (вдих), тримаючи в такому положенні близько трьох секунд, відвести руки вниз, обережно притискаючи їх до грудної клітки (лічачи чотири, п'ять, шість).

Надаючи першу медичну допомогу при ураженні електрострумом. слід звернути увагу на дихання, серцево-судинну систему потерпілого.

У разі припинення дихання, серцевої діяльності слід негайно розпочати непрямий масаж серця (натискувати долонями частими поштовхами в ділянці середини грудної кістки, трохи лівіше з ритмом від 40 поштовхів за хв до 60 поштовхів за хв), штучне дихання рот у рот (попередньо закрити потерпілому ніс, вдихнувши повними грудьми, видихнути крізь марлю або носовичок у рот, крізь марлю або носовичок аналогічно робити видих у ніс). Штучне дихання роблять з частотою від 16 раз на хв до 18 раз на хв. Одночасно викликають спеціалізовану бригаду швидкої допомоги. Непрямий масаж серця, штучне дихання роблять до повного відновлення або до надання спеціалізованої допомоги [18].

При ослабленні серцевої діяльності дихання необхідно забезпечити потерпілому доступ свіжого повітря, дати понюхати нашатирного спирту, влити в рот чайну ложку чи 25 крапель кордіаміну, поплескати по щоках.

При пошкодженні шкіри – накласти стерильну пов'язку, направити потерпілого до лікаря.

Пошкоджену поверхню шкіри навколо опіку треба обробити зеленкою чи рожевим розчином марганцівки, повинна бути аптечка першої лікарської допомоги.

Штучне дихання треба робити безперервно до прибуття лікаря або до відновлення у потерпілого нормального дихання. Далі потерпілого треба відправити на медпункт.

Слід пам'ятати, що штучне дихання треба застосовувати не лише тоді, коли потерпілий виявляє ознаки життя, а й тоді, коли він не виявляє їх зовсім. Треба пам'ятати, що уявна смерть при ураженні електричним струмом у більшості випадків є лише глибокою непритомністю.

Перша допомога буде справді корисною для потерпілого при виконанні таких правил:

- подавати допомогу тільки в нещасних випадках при хворобливому стані, що загрожує життю, а не займатися лікуванням хворого;
- з'ясовуючи характер ушкоджень, не доторкатися до ушкоджених частин тіла, не обмацувати їх, а обмежитись лише розпитуванням, оглядом;
- якщо неможливо визначити характер ушкодження, слід вважати його найтяжчим;
- піклуватися не тільки про те, щоб допомогти потерпілому, а й про те, щоб не пошкодити йому: вибирати заходи допомоги безболісні, безпечні;
- вживати тільки найнеобхідніших заходів;
- твердо пам'ятати, що перша допомога не може замінити допомогу лікаря.

ВИСНОВКИ

В ході виконання кваліфікаційної роботи в першому розділі було розглянуто методи розпізнавання вибухонебезпечних предметів. Розглянуто механічні методи, електромагнітні методи, методи виявлення хімічних сполук та матеріалів. Порівняно переваги та недоліки різних підходів, таких як механічні, електромагнітні та хімічні, для виявлення вибухонебезпечних предметів. Розглянуто переваги гнучкості, простоти та ефективності різних підходів. Проаналізовано переваги та недоліки різних методів стосовно простоти та гнучкості. Розглянуто методи виявлення об'єктів та матеріалів. Проаналізовано методи виявлення об'єктів та матеріалів.

В другому розділі було представлено всебічний огляд процесу проектування системи для ідентифікації вибухонебезпечних предметів. Запропоновано алгоритм виявлення вибухонебезпечних предметів, який включає етапи збору даних, попередньої обробки зображень, виділення ознак, машинного навчання, виявлення об'єктів та сповіщення відповідних служб. Обґрунтовано вибір методу згорткових нейронних мереж (CNN) для ідентифікації вибухонебезпечних предметів завдяки їх здатності до автоматичного виділення ознак, просторової інваріантності, глибинної архітектури та ефективного використання параметрів. Також детально описано розробку алгоритму ідентифікації типу вибухонебезпечних предметів на основі CNN, включаючи збір та підготовку навчальних даних, створення архітектури моделі, навчання та оцінку продуктивності, а також інтеграцію моделі у реальні системи виявлення загроз.

Цей комплексний підхід забезпечує надійне та ефективне виявлення і розпізнавання вибухонебезпечних предметів, що є критично важливим для підвищення безпеки в різних сферах діяльності.

В третьому розділі було розглянуто ключові аспекти реалізації системи ідентифікації вибухонебезпечних предметів. Спершу було обґрунтовано вибір середовища розробки Visual Studio Code, яке забезпечує високу продуктивність, стабільність, гнучкість та інтеграцію з апаратним забезпеченням, що є критично важливим для систем реального часу. Потім детально описано програмну реалізацію системи, включаючи підготовку навчального набору даних, анотацію зображень у CVAT, конвертацію анотацій у формат YOLO та навчання моделі YOLOv8 з використанням бібліотек Ultralytics та OpenCV.

Представлено результати навчання моделі, що продемонструвала загальну точність 0,749, повноту 0,286 та середню точність 0,373 для ідентифікації вибухонебезпечних предметів. Нарешті, розроблено програму для виявлення та відстеження об'єктів на відео в реальному часі з використанням навченої моделі YOLOv8, що продемонструвала високу швидкість обробки кадрів і ефективність у ідентифікації вибухонебезпечних предметів.

