

Хмельницький національний університет  
Факультет інформаційних технологій  
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 123 – Комп'ютерна інженерія

на тему «Метод та система виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі машинного зору»

КвРКІП. 2301159.23.01.57 ПЗ

Виконав: студент 2 курсу, група КІ2м-23-1



Андрій КУЗЬМІН

Підпис

Ім'я, прізвище

Керівник зав. каф. КІС, д-р філософії, доцент  
Науковий ступінь, вчене звання



Ольга ПАВЛОВА

Підпис

Ім'я, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КІС, доктор філософії, доцент

Ольга ПАВЛОВА

6 05 2025 р.



Хмельницький, 2025

# ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Освітній рівень МАГІСТР

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

Спеціальність 123 КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

Освітня програма ОСВІТНЬО-НАУКОВА ПРОГРАМА «КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ ТА ПРОГРАМУВАННЯ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри Ольга ПАВЛОВА



“ 01 ” 09 2024 р.

## ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Андрію КУЗЬМІНУ

Ім'я, прізвище

1. Тема проекту (роботи) Метод та система виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі машинного зору

Керівник проекту (роботи) Ольга ПАВЛОВА, д-р. філософії, доцент

Ім'я, прізвище, науковий ступінь, вчене звання

Затверджена наказом ректора університету від 08.01.2025 №8

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.05.2025 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) розробити метод та систему для виявлення пожеж на сміттєзвалищах за допомогою комп'ютерного зору

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) \_\_\_\_\_

Аналіз існуючих рішень для виявлення пожеж на сміттєзвалищах

Застосування комп'ютерного зору для виявлення пожеж на сміттєзвалищах

Метод та алгоритм виявлення пожеж на сміттєзвалищах за допомогою комп'ютерного зору

Результати роботи програмно-технічного засобу для виявлення пожеж на сміттєзвалищах

5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень) \_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_  
\_\_\_\_\_  
\_\_\_\_\_

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи магістра

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Сергій ЛИСЕНКО, професор кафедри КПС		
Антиплагіат	Андрій НІЧЕПОРУК, доцент кафедри КПС		

7. Дата видачі завдання « 01 » 09 2024р.

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№з/п	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи магістра	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики КвРМ з керівником	01.09.2024	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	01.10.2024	виконано
3	Робота над розділом 1 – аналіз відомих моделей, методів за темою; постановка задачі	01.11.2024	виконано
4	Робота над розділом 2 – розробка моделей для вирішення поставленої задачі	01.12.2024	виконано
5	Робота над науковою статтею	01.02.2025	виконано
6	Робота над розділом 3 – розробка методів для вирішення поставленої задачі	15.02.2025	виконано
7	Робота над розділом 4 – проектування та розробка ПЗ для вирішення поставленої задачі, експериментальна частина	01.04.2025	виконано
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	18.04.2025	виконано
9	Попередній захист ДРМ	29.04.2025	виконано
10	Захист ДРМ на засіданні ЕК	До 15.05.2025	

Студент

  
Підпис

Андрій КУЗЬМІН

Ім'я, прізвище

Керівник роботи

  
Підпис

Ольга ПАВЛОВА

Ім'я, прізвище

## РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: Метод та система виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі машинного зору

Автор роботи: Андрій КУЗЬМІН

Керівник роботи: д-р філософії, доцент Ольга ПАВЛОВА

Пояснювальна записка: 78 с., 35 рис., 10 табл., 3 дод., 83 джерел.

КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ПОЖЕЖИ НА СМІТТЄЗВАЛИЩАХ

Об'єктом дослідження є виявлення пожеж на сміттєзвалищах за допомогою комп'ютерного зору

Предметом дослідження є застосування комп'ютерного зору для виявлення пожеж на сміттєзвалищах

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробити метод та систему для виявлення пожеж на сміттєзвалищах за допомогою комп'ютерного зору

Наукова новизна отриманих результатів полягає у вдосконаленні існуючих методів та алгоритмів навчання згорткових нейронних мереж для розпізнавання зображень та впровадження даних методів та алгоритмів у систему виявлення пожеж на сміттєзвалищах:

1) набув подальшого розвитку метод та алгоритм застосування згорткової нейронної мережі для розпізнавання зображень диму та вогню для виявлення пожеж на сміттєзвалищах;

2) набув подальшого розвитку метод та алгоритм обробки похибок розпізнавання зображень при виявленні пожеж на сміттєзвалищах з урахуванням погодних умов;

Практична цінність отриманих результатів полягає у розробці методів та інформаційної системи для виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі машинного зору.

За темою дипломної роботи опубліковано англomовну статтю у матеріалах Міжнародної конференції «1st International Workshop on Intelligent & CyberPhysical

Systems - ICyberPhyS-2024», матеріали якої індексуються у наукометричній базі Scopus:

Pavlova, O., Hovorushchenko, T., Kuzmin, A., Isayev, T., & Bouhissi, H. E. (2024). Method of early landfill fire detection using the YOLOv8 neural network. *Proceedings of the 1st International Workshop on Intelligent & CyberPhysical Systems (ICyberPhyS 2024)*. Khmelnytskyi, Ukraine, June 28, 2024. pp. 186-200.

У першому розділі проведено огляд літератури, а також існуючих рішень для автоматизованого виявлення пожеж на сміттєзвалищах.

У другому розділі проаналізовано апаратно-програмне забезпечення для вирішення поставлених у роботі завдань, а також описано процес підготовки набору зображень та процес навчання нейронної мережі для розпізнавання зображень.

У третьому розділі представлено метод та алгоритм застосування згорткової нейронної мережі для розпізнавання зображень диму та вогню для виявлення пожеж на сміттєзвалищах, а також метод та алгоритм обробки похибок розпізнавання зображень при виявленні пожеж на сміттєзвалищах з урахуванням погодніх умов. Також запропоновано математичну модель для розроблених методів.

У четвертому розділі на основі проведених досліджень розроблено архітектуру та компоненти системи на основі комп'ютерного зору для автоматизованого виявлення пожеж на сміттєзвалищах.

.

## ЗМІСТ

<b>СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ.....</b>	<b>5</b>
<b>ВСТУП.....</b>	<b>6</b>
<b>1 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ПОЖЕЖ НА СМІТТЄЗВАЛИЩАХ.....</b>	<b>8</b>
1.1 Причини та наслідки пожеж на сміттєзвалищах.....	8
1.2 Аналіз існуючих методів та засобів для виявлення та ліквідації пожеж на сміттєзвалищах в Україні та світі.....	11
1.3 Постановка задачі та вибір технологій для реалізації .....	21
1.4 Висновки .....	23
<b>2 ЗАСТОСУВАННЯ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ПОЖЕЖ НА СМІТТЄЗВАЛИЩАХ.....</b>	<b>24</b>
2.1 Принцип роботи комп'ютерного зору для розпізнавання об'єктів на зображеннях .....	24
2.2 Опис моделей нейронних мереж, які використовуються у роботі.....	28
2.3 Підготовка даних для навчання нейронної мережі .....	35
2.4 Налаштування нейронних мереж для тренування .....	44
2.5 Висновки .....	48
<b>3 МЕТОД ТА АЛГОРИТМ ВИЯВЛЕННЯ ПОЖЕЖ НА СМІТТЄЗВАЛИЩАХ ЗА ДОПОМОГОЮ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ .....</b>	<b>49</b>
3.1 Метод та алгоритм навчання нейронної мережі для розпізнавання диму та вогню .....	49
3.2 Метод обробки похибок при виявленні пожеж на сміттєзвалищах.....	52
3.3 Математична модель.....	58
3.4 Висновки .....	64

<b>4 РЕЗУЛЬТАТИ РОБОТИ ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНОГО ЗАСОБУ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ПОЖЕЖ НА СМІТТЄЗВАЛИЩАХ .....</b>	<b>66</b>
4.1 Аналіз вимог до розроблення програмно-технічного засобу для виявлення пожеж на сміттєзвалищах .....	66
4.2 Проектування архітектури системи для виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі комп'ютерного зору.....	69
4.3 Аналіз результатів експериментів, та оцінка точності розпізнавання об'єктів на зображеннях з відеокамер.....	73
4.4 Висновки.....	81
<b>ВИСНОВКИ.....</b>	<b>82</b>
<b>ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ .....</b>	<b>84</b>
<b>ДОДАТОК А</b> Лістинг програмного коду.....	<b>92</b>
<b>ДОДАТОК Б</b> Публікація .....	<b>96</b>
<b>ДОДАТОК В</b> Презентація.....	<b>111</b>
<b>ДОДАТОК Г</b> Результати навчання yolov8 на наборі даних roboflow «дим» та «пожежа» .....	<b>3</b>

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

ТПВ - тверді побутові відходи

ЗНМ – згорткова нейронна мережа

ШІ – штучний інтелект

ІС - інформаційна система

ІТ – інформаційна технологія

МН – машинне навчання

## ВСТУП

Комп'ютерний зір використовує технології обробки зображень та машинного навчання для розпізнавання та інтерпретації візуальних даних. Це дозволяє створювати автоматизовані системи для спостереження та виявлення надзвичайних ситуацій, таких як пожежі. Застосування нейронних мереж для обробки зображень є одним з найперспективніших напрямів у цьому контексті, оскільки такі мережі можуть навчатися розпізнавати складні патерни і приймати рішення на основі великих обсягів даних. Виявлення пожеж на сміттєзвалищах за допомогою комп'ютерного зору має велике значення для забезпечення екологічної безпеки та оперативного реагування на загрози.

Науковою новизною цієї роботи є розробка нового методу виявлення пожеж, який поєднує сучасні підходи в комп'ютерному зорі та штучному інтелекті. Важливим етапом є розробка ефективних методів попередньої обробки зображень, що дозволяють усувати шуми та підвищувати якість візуальних даних, а також навчання нейронних мереж для точного розпізнавання ознак пожежі, таких як дим, полум'я та інші характерні сигнали. Це дозволить розробити програмно-технічний засіб, який забезпечить автоматичний моніторинг сміттєзвалищ і швидке виявлення загрози.

Практична цінність дослідження полягає в створенні ефективної системи для виявлення пожеж на сміттєзвалищах, що допоможе знизити ризики екологічних катастроф і покращити безпеку в таких районах. Вдосконалення методів виявлення на ранніх етапах сприятиме оперативному реагуванню та запобіганню великим збиткам. Розроблена система може бути використана для автоматичного моніторингу та попередження пожеж, що стане значним кроком до забезпечення екологічної безпеки.

Тема – метод та система виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі машинного зору

Мета даного дослідження полягає в розробці методу та системи для автоматичного виявлення пожеж на сміттєзвалищах з використанням технологій комп'ютерного зору. Проблема пожеж на сміттєзвалищах є однією з важливих екологічних загроз, оскільки вона може призводити до масштабних руйнувань навколишнього середовища та людських втрат. Пожежі на сміттєзвалищах зазвичай виникають внаслідок неправильного поводження з відходами, спалювання сміття, а також природних катастроф. Однак виявлення таких пожеж на ранніх етапах є проблемою, особливо у віддалених та важкодоступних районах. Тому застосування комп'ютерного зору, який дозволяє аналізувати візуальні дані з камер спостереження, є перспективним напрямом для ефективного моніторингу ситуації на сміттєзвалищах.

Об'єктом дослідження є процес виявлення пожеж на сміттєзвалищах, а предметом – застосування методів комп'ютерного зору для цієї мети. Для досягнення поставленої мети необхідно розробити алгоритм виявлення пожеж, здатний обробляти зображення чи відео, отримані в реальному часі, і виявляти пожежі на основі різних візуальних ознак. Одним із основних завдань є удосконалення алгоритмів навчання нейронних мереж, що дозволить підвищити точність виявлення пожеж в умовах змінної освітленості, різних погодних умов та наявності фону, що може заважати точному визначенню загрози.

# 1 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ПОЖЕЖ НА СМІТТЄЗВАЛИЩАХ

## 1.1 Причини та наслідки пожеж на сміттєзвалищах

Пожежі на сміттєзвалищах є серйозною екологічною проблемою, яка становить загрозу не лише для навколишнього середовища, але й для здоров'я людей, особливо тих, хто проживає поблизу звалищ. За статистикою, такі пожежі все частіше фіксуються в різних країнах, зокрема через зростання обсягів відходів, які потребують правильного поводження та утилізації. Існує ряд причин, що сприяють загорянням на звалищах:

Деякі відходи, особливо ті, що містять органічні речовини (харчові відходи, біомасу), можуть почати розкладатися, виділяючи тепло і утворюючи газу, як-от метан. У поєднанні з підвищеними температурами це створює високий ризик самозаймання.

Сухий клімат, високі температури та сильний вітер можуть сприяти швидкому поширенню вогню на відкритих сміттєзвалищах. Крім того, потрапляння легкозаймистих матеріалів, як-от пластики та папір, може ще більше посилити загрозу.

Випадки навмисного підпалу або випадкове розпалювання вогню на звалищах, наприклад, під час спалювання сміття, також є поширеною причиною пожеж. Недостатній контроль за роботою звалищ та нехтування правилами безпеки підвищують ризик загорянь.

Наслідки таких пожеж є значними та тривалими, і впливають на довкілля, здоров'я людей, економіку та інфраструктуру:

Екологічний вплив:

– Пожежі на звалищах супроводжуються великими обсягами токсичних викидів, включаючи діоксини, фурану, оксиду сірки, важкі метали, а також парникові газу ( $\text{CO}_2$ , метан). Це негативно позначається на якості повітря, сприяє утворенню смогу і глобальному потеплінню.

– Продукти горіння можуть осідати на землі або потрапляти в ґрунтові води, що призводить до забруднення джерел питної води, негативно впливаючи на екосистеми та сільське господарство.

– Отруйні речовини, що вивільняються в результаті пожеж, можуть завдати шкоди рослинному та тваринному світу, порушуючи життєві цикли місцевих екосистем.

Загроза для здоров'я населення:

– Токсичні дими від звалищних пожеж можуть викликати або загострювати респіраторні хвороби, особливо у вразливих груп населення – дітей, літніх людей та осіб з астмою чи хронічними хворобами дихальних шляхів.

– Забруднювачі повітря, які виділяються під час горіння, зокрема важкі метали, можуть сприяти розвитку серцево-судинних хвороб.

– Викиди канцерогенних речовин, як-от діоксини, становлять довготривалу загрозу здоров'ю населення, сприяючи зростанню випадків онкологічних захворювань у районах поблизу сміттєзвалищ.

Економічні та інфраструктурні наслідки:

– Ліквідація пожеж на сміттєзвалищах потребує значних фінансових і людських ресурсів, включаючи залучення пожежних служб та медичного персоналу.

– Пожежі ускладнюють нормальне функціонування звалищ, спричиняючи тимчасову або постійну зупинку роботи, що впливає на загальну систему управління відходами в регіоні.

В Україні протягом багатьох років існує велика проблема поводження з побутовими відходами. Змішані, несортовані побутові відходи вивозять на відкриті полігони, де вони розкладаються під впливом зовнішніх факторів. Атмосферні опади, сонячне випромінювання та виділення тепла внаслідок самовільних поверхневих і підземних пожеж сприяють непередбачуваним фізичним, хімічним та біохімічним процесам на полігонах твердих побутових відходів (далі – ТПВ). Продуктами цих процесів є численні токсичні хімічні сполуки у рідкому, твердому

та газоподібному станах. Одним із небезпечних явищ таких об'єктів є фільтрат – рідина з комплексним хімічним складом і вираженим неприємним запахом біогазу, яка утворюється внаслідок накопичення атмосферних опадів на полігоні та концентрується на його дні. Таким чином, основними забруднювачами довкілля, спричиненими функціонуванням сміттєзвалищ і полігонів ТПВ, є гази (продукти горіння та взаємодії часток відходів) та стічні води (фільтрат). Небезпечні фактори сміттєзвалищ та полігонів ТПВ зображено на рисунку 1.1.



Рисунок 1.1 – Небезпечні фактори сміттєзвалищ та полігонів ТПВ

Пожежна безпека відходів залежить від ступеня ущільнення полігонів твердих побутових відходів. Чим вища щільність сміття на полігонах, тим нижча ймовірність виникнення пожеж унаслідок самозаймання. Відсутність належного доступу для сил та засобів до джерел пожежі, які зазвичай розташовані на схилах полігонів твердих побутових відходів, обумовлює необхідність створення нових способів подачі вогнегасних речовин для забезпечення ефективного гасіння з урахуванням таких проблем:

- значні за площею пожежі на полігонах та переважно круті схили сміттєвих масивів;
- відсутність твердого під'їзду та накопичення фільтрату по периметру полігону;

- здебільшого відсутність або недостатня кількість джерел для забезпечення водопостачання під час гасіння пожеж;
- густий дим і токсичність продуктів горіння;
- можливість вибуху внаслідок накопичення біогазу;
- наявність великої кількості гострих і колючих елементів у смітті, що унеможлиблює прокладання рукавних ліній та доступ персоналу до вогнища.

Отже, важливим завданням науки є пошук методів і засобів, які б запобігали виникненню пожеж на полігонах, а у разі їх виникнення дозволяли якомога раніше

## 1.2 Аналіз існуючих методів та засобів для виявлення та ліквідації пожеж на сміттєзвалищах в Україні та світі

В Україні зафіксовані непоодинокі випадки виникнення пожеж на полігонах та полігонах твердих побутових відходів. Такі інциденти несуть серйозну загрозу для навколишнього середовища, здоров'я населення та загальної екологічної безпеки регіонів. У більшості випадків причинами загорянь є самозаймання відходів, недотримання норм утилізації, а також підпал через недбалість або навмисні дії. У ході дослідження ми проаналізували низку публікацій та новин електронних видань ЗМІ, що висвітлюють ці випадки, та на основі зібраних даних склали таблицю пожеж на звалищах, які сталися в Україні за останні 20 років. Цей аналіз дозволив виявити найпроблемніші регіони, частоту виникнення таких подій та їх наслідки, що є важливим кроком для подальшої розробки ефективних заходів запобігання подібним катастрофам у майбутньому. Зібрана інформація також дозволяє оцінити рівень реагування відповідних служб на надзвичайні ситуації та виявити прогалини в системі управління відходами. Отримані результати можуть стати основою для розробки стратегій модернізації полігонів та впровадження більш ефективних екологічних стандартів. Результати аналізу представлені в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Аналіз найбільших пожеж на сміттєзвалищах, що сталися в Україні за останні 20 років

№	Рік виникнення	Розташувати	Територія, зайнята вогнем	Причини і наслідки. Додаткова інформація
1	21 липня 2007	Поблизу Ужгорода	6 гектарів	У липні 2007 року полігон твердих побутових відходів в Ужгороді горів три дні. Через високу температуру та спеку локалізувати пожежу не вдалося. Вогонь перекинувся на нові райони. На місці події працювали 11 машин екстреної допомоги. [8,9]
2	7 червня 2011	під Харковом	5900 м <sup>3</sup>	Одна з найбільших пожеж сталася 7 червня 2011 року на Дергачівському полігоні твердих побутових відходів у Харкові. Загальна місткість полігону становить 5 900 тисяч м <sup>3</sup> , з яких 1 800 тисяч м <sup>3</sup> припадає на першу чергу, яка була збудована для початкового етапу експлуатації полігону з урахуванням прогнозованих обсягів накопичення твердих побутових відходів у найближчі роки. [11].

## Продовження таблиці 1.1.

3	23 червня 2011	поблизу Севастополя	700 м <sup>3</sup>	23 червня 2011 року в Севастополі сталася велика пожежа на стихійному сміттєзвалищі біля сміттєспалювального заводу. Полум'я охопило площу 700 квадратних метрів. Для гасіння пожежі задіяно 10 одиниць пожежної техніки, крім того, чотири водовози комунальних підприємств, а також працівники Севастопольського лісництва. [17].
4	Червень 21, 2016	поблизу Миколаєва	2,5 тис. м <sup>3</sup>	У Миколаєві 21 червня 2016 року виникла масштабна пожежа на стихійному сміттєзвалищі біля міського кладовища. Як повідомили працівники Державної служби з надзвичайних ситуацій, вогонь охопив близько 2,5 тис. Горів переважно пластик, а також старі автомобільні шини та різне будівельне сміття. [10]
5	Травень 28, 2016	Великі Грибовичі (приблизно 10 км від центру Львова)	100 тис. м <sup>3</sup>	28 травня 2016 року на території Грибовицького сміттєзвалища виникла велика пожежа. Невдовзі на полігоні стався обвал твердих побутових відходів, внаслідок чого

Кінець таблиці 1.1.

				під завалами загинули троє рятувальників. [13-15].
6	19 липня, 2023	поблизу Рівного	300 м2	На сміттєзвалищі під Рівним виникла пожежа, ймовірно, через самозаймання метанового звалищного газу. 35 рятувальників; три місцеві пожежні команди; допоміжного обладнання та працівники КАТП-1728. [4].
7	Травень 24, 2023	під Луцьком	150 м2	24 травня, виникла пожежа на сміттєзвалищі у селі Брище. Працювали: 13 рятувальників; 3 одиниці обладнання; 2 бульдозери; 2 самоскиди; вагон ВАТ «Спецкомунтранс», який доставив 6 тонн води [12].
8	24 Липня, 2024	під Харковом	500 м2	23 липня виникла пожежа на території сміттєзвалища поблизу села Старовірівка Красноградського району Харківської області. Локалізувати пожежу вдалося протягом години, загалом ліквідація тривала майже п'ять годин. Постраждалих немає. Причину пожежі з'ясовують. [8].

Як видно з таблиці 1, найбільше пожеж сталося в період з кінця травня до кінця липня, тобто причиною стало самозаймання горючих речовин (накопиченого метану та біогазу) та легкозаймистих небезпечних відходів внаслідок високих температур повітря та малої кількості опадів у теплу пору року. Тобто попередити або запобігти виникненню таких пожеж вкрай складно. Тому виникає потреба в розробці методів і засобів їх раннього виявлення та контролю. Пожежа на Грибовицькому сміттєзвалищі поблизу м. Львів у 2016 році показано на рисунку 1.2



Рисунок 1.2 – Пожежа на Грибовицькому сміттєзвалищі поблизу м. Львів у 2016 році [13]

Оскільки в м. Хмельницький також є звалище твердих побутових відходів, яке знаходиться у межах міста (рисунок 1.3), проблема дослідження причин самозаймань на сміттєзвалищах та пошук методів їх швидкого виявлення та подолання є надзвичайно актуальною наразі.

Пожежі на звалищах можна класифікувати як пожежі на відкритій місцевості, які вкрай складно виявити на ранній стадії. Зазвичай, коли їх помічають, вогонь вже охопив велику площу, що ускладнює його гасіння, що вимагає залучення багатьох підрозділів спеціальної техніки та рятувальників. Крім того, існує ризик швидкого поширення вогню на прилеглі райони через вітер, що загрожує випаленням лісосмуг, плантацій, полів і навіть житлових кварталів.



Рисунок 1.3 – Звалище ТПВ у м. Хмельницький

В ході дослідження був проведений аналіз наукових публікацій, методів і засобів виявлення пожеж на відкритій місцевості. У ході дослідження був проведений детальний аналіз наукових публікацій, присвячених проблематиці виявлення та моніторингу пожеж на відкритій місцевості. Окрему небезпеку становить те, що під час горіння побутових відходів у повітря вивільняється велика кількість токсичних речовин, зокрема діоксини, фурани, важкі метали та канцерогенні сполуки. Це не лише суттєво забруднює атмосферу, але й створює серйозну загрозу для здоров'я людей, які проживають поблизу осередків займання, особливо в разі тривалого впливу. Такі пожежі мають значний негативний вплив на навколишнє середовище, знижують якість ґрунтів і вод, а також можуть спричиняти довгострокові екологічні наслідки, що потребують складних і дорогавартісних заходів для їх усунення. Результати аналізу представлені в таблиці 1.2.

Таблиця 1.2 – Аналіз наукових публікацій, методів та засобів виявлення пожеж на відкритій місцевості

№	Автори, рік видання	Країна	Використані технологія	Опис методу
1	Sharma A. та ін. [18], 2020	Індія	WSN, БПЛА, IoT	Мета – впровадити систему запобігання міст від катастроф, які можуть статися навколо розумного міста в напрямку розгортання сенсорних мереж та IoT.
2	Fengmei C. [19], 2020	Китай	Моніторинг спостереження (SM), IoT, глибоке навчання, CNN	Система функціонує за допомогою мережі розподілених сенсорних вузлів, які пов'язані між собою і сервером. Ці датчики можуть визначати вологість, температуру та інші фактори навколишнього середовища.
3	Sungheetha A. та ін. [20], 2020	Ефіопія	IoT, БПЛА, WSN	Документ об'єднує IoT та хмарні технології для забезпечення ефективної системи виявлення пожеж. Ця система дозволяє здійснювати

Продовження таблиці 1.2

				моніторинг та збір інформації в режимі реального часу економічно ефективним та помірним способом.
4	Ху R. та ін. [21], 2021	Китай	Ансамблеве навчання, YOLOv5, EfficientNet	Два потужних детектора об'єктів (Yolov5 і EfficientDet) з різним досвідом інтегровані, щоб зробити всю модель більш стійкою до різноманітних сценаріїв лісових пожеж.
5	Mukhiddinov M. та ін. [22], 2022	Корея, Узбекистан	YOLOv4	Система сприяє ранньому виявленню пожежі в закритих приміщеннях. Для виявлення пожежі та оповіщення в режимі реального часу він використовує яскравість зображення та нову згорткову нейронну мережу, яка включає вдосконалену модель YOLOv4 з модулем конволюційної блокової уваги.

Кінець таблиці 1.2

6	X. Chen та ін [23], 2022	США	БПЛА, CNN	Автори представляють FLAME2, набір даних для зйомки вогню з подвійним живленням, зібраний безпілотними авіаційними системами в сосновому лісі пондероза з використанням візуальних і тепловізійних камер поруч.
7	Talaat F.M. ін [24], 2023	Єгипет	YOLOv8, туман і хмарні обчислення	У документі представлено вдосконалений підхід до виявлення пожеж для розумних міст за допомогою алгоритму YOLOv8, відомого як Smart Fire Detection System (SFDS). Використовуючи можливості глибокого навчання, SFDS може виявляти специфічні для вогню особливості в режимі реального часу.

Роботи, представлені в таблиці 2, хоч і пропонують практику застосування сучасних інформаційних технологій, таких як Інтернет речей, нейронні мережі та комп'ютерний зір, але вони в основному спрямовані на виявлення лісових і польових пожеж і не вирішують проблему виявлення пожеж на полігонах. Тому було прийнято рішення розглянути готові промислові рішення і проекти, спрямовані на виявлення цієї проблеми.

У наших дослідженнях ми пропонуємо підходи з використанням комп'ютерного зору для виявлення пожеж на сміттєзвалищах. Відтак, у роботі [50] досліджено застосування моделі нейронної мережі YOLOv8 для виявлення об'єктів на зображеннях з камер зовнішнього спостереження. У роботі [62] пропонується метод застосування цієї нейромережі для виявлення пожеж на сміттєзвалищах.

Одним з комерційних рішень, вже представлених на ринку, є Open-area Smoke Imaging Detection (OSID) – технологія, адаптована для великих відкритих просторів.

Це дозволяє рано виявляти та реагувати, допомагаючи рятувати життя та запобігати перебоям у роботі [25].

Однак ця технологія в основному розрахована на склади, термінали аеропортів, вокзали, стадіони, музеї та торгові центри, тобто на великій площі, але не під відкритим небом.

При цьому вартість одного блоку OSID становить 201,88 GBP – 429,65 GBP, залежно від моделі та технічних характеристик, що робить цю технологію недоступною для комунальної інфраструктури.

Цікаве дослідження, яке розпочалося в Україні у травні 2021 року, – супутникова система раннього виявлення лісових пожеж. Американські космічні апарати Suomi NPP та JPSS-1 фотографують територію України 14 разів на добу (рисунок 1.2). А якщо (як тільки виявляється так звана «теплова аномалія», тобто пожежа, спрацьовує алгоритм раннього оповіщення.

За словами голови Державного космічного агентства України, протягом 30 хвилин після того, як пожежу зафіксував супутник, керівники найближчих пожежних команд, лісівники та рятувальники матимуть детальні дані про пожежу, карту та зможуть розпочати її гасіння на початкових етапах, врятувати людські життя, майно, тварин і, по суті, десятки тисяч гектарів лісу.

Згідно зі звітом, точність отриманих даних сягає 90%, що є дуже високим показником. Система працює 24/7/365. Наразі до системи підключено 14 областей України, переважно південні, північні та західні області [26].

Однак ця технологія не вирішує проблему раннього виявлення пожеж на сміттєзвалищах, так як розрахована на більшу площу покриття. Тому завдання виявлення пожежі на полігоні все ще актуальне. Супутниковий знімок лісової пожежі зображено на рисунку 1.6.

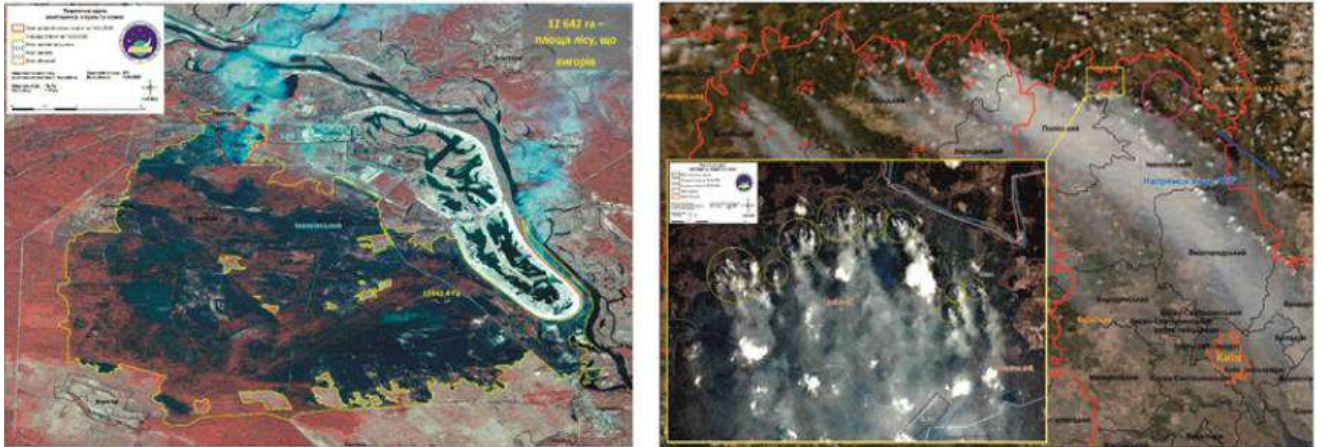


Рисунок 1.4 – Супутниковий знімок лісової пожежі [26]

### 1.3 Постановка задачі та вибір технологій для реалізації

Для розробки програмно-технічного засобу для виявлення пожеж на сміттєзвалищах за допомогою комп'ютерного зору необхідна чітка методологія, що забезпечить ефективність, надійність та масштабованість системи. Пропонується використання методології Agile для розробки програмного забезпечення в поєднанні з підходом до розробки моделей машинного навчання, адаптованих для роботи з реальними даними у режимі реального часу. Основні етапи розробки включають:

Аналіз вимог та проектування системи:

Провести збір вимог у співпраці з фахівцями у сфері управління відходами, екологами та ІТ-фахівцями для детального розуміння потреб і особливостей застосування системи.

