

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА


на тему Метод виявлення вибоїн за візуальними даними для оцінювання стану дорожнього покриття нейромережевими засобами

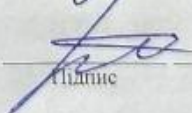
Галузь знань 12 – Інформаційні технології  
Шифр і назва галузі знань

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки  
Шифр і назва спеціальності

Освітня програма Комп'ютерні науки  
Назва освітньої програми

Виконав: студент групи КН-22-2  Андрій КАРПОВИЧ  
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: асистент каф. КН  Валерія КЛІМЕНКО  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КН, д.т.н., професор



Олександр БАРМАК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

17 червня 2026 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

Освітній ступінь бакалавр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук



д.т.н., професор Олександр БАРМАК

« 22 » січня 2026 року

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод виявлення вибоїн за візуальними даними для оцінювання стану дорожнього покриття нейромережевими засобами»

2. Завдання видано студенту Андрію Карповичу  
(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи асистент кафедри Валерія КЛІМЕНКО  
(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від «20» січня 2026 р. № 7

5. Дата видачі завдання студенту: «22» січня 2026 р.

6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Метою роботи є підвищення ефективності оцінювання стану дорожнього покриття шляхом автоматизованого виявлення вибоїн на основі візуальних даних із використанням нейромережових засобів, що досягається підвищенням точності їх детекції та локалізації, а також реалізацією автоматизованого кількісного аналізу стану дорожнього покриття. Для досягнення поставленої мети необхідно: виконати дослідження предметної області задачі виявлення вибоїн на основі візуальних даних; формалізувати задачу виявлення вибоїн на основі візуальних даних розробити метод виявлення вибоїн за візуальними даними для оцінювання стану дорожнього покриття нейромережевими засобами; реалізувати інтелектуальну систему виявлення вибоїн та провести дослідження ефективності розробленого методу з використанням створеної програмної реалізації, шляхом дослідження точності детекції та локалізації вибоїн.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напряму дослідження та узгодження теми кваліфікаційної роботи з керівником, складання календарного графіка виконання	січень 2026	Виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2026	Виконано
3	Проектування методу розв'язання задачі, опис архітектурних рішень, розроблення математичних моделей та алгоритмів.	березень 2026	Виконано
4	Обґрунтування інструментарію розробки, програмна реалізація розробленого методу, проведення експериментального тестування та оцінювання ефективності.	квітень 2026	Виконано
5	Написання тексту кваліфікаційної роботи, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами	травень 2026	Виконано
6	Розроблення презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2026	Виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка тексту кваліфікаційної роботи на плагіат, нормоконтроль	червень 2026	Виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи	червень 2026	Виконано

Виконавець:

студент групи КН-22-2

Група виконавця

  
Підпис

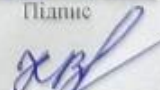
Андрій КАРПОВИЧ

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник:

асистент каф. КН

Науковий ступінь, посада

  
Підпис

Валерія КЛІМЕНКО

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод виявлення вибоїн за візуальними даними для оцінювання стану дорожнього покриття нейромережевими засобами»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-22-2 Андрій Карпович

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: асистент кафедри КН Валерія Кліменко

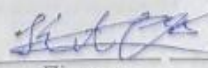
Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
68	20	0	52	2

Метою роботи є підвищення ефективності оцінювання стану дорожнього покриття шляхом автоматизованого виявлення вибоїн на основі візуальних даних із використанням нейромережових засобів, що досягається підвищенням точності їх детекції та локалізації, а також реалізацією автоматизованого кількісного аналізу стану дорожнього покриття. Розроблена система призначена для використання дорожніми службами, органами місцевого самоврядування, інженерами з експлуатації автомобільних доріг та дослідниками у сфері транспортної інфраструктури, які зацікавлені в автоматизованому аналізі стану дорожнього покриття.

Напрямами практичного використання розробленої інтелектуальної системи є моніторинг дорожнього покриття, своєчасне виявлення вибоїн та підтримка прийняття рішень щодо проведення ремонтних робіт.

Ключові слова: комп'ютерний зір, глибоке навчання, нейронні мережі, YOLOv8, дорожнє покриття, детекція об'єктів, аналіз зображень.