Отже, описана реалізація забезпечує надійну та ефективну систему ідентифікації вибухонебезпечних предметів, придатну для практичного використання в різних сферах діяльності.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Україна – найбільш замінована країна світу: скільки української території забруднено мінами. – 2023. [Електронний ресурс]. – режим доступу: <https://www.slovoidilo.ua/2023/03/02/infografika/bezpeka/ukrayina-najbilsh-zaminovana-krayina-svitu-skilky-ukrayinskoji-terytoriyi-zabrudneno-minamy>
2. ДСТУ 3008:2015. Документація. Звіти у сфері науки та техніки. структура та правила оформлення. Введ. 2015-06-22. К. Держстандарт України, 2017. 29 с.
3. Методичні вказівки з підготовки кваліфікаційної роботи бакалавра для здобувачів першого (бакалаврського) рівня вищої освіти спеціальності 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології освітньої програми «Системна інженерія» / Упоряд.: І.Ш. Невлюдов, О.М. Цимбал, О.В. Токарева, А.І. Бронніков. Харків: ХНУРЕ, 2022. 66 с.
4. Невлюдов І. Ш. Комп'ютерно-інтегровані технології виробництва технічних засобів автоматизації. – 2021. – 604 с.
5. Невлюдов І.Ш. Механізми технічних засобів автоматизації (довідкові матеріали з курсового і дипломного проектування): навчальний посібник. / І.Ш. Невлюдов, В.І. Роменський, І.О. Яшков. – Харків: ХНУРЕ, 2021. – 292 с.
6. Невлюдов І. Ш. Технічні засоби автоматизації: Підручник / І.Ш. Невлюдов, А.О. Андрусевич, О.І. Филипенко, Н.П. Демська, С.П. Новоселов. – Кривий Ріг : Криворізький коледж НАУ, 2019. – 366 с.
7. Придятько Д. Р. Огляд методів розпізнавання об'єктів за допомогою систем технічного зору / Д.Р. Придятько // «Automation and development of electronic devices» ADED-2023 Part 2. – 2023. – Р. 7-11.
8. Image Recognition: In-depth Guide for 2024. – 2024. [Електронний ресурс]. – режим доступу: <https://research.aimultiple.com/image-recognition/>

9. Міні. – 2023. [Електронний ресурс]. – режим доступу: <https://sprotyvg7.com.ua/lesson/mini>

10. Top 5 Image Classification Research Papers Every Data Scientist Should Know – 2019. [Електронний ресурс]. – режим доступу: <https://analyticsindiamag.com/top-5-image-classification-research-papers-every-data-scientist-should-know/> (Дата звернення 13.05.2024).

11. Використовуємо CNN для обробки зображень. Частина перша – 2024. [Електронний ресурс]. – режим доступу: <https://dou.ua/forums/topic/48368/> (Дата звернення 12.05.2024).

12. Conv2d: Finally Understand What Happens in the Forward Pass – 2020. [Електронний ресурс]. – режим доступу: <https://towardsdatascience.com/conv2d-to-finally-understand-what-happens-in-the-forward-pass-1bbaafb0b148> (Дата звернення 15.05.2024).

13. Max Pooling – 2020. [Електронний ресурс]. – режим доступу: <https://computersciencewiki.org/index.php/File:MaxpoolSample2.png> (Дата звернення 10.05.2024)

14. Image Classification vs Semantic Segmentation vs Instance Segmentation – 2021. [Електронний ресурс]. – режим доступу: <https://nirmalamurali.medium.com/image-classification-vs-semantic-segmentation-vs-instance-segmentation-625c33a08d50> (Дата звернення 10.05.2024).

15. Токарева О.В. Теорія автоматичного управління: Харків: ФОП Панов А.М., 2020 – 346 с.

16. User Interface – 2024. [Електронний ресурс]. – режим доступу: <https://code.visualstudio.com/docs/getstarted/userinterface> (Дата звернення 20.05.2024).

17. Перші кроки в Google Colab – 2019. [Електронний ресурс]. – режим доступу: <https://medium.com/@janpoleszczuk/первые-шаги-в-google-colab-9cd511581cd6> (Дата звернення 21.05.2024).

18. Сучасні підходи до забезпечення безпеки праці при роботі з роботами /Стиценко Т.Є, М.В. Бобков/ Сучасна наука сьогодні: досвід і тенденції, Міжнародна науково-теоретична конференція, секція 11, Пожежна та цивільна безпека, Сінгапур, Республіка Сінгапур, 21.02.2021, С. 119-120.

19. Придятько Д. Р. Огляд можливостей систем технічного зору для пошуку вибухонебезпечних предметів / Д.Р. Придятько // «Automation and development of electronic devices» ADED-2023 Part 1. – 2023. – Р. 178-182.

20. Sotnik S.V., Prydatko D.R. Analysis of searching methods for explosive objects using information technology and computer modeling. Стан, досягнення та перспективи інформаційних систем і технологій /Матеріали XXIV Всеукраїнської науково-технічної конференції молодих вчених, аспірантів та студентів. Одеса, 18-19 квітня 2024 р. - Одеса, Видавництво ОНТУ, 2024 р. – Р. 20-22.

21. Придятько Д.Р. Аналіз методів пошуку вибухонебезпечних предметів / Д.Р. Придятько // Автоматизація та Приладобудування («Automation and Development of Electronic Devices» ADED-2024) [Електронний ресурс]: збірник студентських наукових статей / Харківський національний університет радіоелектроніки; [редкол.: І.Ш. Невлюдов та ін.]. – Харків: ХНУРЕ, 2024. – Вип. 1. – С. 155-160.

22. Методичні вказівки до виконання розділу «Охорона праці» у випускних роботах ОКР «бакалавр» усіх форм навчання [Текст] / упоряд.:Б. В. Дзюнзюк, В. А. Айвазов, Т. Є. Стиценко. – Харків: ХНУРЕ, 2012. – 28 с.