Розробити загальну архітектуру системи, що охоплює фронтенд, бекенд, базу даних і інтеграцію модуля комп'ютерного зору. Важливою особливістю архітектури є підтримка масштабованості, безпеки та обробки даних у режимі реального часу.

Ідентифікувати відповідні джерела даних, зокрема відеопотоки з камер спостереження на сміттєзвалищах. У майбутньому можливе додавання додаткових сенсорів, таких як тепловізори та датчики газу, для підвищення точності виявлення.

Процес розробки ділиться на ітеративні спринти, де кожен спрямований на поетапну реалізацію функціональних компонентів системи. Пріоритетом є розробка моделі комп'ютерного зору та веб-інтерфейсу для відображення результатів.

Фази розробки:

- Створити користувацький інтерфейс для відображення даних у реальному часі, а також сповіщень про загоряння, зосереджуючись на зручності використання та адаптивності. Використовуються технології HTML, CSS, JavaScript, з можливістю застосування React або Angular.

- Реалізувати серверну логіку для обробки відеопотоків, управління сповіщеннями та забезпечення безпеки даних. Застосовується мова Python (із Flask або Django) та Google Colab для виконання складних обчислень і підготовки даних для моделі комп'ютерного зору.

- Впровадити масштабовану базу даних для зберігання відеоданих, журналів виявлення та конфігурацій системи. Вибір типу бази даних (реляційна чи NoSQL) визначається потребами у швидкості доступу та обсягах даних.

Розробка моделі комп'ютерного зору:

В якості моделі використаємо YOLOv8, яка підходить для розпізнавання ознак пожежі у режимі реального часу завдяки своїй високій швидкості та точності. Виконуються налаштування моделі під специфіку даних зі звалищ.

Модель навчається на розмічених даних, оптимізується за показниками точності, чутливості та специфічності. Застосуємо методи кросвалідації для забезпечення надійності моделі. Після навчання модель інтегрується в веб-платформу для реальної обробки відеопотоків. Після завершення етапу навчання модель інтегрується у веб-платформу, яка призначена для обробки відеопотоків у режимі реального часу. Така інтеграція дає змогу виявляти ознаки пожежі безпосередньо під час трансляції з камер відеоспостереження, що дозволяє значно скоротити час реагування. У разі виявлення потенційного загоряння система автоматично генерує сповіщення для операторів або відповідальних служб, що сприяє оперативному вжиттю заходів для локалізації пожежі ще на ранній стадії.

## 1.4 Висновки

Пожежі на сміттєзвалищах є серйозною екологічною та соціальною проблемою, яка призводить до забруднення навколишнього середовища та економічних втрат. Раннє виявлення пожеж є важливим для зниження цих ризиків і підвищення ефективності управління сміттєзвалищами. Сучасні методи, зокрема машинне навчання і комп'ютерне бачення, можуть значно покращити точність і адаптивність виявлення пожеж у складних умовах.

Для розробки програмно-технічного засобу для виявлення пожеж на сміттєзвалищах обрано методології Agile та машинного навчання з використанням моделі YOLOv8 для реального часу. Це забезпечує ефективну обробку відеопотоків та інтеграцію з хмарними технологіями для масштабованості та надійності системи. Вибір Google Colab дозволяє здійснювати обробку великих обсягів даних та інтеграцію алгоритмів для швидкого виявлення пожеж.

## 2 ЗАСТОСУВАННЯ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ПОЖЕЖ НА СМІТТЄЗВАЛИЩАХ

2.1 Принцип роботи комп'ютерного зору для розпізнавання об'єктів на зображеннях

Комп'ютерний зір – це одна з галузей штучного інтелекту, яка займається аналізом і обробкою візуальної інформації. У контексті виявлення пожеж на сміттєзвалищах технології комп'ютерного зору дозволяють автоматизовано ідентифікувати характерні ознаки загоряння, такі як полум'я або дим.

Принцип роботи систем комп'ютерного зору базується на кількох ключових етапах. Спочатку зображення, отримане з камери, проходить стадію передобробки. Це включає фільтрацію шумів, корекцію кольору, покращення контрасту та зміну розміру для стандартизації. Такі процедури забезпечують якісні вхідні дані для подальшого аналізу.

Наступним етапом є виділення ознак, які містять корисну інформацію для розпізнавання об'єктів. У сучасних системах це завдання виконується за допомогою згорткових нейронних мереж (Convolutional Neural Networks, CNN), які навчаються на великих наборах даних. Такі мережі можуть самостійно виявляти особливості зображення, наприклад, текстуру, колір чи форму полум'я. У разі використання традиційних методів, таких як Histogram of Oriented Gradients (HOG) чи Scale-Invariant Feature Transform (SIFT), інженери вручну проєктують алгоритми для аналізу структурних ознак.

Ключовим етапом є класифікація об'єктів, яку також здійснюють за допомогою алгоритмів машинного навчання. Серед популярних моделей можна виділити YOLO (You Only Look Once) [66], яка дозволяє одночасно визначати об'єкти та їх розташування на зображенні в реальному часі. Ці моделі забезпечують високу точність і швидкість розпізнавання, що особливо важливо для своєчасного виявлення пожежі.

Останнім етапом роботи системи є аналіз отриманих результатів і прийняття рішень. У разі виявлення загоряння система автоматично передає сигнал тривоги

до операторів або служб реагування. Деякі системи можуть бути інтегровані з автоматичними засобами гасіння, що дозволяє мінімізувати наслідки пожежі.

Таким чином, принцип роботи комп'ютерного зору для розпізнавання об'єктів на зображеннях базується завдяки поетапній обробці візуальних даних із застосуванням передових алгоритмів машинного навчання, що дозволяє підвищити ефективність і точність моніторингу. Ця технологія демонструє значний потенціал у сфері автоматизації виявлення пожеж та покращення екологічної безпеки сміттєзвалищ.

Додатковою перевагою технологій комп'ютерного зору є можливість працювати в умовах недостатнього освітлення або за складних погодних умов. Сучасні алгоритми обробки зображень дозволяють покращувати якість відеопотоку, забезпечуючи стабільність аналізу. Використання інфрачервоних камер і сенсорів ще більше підвищує ефективність розпізнавання диму чи полум'я в умовах обмеженої видимості.

Значну роль у підвищенні точності систем відіграє глибоке навчання, зокрема застосування рекурентних нейронних мереж (Recurrent Neural Networks, RNN) у поєднанні з CNN. Такі архітектури дозволяють аналізувати не лише окремі кадри, а й часову динаміку змін у відеопотоці, що є критичним для виявлення раннього загорання.

Крім того, технології комп'ютерного зору успішно інтегруються з геоінформаційними системами (GIS), що забезпечує просторовий аналіз даних. Наприклад, системи можуть визначати точне розташування джерела займання на карті сміттєзвалища, використовуючи дані GPS та дронів. Це значно полегшує реагування пожежних служб.

Метод навчання з учителем це коли нейромережа тренується на основі навчального набору даних, де кожен вхідний приклад має відповідну мітку (output). Модель аналізує вхідні дані, порівнює свій прогноз із правильною відповіддю та коригує свої ваги, використовуючи алгоритми, такі як градієнтний спуск. Основні алгоритми: лінійна регресія, логістична регресія, дерева рішень, нейронні мережі (з функцією втрат).

У випадку навчання без учителя, нейромережа працює з набором даних, у якому немає заздалегідь визначених міток. Модель самостійно знаходить закономірності, групує дані за схожістю або знаходить приховані структури. Використовується для кластеризації, зменшення розмірності, виявлення аномалій. Основні алгоритми: метод k-середніх, DBSCAN, автоенкодера, головні компоненти (PCA). Порівняння методів навчання з учителем та без учителя наведено у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Порівняння методів навчання з учителем та без учителя

Критерій	Навчання з учителем	Навчання без учителя
Наявність міток	Потрібні мітки для кожного прикладу	Мітки не потрібні
Тип задач	Класифікація, регресія	Кластеризація, пошук закономірностей
Швидкість	Швидше, якщо є достатньо даних	Повільніше через пошук закономірностей
Точність	Висока при достатньому наборі даних	Може бути нижчою, оскільки немає контрольних значень
Залежність від обсягу даних	Потребує багато розмічених даних	Може працювати навіть із малою вибіркою
Застосування	Розпізнавання зображень, мова, фінансовий аналіз	Аналіз ринку, групування користувачів, виявлення аномалій

Контрольоване навчання — це метод машинного навчання, у якому модель тренується на основі заздалегідь розмічених даних. Вхідні приклади містять

відповідні вихідні значення (мітки), що дозволяє алгоритму навчитися встановлювати закономірності та використовувати їх для прогнозування нових даних.

Такий підхід широко застосовується у задачах класифікації (наприклад, розпізнавання обличчя або визначення спаму) та регресії (наприклад, прогнозування цін на основі історичних даних). Основний принцип полягає в тому, що неймережа отримує вхідні дані, порівнює свої передбачення з правильними відповідями, а потім коригує свої параметри, щоб зменшити похибку. Чим більше якісно розмічених даних використовується для навчання, тим точнішими будуть результати моделі при обробці нових даних але основною особливістю контрольованого навчання є необхідність у великому обсязі вручну розмічених прикладів, що потребує часу та ресурсів. Схема роботи методу навчання неймережі з учителем показано на рисунку 2.1.

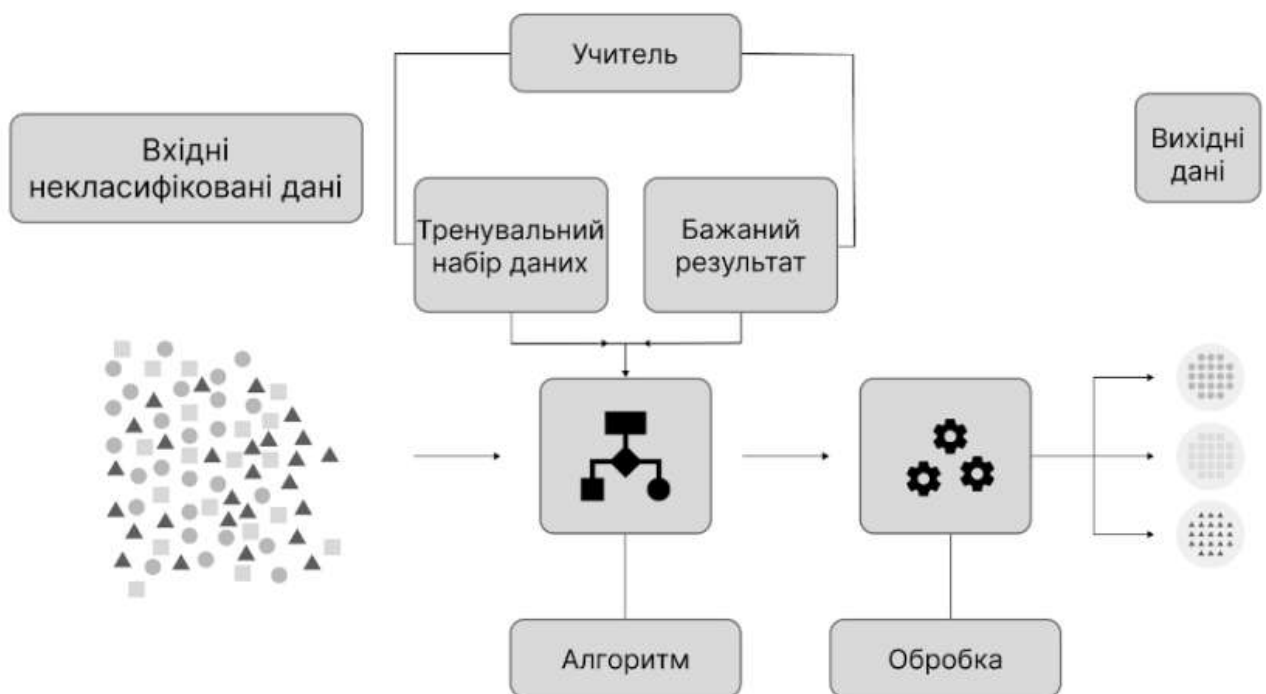


Рисунок 2.1 – Схема роботи методу навчання неймережі з учителем

До контрольованих методів машинного навчання відносяться класифікація та регресія. У першому випадку, класифікація бере вхідне значення та відображає

його на дискретному значенні, результат зазвичай складається з класів або категорій, тобто можна передбачити які об'єкти наявні на зображенні.

Регресія ж пов'язана з неперервними даними, прогнозовані вхідні значення це дійсні числа, можна прогнозувати ціни на будинок або тенденції ринку в певний момент часу, тощо. Контрольовані методи машинного навчання показана на рисунку 2.2.

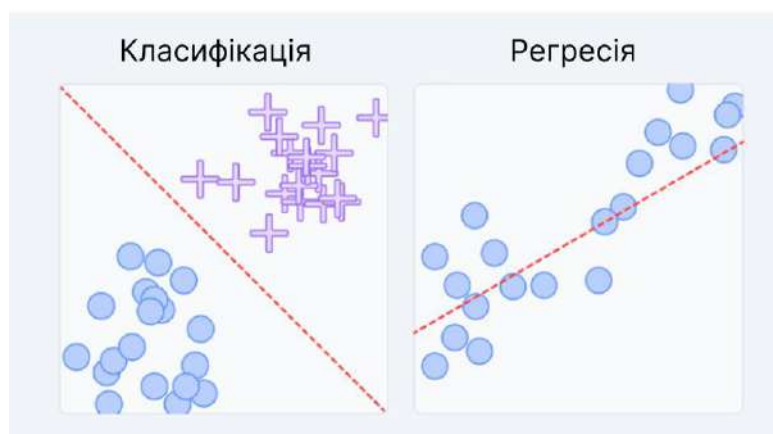


Рисунок 2.2 – Контрольовані методи машинного навчання

Отже, врахувавши переваги та недоліки обох методів, для подальшої роботи було прийнято рішення використовувати метод контрольованого навчання або навчання з учителем, оскільки для навчання нейромережі на предмет розпізнавання чинників самозаймання на сміттєзвалищах, а саме диму та вогню, найкраще підійдуть набори анотованих даних з попередньо визначеною класифікацією об'єктів.

## 2.2 Опис моделей нейронних мереж, які використовуються у роботі

У даній роботі використовується модель YOLOv8, яка є одним із найбільш сучасних рішень для задач комп'ютерного зору. Вона відображає результат постійного вдосконалення попередніх версій YOLO, що забезпечує кращу продуктивність, точність та зручність використання.

Модель базується на концепції одноразового проходження зображення через нейронну мережу для визначення об'єктів і визначення їх координат. Завдяки цьому модель демонструє високу швидкість обробки, що є критично важливим для моніторингу в реальному часі, вона підходить для виявлення пожеж на сміттєзвалищах.

Основою YOLOv8 є згортова нейронна мережа (CNN), яка ефективно працює з просторовими ознаками зображень. Модель розділена на кілька етапів, включаючи екстракцію ознак, прогнозування меж об'єктів та класифікацію. У порівнянні з попередніми версіями, YOLOv8 має вдосконалену архітектуру, це дозволяє точніше розпізнавати об'єкти навіть у складних умовах. На рисунку 2.3 зображена згортова нейронна мережа

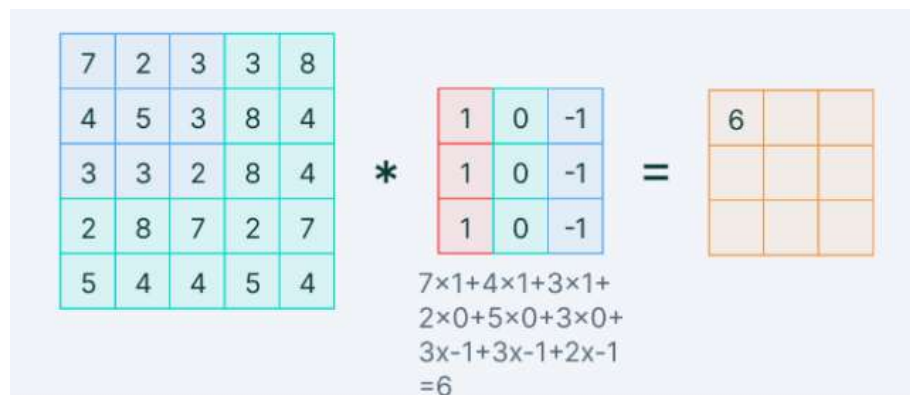


Рисунок 2.3 – Згортова нейронна мережа [77]

Суттєвою перевагою YOLOv8 є її здатність до мультизадачності. Наприклад, модель може одночасно ідентифікувати дим, полум'я та гарячі зони, що є ключовими ознаками пожежі. Це дозволяє зменшити кількість окремих моделей, необхідних для аналізу, і забезпечити єдиний підхід до обробки даних.

У YOLOv8 реалізовані новітні методи попередньої обробки даних, такі як Mosaic Augmentation та Self-Adversarial Training. Ці підходи дозволяють збільшити різноманітність навчальних даних, що позитивно впливає на загальну здатність моделі до узагальнення і розпізнавання нових зразків. Ще однією особливістю YOLOv8 є її інтеграція з фреймворками, такими як PyTorch і TensorFlow. Це

спрощує процес розгортання та тестування моделі, а також забезпечує сумісність із різними платформами. Модель також підтримує інтерфейси для роботи з відеопотоком у реальному часі, що є критично важливим для систем моніторингу пожеж.

YOLOv8 демонструє значні досягнення у зниженні кількості хибних спрацьовувань завдяки вдосконаленим алгоритмам постобробки. Наприклад, використання нелінійного придушення надлишкових меж (Non-Maximum Suppression) дозволяє уникати дублювання результатів. YOLOv8 є потужним інструментом для автоматизації задач розпізнавання об'єктів, особливо у контексті виявлення пожеж на сміттєзвалищах. Її висока швидкість, точність та універсальність роблять її оптимальним вибором для розробки систем моніторингу.

У даній версії пропонується широкий вибір моделей, кожна з яких виконує конкретні завдання комп'ютерного зору від виявлення об'єктів до більш складних завдань, таких як сегментація екземплярів. Список моделей та їх завдання наведено у таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Аналіз моделей YOLOv8

Модель	Назва файлу	Завдання
YOLOv8	yolov8n.pt yolov8s.pt yolov8m.pt yolov8l.pt yolov8x.pt	Виявлення
YOLOv8-seg	yolov8n-seg.pt yolov8s-seg.pt yolov8m-seg.pt yolov8l-seg.pt yolov8x-seg.pt	Сегментація екземпляра
YOLOv8-pose	yolov8n-pose.pt yolov8s-pose.pt yolov8m-pose.pt yolov8l-pose.pt yolov8x-pose.pt yolov8x-pose-p6.pt	Позиція/ключові точки

## Кінець таблиці 2.2

YOLOv8-obb	yolov8n-obb.pt yolov8s-obb.pt yolov8m-obb.pt yolov8l-obb.pt yolov8x-obb.pt	Орієнтоване виявлення
YOLOv8-cls	yolov8n-cls.pt yolov8s-cls.pt yolov8m-cls.pt yolov8l-cls.pt yolov8x-cls.pt	Класифікація

У таблиці представлено огляд варіантів моделі YOLOv8, показуючи їх придатність для різних завдань і сумісність із такими режимами роботи, як висновки, валідація, навчання та експорт. Вона демонструє гнучкість і надійність серії YOLOv8, що робить її ефективним вибором для широкого спектра завдань у сфері комп'ютерного зору. На рисунку 2.4 наведено показники ефективності моделі YOLOv8

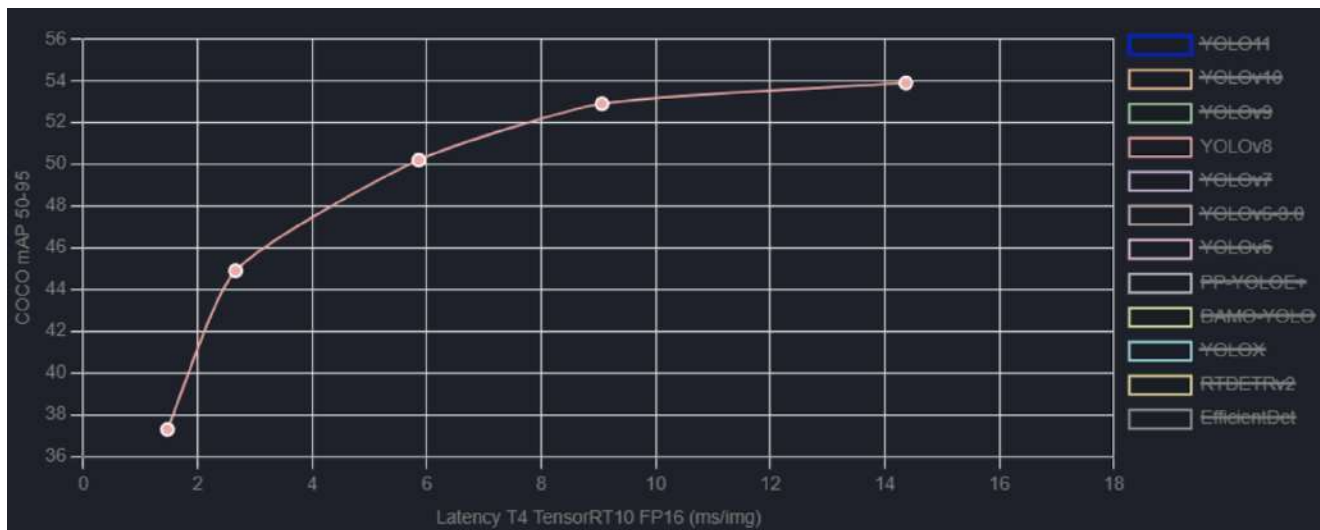


Рисунок 2.4 – Показники ефективності моделі YOLOv8

Приклади використання моделей для розпізнавання, навчених на COCO, які включають 80 попередньо навчених класів наведено у таблиці 2.3.

COCO (Common Objects in Context) — це велика база даних, призначена для задач комп'ютерного зору, що містить анотовані зображення для виявлення, сегментації та аналізу об'єктів. Вона включає сотні тисяч зображень із понад 80

категоріями, що робить її важливим ресурсом для навчання моделей штучного інтелекту. Використання моделей для розпізнавання навчених на COCO показано в таблиці 2.3.

Таблиця 2.3 – використання моделей для розпізнавання навчених на COCO

Модель	Розмір (пікселі)	mAP <sup>val</sup> 50-95	Швидкість CPU ONNX (ms)	Швидкість A-100 TensorRT (ms)	Параметри (M)	FLOP`s (B)
YOLOv8x	640	53.9	479.1	3.53	68.2	257.8
YOLOv8l	640	52.9	375.2	2.39	43.7	165.2
YOLOv8m	640	50.2	234.7	1.83	25.9	78.9
YOLOv8s	640	44.9	128.4	1.20	11.2	28.6
YOLOv8n	640	37.3	80.4	0.99	3.2	8.7

Open Images V7 – це обширний набір даних для комп'ютерного зору, що містить мільйони зображень із докладною анотацією. Він охоплює такі завдання, як виявлення об'єктів, сегментація, розпізнавання дій та аналіз зв'язків між об'єктами. Завдяки великій різноманітності класів і високій точності розмітки, цей набір активно використовується для тренування та тестування моделей штучного інтелекту.

Приклад використання моделей для розпізнавання, навчених на Open Image V7, які включають 600 попередньо навчених класів наведено в таблиці 2.4.

Таблиця 2.4 – використання моделей для розпізнавання навчених на Open Images V7

Модель	Розмір (пікселі)	mAP <sup>val</sup> 50-95	Швидкість CPU ONNX (ms)	Швидкість A-100 TensorRT (ms)	Параметри (M)	FLOP`s (B)
YOLOv8n	640	18.4	142.4	1.21	3.5	10.5
YOLOv8s	640	27.7	183.1	1.40	11.4	29.7
YOLOv8m	640	33.6	408.5	2.26	26.2	80.6
YOLOv8l	640	34.9	596.9	2.43	44.1	167.4
YOLOv8x	640	36.3	860.6	3.56	68.7	260.6

Сегментація за допомогою COCO [76] передбачає точне визначення контурів об'єктів на зображеннях за допомогою анотованих масок. Набір підтримує як інстансну сегментацію, де виділяються окремі об'єкти одного класу, так і семантичну, яка класифікує області зображення без розрізнення екземплярів. COCO широко використовується для навчання нейромереж, зокрема Mask R-CNN та інших моделей сегментації.

Цей набір даних широко використовується в дослідженнях штучного інтелекту та глибокого навчання, оскільки дозволяє покращувати якість розпізнавання об'єктів у складних сценах. Завдяки великій кількості анотованих зображень, COCO допомагає створювати точніші алгоритми для автоматизованого аналізу візуальної інформації, що знаходить застосування в робототехніці, автономних автомобілях, медицині та інших сферах.

Приклад використання моделей для сегментації, навчених на COCO, які включають 80 попередньо навчених класів наведено в таблиці 2.5.

Таблиця 2.5 – використання моделей для сегментації навчених на COCO

Модель	Розмір (пікселі)	mAP <sup>box</sup> 50-95	Швидкість CPU ONNX (ms)	Швидкість A-100 TensorRT (ms)	Параметри (M)	FLOP`s (B)
YOLOv8n-seg	640	36.7	96.1	1.21	3.4	12.6
YOLOv8s-seg	640	44.6	155.7	1.57	11.8	42.6
YOLOv8m-seg	640	49.9	317.0	2.18	27.3	110.2
YOLOv8l-seg	640	52.3	572.4	2.79	46.0	220.5
YOLOv8x-seg	640	53.4	712.1	4.02	71.8	344.1

Сегментація за допомогою Open Images V7 дозволяє точно визначати контури об'єктів на зображеннях завдяки наявності високоякісних анотованих масок, що охоплюють тисячі категорій об'єктів. Ці маски створені вручну або з використанням напівавтоматичних методів, що забезпечує високу точність і деталізацію. Завдяки цьому, Open Images V7 є потужним інструментом для задач комп'ютерного зору, таких як розпізнавання об'єктів, семантична та інстанс-сегментація, а також для тренування й оцінки моделей глибокого навчання.

Приклад використання моделей для сегментації, навчених на Open Images V7, які включають 80 попередньо навчених класів наведено в таблиці 2.6.

Таблиця 2.6 – використання моделей для сегментації навчених на Open Images V7

Модель	Розмір (пікселі)	acc top1	Швидкість CPU ONNX (ms)	Швидкість A-100 TensorRT (ms)	Параметри (М)	FLOP`s (B)
YOLOv8n-cls	224	69.0	12.9	0.31	2.7	4.3
YOLOv8s-cls	224	73.8	23.4	0.35	6.4	13.5
YOLOv8m-cls	224	76.8	85.4	0.62	17.0	42.7
YOLOv8l-cls	224	76.8	163.0	0.87	37.5	99.7
YOLOv8x-cls	224	79.0	232.0	1.01	54.4	154.8

Набір даних містить полігональні маски для десятків тисяч зображень, охоплюючи широкий спектр об'єктів у реальних умовах, використовується для навчання та вдосконалення алгоритмів комп'ютерного зору, таких як DeepLab, Mask R-CNN та U-Net, що застосовуються у сфері автономних транспортних систем, медицини та автоматизованого аналізу зображень. Завдяки великій кількості категорій і реалістичним сценаріям, Open Images V7 допомагає розробляти точніші та ефективніші моделі сегментації.

### 2.3 Підготовка даних для навчання нейронної мережі

Ефективність моделі машинного навчання значною мірою залежить від якості та репрезентативності набору даних, який використовується для навчання. Необхідно ретельно оцінити джерела даних [79], щоб переконатися, що вони надійні та репрезентативні для досліджуваного явища.

Процес відбору даних є випадковим і незалежним від будь-яких факторів, що вводять в оману, для уникнення спотворення результатів. Важливо, щоб дані представляли цільову групу і на них не впливали зовнішні, нерелевантні змінні. Хороший набір даних має бути достатньо великим, щоб представляти різноманітність даних і всі можливі випадки. Це дозволяє моделі машинного навчання вивчати важливі закономірності та ефективно узагальнювати невидимі дані.

Дисбаланс класів виникає, коли існує значна невідповідність у кількості випадків для кожної категорії в наборі даних. Цей дисбаланс може спричинити проблеми, оскільки на модель машинного навчання може надмірно впливати більшість, нехтуючи класами меншості. Щоб вирішити це, можна використовувати такі методи, як повторна вибірка (або збільшення кількості випадків у класі меншості, або зменшення класу більшості), але завжди краще використовувати набори даних із більш збалансованим розподілом між класами. З точки зору даних, відсутні значення створюють прогалини в зібраній інформації. Вони створюють прогалини в інформації, яка надходить до моделі, і можуть виникати з різних причин: технічні помилки під час збору даних, людський фактор, неповні анкети або недоступність певної інформації. Проте, незалежно від використаного методу, завжди бажано працювати з попередньо збалансованими наборами даних, коли це можливо, оскільки це зменшує ризик перекосу результатів та покращує узагальнюючу здатність моделі. Відсутні значення ускладнюють аналіз, оскільки зменшують обсяг доступної інформації та можуть призвести до викривлення висновків або навчання моделі на неповних даних. Щоб мінімізувати їхній вплив, застосовуються методи обробки відсутніх значень, такі як імпутація середнім, медіаною, найбільш вірогідним значенням або використання алгоритмів, стійких до пропусків. Фактори, що визначають репрезентативність наборів даних представлені на рисунку 2.5 [79].