Виконавець: студент групи КН-22-2  Андрій КАРПОВИЧ  
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Зміст

Перелік скорочень.....	3
Вступ.....	4
Розділ 1 Аналіз предметної області задачі виявлення вибоїн на основі візуальних даних.....	6
1.1 Аналіз інформаційних моделей.....	6
1.2 Огляд теоретичних підходів до розв’язку подібних задач .....	8
1.3 Аналіз наукових рішень для задачі виявлення вибоїн .....	10
1.4 Аналіз існуючих програмних засобів.....	13
1.5 Мета, задачі та вимоги до реалізації інтелектуальної системи.....	17
Розділ 2 Метод виявлення вибоїн дорожнього покриття за візуальними даними засобами глибокого навчання.....	18
2.1 Математична формалізація задачі виявлення вибоїн дорожнього покриття за візуальними даними.....	18
2.2 Етапи методу виявлення вибоїн дорожнього покриття за візуальними даними .....	24
2.3 Отримання нейромережевої моделі для виявлення вибоїн дорожнього покриття.....	26
2.4 Опис датасету для навчання нейромережевої моделі .....	32
2.5 План експериментального дослідження .....	33
2.6 Метрики оцінювання ефективності методу.....	36
2.7 Висновки до розділу 2.....	38
Розділ 3 Програмна реалізація та експериментальне дослідження методу виявлення вибоїн.....	40
3.1 Опис інтелектуальної системи для виявлення вибоїн.....	40
3.2 Програмна реалізація та навчання моделі YOLOv8n.....	49
3.3 Експериментальне дослідження та оцінювання ефективності методу .....	53
3.4 Обмеження методу та напрямки подальших досліджень .....	58
3.5 Висновки до розділу 3.....	59
Загальні висновки.....	61
Перелік посилань .....	63
Додатки	

## Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
AI	Artificial Intelligence (штучний інтелект)
API	Application Programming Interface
CNN	Convolutional Neural Network (згорткова нейронна мережа)
КН	Комп'ютерні науки
Flask	Python-фреймворк для розробки вебзастосунків
ПЗ	Програмне забезпечення
ПП	Програмний продукт
IoU	Intersection over Union
mAP	Mean Average Precision
ХНУ	Хмельницький національний університет.
NMS	Non-Maximum Suppression
OpenCV	Open Source Computer Vision Library
Precision	Точність
Recall	Повнота
RGB	Red, Green, Blue
YOLO	You Only Look Once
ІС	Інтелектуальна система
ІТ	Інформаційні технології
НМ	Нейронна мережа
ШІ	Штучний інтелект

## Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена підвищенню ефективності оцінювання стану дорожнього покриття шляхом автоматизованого виявлення вибоїн на основі візуальних даних із використанням нейромережевих засобів, що досягається підвищенням точності їх детекції та локалізації, а також реалізацією автоматизованого кількісного аналізу стану дорожнього покриття.

**Актуальність.** Останніми роками спостерігається стрімкий та активний розвиток технологій комп'ютерного зору, інтелектуального аналізу даних та глибокого навчання, які знаходять все ширше практичне застосування у сфері автоматизованого моніторингу об'єктів критичної інфраструктури. Експлуатаційний стан якісного дорожнього покриття є одним із ключових чинників, що безпосередньо впливає на загальний рівень безпеки дорожнього руху, економічну ефективність логістичних перевезень, пропускну здатність транспортних артерій та витрати на амортизацію транспортних засобів. Поява вибоїн, тріщин та інших критичних дефектів полотна суттєво підвищує ризики виникнення аварійних ситуацій і призводить до прискореного руйнування доріг. Це зумовлює потребу у їх своєчасному та точному виявленні, що, у свою чергу, обґрунтовує доцільність впровадження сучасних методів автоматизації процесів діагностики та моніторингу.

В умовах майбутнього масштабного післявоєнного відновлення України особливої актуальності та стратегічного значення набуває комплексна реконструкція та модернізація зруйнованої дорожньої інфраструктури. Колосальні обсяги пошкоджень автомобільних шляхів державного та місцевого значення потребують розробки та розгортання систем оперативної оцінки їх поточного стану для ефективного планування капітальних і поточних відновлювальних робіт. Використання сучасних нейромережевих засобів для аналізу потокових візуальних даних дозволяє мінімізувати вплив людського фактора, забезпечити високу об'єктивність оцінювання підвищити швидкість обробки великих масивів інформації в режимі реального часу.

Крім того, на сьогодні в Україні сформовано потужну технологічну базу та накопичено унікальний досвід у сфері безпілотних технологій. Ці напрацювання можуть бути ефективно адаптовані та масштабовані у цивільних цілях, зокрема для високоточної аерозйомки, патрулювання та комплексного моніторингу стану дорожнього полотна на протяжних ділянках. Інтеграція безпілотних літальних апаратів із мобільними системами комп'ютерного зору на основі згорткових та трансформерних архітектур створює фундаментальні передумови для побудови сучасних інтелектуальних транспортних систем. Такі рішення здатні забезпечити гнучке та високоефективне управління дорожньою інфраструктурою на рівні сучасних світових стандартів.