Рисунок 2.5 – Фактори, що визначають репрезентативність датасетів [79]

Репрезентативність набору даних означає, що він адекватно відображає всі ключові особливості досліджуваного явища. Це критично важливо для забезпечення точності та узагальнюваності моделі машинного навчання. Критерії репрезентативності представлено у таблиці 2.7.

Таблиця 2.7. – Критерії репрезентативності датасетів

Критерій	Короткий опис
Відповідність реальним умовам	Набір даних повинен охоплювати всі можливі сценарії, що можуть виникати в реальному світі, зокрема крайні випадки. Якщо дані не включають рідкісні ситуації, модель може демонструвати низьку продуктивність у нестандартних умовах.

Кінець таблиці 2.7.

Рівномірне покриття всіх підгруп	Дані мають включати різноманітні варіанти явища, щоб уникнути упередженості моделі до більш поширених класів або характеристик. Наприклад, якщо у наборі даних представлена лише одна категорія зображень, модель може неправильно класифікувати рідкісні випадки.
Достатній обсяг даних	Набір повинен містити достатню кількість прикладів для кожного класу, щоб модель могла навчитися їх розрізняти без перенавчання. Малий обсяг вибірки може спричинити низьку точність передбачень та невисоку узагальнюваність.
Чистота та якість даних	Відсутність дубльованих записів, зменшення рівня шуму та виключення некоректних або випадкових значень підвищують ефективність моделі. Помилкові або нерелевантні дані можуть спотворити процес навчання та зменшити точність класифікації.
Актуальність даних	Інформація має бути не тільки зібрана у достатньому обсязі, а й залишатися актуальною. Якщо досліджуване явище змінюється з часом, застарілі дані можуть знизити продуктивність моделі при її застосуванні на нових прикладах.
Баланс класів	Для моделей, що розпізнають категорії, важливо забезпечити, щоб усі класи були представлені в достатній кількості. Дисбаланс може призвести до того, що модель буде переважно передбачати більш поширені класи, ігноруючи менш представлені категорії.

Позначений набір [69] даних має вихід, позначений тегами, що відповідають вхідним даним, щоб машина могла зрозуміти, що шукати в невидимих даних.

Підготовка даних є одним із найважливіших етапів у процесі навчання нейронної мережі. Точність і ефективність моделі залежить від якості навчальних даних. Особливо на етапі збору даних слід звернути увагу на:

- Обсяг даних. Як правило, чим більше даних використовується, тим краще можна навчити модель;
- Якість даних. Дані мають бути точними, повними та репрезентативними щодо проблеми, яку необхідно вирішити;
- Різноманітність даних. Важливо, щоб набір даних містив приклади з усіх можливих категорій або класів, які модель повинна буде розпізнати.

Розробники нейронних мереж часто перераховують свої рекомендації щодо підготовки набору даних. Зокрема, розробники нейронної мережі YOLO надають такі рекомендації [27] щодо підготовки даних:

- кількість зображень на клас:  $\geq 1500$ ;
- кількість копій (об'єктів з мітками) на клас:  $\geq 10000$ ;
- фонові зображення: 0-10% від загальної суми.

Крім кількісних рекомендацій є й інші, зокрема:

- Різноманітність зображень. Для випадків реального використання рекомендується використовувати зображення, отримані в різний час доби, різні пори року, різну погоду, різне освітлення, різні ракурси, з різних джерел (камер) тощо;
- Послідовність розмітки. Кожне входження кожного класу на всіх зображеннях потрібно позначити. Неповного маркування недостатньо;
- Точність розмітки. Мітки повинні щільно закривати кожен предмет. Між об'єктом і його рамкою не повинно бути проміжків.

Підготовлені дані необхідно розділити на 3 групи:

1. Навчальний набір - набір даних, який використовується для навчання моделі.
2. Набір перевірки (валідації) - набір даних використовується для оцінки ефективності моделі протягом усього процесу навчання.

3. Тестовий набір - набір даних, який використовується для остаточного визначення продуктивності моделі після завершення навчання.

Співвідношення між цими наборами визначається наступним чином: як правило, 10-20% від загального обсягу підготовлених даних відводиться на валідаційний і тестовий набори, а 80-60% на навчальний набір відповідно. Ці параметри можуть змінюватися, навіть виходити за вказані межі, залежно від загального розміру підготовлених даних, складності моделі, використовуваних навчальних гіперпараметрів, а також предметної області використання навченої моделі.

Оскільки це дослідження переслідує конкретну мету, а саме виявлення займання на звалищах, для навчання нейронної мережі було обрано набір даних Roboflow [69]. Він містить 9686 зображень з двома класами – дим і вогонь, і розділений для навчання, перевірки та тестування. Приклад зображення з набору даних Roboflow представлено на рисунку 2.6. Інші зображення з цього набору даних, які використовувалися для навчання моделі нейронної мережі, представлені на рисунку 2.7.



Рисунок 2.6 – Приклад зображення з «димом» і «вогнем», класифікованими з набору даних Roboflow [69]



Рисунок 2.7 – Приклад зображень для навчання моделі нейронної мережі з набору даних Roboflow [69]

У контексті розробки моделей комп'ютерного зору [80], джерелами даних можуть слугувати зображення, відеозаписи або медичні знімки у форматі DICOM. Незалежно від обраного формату, якість даних вважається високою за умови, що вони охоплюють широкий спектр можливих ситуацій, включаючи граничні та атипові випадки. Такий підхід забезпечує репрезентативність вибірки відносно проблемного простору, що, у свою чергу, підвищує здатність моделі до узагальнення. Якщо ж навчальні дані є однобічними або нерепрезентативними, модель може демонструвати незадовільні результати під час роботи з новими прикладами, які не були представлені в процесі навчання. Подібні труднощі зазвичай пов'язані з переобладнанням або недостатнім охопленням варіативності даних.

Також важливим є відповідність вхідних даних до поставленого завдання. Це передбачає наявність релевантних ознак, що мають інформативний зв'язок із цільовою змінною. У разі включення у вибірку неінформативних або зайвих характеристик, модель може вивчити хибні закономірності, що негативно вплине на її здатність до точного прогнозування.

Для прикладу, при аналізі набору даних, призначеного для задач класифікації, важливим критерієм є ступінь роздільності між класами. Якщо спостереження формують чітко відокремлені кластери, модель має змогу ефективно їх розпізнавати (рисунок 2.9). Натомість слабка роздільність ускладнює навчання та знижує точність класифікації (рисунок 2.8). Для оцінювання структурованості даних та виявлення їх кластерної організації часто застосовують методи зниження розмірності, зокрема аналіз головних компонент, автокодери або варіаційні автокодери.

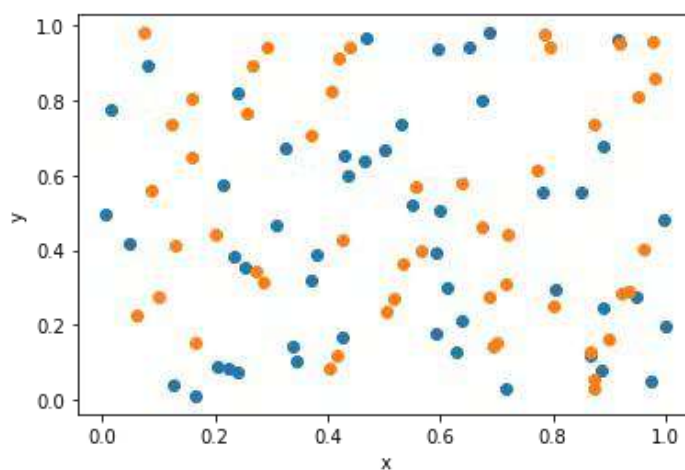


Рисунок 2.8 – Приклад низької якості для класифікації

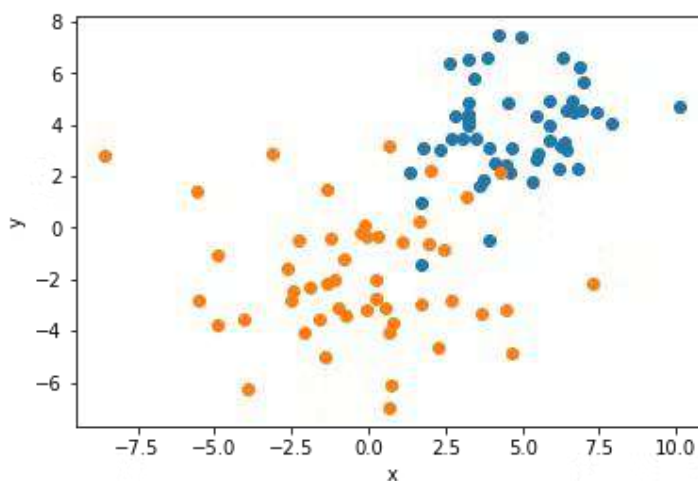


Рисунок 2.9 – Приклад високої якості для класифікації

У завданнях розпізнавання пожеж на сміттєзвалищах обсяг навчальних даних є критично важливим для досягнення високої точності та надійності моделі. Враховуючи складність цього завдання, зумовлену великою варіативністю зовнішніх умов (освітлення, дим, пил, погодні фактори, сторонні об'єкти), а також потребою в точному виявленні ознак загоряння, система потребує великого обсягу якісно розмічених зображень або відеозаписів.

Кількість необхідних даних змінюється залежно від обраної архітектури моделі: наприклад, для глибоких згорткових нейронних мереж, які застосовуються у задачах детекції або сегментації вогню, потреба у даних є значно вищою, ніж для простіших моделей класифікації. Більші обсяги навчальної вибірки дозволяють моделі краще узагальнювати і зменшують ризик помилкових спрацювань у реальних умовах. Для ефективного навчання можна застосовувати методи розширення даних, які дозволяють штучно збільшити вибірку шляхом обертання, масштабування, зміни яскравості тощо. Це особливо корисно, коли кількість реальних зображень пожеж є обмеженою. Однак варто враховувати, що процес збору, обробки та розмітки даних для таких специфічних завдань є ресурсоемким, а тому потребує продуманого балансу між якістю, кількістю та актуальністю інформації.

Якість анотацій у задачах комп'ютерного зору є не менш важливою за самі дані. Точність і послідовність міток визначають, наскільки ефективно модель зможе навчитися та узагальнювати інформацію. Неправильні або неточні мітки призводять до зниження точності, переобладнання та помилкових прогнозів. Щоб зменшити ризик помилок у розмітці, використовують чіткі інструкції для анотації, перевірку частини набору вручну та автоматизовані засоби виявлення помилок. Це особливо важливо при роботі з великими обсягами даних.

Оскільки маркування є трудомістким процесом, перш ніж його почати, доцільно визначити, які саме дані є найбільш цінними для конкретного завдання. Вибір залежить від типу задачі, якості зображень, різноманіття об'єктів, вимог до моделі та доступних ресурсів. Вдалих підбір і розмітка даних дозволяють отримати більш точні та стійкі результати моделі.

## 2.4 Налаштування нейронних мереж для тренування

У рамках розробки систем комп'ютерного зору важливим етапом є навчання моделей на власних наборах даних. Зокрема, модель YOLOv8, що є однією з останніх ітерацій у сімействі YOLO (You Only Look Once), дозволяє ефективно вирішувати задачі виявлення об'єктів. Навчання цієї моделі передбачає низку послідовних кроків, які охоплюють підготовку середовища, збір і структурування даних, а також конфігурацію процесу навчання.

Спершу необхідно імпортувати необхідні бібліотеки, серед яких бібліотека `ultralytics`, що містить реалізацію YOLOv8. Модель підтримує інтерфейс командного рядка, однак для більш гнучкого керування доцільно використовувати її безпосередньо в Python-середовищі, як-от Google Colab. Це також дозволяє використовувати апаратне прискорення, зокрема графічні процесори.

Після ініціалізації середовища переходять до завантаження даних. У цьому контексті рекомендовано використовувати сервіс Roboflow, який надає зручний інтерфейс для анотування зображень і формування датасетів. Завдяки API Roboflow, набір даних можна імпортувати безпосередньо у ноутбук Colab, що значно спрощує процес інтеграції. При завантаженні даних забезпечується відповідність формату моделі YOLOv8, зокрема, шляхом створення конфігураційного файлу `data.yaml`, який описує структуру датасету та шляхи до зображень і міток.

Навчання моделі виконується шляхом виклику відповідного методу з пакета `ultralytics`. У процесі можна задавати базову модель, кількість епох, розмір зображень, а також шлях до файлу конфігурації даних. Після запуску навчання система автоматично здійснює розбиття набору даних, проводить тренування, валідацію та зберігає результати. У ході цього формується директорія з усіма метриками та вагами найкращої версії моделі.

По завершенні етапу навчання здійснюється оцінювання моделі на тестовому підмноженні даних. Це дозволяє визначити її точність, повноту та F1-міру. У випадку задовільних результатів можна переходити до застосування моделі для

прогнозування на нових зображеннях. Для цього передбачено окремий режим роботи, що дозволяє завантажити зображення, на яких система виконає виявлення об'єктів, та виведе результати у вигляді зображень з нанесеними рамками й класами.

Завдяки високому рівню абстракції, який надається бібліотекою Ultralytics, та інструментам на кшталт Roboflow, навчання моделей глибокого навчання для задач виявлення об'єктів стає доступним навіть для користувачів без глибоких знань у галузі машинного навчання. Цей підхід дозволяє сфокусуватися на специфіці предметної області та забезпечити високу якість побудованої системи за рахунок використання кастомізованих наборів даних, приклад підготовленого зображення зображено на рисунку 2.10.

YOLOv8 можна встановити двома способами, з джерела та через pip. Це тому, що це перша ітерація YOLO, яка має офіційний пакет.

```
!pip install ultralytics==8.2.103 -q
from IPython import display
display.clear_output()
import ultralytics
ultralytics.checks()
from ultralytics import YOLO
from IPython.display import display, Image
```

Щоб навчитися, перевірити або запустити висновок на моделях і не потрібно вносити жодних змін у код, можна використати інтерфейс командного рядка.

`yolo mode=predict` виконує висновок YOLOv8 на різних джерелах, автоматично завантажуючи моделі з останнього випуску YOLOv8 і зберігаючи результати в `runs/predict`.

```
%cd {HOME}
!yolo task=detect mode=predict model=yolov8n.pt conf=0.25
source='https://media.roboflow.com/notebooks/examples/dog.jpeg'
save=True
%cd {HOME}
```

```
Image(filename='runs/detect/predict/dog.jpeg', height=600)
```



Рисунок 2.10 - Приклад підготовленого зображення

Навчання моделі YOLOv8 для задачі виявлення об'єктів, використовуючи вказаний датасет, 25 епох, розмір зображень 800×800 і збереженням графіків:

```
%cd {HOME}
!yolo task=detect mode=train model=yolov8s.pt
data={dataset.location}/data.yaml epochs=25 imgsz=800 plots=True
%cd {HOME}
Image(filename=f'{HOME}/runs/detect/train/confusion_matrix.
png', width=600)
```

Приклад матриці зображено на рисунку 2.11.

Відображає зображення матриці неточностей, створеної після навчання моделі та ідоображає зображення з підсумковими графіками результатів навчання (втрата, точність, тощо).

```
%cd {HOME}
Image(filename=f'{HOME}/runs/detect/train/results.png',
width=600)
```

Приклад результатів наведено на рисунку 2.12.

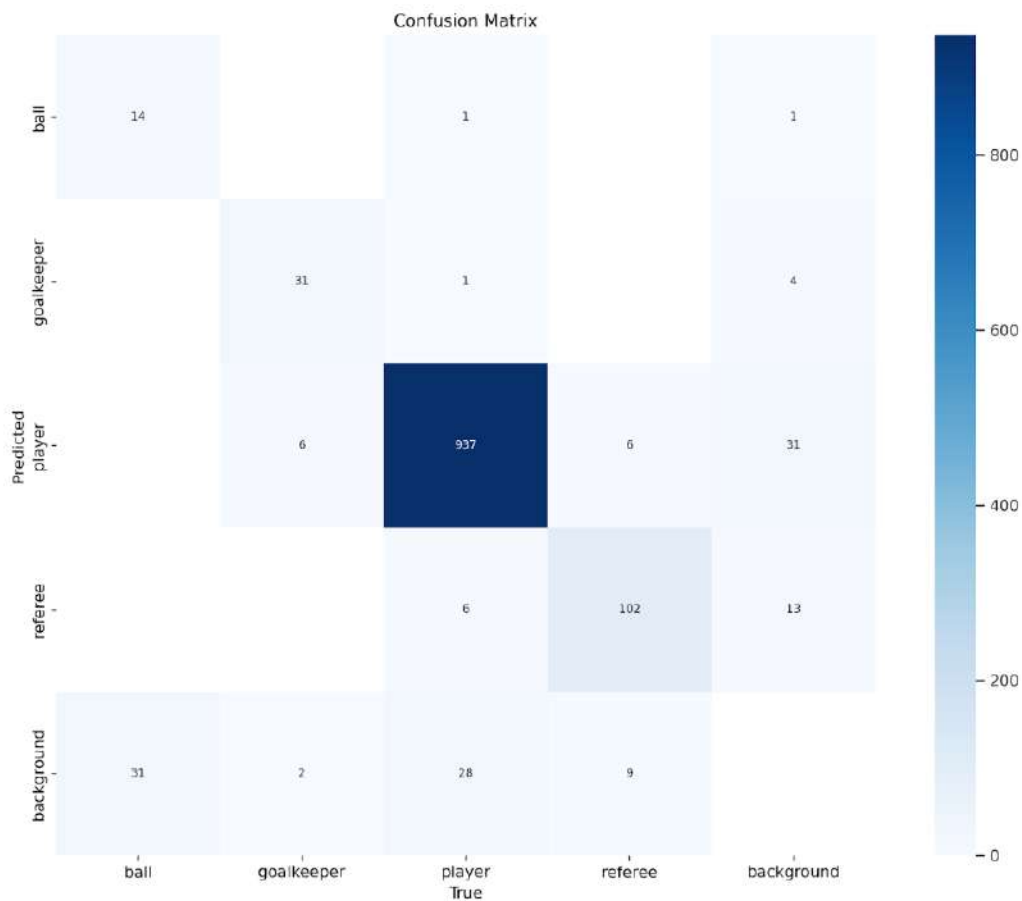


Рисунок 2.11 - Приклад матриці невідповідності

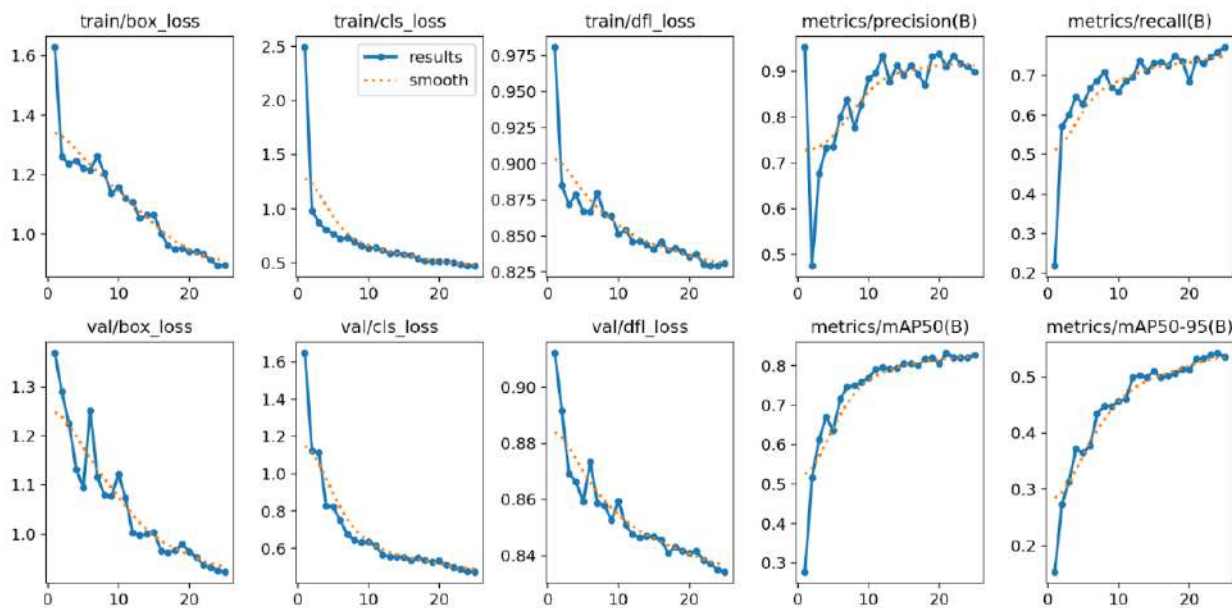


Рисунок 2.12 - Приклад відображення результатів навчання нейронної мережі

## 2.5 Висновки до першого розділу

У цьому розділі було розглянуто ключові технології комп'ютерного зору, що застосовуються для виявлення пожеж на сміттєзвалищах, а також особливості моделей нейронних мереж, підготовку даних і вибір методів машинного навчання. Проведений аналіз підтверджує ефективність використання глибокого навчання, зокрема згорткових нейронних мереж, для обробки та інтерпретації візуальної інформації в реальному часі.

Однією з найперспективніших моделей у сфері моніторингу загорянь є YOLOv8, яка поєднує високу точність, швидкість обробки та можливість багатозадачної роботи. Вона забезпечує виявлення кількох ознак пожежі одночасно — таких як полум'я, дим і перегріті зони — що критично важливо для своєчасного реагування. Інтеграція з сучасними фреймворками дозволяє ефективно адаптувати модель під різні платформи і умови застосування. Значну роль у точності систем відіграє якість та репрезентативність даних. Особливу увагу було приділено підготовці навчального набору, що включає анотовані зображення з реальними прикладами пожеж. Було обґрунтовано вибір методу навчання з учителем як найбільш доцільного для задач класифікації та детектування характерних ознак займання.

Таким чином, використання комп'ютерного зору з застосуванням сучасних нейромережових архітектур, зокрема YOLOv8, у поєднанні з правильно підготовленими наборами даних, забезпечує високу ефективність автоматизованого виявлення пожеж на сміттєзвалищах. Це відкриває перспективи для створення надійних систем екологічного моніторингу, здатних значно зменшити ризики та наслідки надзвичайних ситуацій.

### **3 МЕТОД ТА АЛГОРИТМ ВИЯВЛЕННЯ ПОЖЕЖ НА СМІТТЄЗВАЛИЩАХ ЗА ДОПОМОГОЮ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ**

#### **3.1 Метод та алгоритм навчання нейронної мережі для розпізнавання диму та вогню**

Беручи до уваги аналіз існуючих рішень, а саме аналіз готових систем для виявлення пожеж на відкритій місцевості та аналіз наукових публікацій на предмет пошуку підходів та нових методів виявлення пожеж на сміттєзвалищах, було прийнято рішення розробити новий метод, який дозволить інтегрувати в собі застосування штучного інтелекту, а саме комп'ютерного зору, для виявлення пожеж на сміттєзвалищах та надання висновків щодо наявності або відсутності потенційної небезпеки.

Метод виявлення пожежі на звалищі за допомогою нейронної мережі YOLOv8 складається з наступних кроків:

1. Підготовка та навчання моделі нейронної мережі на наборі даних з класифікацією «дим» і «вогень».
2. Валідація моделі нейронної мережі на реальних зображеннях пожеж на сміттєзвалищах.
3. Автоматичне виявлення пожеж на звалищах на відео з камер зовнішнього спостереження та збереження зображень за існуючою моделлю YOLOv8 за допомогою програми Python.
4. Ручна перевірка результатів розпізнавання, відокремлення випадків помилкового виявлення вогню або диму.
5. Оцінка якості автоматизованого виявлення.
6. Ручне маркування неправильно оброблених зображень.

Графічне представлення методу запропоновано на рисунку 3.1.

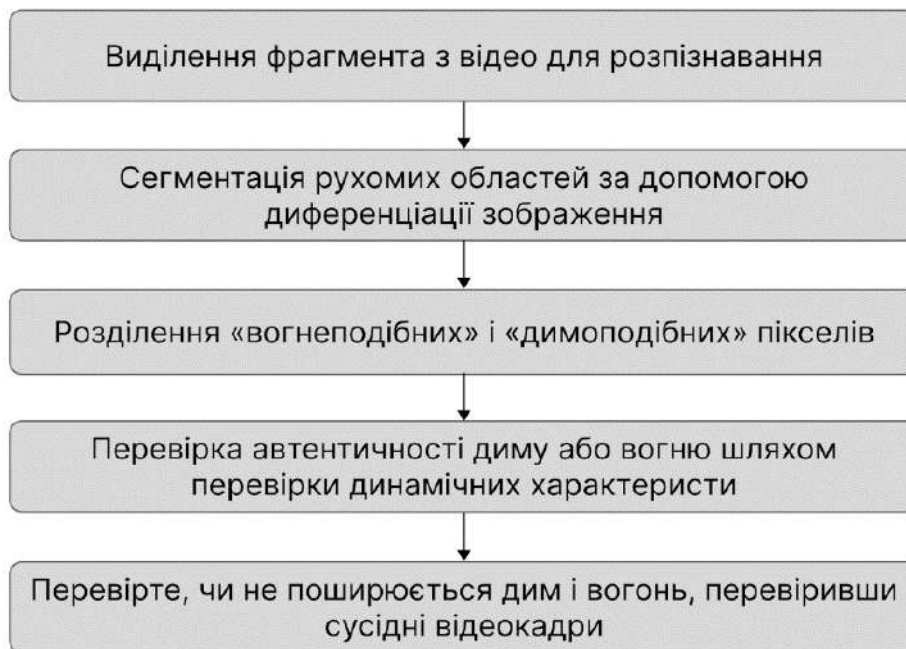


Рисунок 3.1. – Графічне представлення методу виявлення пожежі на звалищі за допомогою нейронної мережі YOLOv8

Запропонований метод виявлення вогню та диму у відеопотоці, що базується на аналізі зображень за допомогою комп'ютерного зору. На першому етапі здійснюється вибір фрагмента з відео, який буде використано для розпізнавання потенційно небезпечних явищ. Далі система виконує сегментацію рухомих областей на основі відмінностей між поточним і попереднім кадрами. Це дозволяє виявити ділянки, що змінюються, і які можуть містити ознаки вогню або диму.

Наступним кроком є відокремлення пікселів, що мають характеристики, подібні до вогню або диму. Це здійснюється за допомогою аналізу колірних особливостей, зокрема відтінків, притаманних полум'ю чи димовим шлейфам. Після цього система перевіряє достовірність виявленого об'єкта, аналізуючи динамічні ознаки – тобто, наскільки поведінка пікселів відповідає природній змінності вогню або диму.

На завершальному етапі перевіряється, чи поширюється виявлене явище, шляхом аналізу суміжних відеокадрів. Якщо область, схожа на дим або полум'я, збільшується або змінює форму, система фіксує її як справжню пожежну загрозу.

Такий послідовний підхід дозволяє ефективно і з мінімальною кількістю хибних спрацювань розпізнавати випадки загорання або задимлення на основі відеоаналізу.

Алгоритм, який дозволяє інтерпретувати роботу методу представлено на рисунку 3.2. Даний алгоритм описує процес виявлення вогню або диму на основі аналізу відео та складається з кількох послідовних етапів:

На першому етапі обирається поточний кадр із відеопотоку для подальшого аналізу.

Далі система аналізує зображення для виявлення областей, де відбуваються зміни, тобто рух. Це дозволяє ідентифікувати потенційно динамічні об'єкти, які можуть бути вогнем або димом.

На цьому етапі система визначає, чи мають виявлені пікселі колірні характеристики, притаманні вогню (жовто-червоні тони) або диму (сірі, синюваті відтінки).

Щоб уникнути помилкових спрацювань, система перевіряє, чи спостерігається та ж аномалія на кількох сусідніх кадрах. Якщо ні - виконується аналіз наступних кадрів.

Якщо система підтвердила наявність вогню або диму на кількох кадрах, наступним кроком є перевірка, чи розширюється зона їх присутності. Це дає змогу відрізнити реальний інцидент від статичного джерела світла чи фону.

Результат:

- Якщо вогонь або дим поширюється - система фіксує, що вогонь розпізнано.

- Якщо ні – продовжується перевірка наступних кадрів, щоб переконатися в наявності або відсутності загрози. Загалом, алгоритм забезпечує багаторівневу перевірку, що дозволяє зменшити кількість хибних спрацювань та підвищити надійність виявлення пожежі в реальному часі.

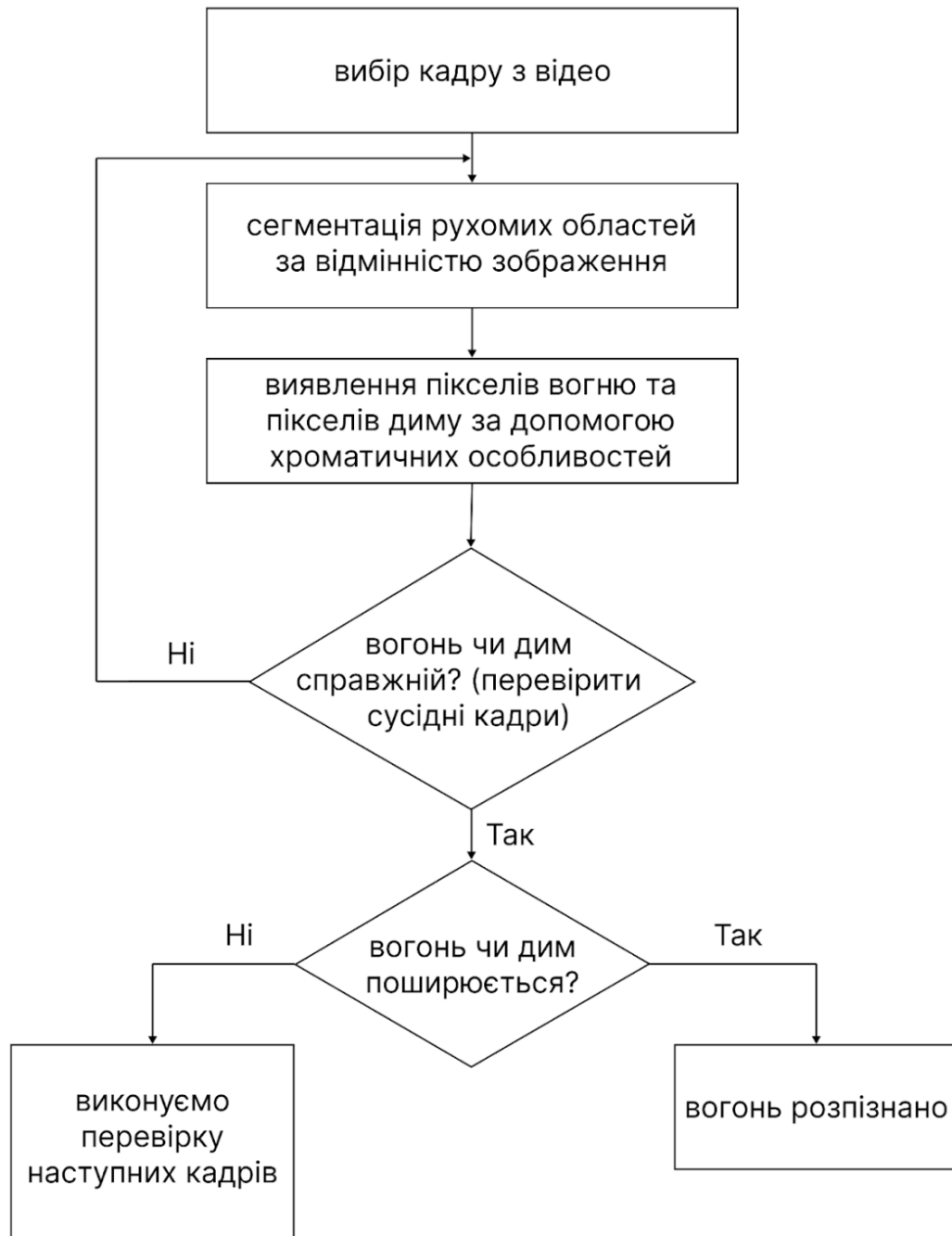


Рисунок 3.2. Алгоритм виявлення пожежі на звалищі за допомогою нейронної мережі YOLOv8

### 3.2 Метод обробки похибок при виявленні пожеж на сміттєзвалищах

У ході дослідження було проведено експерименти з навчання нейронної мережі на наборі даних, що містить два класи — "дим" і "вогонь". У результаті

модель продемонструвала здатність розпізнавати об'єкти відповідних категорій, однак серед отриманих результатів спостерігаються певні похибки. Зокрема, модель іноді хибно класифікує схожі за візуальними ознаками явища, такі як хмари або туман, як дим. Це свідчить про недостатню варіативність або збалансованість навчального набору, а також вказує на потребу в доопрацюванні моделі та розширенні даних для покращення точності розпізнавання. Тому було розроблено метод обробки цих похибок з урахуванням прогнозування погодних умов, температурного режиму, при якому сміттєзвалища схильні до самозагоряння та інших умов, які варто врахувати, щоб не було похибок розпізнавання зображень і система давала точний результат, а саме є пожежа чи ні. На рисунках 3.3 - 3.5 представлено приклади помилкового спрацювання нейромережі на предмет розпізнавання диму та вогню для виявлення пожеж на сміттєзвалищах.



Рисунок 3.3. Похибки розпізнавання хмар та диму

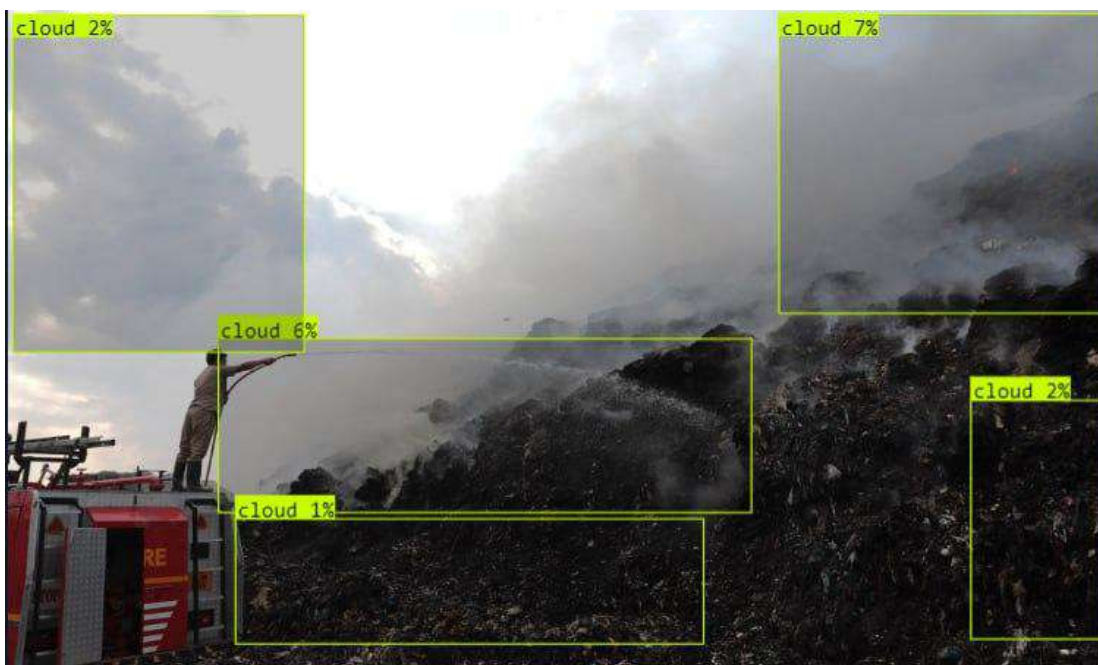


Рисунок 3.4. Похибки розпізнавання хмар



Рисунок 3.5. Похибки розпізнавання хмар, диму та сторонніх предметів

У ситуації, коли система виявлення пожеж на сміттєзвалищах на базі комп'ютерного зору та нейронної мережі YOLOv8 демонструє похибки в розпізнаванні (наприклад, хмари або туман іноді ідентифікуються як дим), доцільно впровадити багаторівневий підхід для зменшення кількості хибних

спрацювань. Цей підхід має комбінувати дані комп'ютерного зору з додатковою інформацією про погодні умови, температурні характеристики сміттєзвалищ та інші контекстуальні фактори. Врахувавши наведені вище умови, було запропоновано концепцію покращеної системи.

Для підвищення достовірності визначення наявності пожежі доцільно реалізувати багаторівневу систему, яка об'єднує відеоаналіз з контекстуальними даними про погодні та температурні умови. Один із ключових елементів такої системи - інтеграція з метеорологічними сервісами, що дозволяє отримувати інформацію про поточний стан атмосфери: наявність хмарності, туману, вітру, рівень вологості та температуру повітря. Якщо під час аналізу зображення система виявляє дим, але за даними з погодного API спостерігається туман, імовірність хибного розпізнавання значно зростає - відповідно, таку ситуацію слід позначати як сумнівну і вимагати додаткової перевірки.

Окрім погодних умов, варто враховувати температурний режим сміттєзвалища, адже самозаймання відбувається за специфічних умов, коли накопичене сміття досягає високих температур, зокрема влітку при високому сонячному випромінюванні. Якщо фіксація "вогню" або "диму" відбувається в нічний час або при низькій температурі, слід застосувати коригувальний коефіцієнт до рівня впевненості моделі або призначити додаткову перевірку.

Ще одним важливим етапом є впровадження мультисенсорного аналізу: окрім відео, система повинна враховувати дані від температурних або газових сенсорів, які можуть фіксувати підвищену концентрацію метану чи інших горючих газів. У разі наявності таких даних можна значно точніше класифікувати ситуацію як справжню пожежу або хибне спрацювання.

Також важливо реалізувати аналіз динаміки змін в кадрах відео: дим має характерний рух (плавне підняття, турбулентність), а хмари чи туман часто мають повільні або хаотичні зміни. Такий аналіз дозволить підвищити якість відсіву помилкових класифікацій.

Замість бінарної класифікації ("є пожежа" / "немає пожежі"), доцільно ввести додаткову проміжну категорію - "сумнівна ситуація", яка вимагатиме перевірки оператором або автоматичного повторного аналізу за кілька хвилин.

Удосконалення нейронної мережі також можливе шляхом додаткового навчання моделі YOLOv8 на датасеті, який включає не лише зображення диму і вогню, а й приклади туману, хмар та інших візуально подібних об'єктів. Це дасть змогу покращити дискримінацію між справжніми та хибними об'єктами.

Таким чином, поєднання відеоаналізу, метеоданих, температурних показників і динамічних характеристик об'єктів дозволяє створити більш надійну систему виявлення пожеж на сміттєзвалищах і суттєво зменшити кількість хибно позитивних результатів.

Отже, метод обробки помилок складається з наступних кроків:

Інтеграція API метеосервісів (наприклад, OpenWeatherMap, Meteomatics тощо) дозволить системі отримувати інформацію про поточні погодні умови на території сміттєзвалища: наявність хмарності, туману, дощу, вітру, рівень вологості та атмосферний тиск. Якщо система фіксує димоподібні об'єкти, але за метеоданими одночасно присутній туман чи хмарність, вона зможе зменшити ймовірність того, що це дійсно дим від пожежі.

Для більш точного оцінювання ризику займання необхідно враховувати: температуру повітря в денний і нічний час, інтенсивність сонячного випромінювання, температуру на поверхні полігону (за наявності датчиків або супутникових даних). Якщо система фіксує зображення з вогнем або димом при низьких температурах і високій вологості, ймовірність самозаймання є малою, і це може бути приводом для додаткової перевірки.

Рекомендується встановити додаткові сенсори на сміттєзвалищі (температурні, газові - для фіксації рівня метану або CO). Це дозволить порівнювати: виявлене зображення диму/вогню, температуру в конкретній зоні, концентрацію горючих газів. Якщо відео вказує на наявність диму, але немає підвищеної температури або газової активності - можна припустити, що це візуальна похибка.

Щоб відфільтрувати малорухомі об'єкти, схожі на дим (наприклад, туман або хмари), алгоритм повинен аналізувати зміни в динаміці: справжній дим має характерну динаміку (рух вгору, турбулентність), хмари зазвичай мають повільні або хаотичні зміни. Розробка такого фільтра дасть змогу зменшити кількість помилкових спрацювань.

Замість жорсткої двійкової класифікації ("є пожежа" / "немає пожежі"), доцільно впровадити трирівневу оцінку, що дозволить залишити сумнівні випадки для аналізу оператором.

Створення окремого датасету із прикладами "помилкових димів" (туман, хмари, запотівання об'єктиву) і донавчання YOLOv8 дозволить моделі точніше розрізняти справжній дим від схожих об'єктів.

Удосконалення системи розпізнавання пожеж на сміттєзвалищах можливе шляхом інтеграції відеоаналітики з додатковими джерелами інформації, такими як метеорологічні дані (температура, вологість, вітер) та показники з наземних сенсорів (датчики диму, газів, температури).

Такий підхід дозволяє формувати більш повну картину ситуації та знижує ймовірність хибних спрацювань, які можуть виникати через візуально схожі об'єкти, наприклад, туман або пил.

Додатково, поєднання відеоспостереження з прогнозами погоди та аналізом температурного ризику займання може допомогти системі передбачати потенційно небезпечні умови ще до появи візуальних ознак пожежі.

Використання фільтрації за динамічними характеристиками, зокрема змінами форми, кольору або руху диму та полум'я, а також впровадження багаторівневої системи прийняття рішень – з використанням як автоматичних алгоритмів, так і втручання оператора – дозволить значно підвищити точність та надійність виявлення пожеж у реальному часі.

Графічне представлення запропонованого методу запропоноване на рисунку 3.6.

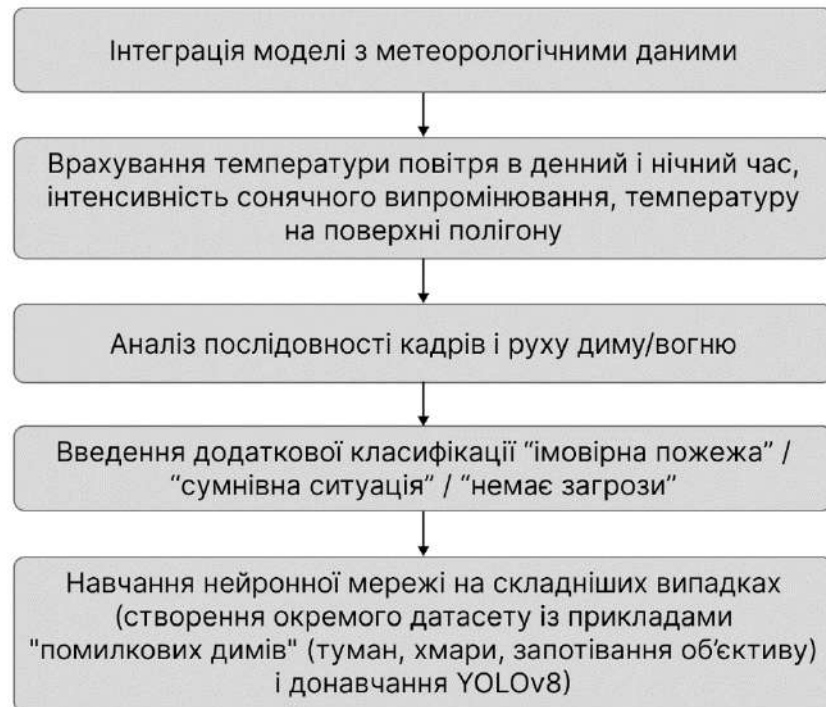


Рисунок 3.6. Графічне представлення методу обробки похибок при виявленні пожеж на сміттєзвалищах з використанням нейронної мережі YOLOv8

### 3.3 Математична модель

Розглянемо математичну модель системи виявлення пожеж.

Вхідні дані для системи – це множина кадрів з відео з камер зовнішнього спостереження.

Нехай відеопотік представлений послідовністю кадрів:

$$V = \{I_t\}_{t=1}^T, \quad (3.1)$$

де  $I_t$  – це зображення (кадр) у момент часу  $t$ ,  $T$  – кількість кадрів.

Для виявлення рухомих областей на зображеннях мінних (рухомих) областей між кадрами використовується різниця зображень:

$$D_t = |I_t - I_{t-1}|, \quad (3.2)$$

де  $D_t$  – карта змінних пікселів.

Визначається маска рухомих пікселів за порогом:

$$M_t(x,y) = \begin{cases} 1, \text{ якщо } D_t(x,y) = \theta_d, \\ 0, \text{ інакше} \end{cases}, \quad (3.3)$$

де  $\theta_d$  – поріг чутливості для зміни.

Для кожного пікселя  $(x, y)$ , що потрапляє в область  $M_t(x, y)=1$ , розраховуються колірні характеристики:

- Для вогню: високі значення в червоному та жовтому каналах.
- Для диму: низька насиченість, висока яскравість.

Функції класифікації кольору:

$$C_f(x,y) = \begin{cases} 1, \text{ якщо піксель схожий на вогонь} \\ 0, \text{ інакше} \end{cases}, \quad (3.4)$$

$$C_s(x,y) = \begin{cases} 1, \text{ якщо піксель схожий на вогонь} \\ 0, \text{ інакше} \end{cases}. \quad (3.5)$$

Області  $R \subseteq M_t$  розглядаються як кандидати на вогонь/дим, якщо спостерігається нестабільність та поширення протягом часу:

$$\Delta A(R_t) = A(R_{t+1}) - A(R_t) \text{ та } \Delta P(R_t) = \text{периметр}(R_{t+1}) - \text{периметр}(R_t). \quad (3.6)$$

Ознака справжності вогню або диму:

$$S(R_t) = \begin{cases} 1, \text{ якщо } \Delta A(R_t) > \epsilon_a \text{ або } \Delta P(R_t) > \epsilon_p, \\ 0, \text{ інакше} \end{cases}, \quad (3.7)$$

На кадрах також виконується розпізнавання об'єктів через нейронну мережу:

$$O_t = \text{YOLOv8}(I_t) = \{(b_i, c_i, s_i)\}_{i=1}^{N_t}, \quad (3.8)$$

де  $b_i$  – координати області,  $c_i \in \{\text{дим}, \text{вогонь}\}$  – клас,  $s_i \in [0, 1]$  – впевненість.

Контекстна фільтрація (погодні та температурні умови)

Додатковий фільтр вводиться на основі:

- метеоумов  $W_t = (T_t, H_t, \text{вміст}, \dots)$
- історії погодинної активності
- зони ризику самозаймання при  $T_t > T_{\text{крит}}$

Контекстна функція вагування:

$$\phi(W_t) = \begin{cases} 1, \text{ якщо } T_t > T_{\text{крит}} \text{ або вологість низька} \\ \alpha > 1, \text{ в інших умовах} \end{cases}. \quad (3.9)$$

Подамо імовірність пожежі:

$$P_{\text{fire}}(t) = \phi(W_t) \times \left( \sum_{i=1}^{N_t} s_i \times 1_{c_i = \text{вогонь}} + \lambda \times \sum_{R \in M_t} S(R_t) \times C_f(x, y) \right). \quad (3.10)$$

Аналогічно розраховується  $P_{\text{smoke}}(t)$ . Остаточне рішення:

$$\text{Fire\_Detected}(t) = \begin{cases} \text{True}, \text{ якщо } P_{\text{fire}} > \theta_f \\ \text{False}, \text{ інакше} \end{cases}, \quad (3.11)$$

Розглянемо вхідні дані системи. Нехай кадр відео у момент часу  $t$  – це  $I_t$ .

Детектор на базі YOLOv8 повертає множину об'єктів:

$$D_t = \{(b_i, c_i, s_i)\}_{i=1}^{N_t}, \quad (3.12)$$

де:

- $b_i$  – координати області (bounding box),

- $c_i \in \{\text{вогонь, дим}\}$  – клас об'єкта,
- $s_i \in [0, 1]$  – впевненість (confidence score).

Ймовірність наявності пожежі за аналізом зображення визначаються за формулою:

$$P_{CV}(t) = \sum_{i=1}^{N_t} \delta_{c_i \in \{\text{вогонь, дим}\}} \cdot S_i, \quad (3.14)$$

де  $\delta_{c_i \in \{\text{вогонь, дим}\}} = 1$ , якщо клас — дим або вогонь.

Базова ймовірність за комп'ютерним зором

Нехай  $W_t = (\text{температура } T_t, \text{ вологість } H_t, \text{ туманність } F_t, \text{ хмарність } C_t)$

Функція погодного впливу:

$$\varphi_{weather}(t) = \alpha_1 \cdot f_T(T_t) + \alpha_2 \cdot f_H(H_t) + \alpha_3 \cdot f_F(F_t) + \alpha_4 \cdot f_C(C_t), \quad (3.15)$$

де  $f_x(\cdot) \in [0, 1]$  – нормалізовані функції впливу, наприклад:

$$f_T(T_t) = \begin{cases} 1, & T_t > T_{\text{крит}} \\ 2, & T_t < T_{\text{низький}} \end{cases}, \quad (3.16)$$

(аналогічно для вологості, туману, хмарності). В результаті:

$$P_{weather}(t) = P_{CV}(t) \cdot \varphi_{weather}(t). \quad (3.17)$$

Припустимо, є сенсори:

- температура поверхні  $S_T(t)$ ,
- концентрація метану  $S_{CH_4}(t)$ ,
- CO або інші гази  $S_{gas}(t)$

Сигнал виводимо по формулі:

$$\varphi_{sensor}(t) = \beta_1 \cdot gT(S_T(t)) + \beta_2 \cdot gCH_4(S_{CH_4}(t)) + \beta_3 \cdot g_{gas}(S_{gas}(t)), \quad (3.18)$$

де  $g_i(\cdot) \in [0,1]$  – нормалізовані функції зростання ризику.

Нехай  $\vec{\vartheta}_i$  – вектор руху об'єкта (оптичний потік):

$$R_i = \begin{cases} 1, & \|\vec{\vartheta}_i\| > \vartheta_{\min} \text{ і } \vec{\vartheta}_i \approx \vec{\vartheta}_{\text{вгору}} \\ 2, & \text{інакше} \end{cases} \quad (3.19)$$

Тоді середня "рухомість" диму:

$$\varphi_{motion}(t) = \frac{1}{|D_t^{\text{ДИМ}}|} \sum_{i \in D_t^{\text{ДИМ}}} R_i. \quad (3.20)$$

Підсумкова ймовірність пожежі визначається за формулою:

$$P_{fire}(t) = \gamma_1 P_{CV}(t) + \gamma_2 f_{weather}(t) + \gamma_3 f_{sensor}(t) + \gamma_4 f_{motion}(t), \quad (3.21)$$

де  $\gamma_1 + \gamma_2 + \gamma_3 + \gamma_4$  – вагові коефіцієнти, що задаються емпірично або оптимізуються.

Класифікація визначається за формулою:

$$\text{Результат}(t) = \begin{cases} \text{Пожежа, } P_{fire}(t) \geq \theta_{\text{високий}} \\ \text{Підозра, } \theta_{\text{низький}} < P_{fire}(t) < \theta_{\text{високий}} \\ \text{Немає загрози, } P_{fire}(t) \leq \theta_{\text{низький}} \end{cases} \quad (3.22)$$

У межах даного дослідження було проаналізовано основні причини виникнення пожеж на сміттєзвалищах, зокрема самозаймання внаслідок накопичення метану, високих температур та наявності легкозаймистих матеріалів. Виявлено, що традиційні методи виявлення пожеж мають затримки в реагуванні та не забезпечують своєчасного попередження. У зв'язку з цим запропоновано концепцію інтелектуальної системи раннього виявлення пожеж, яка базується на

нейронній мережі YOLOv8 для аналізу відеопотоків та виявлення ознак диму і вогню.

Проведено теоретичний експеримент, у якому модель YOLOv8 навчалася на датасеті з двома класами — "дим" та "вогонь". Результати продемонстрували високу точність класифікації, однак виявлено також низку похибок — зокрема, хмари або туман іноді розпізнавалися як дим, що спричиняло хибні спрацювання.

Для зменшення кількості хибнопозитивних спрацювань було запропоновано метод контекстної фільтрації результатів. Цей метод інтегрує комп'ютерний зір із додатковими середовищними даними, зокрема: погодними умовами (температура, вологість, хмарність, туман), даними з сенсорів (температура поверхні, концентрація метану та інших газів), а також аналізом динаміки руху об'єктів у кадрі. Розроблено математичну модель, що поєднує ці фактори в єдину ймовірнісну оцінку пожежної загрози. Це дозволяє не лише підвищити точність розпізнавання, але й адаптувати систему до різних сценаріїв у реальних умовах.

Таким чином, отримані результати підтверджують ефективність багаторівневого підходу до виявлення пожеж на сміттєзвалищах. Запропонована система поєднує можливості комп'ютерного зору та аналітики середовищних параметрів, що дозволяє не лише виявляти пожежі на ранніх стадіях, але й зменшити ризики для людей та довкілля. У подальших дослідженнях планується удосконалення алгоритмів зменшення хибних спрацювань, розширення датасету під реальні умови та впровадження пілотного проєкту на діючому полігоні ТПВ.

Байєсівська модель прийняття рішення щодо пожежі

Позначимо:

- $X$  – вектор ознак, витягнутих з зображення (наприклад, характеристики кольору, текстури, руху тощо);
- $C \in \{\text{"вогонь"}, \text{"дим"}, \text{"немає"}\}$  – клас (подія, яку потрібно класифікувати);
- $Z$  – додаткові контекстуальні змінні (температура, вологість, наявність сильного вітру, сезонність, прогноз погоди тощо);
- $D$  – історичні дані/експериментальні спостереження;

- $P(C|X, Z, D)$  – апостеріорна ймовірність, яку хочемо знайти.

Базова формула Байєса

$$P(C | X, Z, D) = \frac{P(X|C,Z,D) \cdot P(C|Z,D)}{P(X|Z,D)}. \quad (3.23)$$

Тут:

- $P(X | C, Z, D)$  – ймовірність спостереження ознак  $X$ , якщо відома подія  $C$  (наприклад, "вогонь"), за умови контексту  $Z$  та історії  $D$ ;
- $P(C | Z, D)$  – апіорна ймовірність виникнення класу  $C$  за контекстом (наприклад, влітку ймовірність самозаймання вища);
- $P(X | Z, D)$  – нормалізаційний множник (можна опустити при порівнянні ймовірностей).

Алгоритм на основі цієї моделі:

Збираємо ознаки  $X$  з відеопотоку нейромережею YOLOv8.

Отримуємо/передбачаємо погодні дані  $Z$  з відповідного джерела (наприклад, температури, вологість, прогноз).

Оцінюємо ймовірність для кожного класу:

$$P(\text{вогонь} | X, Z, D) \propto P(X | \text{вогонь}, Z, D) \cdot P(\text{вогонь} | Z, D), \quad (3.24)$$

$$P(\text{дим} | X, Z, D) \propto P(X | \text{дим}, Z, D) \cdot P(\text{дим} | Z, D), \quad (3.25)$$

$$P(\text{немає} | X, Z, D) \propto P(X | \text{немає}, Z, D) \cdot P(\text{немає} | Z, D). \quad (3.26)$$

### 3.4 Висновки

У даному розділі було проаналізовано основні причини виникнення пожеж на сміттєзвалищах, зокрема самозаймання внаслідок накопичення метану, високих температур та наявності легкозаймистих матеріалів. Виявлено, що традиційні методи виявлення пожеж мають затримки в реагуванні та не забезпечують своєчасного попередження. У зв'язку з цим запропоновано концепцію

інтелектуальної системи раннього виявлення пожеж, яка базується на нейронній мережі YOLOv8 для аналізу відеопотоків та виявлення ознак диму і вогню.

Проведено теоретичний експеримент, у якому модель YOLOv8 навчалася на датасеті з двома класами — «дим» та «вогонь». Результати продемонстрували високу точність класифікації, однак виявлено також низку похибок — зокрема, хмари або туман іноді розпізнавалися як дим, що спричиняло хибні спрацювання.

Для зменшення кількості хибнопозитивних спрацювань було запропоновано метод контекстної фільтрації результатів. Цей метод інтегрує комп'ютерний зір із додатковими середовищними даними, зокрема: погодними умовами (температура, вологість, хмарність, туман), даними з сенсорів (температура поверхні, концентрація метану та інших газів), а також аналізом динаміки руху об'єктів у кадрі. Розроблено математичну модель, що поєднує ці фактори в єдину ймовірнісну оцінку пожежної загрози. Це дозволяє не лише підвищити точність розпізнавання, але й адаптувати систему до різних сценаріїв у реальних умовах.

Таким чином, отримані результати підтверджують ефективність багаторівневого підходу до виявлення пожеж на сміттєзвалищах. Запропонована система поєднує можливості комп'ютерного зору та аналітики середовищних параметрів, що дозволяє не лише виявляти пожежі на ранніх стадіях, але й зменшити ризики для людей та довкілля.

## 4 РЕЗУЛЬТАТИ РОБОТИ ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНОГО ЗАСОБУ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ПОЖЕЖ НА СМІТТЄЗВАЛИЩАХ

4.1 Аналіз вимог до розроблення програмно-технічного засобу для виявлення пожеж на сміттєзвалищах

Метою розробки інформаційної системи виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі машинного зору є: запобігання та мінімізація ризику виникнення пожеж та їх наслідків на сміттєзвалищах.

Для досягнення цієї мети визначаємо цілі більш низького рівня:

- Здатність реагувати на ознаки пожежі, виявляючи дим, вогонь або зміни температури, що вказують на виникнення пожежі на сміттєзвалищі.
- Здатність виявляти ознаки пожежі на ранніх стадіях її розвитку, щоб оперативно сповістити відповідні служби та вжити заходів для ліквідації пожежі.
- Система повинна надавати можливість постійного моніторингу за станом сміттєзвалища, щоб вчасно виявляти будь-які небезпечні ситуації та уникати їх подальшого розвитку.
- Здатність передбачати можливі аварійні ситуації на сміттєзвалищах на основі аналізу даних та попереджати їх виникнення шляхом вжиття превентивних заходів.
- Основною метою інформаційної системи є зменшення збитків, які можуть виникнути внаслідок пожеж на сміттєзвалищах, включаючи матеріальні збитки, забруднення навколишнього середовища та загрозу здоров'ю людей.

Усі цілі для зручності було розбито на 5 рівнів (рисунок 4.1). На найнижчому рівні знаходяться фізичні цілі системи, тобто основні функційні вимоги. На найвищому рівні - соціальні цілі, а саме ефект, який система спричиняє на суспільство та на навколишнє середовище.



Рисунок 4.1 – «Дерево» цілей системи для виявлення пожеж на сміттєзвалищах

Для ефективного створення системи раннього виявлення пожеж на сміттєзвалищах із використанням нейронної мережі YOLOv8 і аналізу погодних умов були сформульовані функціональні та нефункціональні вимоги.

Функціональні вимоги визначають основні можливості системи: вона повинна автоматично виявляти ознаки загоряння, класифікувати об'єкти на основі аналізу кадрів, інтегрувати додаткову інформацію про погодні умови, мінімізувати помилкові спрацьовування та вчасно надсилати сповіщення у разі реальної загрози. Система має забезпечувати безперервний моніторинг та накопичення історичних даних для подальшого аналізу та вдосконалення моделей розпізнавання.

Нефункціональні вимоги спрямовані на забезпечення високої продуктивності, надійності та безпеки роботи системи. Зокрема, обробка зображень повинна бути швидкою (менше 1 секунди на кадр), а точність виявлення пожеж - не нижчою за 95%. Також передбачені вимоги до стійкості системи у випадку збоїв, захисту даних, масштабованості для моніторингу кількох об'єктів одночасно та зручності користування для операторів. Функціональні та нефункціональні вимоги до системи для виявлення пожеж на сміттєзвалищах із застосуванням комп'ютерного зору представлені у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 Функційні та нефункційні вимоги до системи виявлення пожеж на сміттєзвалищах на базі комп'ютерного зору (YOLOv8 + аналіз погодних умов).

Тип вимоги	Опис вимоги
Функціональна	Система повинна автоматично виявляти дим та вогонь на зображеннях/відеопотоках із сміттєзвалищ
Функціональна	Система повинна класифікувати об'єкти як "дим", "вогонь" або "немає загрози" на основі аналізу кадрів
Функціональна	Система повинна інтегрувати погодні дані (температуру, вологість, прогноз) у процес прийняття рішення
Функціональна	Система повинна зменшувати кількість помилкових спрацьовувань за рахунок аналізу контекстних факторів
Функціональна	Система повинна надсилати сповіщення у разі виявлення реальної пожежі або активного займання
Функціональна	Система повинна здійснювати постійний моніторинг об'єкта в режимі реального часу
Функціональна	Система повинна зберігати історію виявлень для подальшого аналізу і навчання моделей
Нефункціональна	Час обробки одного кадру не повинен перевищувати 1 секунди
Нефункціональна	Система повинна працювати з точністю не нижче 95% для виявлення реальних випадків пожеж

Кінець таблиці 4.1.