**Об'єкт дослідження** – процес виявлення вибоїн та інших локальних вибоїн дорожнього покриття на основі аналізу візуальних даних із застосуванням неймережевих засобів.

**Предмет дослідження** – методи та засоби неймережевого навчання для обробки та аналізу візуальної інформації з метою виявлення вибоїн дорожнього покриття.

**Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** полягає у підвищенні ефективності оцінювання стану дорожнього покриття шляхом автоматизованого виявлення вибоїн на основі візуальних даних із використанням неймережевих засобів, що досягається підвищенням точності їх детекції та локалізації, а також реалізацією автоматизованого кількісного аналізу стану дорожнього покриття.

**Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра** – виконати дослідження предметної області задачі виявлення вибоїн на основі візуальних даних; формалізувати задачу виявлення вибоїн на основі візуальних даних розробити метод виявлення вибоїн за візуальними даними для оцінювання стану дорожнього покриття неймережевими засобами; реалізувати інтелектуальну систему виявлення вибоїн та провести дослідження ефективності розробленого методу з використанням створеної програмної реалізації, шляхом дослідження точності детекції та локалізації вибоїн.

## **Розділ 1 Аналіз предметної області задачі виявлення вибоїн на основі візуальних даних**

### **1.1 Аналіз інформаційних моделей**

Автомобільні дороги є важливою складовою транспортної інфраструктури, від технічного стану якої залежать ефективність перевезень, безпека дорожнього руху та рівень транспортних витрат [1]. З позицій інтелектуальних транспортних систем стан дорожнього покриття розглядається як один із ключових параметрів просторово-часових даних, що можуть бути формалізовані та оброблені методами комп'ютерного аналізу зображень і машинного навчання [2].

Одним із ключових показників якості дороги є стан дорожнього покриття, який визначається наявністю пошкоджень та відповідністю експлуатаційним вимогам [3]. У задачах комп'ютерного зору цей стан може бути інтерпретований як проблема виявлення та класифікації об'єктів на зображеннях, де дефекти дорожнього полотна виступають цільовими об'єктами для автоматичної ідентифікації.

Серед основних дефектів дорожнього покриття виділяють тріщини, колійність, просідання та вибоїни [4]. Вибоїни є одним із найнебезпечніших видів пошкоджень, що виникають унаслідок дії транспортних навантажень, температурних коливань та впливу вологи [5]. Їх наявність негативно впливає на безпеку дорожнього руху та може призводити до пошкодження транспортних засобів [6]. У термінах аналізу зображень такі дефекти характеризуються локальними змінами текстури, контрасту та геометрії поверхні, що ускладнює їх виявлення класичними алгоритмами обробки зображень.

Моніторинг стану дорожнього покриття здійснюється за допомогою візуального огляду, мобільних лабораторій, а також фото- та відеофіксації [7]. У сучасних системах збору даних дедалі ширше застосовуються цифрові камери високої роздільної здатності, безпілотні літальні апарати та мобільні сенсорні платформи, що формують великі масиви візуальних даних, придатних для

подальшої обробки алгоритмами глибокого навчання (deep learning) [8]. Використання спеціалізованих комплексів дозволяє автоматизувати збір даних та виконувати вимірювання параметрів дорожнього полотна під час руху [9].

Організацію таких обстежень забезпечують дорожні служби, органи місцевого самоврядування та спеціалізовані підприємства з експлуатаційного утримання доріг [10]. У межах цифровізації інфраструктури частина цих процесів поступово переходить до автоматизованих інформаційних систем, що інтегрують модулі комп'ютерного зору, геоінформаційні сервіси та аналітичні алгоритми обробки даних.

Процес оцінювання стану доріг включає збір візуальних даних, виявлення та фіксацію пошкоджень, визначення ступеня їх критичності та планування ремонтних заходів [11, 12]. З точки зору інформаційних технологій цей процес може бути представлений як конвеєр обробки даних, який включає етапи передобробки зображень, інференсу нейронної мережі, постобробки результатів та генерації аналітичних висновків. Значна частина цих етапів залежить від людського фактора, що може впливати на швидкість і об'єктивність прийняття рішень [13].

В Україні контроль стану автомобільних доріг здійснюють служби відновлення та розвитку інфраструктури, органи місцевого самоврядування, підрядні організації та інженери з експлуатації доріг [14]. Частина їхніх функцій, пов'язаних із виявленням і документуванням дефектів, може бути автоматизована за допомогою методів комп'ютерного зору, зокрема згорткових нейронних мереж (CNN) та моделей детекції об'єктів.