Нефункціональна	Система повинна бути стійкою до відмов обладнання та мати механізми аварійного відновлення
Нефункціональна	Система повинна забезпечувати захист даних (відео та метеоінформації) відповідно до вимог безпеки
Нефункціональна	Система повинна бути масштабованою для моніторингу кількох сміттєзвалищ одночасно
Нефункціональна	Інтерфейс користувача повинен бути інтуїтивно зрозумілим для диспетчерів служби моніторингу

Сформульовані у таблиці 4.1 вимоги створюють основу для розробки ефективної, стійкої й безпечної системи виявлення пожеж, що враховує реальні умови експлуатації на сміттєзвалищах.

#### 4.2 Проектування архітектури системи для виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі комп'ютерного зору

Враховуючи функціональні та нефункціональні вимоги до пропонованої у роботі інтелектуальної системи для автоматизованого виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі комп'ютерного зору, можна стверджувати про її високу практичну доцільність, ефективність в умовах реального середовища та потенціал до масштабування й подальшого розвитку, можна стверджувати про її практичну доцільність та потенціал до впровадження в реальних умовах, було побудовано діаграму входів-виходів-обмежень для даної системи, яка зображена на рисунку 4.2.

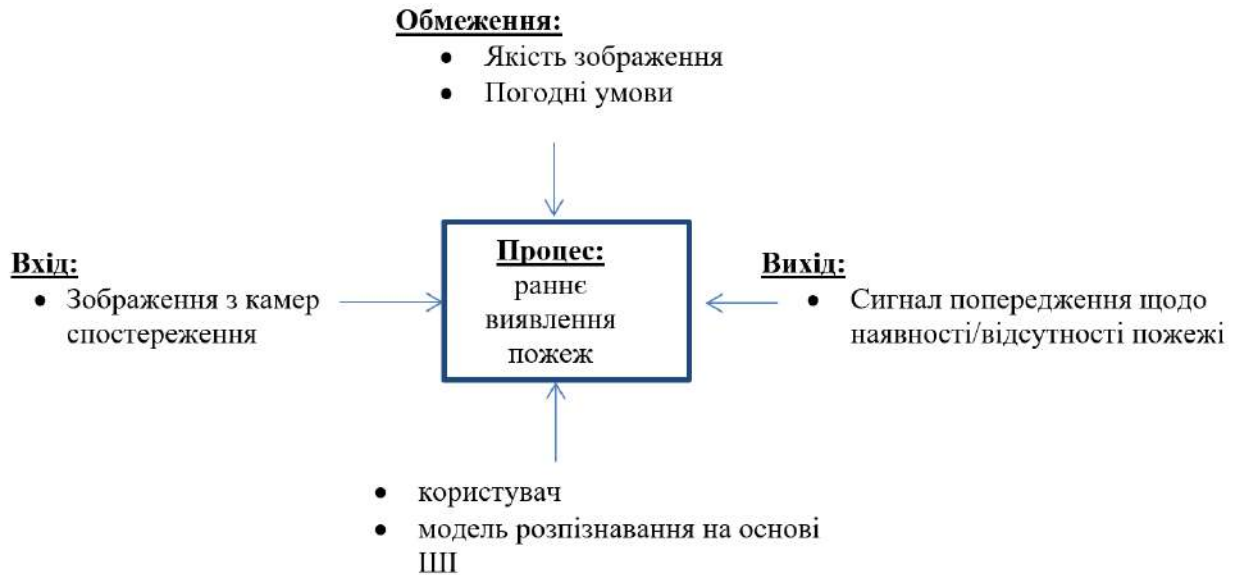


Рисунок 4.2 - Діаграма входів-виходів-обмежень (ІОС[N]-діаграма)

Оскільки дії в системі для виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі комп'ютерного зору виконуються послідовно, ієрархічна структура запропонованої системи наведена на рисунку 4.3.



Рисунок 4.3 – Ієрархічна структура програмної системи виявлення пожеж на сміттєзвалищах (послідовність виконання дій в системі)

Розроблена система може бути умовно розбита на три функціональних підсистеми: підсистема спостереження, яка складається з камер зовнішнього спостереження та супровідного апаратного забезпечення; підсистеми розпізнавання зображень та підсистеми надання сигналів тривоги у разі виявлення пожежі. Діаграма декомпозиції системи для виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі комп'ютерного зору представлена на рисунку 4.4.



Рисунок 4.4 – Діаграма декомпозиції системи раннього виявлення пожеж на сміттєзвалищах

Далі результати обробки зображень комбінуються з результатами аналізу погодних умов у байєсівській моделі прийняття рішень. Якщо одночасно зафіксовані візуальні ознаки загорання та сприятливі погодні умови для пожежі, система підвищує ймовірність підтвердження реальної загрози. У разі сумнівних ситуацій або суперечливих даних система переходить у режим додаткової перевірки або активації альтернативних сенсорів (наприклад, тепловізорів).

Також було побудовано розширену структурну схему системи раннього виявлення пожеж на сміттєзвалищах (рисунок 4.5)

На рисунку 4.6 зображено розширену структурну схему роботи підсистеми розпізнавання зображень з камер зовнішнього спостереження на виявлення пожеж на зображеннях за допомогою комп'ютерного зору.



Рисунок 4.5 – Розширена структурна схема системи раннього виявлення пожеж на сміттєзвалищах

На рисунку 4.7 зображено схему архітектури системи раннього виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі комп'ютерного зору із врахуванням погодніх умов. Представлена діаграма відображає алгоритм функціонування системи виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі комп'ютерного зору та прогнозування погодніх умов. Алгоритм починається зі збору вхідних даних із двох основних джерел: відеопотоків із камер спостереження та метеорологічної інформації (дані про температуру, вологість, силу вітру, наявність опадів тощо).

Далі здійснюється попередня обробка зображень (очищення, нормалізація, підготовка кадрів) і синхронізація відеоданих із відповідними погодними параметрами в режимі реального часу.

На наступному етапі кадри відео аналізуються за допомогою нейронної мережі YOLOv8, яка класифікує виявлені об'єкти за ознаками «дим», «вогонь» або «відсутність загрози». Водночас метеорологічні дані піддаються контекстному аналізу: визначається ймовірність самозаймання на основі температури, вологості повітря та швидкості вітру.

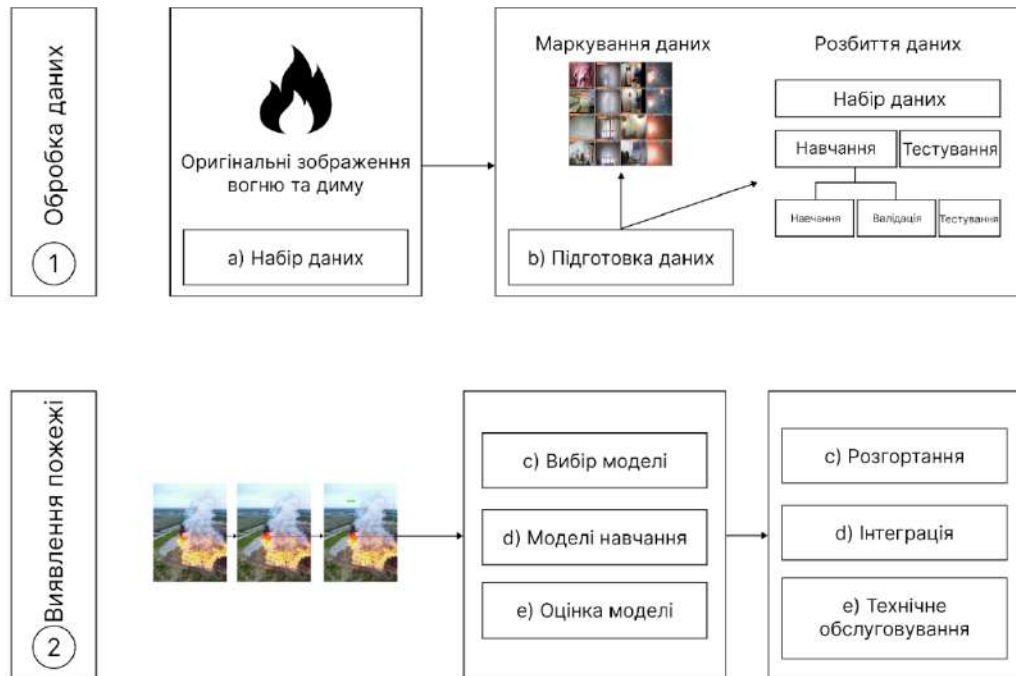


Рисунок 4.6 – Структурна схема роботи підсистеми розпізнавання зображень

На фінальному етапі формується рішення: у разі виявлення підтвердженої пожежі формується сигнал тривоги та повідомлення для відповідних служб реагування.

Якщо ж загроза не підтверджується, система продовжує моніторинг у стандартному режимі.

Таким чином, запропонована модель дозволяє значно знизити кількість помилкових спрацьовувань за рахунок урахування контексту середовища, підвищуючи загальну точність і надійність системи виявлення пожеж на сміттєзвалищах.

#### 4.3 Аналіз результатів експериментів, та оцінка точності розпізнавання об'єктів на зображеннях з відеокамер

Для проведення експериментів модель нейронної мережі YOLOv8 була навчена на наборі даних Roboflow протягом 125 епох. Результати навчання

представлені в додатку Г. З таблиці видно, що вже на 125-й епісі показники `train/box_loss` та `train/df1_loss` починають зменшуватися, тому подальше навчання не є ефективним. Ми досягли максимальних показників. Оцінка результатів навчання проводилася 2 способами: за допомогою отриманих метрик (рисунки 4.8-4.10) та вручну (збереження даних з відео за допомогою новоствореної моделі, ручний пошук помилкових результатів).



Рисунок 4.7 – Алгоритм функціонування системи виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі комп'ютерного зору та прогнозування погодних умов

На рисунку 4.11 представлено матрицю плутанини (Confusion Matrix) у числовому (а) та відсотковому (b) вигляді. Результати перевірки зображень з набору даних Roboflow, на яких нейронна мережа виявила дим та вогонь, представлені на рисунку 4.12. Результати перевірки зображень пожежі на звалищі в реальних умовах представлені на рисунку 4.13.

Помилки алгоритмів комп'ютерного зору характеризуються такими параметрами, як Точність, Аккуратність, Відповідність, F1-оцінка. Для розробленої системи виявлення пожеж на сміттєзвалищах обчислення таких параметрів, як

Precision, Accuracy, Recall і F1-score, має ключове значення для оцінки її ефективності та надійності в реальних умовах.

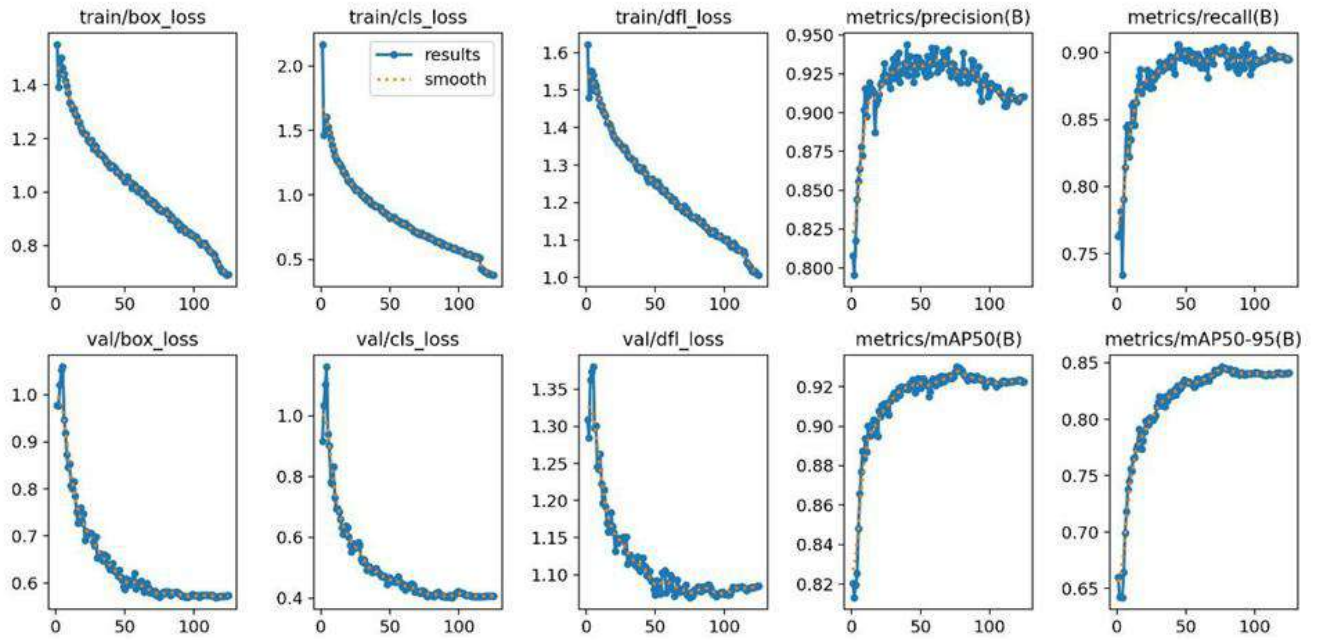


Рисунок 4.8 – Метрики для оцінки результатів навчання

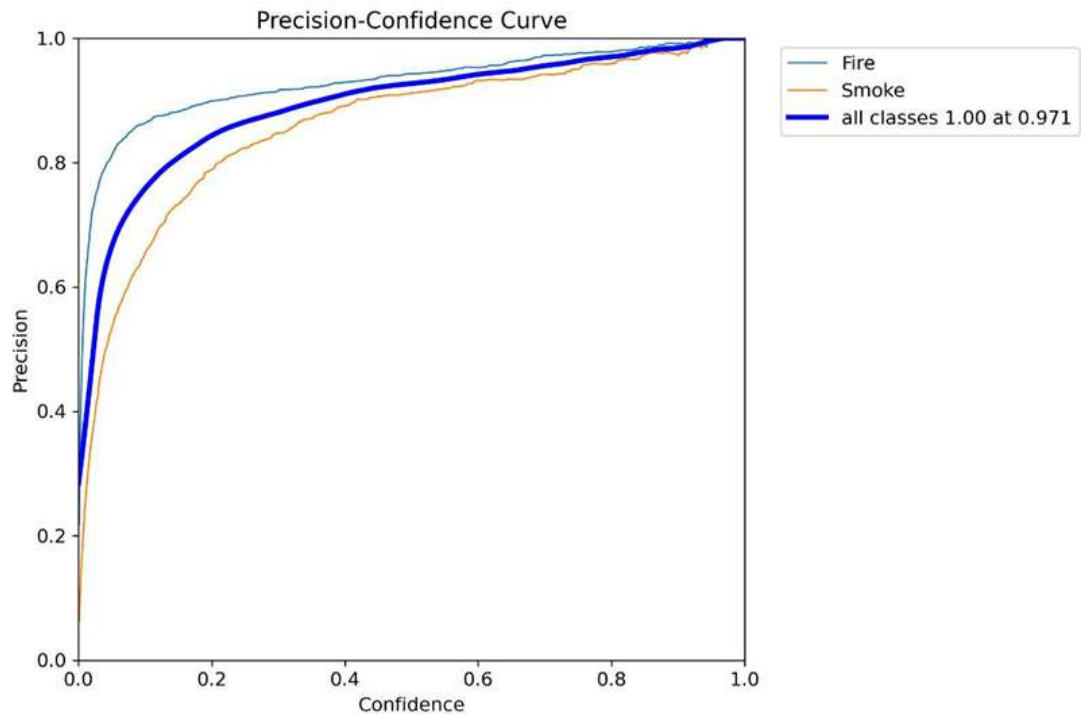


Рисунок 4.9 – Крива Precision-Confidence

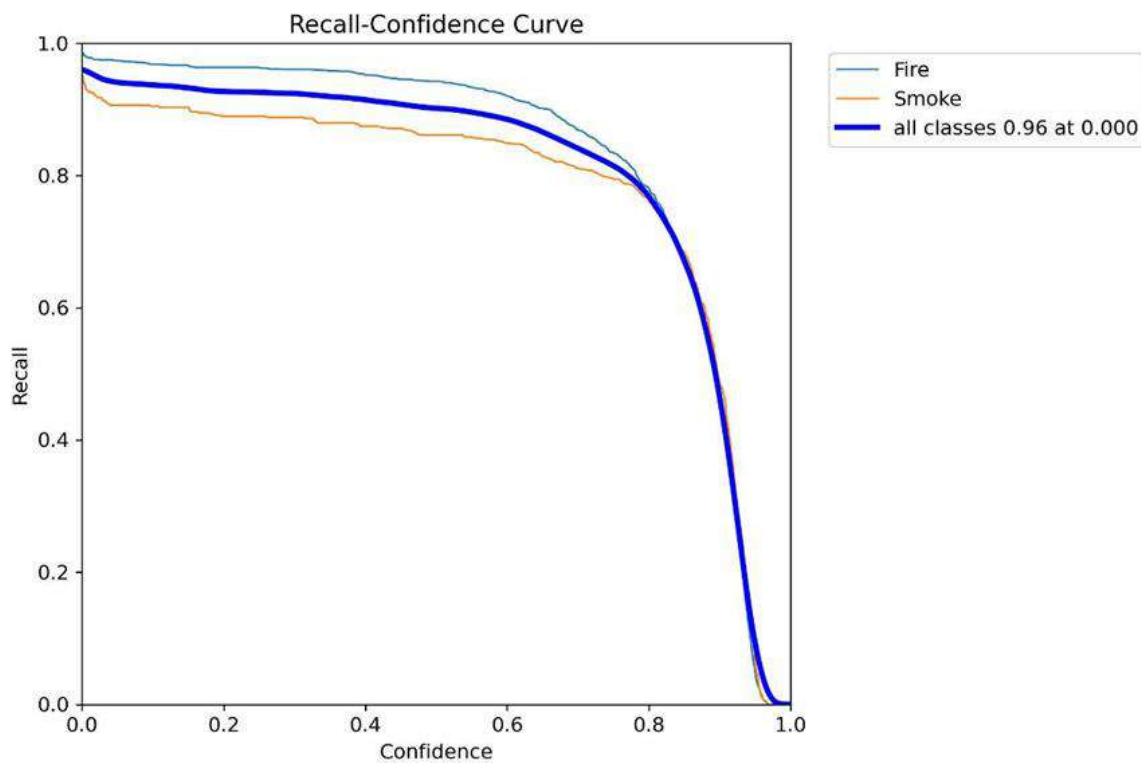
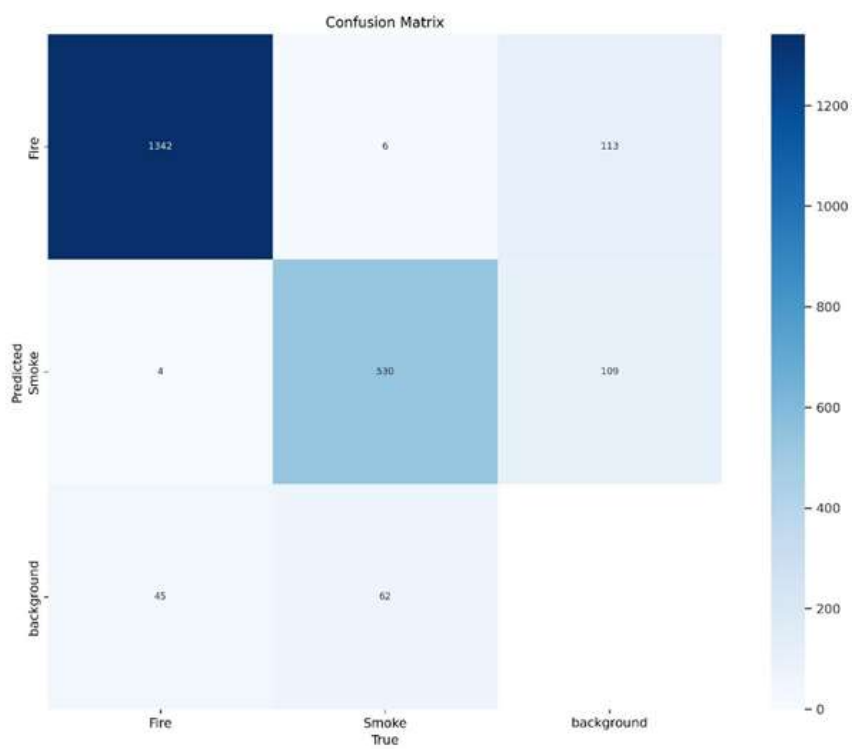
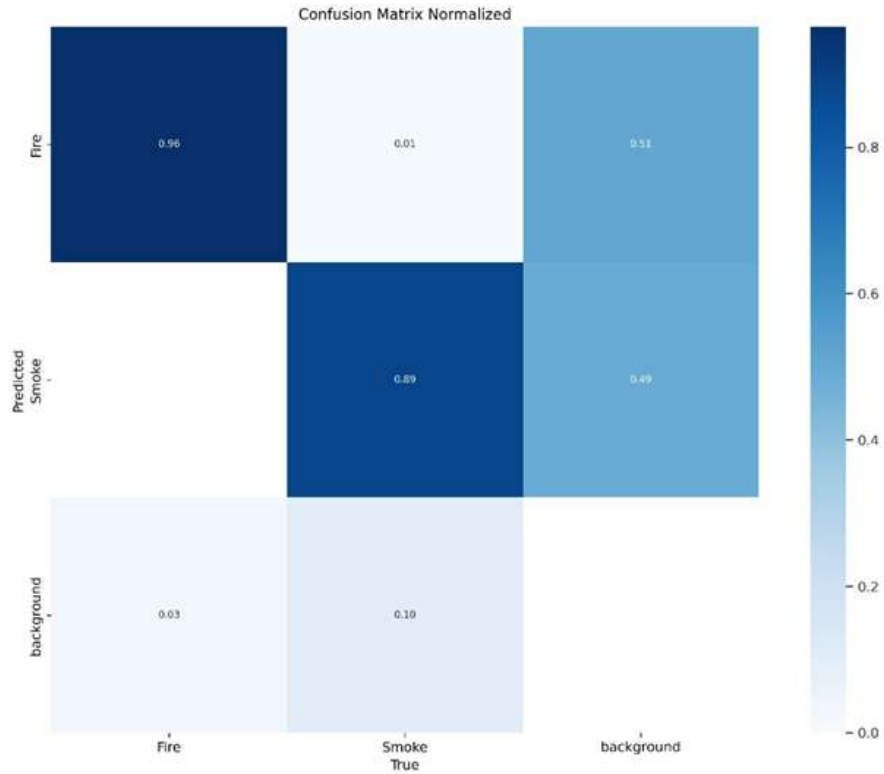


Рисунок 4.10 – Крива Recall-Confidence



a)



б)

Рисунок 4.11 – Матриця плутанини (Confusion Matrix) у числовому (а) та відсотковому (б) представленнях

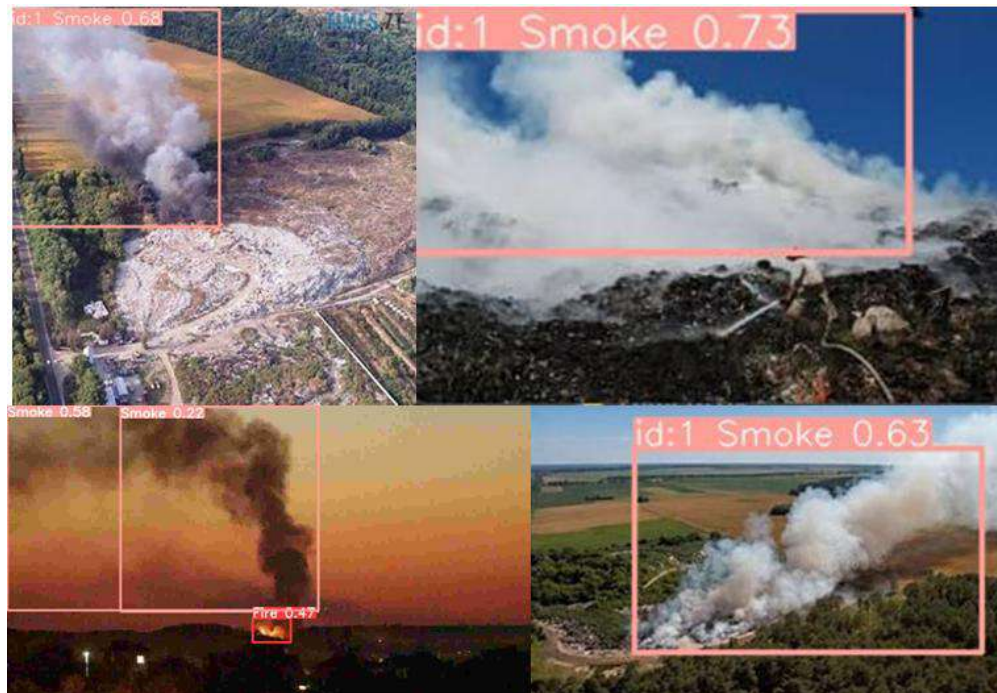


Рисунок 4.12 – Результати перевірки зображень пожежі на звалищі в реальних умовах



Precision (Точність класифікації) показує, яка частка об'єктів, ідентифікованих системою як пожежі, насправді є справжніми пожежами. Високий Precision важливий для мінімізації кількості помилкових тривог, що критично для оперативної роботи служб реагування та економії ресурсів.

Accuracy (Загальна точність) відображає, яку частку всіх випадків (як пожеж, так і відсутності пожежі) система правильно класифікує. Цей показник дає загальне уявлення про якість роботи всієї системи, але може бути менш інформативним при дисбалансі класів (наприклад, коли пожеж набагато менше, ніж нормальних станів).

Recall (Повнота або чутливість) характеризує здатність системи виявляти всі реальні випадки пожеж. Високий Recall є надзвичайно важливим у цьому контексті, оскільки пропуск реальної пожежі може мати катастрофічні наслідки для людей, довкілля та інфраструктури.

F1-score є зваженою гармонічною серединою між Precision та Recall і використовується для досягнення балансу між правильністю позитивних прогнозів і повнотою їх виявлення. Особливо важливо враховувати F1-score у випадку, коли обидва аспекти (і мінімізація хибних спрацювань, і запобігання пропуску реальної загрози) є однаково критичними.

Обчислення та аналіз цих показників дає змогу всебічно оцінити якість роботи системи, визначити її сильні та слабкі сторони, а також науково обґрунтувати подальші кроки для оптимізації архітектури, навчання моделі та налаштування алгоритмів урахування контексту.

Точність (Precision) показує, скільки позитивних прогнозів виявилися правильними. Середнє значення точності для нашого випадку було розраховано за формулою 4.1.

$$\text{Precision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP}) = 0.93707, \quad (4.1)$$

де TP позначає кількість правильно класифікованих позитивних прикладів, тоді як TN позначає кількість правильно класифікованих негативних прикладів.

Відповідність (Recall) представляє співвідношення позитивних випадків, правильно ідентифікованих моделлю. Середнє значення відповідності для нашого випадку було розраховано за формулою 4.2.

$$\text{Recall} = TP / (TP + FN) = 0,9061, \quad (4.2)$$

де TP – кількість правильно класифікованих позитивних прикладів;

TN – кількість правильно класифікованих негативних прикладів.

Параметр або оцінка F1 – це метрика для вимірювання продуктивності моделі в завданнях класифікації. Вона поєднує точність та відгук в одну метрику, щоб забезпечити збалансовану оцінку точності моделі. Оцінку F1 для нашого випадку було розраховано за формулою 4.3.

$$F1 = 2 * (\text{Precision} * \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall}) = 0,9213. \quad (4.3)$$

За результатами проведеного експерименту, отримане середнє значення точності становить 0,93707, що є досить високим, а це означає, що коли модель прогнозує об'єкт, вона правильна у 93,7% випадків. Це вказує на те, що модель має низький рівень хибнопозитивних результатів і добре уникає неправильних прогнозів. Модель ефективно визначає істинні позитивні результати серед позитивних прогнозів, які вона робить. Модель має високий рівень повноти (0,9061), що означає, що вона правильно ідентифікує 90,6% усіх фактичних об'єктів. Це вказує на те, що модель має відносно низький рівень хибнонегативних результатів і добре знаходить більшість фактичних об'єктів, присутніх у наборі даних. Модель ефективно фіксує більшість істинних об'єктів у даних. Показник F1, який є гармонійним середнім точності та повноти, становить 0,9213. Це високе значення, що вказує на хороший баланс між точністю та повнотою. Модель підтримує хороший компроміс між точністю та повнотою, що робить її надійною для виконання поточного завдання.

Високі значення точності та повноти, а також високий показник F1, свідчать про те, що модель нейронної мережі працює добре та збалансована з точки зору створення точних прогнозів (висока точність) та захоплення більшості відповідних об'єктів (висока повнота). Метрики вказують на те, що модель була ефективно навчена на заданому наборі даних. Вона здатна робити надійні та комплексні виявлення або класифікації.

Загалом, ці показники свідчать про те, що модель є високоточною та успішно навчена, що робить її сильним кандидатом для розгортання в додатках, де висока точність та повнота є критично важливими.

#### 4.4 Висновки до четвертого розділу

У даному розділі було проаналізовано вимоги до створення програмно-технічного засобу для виявлення пожеж на сміттєзвалищах. На основі отриманих вимог спроектовано архітектуру системи з використанням методів комп'ютерного зору. Проведено серію експериментів, які засвідчили достатньо високу точність розпізнавання ознак пожежі на відеозображеннях з камер спостереження, що підтверджує ефективність запропонованого рішення. Результати експериментального дослідження продемонстрували, що система здатна виявляти пожежі з високою точністю, навіть за умов складного фону та наявності диму. Це забезпечує можливість оперативного реагування на потенційні загоряння, що може суттєво зменшити ризики поширення вогню та завдати меншої шкоди довкіллю і здоров'ю людей.

Завдяки модульній архітектурі розроблена система є гнучкою до подальших удосконалень і масштабування. В майбутньому її можна інтегрувати з іншими технологіями моніторингу, такими як безпілотники або тепловізори, для підвищення надійності виявлення пожеж у важкодоступних зонах сміттєзвалищ.

## ВИСНОВКИ

У ході кваліфікаційної роботи було розглянуто проблему раннього виявлення пожеж на сміттєзвалищах за допомогою зовнішніх камер спостереження, було вирішено розробити метод раннього виявлення пожеж на сміттєзвалищах за допомогою нейронної мережі YOLOv8.

Було розроблено метод виявлення пожеж на ранніх стадіях, а саме диму та вогню на основі комп'ютерного зору та метод опрацювання помилок розпізнавання зображень з урахуванням зовнішніх факторів впливу, таких як погодні умови.

Також було розроблено алгоритм виявлення пожеж на сміттєзвалищах за допомогою комп'ютерного зору та математичну модель для запропонованих методів виявлення пожеж на ранніх стадіях на основі комп'ютерного зору та опрацювання помилок розпізнавання зображень з урахуванням погодних умов.

Також було проведено експеримент з навчання YOLOv8 з використанням набору даних Roboflow. Результати експерименту вимірювалися за такими показниками, як точність, повнота та бал F1. Отримане середнє значення точності становить 0,93707, що є досить високим, а це означає, що коли модель прогнозує об'єкт, вона правильна у 93,7% випадків. Це вказує на те, що модель має низький рівень хибно-позитивних результатів і добре уникає неправильних прогнозів. Модель ефективно визначає істинні позитивні результати серед позитивних прогнозів, які вона робить. Модель має високий рівень повноти (0,9061), що означає, що вона правильно ідентифікує 90,6% усіх фактичних об'єктів. Це вказує на те, що модель має відносно низький рівень хибно-негативних результатів і добре знаходить більшість фактичних об'єктів, присутніх у наборі даних. Модель ефективно фіксує більшість істинних об'єктів у даних. Показник F1, який є гармонійним середнім точності та повноти, становить 0,9213. Це високе значення, що вказує на хороший баланс між точністю та повнотою. Модель підтримує хороший компроміс між точністю та повнотою, що робить її надійною для виконання поточного завдання.

Високі значення точності та повноти, а також високий показник F1, свідчать про те, що модель нейронної мережі працює добре та збалансована з точки зору створення точних прогнозів (висока точність) та захоплення більшості відповідних об'єктів (висока повнота). Метрики вказують на те, що модель була ефективно навчена на заданому наборі даних. Вона здатна робити надійні та комплексні виявлення або класифікації. Загалом, ці показники свідчать про те, що модель є високоточною та успішно навчена, що робить її сильним кандидатом для розгортання в додатках, де висока точність та повнота є критично важливими.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Пожежі на полігонах твердих побутових відходів (сміттєзвалищах). URL: <https://www.adm-km.gov.ua/?p=60760> (Дата звернення: 30.04.2024).
2. Небезпечні звалища. URL: <https://www.unian.ua/ecology/trash/1362238-nebezpechni-zvalischa.html> (Дата звернення: 30.04.2024).
3. Назвали ймовірну причину пожежі на сміттєзвалищі біля Рівного. URL: <https://eco.rayon.in.ua/news/617617-nazvali-ymovirnu-prichinu-pozhezhi-na-smittezv-alishchi-bilya-rivnogo> (Дата звернення: 10.04.2024).
4. There was a fire at a garbage dump near Rivne. URL: <https://ecopolitic.com.ua/en/news/bilya-rivnogo-stalasya-pozhezha-na-smittiezvalishhi-2/> (Дата звернення: 17.05.2024).
5. THE 17 GOALS. Sustainable Development. URL: <https://sdgs.un.org/goals> (Дата звернення: 11.04.2024).
6. United Nations. Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development. URL: <https://sdgs.un.org/2030agenda> (Дата звернення: 29.03.2024).
7. The ecological crisis in Lviv. URL: <https://www.osw.waw.pl/en/publikacje/analyses/2016-06-15/ecological-crisis-lviv> (Дата звернення: 17.05.2024).
8. In Uzhgorod, six hectares of the city's garbage dump burned in three days. URL: <https://zakarpattyia.net.ua/News/11270-V-Uzhhorodi-za-try-doby-vyhorilo-shist-hektariv-miskoho-smittiezvalyshcha> (Дата звернення: 26.07.2024).
9. The fire at the Uzhhorod municipal landfill lasted for three days. URL: [https://mukachevo.net/news/pozeza-na-uzhorodskomu-miskomu-smittyezvalyshchi\\_10226.html](https://mukachevo.net/news/pozeza-na-uzhorodskomu-miskomu-smittyezvalyshchi_10226.html) (Дата звернення: 26.07.2024).
10. A fire broke out at a landfill in Mykolaiv. URL: <https://www.pravda.com.ua/news/2016/06/22/7112512/> (Дата звернення: 26.07.2024).
11. In Kharkiv Oblast, a fire at a landfill was extinguished for almost five hours. URL: <https://atn.ua/ukraine/na-kharkivshchyni-majzhe-p-iat-hodyn-hasyly-pozhezhu-na-smittiezvalyshchi-445817/> (Дата звернення: 26.07.2024).

12. There was a landfill fire near Lutsk. URL: <https://ecopolitic.com.ua/en/news/pid-luckom-stalasya-pozhezha-na-smittiezvalishhi-foto-2/> (Дата звернення: 26.07.2024).
13. П'ять років тому сталася Грибовицька трагедія: хронологія кількох днів. URL: <https://portal.lviv.ua/news/2021/05/30/p-iat-rokiv-tomu-stalasia-hrybovytska-trahediia-khronolohiia-kilkokh-dniv> (Дата звернення: 22.01.2025).
14. Грибовицьке звалище: Радіо Свобода про трагедію. URL: <https://www.radiosvoboda.org/a/27786929.html> (Дата звернення: 22.01.2025).
15. Смерть у Грибовичах: рік по тому. URL: [https://zaxid.net/smert\\_u\\_gribovichah\\_rik\\_po\\_tomu\\_n1427096](https://zaxid.net/smert_u_gribovichah_rik_po_tomu_n1427096) (Дата звернення: 22.01.2025).
16. Трагедія Грибовицького сміттєзвалища: хронологія подій. URL: <https://portal.lviv.ua/news/2016/05/31/tragediya-gribovitskogo-smittyezvalishha-hronologiya-podiy> (Дата звернення: 22.01.2025).
17. У Севастополі майже добу горить міське сміттєзвалище. URL: <https://www.unian.ua/society/137726-u-sevastopoli-mayje-dobu-gorit-miske-smittezvalische.html> (Дата звернення: 22.01.2025).
18. Sharma A. Singh P.K. Kumar Y. An integrated fire detection system using IoT and image processing technique for smart cities. *Sustainable Cities and Society*. 2020. 61. pp. 102332.
19. Fengmei C. Deployment and integration of smart sensors with IoT devices detecting fire disasters in huge forest environment. *Computer Communications*. 2020. Vol 150. Pp. 818-827. ISSN 0140-3664. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2019.11.051>.
20. Sungeetha A. Sharma R. Real time monitoring and fire detection using internet of things and cloud based drones. *Journal of Soft Computing Paradigm (JSCP)*. 2020. 2(03). pp. 168–174.
21. Xu R. Lin H. Lu K. Cao L. Liu Y. A forest fire detection system based on ensemble learning. *Forests*. 2021. 12(2). pp. 217.

22. Mukhiddinov M. Abdusalomov A.B. Cho J. Automatic fire detection and notification system based on improved YOLOv4 for the blind and visually impaired. *Sensors*. 2022. 22. pp. 3307. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22093307>
23. X Chen X. et al. Wildland fire detection and monitoring using a drone-collected RGB/IR image dataset. *IEEE Access*. 2022. 10. pp. 121301–121317. DOI: doi: 10.1109/ACCESS.2022.3222805.
24. Talaat F.M. ZainEldin H. An improved fire detection approach based on YOLO-v8 for smart cities. *Neural Computing and Applications*. 2023. 35. pp. 20939–20954. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-023-08809-1>
25. Open-area Smoke Imaging Detection (OSID) URL: [https://buildings.honeywell.com/content/dam/hbtbt/en/documents/downloads/OSID\\_brochure\\_Honeywell.pdf](https://buildings.honeywell.com/content/dam/hbtbt/en/documents/downloads/OSID_brochure_Honeywell.pdf) (Дата звернення: 28.07.2024).
26. A satellite forest fire detection system has started working in Ukraine. URL: <https://mil.in.ua/uk/news/v-ukrayini-pochala-robotu-suputnykova-systema-vyyavlennya-lisovyh-pozhezh/> (Дата звернення: 28.07.2024).
27. Bochkovskiy A. Wang C.Y. Liao H.Y.M. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection. *arXiv preprint*. 2020. arXiv:2004.10934.
28. Srishilesh P.S. Parameswaran L. Sanjay Tharagesh R.S. Thangavel S.K. Sridhar P. Dynamic and chromatic analysis for fire detection and alarm raising using real-time video analysis. In: Smys S., Tavares J., Balas V., Iliyasu A. (eds) *Computational Vision and Bio-Inspired Computing*. ICCVBIC 2019. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2020. vol. 1108. Springer, Cham.
29. Кузьмін А.А. Інформаційна веб-орієнтована система для раннього виявлення пожежі на сміттєзвалищах за допомогою комп'ютерного зору. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції *Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024*. Хмельницький. 2024. ст. 329–331.
30. Ісаєв Т.С. Кузьмін А.А. Застосування комп'ютерного зору для раннього виявлення пожеж на сміттєзвалищах. *Ольвійський форум–2024: технічні науки та інженерія*. XXI Міжнар. наук. конф. 20–23 черв. 2024 р. ст. 218–220.

31. Kovalenko T., Mykhaylenko V. Anthropogenic impact on the environment caused by fire at Lviv's municipal solid waste landfill. *Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Geography*. 2019. pp. 78-86.
32. Mykhaylenko V. et al. Acquiring practice in environmental and social impact assessment: case study of Lviv city dumpsite, Ukraine. *Environmental Problems*. 2021. 6(3). pp. 154–167.
33. Sakya G.I. et al. An intelligent IoT based landfill fire prediction and prevention system. 2023.
34. Dabrowska D. Wojciech R. Nourani V. Causes, types and consequences of municipal waste landfill fires—Literature review. *Sustainability*. 2023. 15(7). pp. 5713.
35. Rafizul M. Mondal S. Setu S. Determination of smoldering and ignition temperature of MSW and understanding the landfill fire in an open dump site in Khulna region of Bangladesh. 2023.
36. Setu S. et al. Prediction of methane emissions and electrical energy generation potential from MSW landfill in Khulna city of Bangladesh: a model-based approach. *Clean Technologies and Environmental Policy*. 2023. pp. 1–19.
37. Sedano-Cibrián J. et al. 4D models generated with UAV photogrammetry for landfill monitoring thermal control of municipal solid waste (MSW) landfills. *Applied Sciences*. 2023. 13(24). pp. 13164.
38. Feng C. et al. Suspect, nontarget screening, and toxicity prediction of per- and polyfluoroalkyl substances in the landfill leachate. *Environmental Science & Technology*. 2024.
39. Rafey A. Siddiqui F.Z. Modelling and simulation of landfill methane model. *Cleaner Energy Systems*. 2023. 5. pp. 100076.
40. Khan O. et al. Experimental investigation and multi-performance optimization of the leachate recirculation based sustainable landfills using Taguchi approach and an integrated MCDM method. *Scientific Reports*. 2023. 13(1). pp. 19102.
41. Khan O. et al. Waste-to-energy power plants: multi-objective analysis and optimization of landfill heat and methane gas by recirculation of leachate. *Process Safety and Environmental Protection*. 2024.

42. Kamran M. et al. Intelligent based decision-making strategy to predict fire intensity in subsurface engineering environments. *Process Safety and Environmental Protection*. 2023. 171. pp. 374–384.
43. Mor S. Ravindra K. Municipal solid waste landfills in lower-and middle-income countries: environmental impacts, challenges and sustainable management practices. *Process Safety and Environmental Protection*. 2023.
44. Kamran M. et al. A multi-criteria decision intelligence framework to predict fire danger ratings in underground engineering structures. *Fire*. 2023. 6(11). pp. 412.
45. Al Awadh M. Mallick J. A decision-making framework for landfill site selection in Saudi Arabia using explainable artificial intelligence and multi-criteria analysis. *Environmental Technology & Innovation*. 2024. 33. pp. 103464.
46. Pillai K.S. et al. Municipal solid waste management: a review of machine learning applications. *E3S Web of Conferences*. 2023. 455.
47. Ajay S.V. et al. Dioxin-like POPs emission trends as a decision support tool for developing sustainable MSW management scheme—an exploratory study. *Journal of Environmental Management*. 2023. 328. pp. 117004.
48. Radiuk P. Pavlova O. El Bouhissi H. Avsiyevych V. Kovalenko V. Convolutional neural network for parking slots detection. *CEUR Workshop Proceedings*. 2022. 3156. pp. 284–293.
49. Pavlova O. Kovalenko V. Hovorushchenko T. Neural network-based image recognition method for smart parking. *Computer Systems and Information Technologies Journal*. 2021. 1. pp. 49–55.
50. Pavlova O. Rudyk I. El Bouhissi H. Post-processing of video surveillance systems alarm signals using the YOLOv8 neural network. *CEUR Workshop Proceedings*. 2024. 3675. pp. 196–207.
51. Popovych V. Fire hazard of spontaneous landfills and landfills of domestic solid waste. *Fire Security*. 2018. 21. pp. 140–147.
52. Mykhaylenko V. et al. Acquiring practice in environmental and social impact assessment: case study of Lviv city dumpsite, Ukraine. *Environmental Problems*. 2021. 6(3). pp. 154–167. DOI: <https://doi.org/10.23939/ep2021.03.154>.

53. Sharma A. Singh P.K. Kumar Y. An integrated fire detection system using IoT and image processing technique for smart cities. *Sustainable Cities and Society*. 2020. 61. pp. 102332.
54. Fengmei C. Deployment and integration of smart sensors with IoT devices detecting fire disasters in huge forest environment. *Computer Communications*. 2020. 150. pp. 818–827. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2019.11.051>.
55. Sungeetha A. Sharma R. Real time monitoring and fire detection using internet of things and cloud based drones. *Journal of Soft Computing Paradigm (JSCP)*. 2020. 2(03). pp. 168–174.
56. Xu R. Lin H. Lu K. Cao L. Liu Y. A forest fire detection system based on ensemble learning. *Forests*. 2021. 12(2). pp. 217.
57. Mukhiddinov M. Abdusalomov A.B. Cho J. Automatic fire detection and notification system based on improved YOLOv4 for the blind and visually impaired. *Sensors*. 2022. 22. pp. 3307. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22093307>.
58. Chen X. et al. Wildland fire detection and monitoring using a drone-collected RGB/IR image dataset. *IEEE Access*. 2022. 10. pp. 121301–121317.
59. Talaat F.M. ZainEldeen H. An improved fire detection approach based on YOLO-v8 for smart cities. *Neural Computing and Applications*. 2023. 35. pp. 20939–20954. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-023-08809-1>.
60. Bochkovskiy A. Wang C.Y. Liao H.Y.M. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection. *arXiv preprint*. 2020. arXiv:2004.10934.
61. Srishilesh P.S. Parameswaran L. Sanjay Tharagesh R.S. Thangavel S.K. Sridhar P. Dynamic and chromatic analysis for fire detection and alarm raising using real-time video analysis. In: Smys S., Tavares J., Balas V., Iliyasu A. (eds) *Computational Vision and Bio-Inspired Computing. Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2020. vol. 1108. Springer, Cham.
62. Pavlova O. Hovorushchenko T. Kuzmin A. Isayev T. El Bouhissi H. Method of early landfill fire detection using the YOLOv8 neural network. *CEUR Workshop Proceedings*. 2024. 3736. pp. 186–200.

63. YOLOv8-Fire-and-Smoke-Detection. URL: <https://github.com/Abonia1/YOLOv8-Fire-and-Smoke-Detection?tab=readme-ov-file> (Дата зверення: 28.07.2024).
64. Early-Fire-detection. URL: <https://github.com/srishilesh/Early-Fire-detection?tab=readme-ov-file> (Дата зверення: 20.07.2024).
65. Ultralytics YOLOv8 tutorial. URL: <https://docs.ultralytics.com/models/yolov8/> (Дата зверення: 20.07.2024).
66. Fire and Smoke Detection Computer Vision Project. URL: <https://universe.roboflow.com/ifor/fire-and-smoke-detection-q4fwa> (Дата зверення: 29.07.2024).
67. Supervised and Unsupervised Learning [Differences & Examples] URL: <https://www.v7labs.com/blog/supervised-vs-unsupervised-learning> (Дата зверення: 12.05.2024).
68. Roboflow. Fire2 Object Detection Dataset by TAEIN. URL: <https://universe.roboflow.com/taein-ibves/fire2-kiqel> (Дата зверення: 12.05.2024).
69. Tips for Best Training Result URL: [https://docs.ultralytics.com/yolov5/tutorials/tips\\_for\\_best\\_training\\_results/](https://docs.ultralytics.com/yolov5/tutorials/tips_for_best_training_results/) (Дата зверення: 01.05.2024).
70. Model Training with Ultralytics YOLO. URL: <https://docs.ultralytics.com/modes/train/> (Дата зверення: 01.05.2024).
71. How to Train YOLOv10 models on Your Custom Dataset URL: <https://www.youtube.com/watch?v=wM6nO75keOQ> (Дата зверення: 10.05.2024).
72. YOLOv10: Real-Time End-to-End Object Detection <https://docs.ultralytics.com/ru/models/yolov10/>
73. YOLOv10 Object Detection on Custom Dataset. URL: [https://colab.research.google.com/drive/17skLkr9Aw\\_7js6q73KN6-rG1nHgur2SQ#scrollTo=jd4ClpTIB5mZ](https://colab.research.google.com/drive/17skLkr9Aw_7js6q73KN6-rG1nHgur2SQ#scrollTo=jd4ClpTIB5mZ)
74. GitHub - THU-MIG/yolov10: YOLOv10: Real-Time End-to-End Object Detection [NeurIPS 2024]. URL: <https://github.com/THU-MIG/yolov10> (Дата зверення: 05.02.2025).

75. COCO - Common Objects in Context. COCO - Common Objects in Context. URL: <https://cocodataset.org/#home> (Дата звернення: 02.03.2025).
76. Convolutional Neural Networks: Architectures, Types & Examples. V7 | AI Document Processing & Data Labelling. URL: <https://www.v7labs.com/blog/convolutional-neural-networks-guide> (Дата звернення: 14.03.2025).
77. Ultralytics. YOLOv8. Home - Ultralytics YOLO Docs. URL: <https://docs.ultralytics.com/models/yolov8/> (Дата звернення: 14.03.2025).
78. Hub L. How to Choose the Best Dataset. Medium. URL: <https://medium.com/@libertihub/how-to-choose-the-best-dataset-00571baca57e> (Дата звернення: 10.04.2025).
79. Acharya A. How to Choose the Right Data for Your Computer Vision Project. Encord | Label & Curate Multimodal Data for AI. URL: <https://encord.com/blog/choose-the-best-data-guide-computer-vision/> (Дата звернення: 10.04.2025).
80. freeCodeCamp. How to Detect Objects in Images Using the YOLOv8 Neural Network. freeCodeCamp.org. URL: <https://www.freecodecamp.org/news/how-to-detect-objects-in-images-using-yolov8> (Дата звернення: 10.04.2025).
81. Tsang S.-H. Review: YOLOv8 (Object Detection). Medium. URL: <https://sh-tsang.medium.com/review-yolov8-object-detection-5214fa105731> (Дата звернення: 14.04.2025).
82. Ultralytics. Predict. Home - Ultralytics YOLO Docs. URL: <https://docs.ultralytics.com/modes/predict/#plotting-results> (дата звернення: 14.04.2025).
83. Tsang S.-H. Brief Review: YOLOv5 for Object Detection. Medium. URL: <https://sh-tsang.medium.com/brief-review-yolov5-for-object-detection-84cc6c6a0e3a> (Дата звернення: 14.04.2025).

## ДОДАТОК А (обов'язковий)

### ЛІСТИНГ ПРОГРАМНОГО КОДУ

#### 1. Підключення Google Диску

```
from google.colab import drive  
  
drive.mount('/content/drive') # монтує Google Drive
```

#### 2. Встановлення робочої директорії

```
#HOME = os.getcwd()  
  
HOME = "/content/drive/MyDrive/ColabResults/Yolo8" # шлях до папки з проектом  
  
print(HOME) # показує шлях
```

#### 3. Перехід у робочу папку

```
%cd /content/drive/MyDrive/ColabResults/Yolo8 # змінює поточну директорію
```

#### 4. Встановлення YOLOv8

```
!pip install ultralytics==8.0.20 # встановлює бібліотеку YOLO
```

#### 5. Очистка виводу

```
from IPython import display  
  
display.clear_output() # очищає вивід у ноутбучі
```

#### 6. Перевірка середовища

```
import ultralytics  
  
ultralytics.checks() # перевіряє залежності, середовище
```

#### 7. Встановлення бібліотеки Roboflow

```
%cd /content/drive/MyDrive/ColabResults/Yolo8  
  
!pip install roboflow --quiet # встановлення Roboflow для роботи з датасетами
```

#### 8. Імпорт основних модулів

```
%cd /content/drive/MyDrive/ColabResults/Yolo8  
  
from ultralytics import YOLO # імпортує YOLO з бібліотеки
```

```
from IPython.display import display, Image # для показу зображень у ноутбуці
```

### 9. Прогноз зображення (через CLI)

```
%cd {HOME}
```

```
!yolo          task=detect          mode=predict          model=yolov8n.pt          conf=0.25
source='https://media.roboflow.com/notebooks/examples/dog.jpeg' save=True
```

```
# виконує передбачення на зображенні собаки, зберігає результат
```

### 10. Показ результату передбачення

```
%cd {HOME}
```

```
Image(filename='runs/detect/predict/dog.jpeg', height=600) # показує результат
```

### 11. Завантаження моделі вручну

```
model = YOLO(f'{HOME}/yolov8n.pt') # створює модель на базі yolov8n.pt
```

### 12. Передбачення (через Python API)

```
results = model.predict(source='https://media.roboflow.com/notebooks/examples/dog.jpeg',
conf=0.25)
```

```
# передбачення для собаки через Python
```

### 13. Навчання моделі (перше)

```
%cd {HOME}
```

```
!yolo          task=detect          mode=train          model=yolov8s.pt
data='/content/drive/MyDrive/ColabResults/Yolo8/datasets/fire-8/data.yaml' epochs=300
batch=32 plots=True
```

```
# тренування на 300 епох з batch=32
```

### 14. Навчання моделі з продовженням

```
%cd {HOME}
```

```
!yolo          task=detect          mode=train          model=yolov8s.pt
data='/content/drive/MyDrive/ColabResults/Yolo8/datasets/fire-8/data.yaml' epochs=300
imgsz=1024 plots=True --resume
```

```
# продовження навчання, збільшено розмір зображень
```

### 15. Перевірка результатів тренування

```
!ls /content/drive/MyDrive/ColabResults/Yolo8/runs/detect/train # вивід списку файлів
після навчання
```

#### 16. Показ матриці помилок

```
%cd {HOME}
```

```
Image(filename=f'{HOME}/runs/detect/train/confusion_matrix.png', width=600) # показ
матриці помилок
```

#### 17. Показ графіків тренування

```
%cd {HOME}
```

```
Image(filename=f'{HOME}/runs/detect/train/results.png', width=600) # графіки точності,
втрат тощо
```

#### 18. Показ валідаційних передбачень

```
%cd {HOME}
```

```
Image(filename=f'{HOME}/runs/detect/train/val_batch0_pred.jpg', width=600) # приклади
передбачень на валідації
```

#### 19. Валідація найкращої моделі

```
%cd {HOME}
```

```
!yolo task=detect mode=val
model=/content/drive/MyDrive/ColabResults/Yolo8/runs/detect/train/weights/best.pt
data='/content/drive/MyDrive/ColabResults/Yolo8/datasets/fire-8/data.yaml'
```

```
# оцінка якості моделі на валідації
```

#### 20. Прогноз на тестовому датасеті

```
%cd {HOME}
```

```
!yolo task=detect mode=predict
model=/content/drive/MyDrive/ColabResults/Yolo8/runs/detect/train/weights/best.pt
conf=0.25 source="/content/drive/MyDrive/ColabResults/Yolo8/datasets/fire-8/test/images"
save=True
```

```
# передбачення на тестових зображеннях
```

#### 21. Прогноз на відео

```
%cd {HOME}
```

```
!yolo task=detect mode=predict model={HOME}/runs/detect/train/weights/best.pt conf=0.25  
source="/content/drive/MyDrive/pred_fire-forest_5.mp4" save=True
```

```
# передбачення на відео з виявленням
```

## 22. Прогноз на папці зображень

```
yolo task=detect mode=predict model={HOME}/runs/detect/train/weights/best.pt conf=0.25  
source="/content/drive/MyDrive/ColabResults/Yolo8/Fire" save=True
```

```
# передбачення на всіх зображеннях у папці Fire
```

# ДОДАТОК Б (ОБОВ'ЯЗКОВИЙ) ПУБЛІКАЦІЯ

## Method of early landfill fire detection using the YOLOv8 neural network

Olga Pavlova<sup>1\*</sup>, Tetiana Hovorushchenko<sup>†</sup>, Andrii Kuzmin<sup>†</sup>, Tymur Isayev<sup>†</sup> and Houda EL Bouhissi<sup>2†</sup>

<sup>1</sup> Khmelnytskyi National University, Instytut's'ka str., 11, Khmelnytskyi, 29016, Ukraine

<sup>2</sup> LIMED Laboratory, Faculty of Exact Sciences, University of Bejaia, 06000, Bejaia, Algeria

### Abstract

In addressing the challenge of early landfill fire detection using external surveillance cameras, this study proposes a method leveraging the YOLOv8 neural network model. An experiment was conducted utilizing the YOLOv8-s variant trained on the Roboflow dataset, with performance evaluated through precision, recall, and F1 score metrics. The results demonstrated an average precision of 0.93707, indicating that the model correctly identifies objects 93.7% of the time, thereby maintaining a low false positive rate. Additionally, the model achieved a high recall of 0.9061, successfully detecting 90.6% of actual objects and exhibiting a low false negative rate. The F1 score was 0.9213, reflecting a balanced trade-off between precision and recall. These metrics collectively suggest that the YOLOv8 model is both accurate and robust, making it a reliable tool for early detection tasks. The promising results underscore the model's potential for real-world applications where high accuracy and reliability are essential. Future work will focus on developing an information system for early landfill fire detection based on the method proposed in this study.

### Keywords

Image processing, landfill fire detection, neural networks, YOLOv8

## 1. Introduction

Fires in solid waste landfills are a significant hazard due to the large impact on the environment, health and safety and can even cause loss of life. During a fire in Hrybovychi, Lviv region, Ukraine [1-3] in 2016, three rescuers died, and a significant amount of harmful substances were released into the air. Another large-scale fire occurred in 2023 on the plain [4]. However, this time, fortunately, the death of people was avoided.

Fires at solid waste landfills are among the most complex and long-lasting, extinguishing which requires the involvement of significant resources, efforts, means and time. Forecasting and prevention of fires at landfills is extremely complicated, as it is difficult to determine possible centers of temperature increase due to different specific heat capacities of waste. Until

*ICyberPhys-2024: 1st International Workshop on Intelligent & CyberPhysical Systems, June 28, 2024, Khmelnytskyi, Ukraine*

\* Corresponding author.

† These authors contributed equally.

✉ pavlova.o@khnmu.edu.ua (O. Pavlova); tat\_yana@ukr.net (T. Hovorushchenko); andriy1731@gmail.com (A. Kuzmin); tymuri@gmail.com (T. Isayev); houda.elbouhissi@gmail.com (H. El Bouhissi)

ORCID: 0000-0003-2905-0215 (O. Pavlova); 0000-0002-7942-1857 (T. Hovorushchenko); 0009-0005-6489-225X (A. Kuzmin); 0000-0003-3239-8255 (H. El Bouhissi)



© 2024 Copyright for this paper by its authors. Use permitted under Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).

the fire or smoke has reached the surface, it is almost impossible to detect the source of ignition visually. Fires mainly occur during the fire-hazardous period in the summer. The main cause of fires remains human imprudence and carelessness, neglect of fire safety rules, careless handling of fire, violation of technological regulations for disposal of solid household waste. Landfills are capable of spontaneous combustion. The process is caused by the biochemical decomposition of waste, which is accompanied by an increase in temperature to 40-70 °C.

The main causes of landfill fires include:

- 1) Decomposition heat - organic materials in landfills decompose, producing heat. When this heat accumulates without adequate ventilation, it can ignite surrounding waste.
- 2) Chemical reactions - certain chemicals and materials can react exothermically, generating heat and potentially leading to combustion.
- 3) Human activities - careless disposal of lit cigarettes, fireworks, or other flammable items by individuals can start fires.
- 4) Arson - intentional setting of fires, whether for malicious purposes or to reduce waste volume.
- 5) Faulty equipment - malfunctioning machinery or exposed electrical wiring can create sparks that ignite flammable materials.
- 6) Overheating - overloaded electrical systems in or near the landfill can overheat and cause fires.
- 7) Gas build-up - methane, produced by the anaerobic decomposition of organic waste, is highly flammable. Without proper gas collection systems, methane can accumulate and ignite.

The consequences of the fires that happen on landfills are the following:

- 1) Air pollution - burning waste releases toxic smoke and harmful pollutants such as dioxins, furans, and particulate matter, contributing to air quality degradation and respiratory health issues.
- 2) Greenhouse gas emissions - fires release large amounts of CO<sub>2</sub> and other greenhouse gases, exacerbating climate change.
- 3) Soil and water contamination - ash and residues from fires can seep into the soil and groundwater, contaminating local water supplies and harming ecosystems.
- 4) Health risks - respiratory problems: exposure to smoke and toxic fumes can cause acute respiratory issues, exacerbate chronic conditions like asthma, and increase the risk of long-term health problems such as lung cancer.
- 5) Chemical exposure - communities near landfills are at risk of exposure to hazardous chemicals released during fires, which can lead to various health complications.
- 6) Firefighting and cleanup - extinguishing landfill fires and managing the aftermath require significant financial resources, manpower, and time.
- 7) Property damage - fires can spread to nearby areas, damaging infrastructure, properties, and agricultural land, resulting in economic losses.
- 8) Landfill closure - ongoing fires can force landfills to temporarily close, disrupting waste management services and creating additional public health and environmental challenges.

- 9) Rehabilitation costs - post-fire site rehabilitation to ensure the area is safe for future use can be expensive and time-consuming.
- 10) Public safety concerns - evacuations: severe landfill fires may necessitate the evacuation of nearby communities to protect residents from harmful smoke and fumes.
- 11) Long-term exposure risks - prolonged exposure to pollutants from recurring landfill fires can lead to chronic health issues for local populations.

This research focuses on the Sustainable Development Goals (SDGs)[5] established by the United Nations (UN) and adopted by all UN Member States in 2015. Specifically, it addresses SDG 12: Responsible Consumption and Production, and SDG 15: Life on Land. Landfill fires pose significant and undeniable harm to all living beings on Earth [6], therefore the problem of landfill fires early detection is quite relevant for faster disposal and prevention of emissions of harmful substances into the air and human casualties.

## 2. Related works

During the study, an analysis of the most recent scientific publications on early landfill fire detection was conducted. The research [7] helps to detect the gases emitted from garbage, with the project's importance increasing due to the rise in solid waste. The purpose of [8] is to highlight the issue of landfill fires and their effects on air, soil, and water, drawing from a review of documented fires and fire indicators in the areas where the authors conducted their research. The goal of the study [9] was to determine the exact temperature at which each waste kind ignites and maintains smoldering, which would aid in proactive fire prevention and effective waste management. The study [4] compares the output and underlying assumptions of each model and suggests the FODM and LandGEM SP simulations can be suitable for estimating methane emissions in the conditions of Khulna. The study [5] concentrates on developing a methodology to create 3D thermal models by projecting TIR image data onto a 3D model generated from RGB images and identifying thermal anomalies using photointerpretation and GIS analysis. This source [6] proposed a comprehensive method for PFAS screening in leachate samples using suspect and nontarget analysis. The study [7] presents a developed methane emission model which can be replicated globally. The research [8] focuses on managing leachate by recirculating the nutrient-rich fluid back into the landfills, transforming them into bioreactors. This approach maximizes landfill performance parameters, making them more efficient for electricity production in waste-to-energy plants. The paper [9] presents an experimental investigation into the physio-chemical properties of landfills by recirculating leachate to achieve sustainable performance characteristics in landfill models. The study [10] aims to explore various aspects of mine fire data using CatBoost and LightGBM methods to reduce human fatalities and material losses during the construction of deep underground engineering projects. The study [11] highlights effective solid waste management practices and discusses ways to manage it sustainably through resource recovery. The work [12] aims to predict the fire danger rating of underground mining production processes by applying advanced unsupervised and supervised machine learning techniques. The study [13] introduces a transparent decision-making framework for landfill site selection that combines multi-criteria decision making, fuzzy set theory, GIS and eXplainable Artificial Intelligence (XAI). This study [14] includes an analysis of various machine learning (ML) algorithms for municipal solid waste

management to improve procedures and mitigate adverse environmental impacts. The paper [15] discusses an innovative application of dioxin-like persistent organic pollutants (dl-POPs) emission trends as a measure of environmental performance for designing effective municipal solid waste management (MSWM) schemes.

The publications analyzed above consider the probability of occurrence fires on the landfills and estimate the emissions of harmful substances into the air and the amount of air and land pollution caused by the degradation of household waste on the landfills. These studies have merely theoretical background and do not propose early fire detecting methods.

The works [22], [23] propose the application of machine vision, namely pattern recognition using artificial neural networks for finding free parking spaces. In [24], the application of the YOLOv8 model is proposed for automating the security of warehouses using images from outdoor surveillance cameras.

Therefore, taking into account the abovementioned analysis and based on the comparative analysis of machine learning methods and technologies in [23] and [24], it was decided to apply the YOLOv8 artificial neural network model for learning fire and smoke recognition for the purpose of early detection of fires in landfills.

### 3. Dataset preparation and model selection for the implementation

For the early detection of landfills fires, a method of recognizing smoke and fire images from outdoor surveillance cameras using machine vision was chosen. Since the task before us is the task of image classification, that is, trying to predict whether there is smoke or fire in the image or not. For the task of classification, the supervised learning method is best suited. Supervised learning is an approach to machine learning defined by using labeled datasets to train algorithms for data classification and outcome prediction.

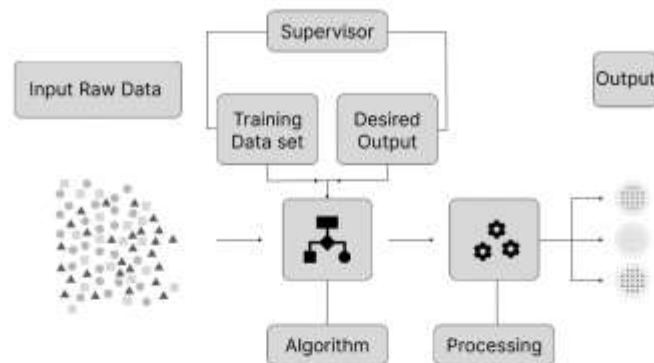
A labeled data set has an output labeled with tags corresponding to the input data so that the machine can understand what to look for in the unseen data. The working principle of the supervised learning method is presented in Figure 1.

Data preparation is one of the most important steps in the neural network training process [27]. The accuracy and efficiency of the model depends on training data quality. Especially, at the stage of data collection, attention should be paid to:

- Volume of data. Typically, the more data used, the better the model can be trained;
- Data quality. The data must be accurate, complete and representative of the problem to be solved;
- Variety of data. It is important that the data set contains examples from all possible categories or classes that the model will need to recognize.

Neural network developers often list their guidelines for dataset preparation. In particular, the developers of the YOLO neural network provide the following recommendations [28] regarding data preparation:

- number of images per class:  $\geq 1500$ .
- number of copies (objects with labels) per class:  $\geq 10000$ .
- background images: 0-10% of the total amount.



**Figure 1:** The working principle of the supervised learning method [25].

In addition to quantitative recommendations, there are others, in particular:

- Variety of images. For cases of real use, it is recommended to use images obtained at different times of the day, different seasons, different weather, different lighting, different angles, from different sources (cameras), etc.;
- Marking sequence. Every occurrence of every class in all images needs to be labeled. Incomplete labeling is not sufficient;
- Marking accuracy. Labels should tightly cover each object. There should be no gaps between the object and its bounding box.

The prepared data should be divided into 3 groups:

- 1) Training set - the dataset used to train the model.
- 2) Verification (validation) set - the dataset is utilized to assess the model's performance throughout the training process.
- 3) Test set - the data set used to finalize the model's performance after training is complete.

The ratio between these sets is determined as follows: as a rule, 10-20% of the total volume of prepared data is allocated to the validation and test sets, and 80-60% to the training set, respectively. These parameters can vary, even go beyond the mentioned limits, depending on the total size of the prepared data, the complexity of the model, the used training hyperparameters, as well as the subject area of use of the trained model.

Since this study pursues a specific goal, namely the detection of ignition in landfills, the Roboflow dataset [26] was chosen for training the neural network. It contains 9686 images with two classes - smoke and fire, and split for training, validation and testing.

An example of an image from the Roboflow dataset is presented in Figure 2.

Other images from this dataset that were used for the neural network model training are presented in Figure 3.



**Figure 2:** An example of an image with "smoke" and "fire" classed from the Roboflow dataset [26].



**Figure 3:** An example of the the images for neural network model training from the Roboflow dataset [26].

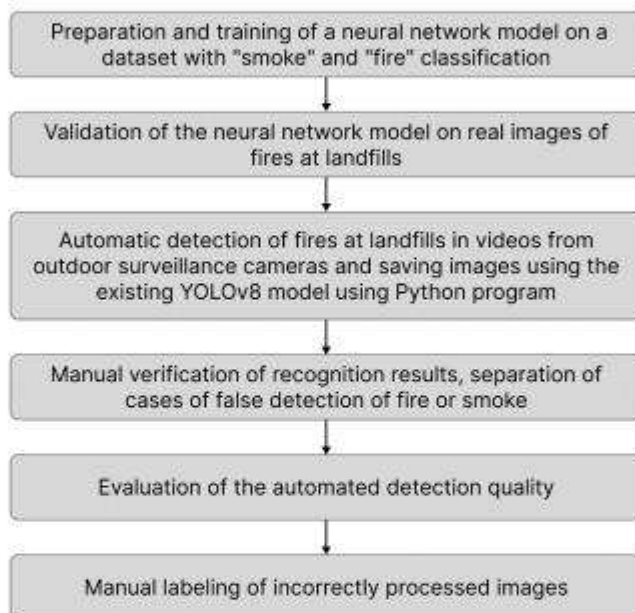
#### **4. Method of early landfill fire detection using the YOLOv8 neural network**

Method of early landfill fire detection using the YOLOv8 neural network consists of the following steps:

1. Preparation and training of a neural network model on a dataset with "smoke" and "fire" classification.
2. Validation of the neural network model on real images of fires at landfills.

3. Automatic detection of fires at landfills in videos from outdoor surveillance cameras and saving images using the existing YOLOv8 model using Python program.
4. Manual verification of recognition results, separation of cases of false detection of fire or smoke.
5. Evaluation of the automated detection quality.
6. Manual labeling of incorrectly processed images.

The method is visually represented in Figure 4.



**Figure 4:** Visual representation of Method of early landfill fire detection using the YOLOv8 neural network.

## 5. Experiments and Results

To conduct the experiments, the YOLOv8 neural network model was trained on the Roboflow dataset for 125 epochs.

The training results are presented in Table 1.

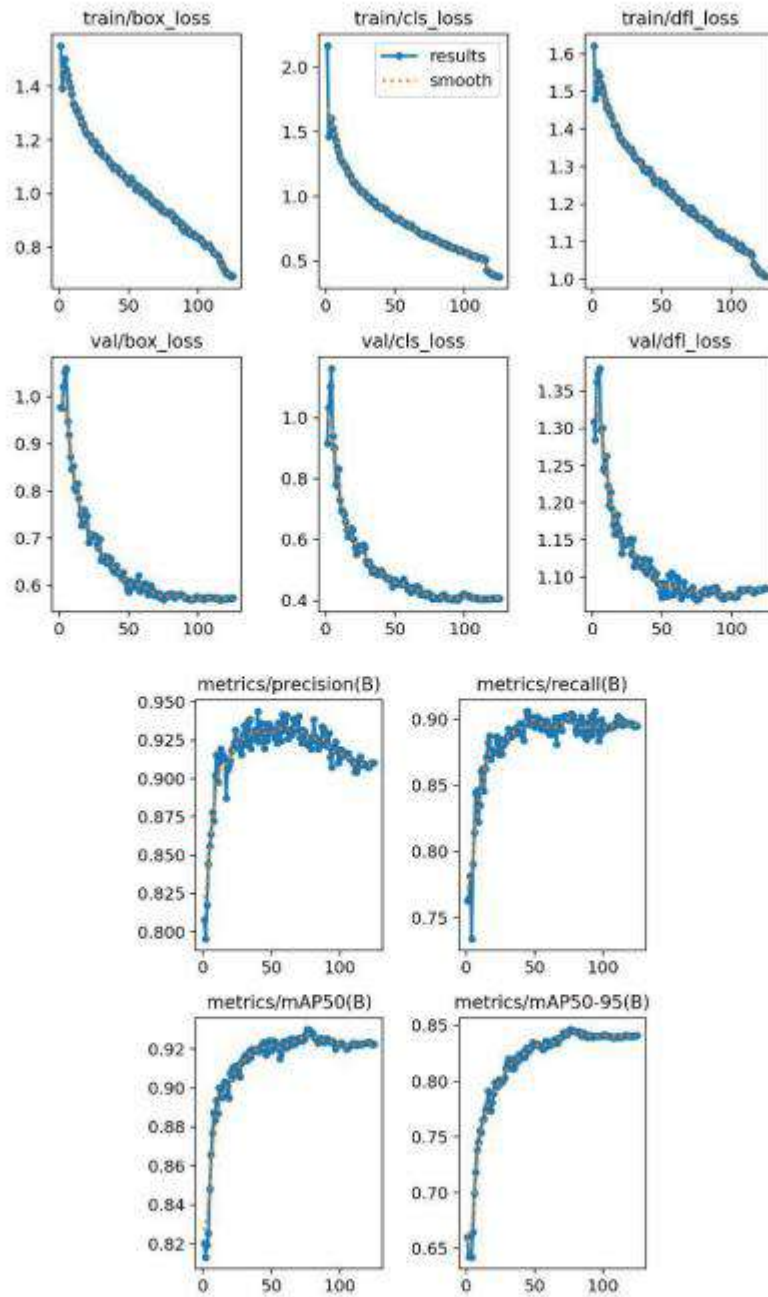
The table shows that already at the 125th epoch, the train/box\_loss and train/dfl\_loss indicators begin to decrease, so further training is not effective.

We have reached the maximum indicators.

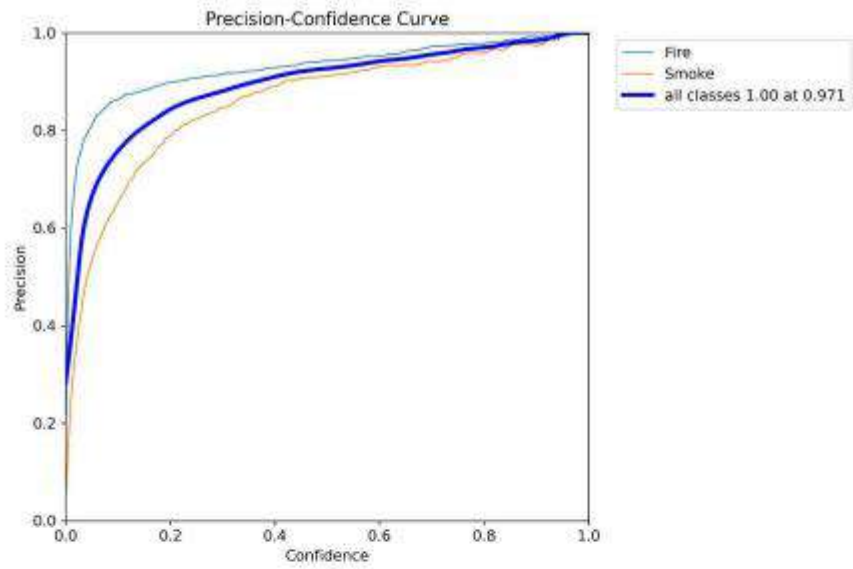
Evaluation of training results was carried out in 2 ways: using the obtained metrics which is presented in Figures 5-8, and manually (saving data from the video using the newly created model, manually searching for erroneous results).

**Table 1**  
Results of YOLOv8 training on Roboflow "smoke" and "fire" dataset

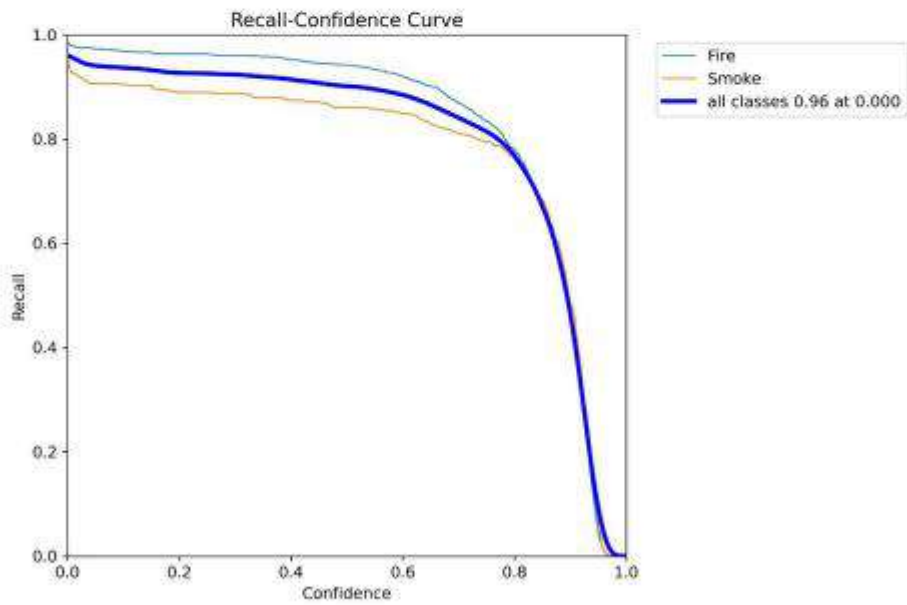
Epoch s	train /box _loss	train n/dfn _loss	metrics /precision on(B)	metrics/ recall(B)	metrics /mAP5 0(B)	metrics /mAP5 0-95(B)	val/b ox_lo ss	val/cl s_lo s	val/dfn _loss	lr/pg0	lr/pg1	lr/pg2
1	1.55 35	2.15 9	1.617	0.77306	0.7260 5	0.7791	0.610 3	1.037 7	0.964 71	1.3708	0.003326	0.0033 26
2	1.39 99	1.46 12	1.4798	0.84439	0.7507 5	0.8322 6	0.663 28	1.004 1	0.997 59	1.3348	0.006607	0.0066 07
3	1.43 72	1.52 41	1.512	0.8035	0.7758 3	0.8288 5	0.654 68	1.029 5	1.043 3	1.3554	0.009835	0.0098 35
4	1.50 73	1.61 59	1.5615	0.778	0.7705 8	0.8286 9	0.648 1	1.029 8	1.053 1	1.3595	0.009762	0.0097 62
5	1.46 77	1.53 33	1.5346	0.86732	0.8079 8	0.8598 5	0.691 35	0.948 68	0.871 23	1.307	0.009683	0.0096 83
6	1.44 3	1.47 98	1.5262	0.83168	0.8007 9	0.8606	0.696 06	0.977 22	0.942 86	1.3246	0.009604	0.0096 04
7	1.41 4	1.41 46	1.5109	0.87346	0.8409 3	0.8663 7	0.717 64	0.900 3	0.803 14	1.2951	0.009525	0.0095 25
8	1.40 14	1.38 7	1.4966	0.89735	0.8526 5	0.8805	0.730 37	0.888 59	0.801 01	1.2676	0.009446	0.0094 46
9	1.37 41	1.34 01	1.4791	0.90382	0.8545 4	0.8972 4	0.749 6	0.850 62	0.732 99	1.2328	0.009366	0.0093 66
10	1.33 15	1.30 2	1.459	0.89978	0.8388 3	0.8876 1	0.753 38	0.852 26	0.705 44	1.2372	0.009287	0.0092 87
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
123	0.69 156	0.38 405	1.005	0.90633	0.8893 6	0.9210 4	0.841 59	0.575 5	0.404 56	1.0956	0.000338	0.0003 38
124	0.68 591	0.37 955	1.0044	0.89673	0.8979 8	0.9211 5	0.842 08	0.576 13	0.404 7	1.0963	0.000258	0.0002 58
125	0.68 454	0.37 691	1.0016	0.89841	0.8980 2	0.9211 7	0.841 77	0.575 85	0.405 65	1.096	0.000179	0.0001 79



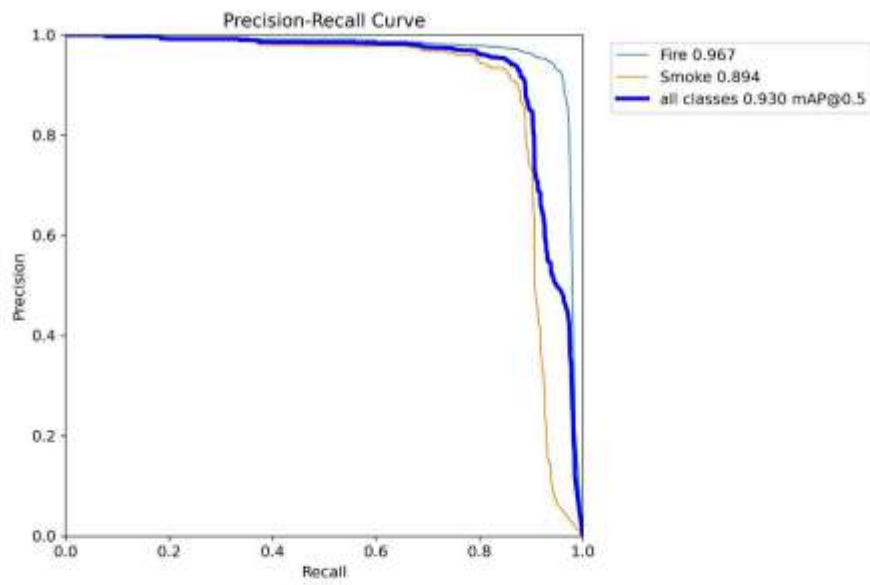
**Figure 5:** Metrics for training results evaluation.



**Figure 6:** Precision-Confidence Curve.

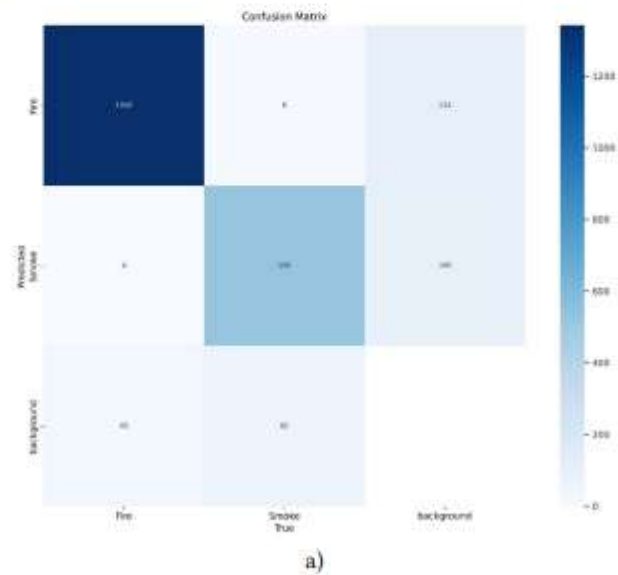


**Figure 7:** Recall-Confidence Curve.



**Figure 8:** Precision-Recall Curve.

Figure 9 presents confusion matrix in numerical (a) and in percentage (b) ways. The results of images from Roboflow dataset verification in which the neural network detected smoke and fire are presented in Figure 10. The results of real-life landfill fire images verification are presented in Figure 11.



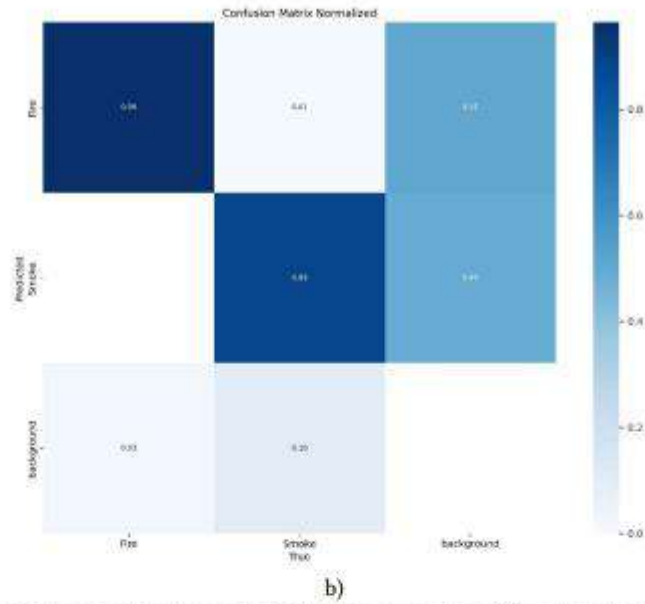


Figure 9: Confusion matrix in numerical (a) and in percentage (b) representations.



Figure 10: The results of images from Roboflow dataset verification in which the neural network detected smoke and fire.

The errors of computer vision algorithms are characterized by such parameters as Precision, Accuracy, Recall, F1 score.

Precision shows how many of the positive predictions turned out to be correct. The average precision value for our case was calculated by the formula 1.

$$\text{Precision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP}) = 0.93707, \quad (1)$$

TP refers to the count of correctly classified positive examples, while TN denotes the count of correctly classified negative examples.



**Figure 11:** The results of real-life landfill fire images verification.

Recall represents the ratio of positive cases correctly identified by the model. The average recall value for our case was calculated by the formula 2.

$$\text{Recall} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN}) = 0.9061, \quad (2)$$

where TP is the number of correctly classified positive examples; TN is the number of correctly classified negative examples.

F1 score is a metric for measuring model performance in classification tasks. It combines precision and response into one metric to provide a balanced assessment of model accuracy. F1 score for our case was calculated by the formula 3:

$$\text{F1} = 2 * (\text{Precision} * \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall}) = 0.9213. \quad (3)$$

## 6. Conclusions

Therefore, in the course of work on the problem of early landfill fire detection using external surveillance cameras, it was decided to develop a method of early detection of landfill fires using YOLOv8 neural network model.

Also, an experiment on YOLOv8-s training was conducted using Roboflow dataset. The results of the experiment were measured by such metrics as precision, recall and F1 score. The average precision value that was obtained is 0,93707 is quite high, meaning that when the model predicts an object, it is correct 93.7% of the time. This indicates that the model has a low false positive rate and is good at avoiding incorrect predictions. The model is effective at identifying true positives among the positive predictions it makes. The model has a high recall (0,9061),

meaning it correctly identifies 90.6% of all actual objects. This indicates that the model has a relatively low false negative rate and is good at finding most of the actual objects present in the dataset. The model is effective at capturing the majority of true objects in the data. The F1 score, which is the harmonic mean of precision and recall, is 0.9213. This value is high, indicating a good balance between precision and recall. The model maintains a good trade-off between precision and recall, making it robust for the task at hand. The high precision and recall values, along with a high F1 score, suggest that the neural network model is performing well and is balanced in terms of making accurate predictions (high precision) and capturing most of the relevant objects (high recall). The metrics indicate that the model has been trained effectively on the given dataset. It is capable of making reliable and comprehensive detections or classifications. Overall, these metrics suggest that the model is highly accurate and has been trained successfully, making it a strong candidate for deployment in applications where high precision and recall are critical.

The future efforts of the authors will focus on the development of the information system for early landfill fire detection based on the proposed in this work method.

## References

- [1] T. Kovalenko, V. Mykhaylenko, Anthropogenic impact on the environment caused by fire at Lviv's municipal solid waste landfill. *Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Geography*. (2019) 78-86. 10.17721/1728-2721.2019.75.13.
- [2] The ecological crisis in Lviv. URL: <https://www.osw.waw.pl/en/publikacje/analyses/2016-06-15/ecological-crisis-lviv> (Last accessed May 17).
- [3] V. Mykhaylenko, et al. Acquiring practice in environmental and social impact assessment: case study of Lviv city dumpsite, Ukraine. 3 (2021) 154-167. <https://doi.org/10.23939/ep2021.03.154>.
- [4] There was a fire at garbage dump near Rivne. URL: <https://ecopolitic.com.ua/en/news/bilyarivnogo-stalasya-pozhezha-na-smittiezvalishhi-2/>.
- [5] THE 17 GOALS. Sustainable Development. URL: <https://sdgs.un.org/goals>.
- [6] United Nations. Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development. URL: <https://sdgs.un.org/2030agenda> (Last accessed March 29, 2024).
- [7] S. GayatrI, et al. An Intelligent IoT Based Landfill Fire Prediction and Prevention System (2023).
- [8] D. Dabrowska, R. Wojciech, V. Nourani, Causes, types and consequences of municipal waste landfill fires—Literature review. *Sustainability* 15.7 (2023).
- [9] M. Islam, M. Saptarshi, S. Salahuddin, Determination of smoldering and ignition Temperature of MSW and Understanding the Landfill Fire in an Open Dump Site in Khulna Region of Bangladesh (2024).
- [10] S. Salahuddin, et al, Prediction of methane emissions and electrical energy generation potential from MSW landfill in Khulna city of Bangladesh: a model-based approach. *Clean Technologies and Environmental Policy* (2023) 1-19.
- [11] J. Sedano-Cibrián et al., 4D Models Generated with UAV Photogrammetry for Landfill Monitoring Thermal Control of Municipal Solid Waste (MSW) Landfills. *Applied Sciences* 13.24. 2023. 13164.

- [12] C. Feng et al, Suspect, Nontarget Screening, and Toxicity Prediction of Per-and Polyfluoroalkyl Substances in the Landfill Leachate. *Environmental Science & Technology* (2024).
- [13] A. Rafey, Z. S. Faisal, Modelling and simulation of landfill methane model. *Cleaner Energy Systems* 5. 2023. 100076.
- [14] O. Khan et al. Experimental investigation and multi-performance optimization of the leachate recirculation based sustainable landfills using Taguchi approach and an integrated MCDM method. *Scientific Reports* 13.1. 2023. 19102.
- [15] O. Khan et al. Waste-to-Energy Power Plants: Multi-objective Analysis and Optimization of Landfill Heat and Methane Gas by Recirculation of Leachate. *Process Safety and Environmental Protection* (2024).
- [16] M. Kamran et al. Intelligent based decision-making strategy to predict fire intensity in subsurface engineering environments. *Process Safety and Environmental Protection* 171 (2023) pp.374-384.
- [17] S. Mor and R.Khaiwal, Municipal solid waste landfills in lower-and middle-income countries: Environmental impacts, challenges and sustainable management practices. *Process Safety and Environmental Protection* (2023).
- [18] M. Kamran et al. A multi-criteria decision intelligence framework to predict fire danger ratings in underground engineering structures. *Fire* 6.11 (2023) 412.
- [19] M. Al Awadh, and M. Javed, A decision-making framework for landfill site selection in Saudi Arabia using explainable artificial intelligence and multi-criteria analysis. *Environmental Technology & Innovation* 33 (2024) 103464.
- [20] K. S. Pillai et al, Municipal Solid Waste Management: A Review of Machine Learning Applications. *E3S Web of Conferences*. Vol. 455. EDP Sciences (2023).
- [21] S. V. Ajay et al, Dioxin-like POPs emission trends as a decision support tool for developing sustainable MSW management scheme—an exploratory study. *Journal of Environmental Management* 328 (2023) 117004.
- [22] P. Radiuk, O. Pavlova, H. El Bouhissi, V. Avsiyevych, V. Kovalenko, Convolutional Neural Network for Parking Slots Detection. *CEUR-WS*, 3156 (2022) pp. 284–293.
- [23] O. Pavlova, V. Kovalenko, T. Hovorushchenko, Neural network-based image recognition method for smart parking. *Comput. Syst. Inf. Technol. J.* 1 (2021) pp. 49–55.
- [24] O. Pavlova, I. Rudyk, H. Bouhissi, Post-processing of video surveillance systems alarm signals using the YOLOv8 neural network. *CEUR Workshop Proceedings*. 3675 (2024) 196–207.
- [25] Supervised and Unsupervised Learning [Differences & Examples] URL: <https://www.v7labs.com/blog/supervised-vs-unsupervised-learning>.
- [26] Roboflow. Fire2 Object Detection Dataset by TAEIN. URL: <https://universe.roboflow.com/taein-ibves/fire2-kiquel>.
- [27] E. M. Cherrat, R. Alaoui, H. Bouzahir, Score fusion of finger vein and face for human recognition based on convolutional neural network model. *International Journal of Computing*, 19(1) (2020) 11-19. <https://doi.org/10.47839/ijc.19.1.1688>.
- [28] Tips for Best Training Result URL: [https://docs.ultralytics.com/yolov5/tutorials/tips\\_for\\_best\\_training\\_results/](https://docs.ultralytics.com/yolov5/tutorials/tips_for_best_training_results/).
- [29] Model Training with Ultralytics YOLO. URL:<https://docs.ultralytics.com/modes/train/>.

**ДОДАТОК В**  
**(обов'язковий)**  
**ПРЕЗЕНТАЦІЯ**



Кваліфікаційна робота магістра  
за спеціальністю 123 – комп'ютерна інженерія

**МЕТОД ТА СИСТЕМА ВИЯВЛЕННЯ ПОЖЕЖ НА  
СМІТТЄЗВАЛИЩАХ НА ОСНОВІ МАШИННОГО ЗОРУ**

Кузьмін Андрій Андрійович  
Керівник – д.ф., доцент  
Павлова Ольга Олександрівна

Хмельницький - 2025

**Мета, об'єкт та предмет роботи**

**Мета:** розробити метод та систему для виявлення пожеж на сміттєзвалищах за допомогою комп'ютерного зору.

**Об'єкт дослідження:** виявлення пожеж на сміттєзвалищах за допомогою комп'ютерного зору.

**Предмет дослідження:** застосування комп'ютерного зору для виявлення пожеж на сміттєзвалищах.

## Завдання роботи

Удосконалити існуючі методи та алгоритми виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі машинного зору з метою розробки системи для виявлення пожеж на сміттєзвалищах.

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних задач:

- 1) провести огляд існуючих рішень та систем для автоматизованого розпізнавання пожеж на відкритій місцевості;
- 2) виконати вибір компонентів та середовища для реалізації задачі;
- 3) удосконалити існуючі метод та алгоритм для автоматизованого розпізнавання диму та вогню на основі машинного зору.

3

## Наукова новизна

### Наукова новизна роботи:

1. Удосконалено метод та алгоритм виявлення пожеж на сміттєзвалищах з використанням комп'ютерного зору.
2. Удосконалено метод розпізнавання диму та вогню на зображеннях, з урахуванням факторів впливу погоди.

**Практична цінність** отриманих результатів полягає у розробці системи для автоматизованого виявлення пожеж на сміттєзвалищах.

### Апробація результатів:

Pavlova, O., Hovorushchenko, T., Kuzmin, A., Isayev, T., & Bouhissi, H. E. (2024). Method of early landfill fire detection using the YOLOv8 neural network. *Proceedings of the 1st International Workshop on Intelligent & CyberPhysical Systems (ICyberPhys 2024)*. Khmelnytskyi, Ukraine, June 28, 2024. pp. 186-200. - **стаття за матеріалами Міжнародної конференції, яка індексується в Scopus**

4

## Розділ 1: Огляд існуючих рішень



У **травні 2016**, на сміттєзвалищі у с. Грибовичі поблизу Львова трапилась пожежа, у якій загинуло 4 рятувальників. Робота сміттєзвалища була зупинена, сміття зі Львова та області вивозили до інших областей України.

5

## Огляд існуючих рішень



**17 липня 2023 року** почалась пожежа на сміттєзвалищі у селі Бармаки поблизу Рівного. На щастя, обійшлося без жертв.

6

## Огляд існуючих рішень

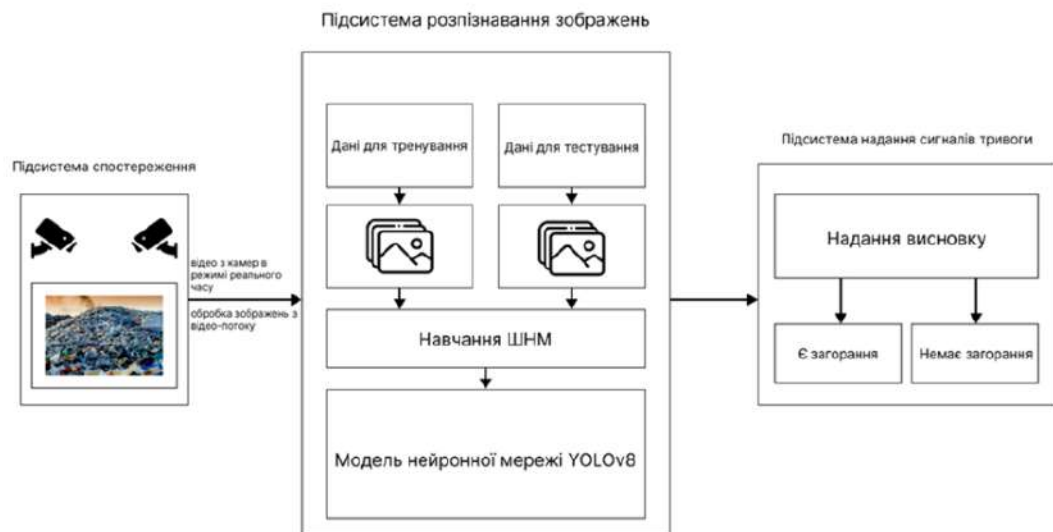
Дата	Розташування	Площа	Опис
21 липня 2007 року	Біля Ужгорода	6 гектарів	У липні 2007 року сміттєзвалище твердих побутових відходів в Ужгороді горіло три дні. Через високу температуру та спеку локалізувати пожежу не вдалося. Вогонь поширився на нові ділянки.
7 червня 2011 року	Біля Харкова	5900 м3	Одна з найбільших пожеж сталася 7 червня 2011 року на Дергачівському сміттєзвалищі твердих побутових відходів у Харкові.
28 травня 2016 року	Великі Грибові (близько 10 км від центру Львова)	100 тис. м3	28 травня 2016 року на території Грибовицького сміттєзвалища сталася велика пожежа. Невдовзі на сміттєзвалищі стався обвал твердих побутових відходів, внаслідок чого під завалами загинули троє рятувальників.
21 липня 2007 року	Біля Ужгорода	6 гектарів	У липні 2007 року сміттєзвалище твердих побутових відходів в Ужгороді горіло три дні. Через високу температуру та спеку локалізувати пожежу не вдалося. Вогонь поширився на нові ділянки.
19 липня 2023 року	Біля Рівного	300 м2	На сміттєзвалищі поблизу Рівного сталася пожежа, ймовірно, через самозаймання метану звалищного газу. Шість автоцистерн Державної служби з надзвичайних ситуацій; тактичний робот; 35 рятувальників; три місцеві пожежні бригади; допоміжна техніка та працівники КАТП-1728.

## Актуальність роботи



Міський полігон ТПВ (м. Хмельницький)

## Розділ 2: Апаратно-програмне середовище реалізації



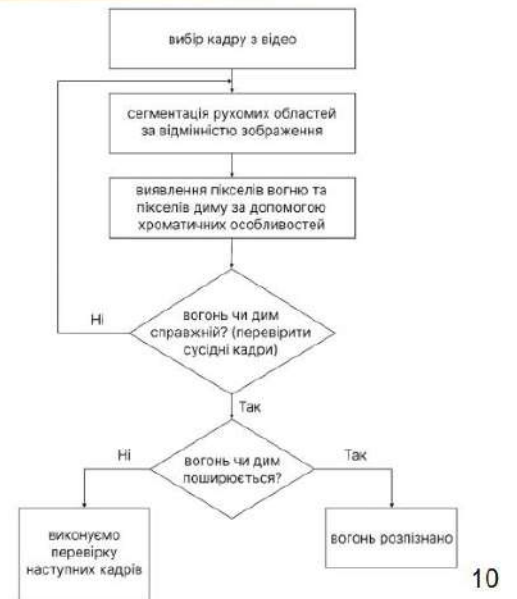
8

## Розділ 2: Апаратно-програмне середовище реалізації



9

## Розділ 3. Метод та алгоритм розпізнавання диму та вогню на зображеннях



10

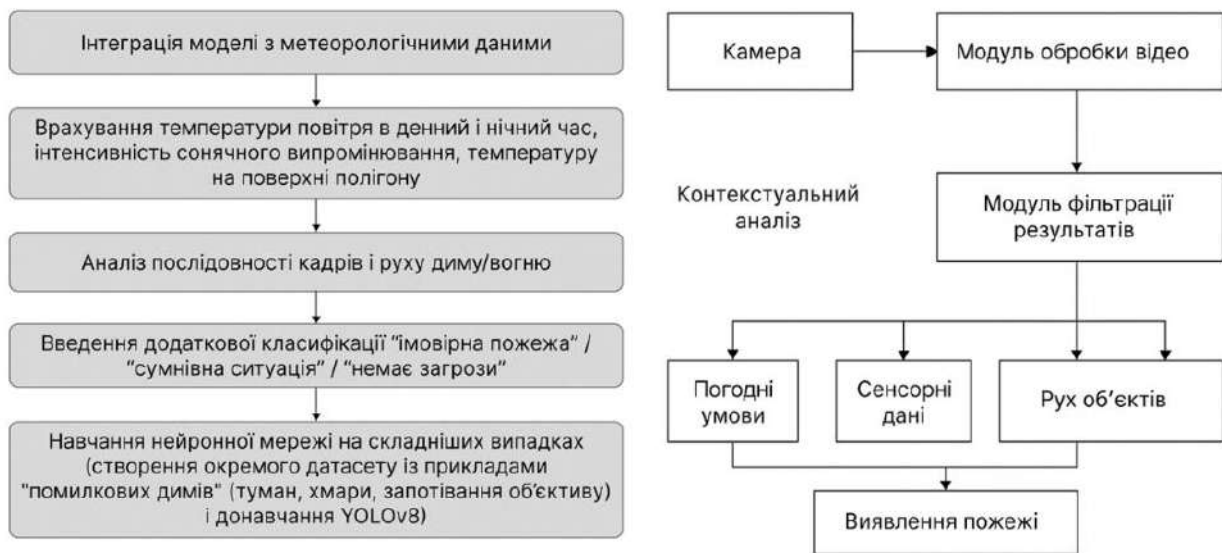
## Розділ 3: Метод обробки похибок при розпізнаванні диму та вогню на зображеннях



Приклади похибок розпізнавання диму та вогню

11

## Розділ 3: Метод обробки похибок при розпізнаванні диму та вогню на зображеннях



12

## Розділ 3: Математична модель для методу виявлення пожеж на сміттєзвалищах

Вхідні дані – множина кадрів з відео з камер зовнішнього спостереження

Нехай відеопотік представлений послідовністю кадрів:

$$V = \{I_t\}_{t=1}^T \quad (1)$$

де  $I_t$  – це зображення (кадр) у момент часу  $t$ ,  $T$  – кількість кадрів.

Виявлення рухомих областей на зображеннях

Для виявлення змінних (рухомих) областей між кадрами використовується різниця зображень:

$$D_t = |I_t - I_{t-1}| \quad (2)$$

де  $D_t$  – карта змінних пікселів.

Сегментація підозрілих областей

Визначається маска рухомих пікселів за порогом:

13

## Розділ 3: Математична модель для методу виявлення пожеж на сміттєзвалищах

Виділення "вогню" та "диму" за кольором

Для кожного пікселя  $(x, y)$ , що потрапляє в область  $M_t(x, y)=I$ , розраховуються колірні характеристики:

- Для вогню: високі значення в червоному та жовтому каналах.
- Для диму: низька насиченість, висока яскравість.

Функції класифікації кольору:

$$C_f(x,y)=\begin{cases} 1, \text{ якщо піксель схожий на вогонь} \\ 0, \text{ інакше} \end{cases} \quad (4)$$

$$C_s(x,y)=\begin{cases} 1, \text{ якщо піксель схожий на вогонь} \\ 0, \text{ інакше} \end{cases} \quad (5)$$

Оцінка динамічних характеристик

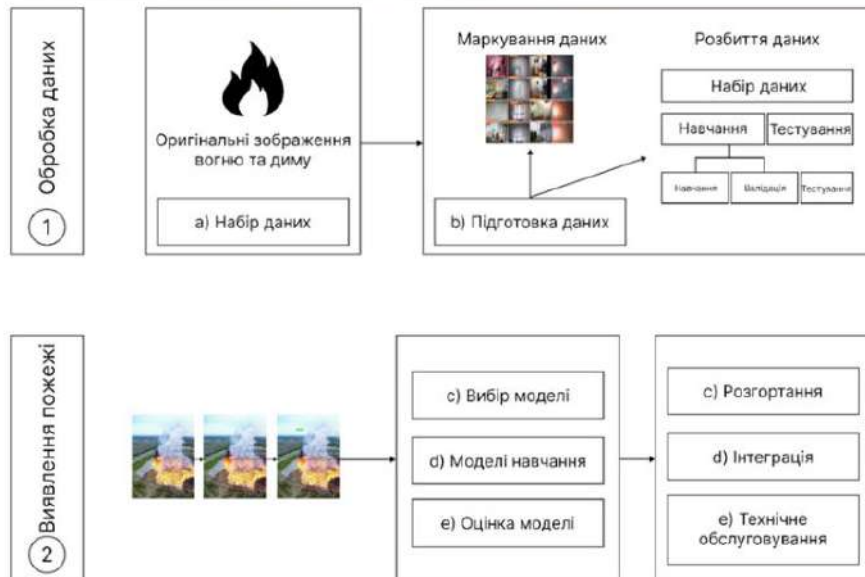
Області  $R \subseteq M_t$  розглядаються як кандидати на вогонь/дим, якщо спостерігається нестабільність та поширення протягом часу:

$$\Delta A(R_t) = A(R_{t+1}) - A(R_t) \text{ та } \Delta P(R_t) = \text{периметр}(R_{t+1}) - \text{периметр}(R_t) \quad (6)$$

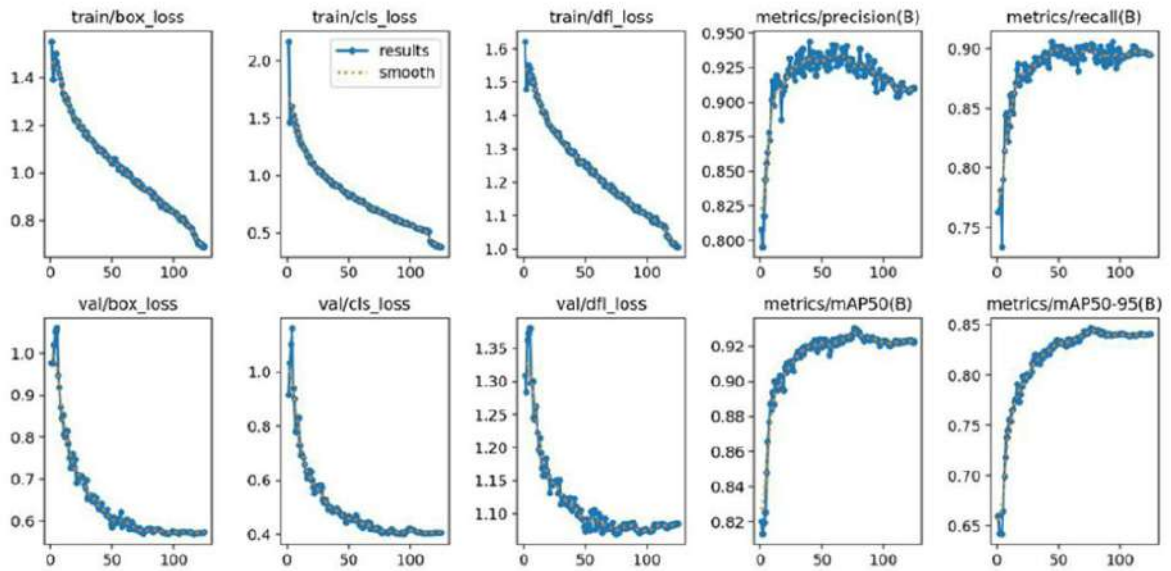
Ознака справжності вогню або диму:

$$S(R_t)=\begin{cases} 1, \text{ якщо } \Delta A(R_t) > \epsilon_a \text{ або } \Delta P(R_t) > \epsilon_p \\ 0, \text{ інакше} \end{cases} \quad (7)$$

## Розділ 4: Результати роботи

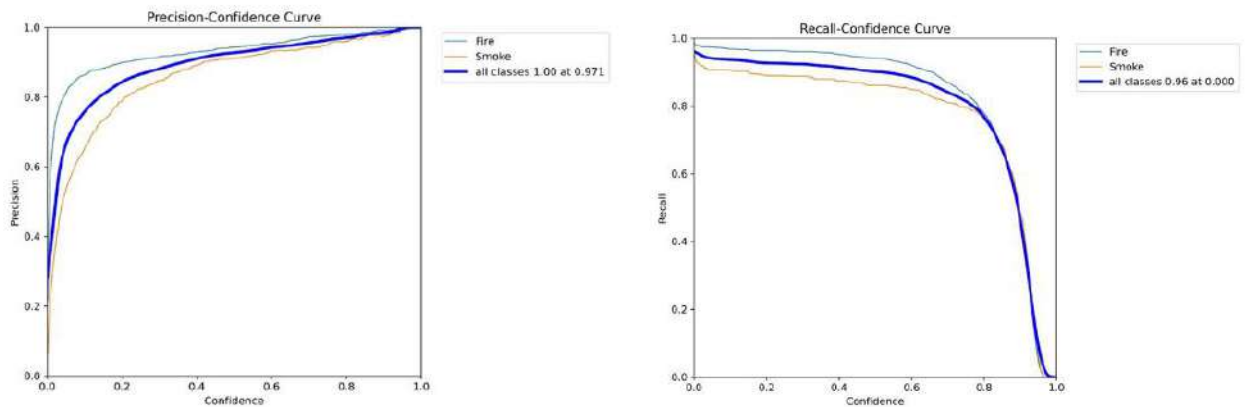


## Розділ 4: Результати роботи



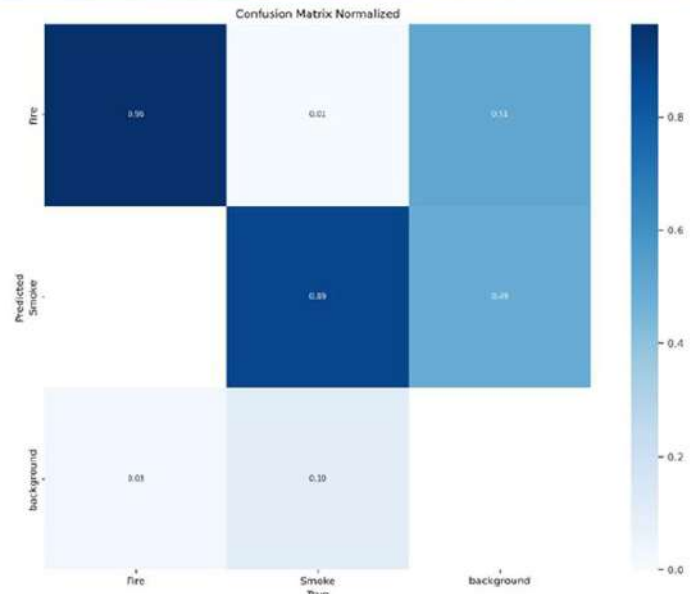
14

## Розділ 4: Результати роботи



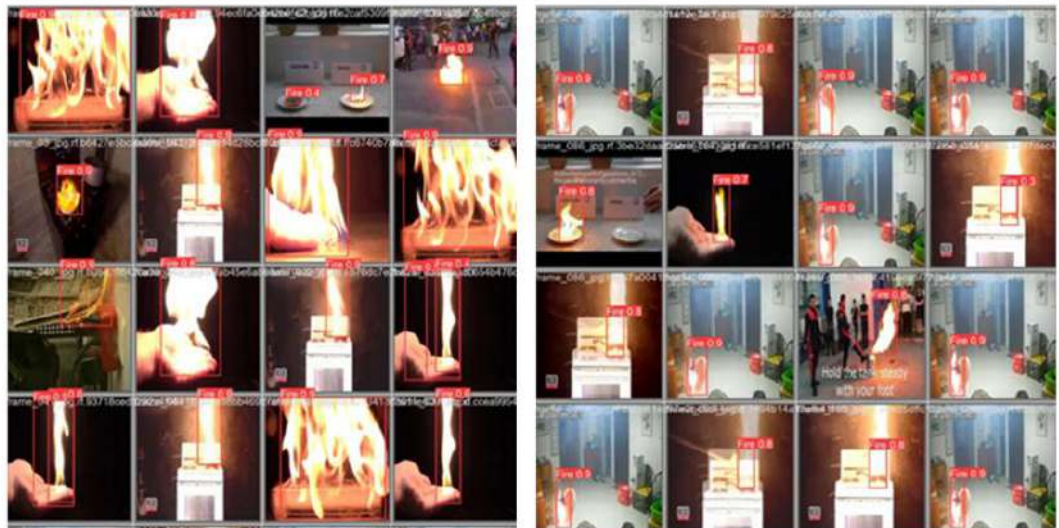
13

# Розділ 4: Результати роботи



14

# Розділ 4: Результати роботи



13

## Розділ 4: Результати роботи



14

## Розділ 4: Результати роботи

$$\text{Precision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP}) = 0.93707,$$

$$\text{Recall} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN}) = 0.9061,$$

$$\text{F1} = 2 * (\text{Precision} * \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall}) = 0.9213,$$

де TP позначає кількість правильно класифікованих позитивних прикладів, тоді як TN позначає кількість правильно класифікованих негативних прикладів.

13

У ході кваліфікаційної роботи було розглянуто проблему раннього виявлення пожеж на сміттєзвалищах за допомогою зовнішніх камер спостереження, було вирішено розробити метод раннього виявлення пожеж на сміттєзвалищах за допомогою нейронної мережі YOLOv8.

Було удосконалено метод виявлення пожеж на ранніх стадіях, а саме диму та вогню на основі комп'ютерного зору та метод опрацювання помилок розпізнавання зображень з урахуванням зовнішніх факторів впливу, таких як погодні умови.

Також було розроблено алгоритм виявлення пожеж на сміттєзвалищах за допомогою комп'ютерного зору та математичну модель для запропонованих методів виявлення пожеж на ранніх стадіях на основі комп'ютерного зору та опрацювання помилок розпізнавання зображень з урахуванням погодних умов.

Також було проведено експеримент з навчання YOLOv8 з використанням набору даних Roboflow. Результати експерименту вимірювалися за такими показниками, як точність, повнота та бал F1. Отримане середнє значення точності становить 0,93707, що є досить високим, а це означає, що коли модель прогнозує об'єкт, вона правильна у 93,7% випадків.

**Дякую за увагу!**



**ДОДАТОК Г**  
(обов'язковий)

**РЕЗУЛЬТАТИ НАВЧАННЯ YOLOV8 НА НАБОРІ ДАНИХ ROBOFLOW «ДИМ» ТА «ПОЖЕЖА»**

Початок таблиці.

Епоха s	Тренування /box_loss	Тренування / dfl_loss	Метрики /precision(B)	Метрики /recall(B)	Метрики /mAP5(B)	Метрики /mAP50-95(B)	Валідація /box_loss	Валідація /cls_loss	Валідація /dfl_loss	lr/pg0	lr/pg1	lr/pg2
1	1.5535	2.159	1.617	0.77306	0.72605	0.7791	0.6103	1.0377	0.96471	1.3708	0.003326	0.003326
2	1.3999	1.4612	1.4798	0.84439	0.75075	0.83226	0.66328	1.0041	0.99759	1.3348	0.006607	0.006607
3	1.4372	1.5241	1.512	0.8035	0.77583	0.82885	0.65468	1.0295	1.0433	1.3554	0.009835	0.009835
4	1.5073	1.6159	1.5615	0.778	0.77058	0.82869	0.6481	1.0298	1.0531	1.3595	0.009762	0.009762

Кінець таблиці.

5	1.4677	1.5333	1.5346	0.86732	0.80798	0.85985	0.69135	0.94868	0.87123	1.307	0.009683	0.009683
6	1.443	1.4798	1.5262	0.83168	0.8007	0.86069	0.69606	0.97722	0.94286	1.3246	0.009604	0.009604
7	1.414	1.4146	1.5109	0.87346	0.84093	0.86637	0.71764	0.9003	0.80314	1.2951	0.009525	0.009525
8	1.4014	1.387	1.4966	0.89735	0.8526	0.88055	0.73037	0.88859	0.80101	1.2676	0.009446	0.009446
9	1.3741	1.3401	1.4791	0.90382	0.85454	0.89724	0.7496	0.85062	0.73299	1.2328	0.009366	0.009366
10	1.3315	1.302	1.459	0.89978	0.83883	0.88761	0.75338	0.85226	0.70544	1.2372	0.009287	0.009287
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
123	0.69156	0.38405	1.005	0.90633	0.88936	0.92104	0.84159	0.5755	0.40456	1.0956	0.000338	0.000338
124	0.68591	0.37955	1.0044	0.89673	0.89798	0.92115	0.84208	0.57613	0.4047	1.0963	0.000258	0.000258
125	0.68454	0.37691	1.0016	0.89841	0.89802	0.92117	0.84177	0.57585	0.40565	1.096	0.000179	0.000179

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Дипломник: Кузьмін Андрій Андрійович

Тема: Метод та система виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі машинного зору

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг дипломної роботи:

Кількість сторінок записки 75

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень: Метою кваліфікаційної роботи є розробка методу та системи для виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі машинного зору.
2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню: Робота повністю відповідає поставленому завданню.
3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі проаналізовано сучасний стан сміттєзвалищ в Україні, причини та наслідки пожеж, проведено огляд літературних джерел та виконано порівняльний аналіз існуючих рішень із застосуванням комп'ютерного зору. У другому розділі проведено огляд апаратних та програмних засобів для вирішення поставленого у роботі завдання. У третьому розділі запропоновано метод та алгоритм розпізнавання пожеж на основі машинного зору. У четвертому розділі спроектовано архітектуру системи для виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі машинного зору та проведено експерименти з її застосуванням. Наукова новизна отриманих результатів полягає у вдосконаленні існуючих методів та алгоритмів розпізнавання диму та вогню на відкритій місцевості. Вперше розроблено метод розпізнавання пожеж на сміттєзвалищах із застосуванням машинного зору.
4. Позитивні сторони роботи: отримання двох пунктів наукової новизни.
5. Негативні сторони роботи:

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи:  
Пояснювальна записка оформлена коректно, згідно діючих стандартів оформлення документації.

7. Відгук про роботу в цілому: Робота виконана на високому науково-технічному рівні.

8. Інші зауваження: \_\_\_\_\_

9. Оцінка дипломної роботи: відмінно.

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) \_\_\_\_\_

Бармак Олександр Володимирович, р.т.ч., проф. зав. каф.  
комп'ютерних наук ХНУ

"29" квітня 2025 р. \_\_\_\_\_ (підпис)

Завідувачу кафедри КПС  
доктору філософії, доценту  
Ользі ПАВЛОВІЙ

Кузьмін Андрій Андрійович

ПІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи КІ2М-23-1

### ЗАЯВА

З правилами чинного Положення «Про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті» від 01.07.2022, згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування заходів дисциплінарної та академічної відповідальності, ознайомлений(а). Про використання програмно-технічних засобів для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на плагіат оповіщений(а) та надаю свою згоду на обробку та збереження університетом моєї роботи в інституційному репозитарії університету.

Також надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних програмно-технічних засобів (StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism) та використання роботи для виявлення плагіату в інших роботах, які перевіряються програмно-технічними засобами та користувачами, що мають доступ до цих програмно-технічних засобів, виключно в обмежених цілях для виявлення плагіату в текстах робіт.

Робота для перевірки університетом надається в друкованому та електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

01.05.2025

дата



підпис

**РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ**  
**КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ**  
**ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

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

Назва: метод та система виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі машинного зору

Автор: Кузьмін Андрій Андрійович

Спеціальність: 123 – Комп'ютерна інженерія

Освітня програма: освітньо-наукова

Науковий керівник: Павлова Ольга Олександрівна д.ф., доцент

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

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

Підтвердження:

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

- 1) запозичення розміщені в розділах є збіг зі звітом з науково-дослідної практики автора Кузьміна Андрія "Метод та система виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі машинного зору", який було додано в репозитраї ХНУ 19 лютого 2025 року;
- 2) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
- 3) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг з джерелами на один фрагмент речення;

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості StrikePlagiarism, складає 14,4% і адресується до 83 першоджерела; та системою Anti-Plagiarism складає 26%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи

Гарант ОП

Завідувач кафедри КІС

  
Ольга ПАВЛОВА

  
Олег САВЕНКО

  
Ольга ПАВЛОВА

## Протокол аналізу звіту подібності експертом

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

**Автор:** Андрій КУЗЬМІН

**Співавтор:**

**Назва:** Кузьмін\_Метод та система виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі машинного зору

**Експерт:**

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

**Коефіцієнт подібності 1:**14.1%

**Коефіцієнт подібності 2:**8.3%

**Мікропробіли:** 8

**Заміна букв:** 6

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 1

**Дата створення звіту:** 2025-05-01 14:39:48.0

**Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:**

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

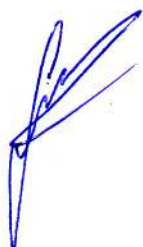
Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-05-01

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт

# Anti-Plagiarism v-15.274 Educational

**The maximum coincidence with one document 26.0%**

Dictionary check: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. **Errors in the documents: 13%**

ID: 240723 Title: МКР Метод та система виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі машинного зору Added in a DB: 2025-05-01 Authors: Андрій КУЗЬМІН Heads: Ольга ПАВЛОВА Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	98962	790	26693 (27%)	224 (28%)

## Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes
182564	Title: Звіт з ПДП Метод та система виявлення пожеж на сміттєзвалищах на основі машинного зору Added in a DB: 2025-02-19 Authors: А. А. Кузьмін Heads: О.О. Павлова Consultants: Opponents:	25848 (26.0%)	238 (30.0%)