У межах даного дослідження під дорожнім покриттям розуміється верхній шар автомобільної дороги, стан якого впливає на безпеку та комфорт руху [15]. Вибіона розглядається як локальне руйнування поверхні дороги, що характеризується заглибленням і порушенням цілісності покриття [16]. Під візуальними даними розуміються цифрові зображення або відеокадри дорожнього покриття, отримані за допомогою камер чи безпілотних літальних апаратів,

які надалі можуть бути представлені у вигляді тензорів та оброблені нейронними мережами.

Для локалізації дефектів використовується поняття обмежувальної рамки – прямокутної області, яка визначає положення вибоїни на зображенні та застосовується під час навчання і роботи моделей детекції об'єктів [17]. У задачах машинного навчання така постановка відповідає навчання з вчителем із використанням розмічених датасетів, де кожен об'єкт має координати та класову мітку.

Проведений аналіз предметної області показав, що найбільш трудомісткими етапами моніторингу є збір та аналіз візуальної інформації, а також первинна класифікація дефектів. З позицій штучного інтелекту ці задачі відносяться до класу задач автоматичного розпізнавання образів (pattern recognition), які ефективно розв'язуються за допомогою глибоких нейронних мереж. Оскільки вибоїни мають виражені візуальні ознаки, перспективним напрямом є використання методів комп'ютерного зору, зокрема архітектур типу You Only Look Once (YOLO), Faster R-CNN та інших моделей детекції об'єктів для автоматизації їх виявлення. Це обумовлює необхідність аналізу сучасних підходів до розв'язання подібних задач у межах інтелектуальних систем обробки зображень.

## **1.2 Огляд теоретичних підходів до розв'язку подібних задач**

Активний розвиток технологій штучного інтелекту сприяє їх широкому впровадженню у сферу моніторингу транспортної інфраструктури. Одним із найбільш перспективних напрямів є використання методів комп'ютерного зору для аналізу стану дорожнього покриття на основі фото- та відеоданих. Особливу роль у таких системах відіграє детекція об'єктів, яка дозволяє не лише визначати наявність дефектів, а й локалізувати їх у межах зображення [16]. Це створює можливість автоматизованого моніторингу дорожньої мережі із застосуванням камер транспортних засобів та безпілотних літальних апаратів.

Комп'ютерний зір (Computer Vision) є напрямом штучного інтелекту, що забезпечує автоматизоване отримання та інтерпретацію інформації із цифрових зображень і відеоданих [17]. Основними задачами комп'ютерного зору є класифікація, детекція та сегментація об'єктів. Класифікація визначає належність зображення до певного класу [18], детекція додатково встановлює місцезнаходження об'єкта за допомогою обмежувальної рамки [19], а сегментація виконує його піксельне виділення. Для задачі виявлення вибоїн найбільш доцільною є саме детекція, оскільки вона дозволяє визначити наявність дефекту і його координати без необхідності детального піксельного аналізу [20].

Основу сучасних систем комп'ютерного зору становлять штучні нейронні мережі [21]. Початковим етапом їх розвитку був перцептрон [22], який надалі еволюціонував у багатошарові нейронні мережі, здатні моделювати складні нелінійні залежності [23]. Для аналізу зображень найбільш ефективними є згорткові нейронні мережі (CNN), що автоматично виділяють характерні ознаки об'єктів та забезпечують ефективну роботу з двовимірними даними [24].

Для задач детекції об'єктів розроблено ряд спеціалізованих архітектур. До двоетапних детекторів належать R-CNN, Fast R-CNN та Faster R-CNN [25], які спочатку формують області інтересу, а потім виконують класифікацію. Альтернативою є одноетапні моделі SSD та YOLO, у яких локалізація і класифікація виконуються одночасно [26]. Хоча двоетапні підходи часто забезпечують вищу точність, вони потребують більших обчислювальних ресурсів. Одноетапні детектори характеризуються високою швидкістю, що є важливою перевагою для систем реального часу. З огляду на це для задачі виявлення вибоїн найбільш доцільним є використання моделей сімейства YOLO, які забезпечують баланс між точністю та швидкістю роботи [27].

Навчання моделей детекції виконується на попередньо розмічених зображеннях, де відомі координати об'єктів. Під час навчання використовується функція втрат, яка визначає відхилення результатів прогнозування від еталонних значень [28], а оптимізація параметрів здійснюється за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки та оптимізаторів SGD або Adam. Для

оцінювання ефективності моделей застосовуються метрики Precision, Recall, F<sub>1</sub>-міра, IoU та mAP [29].

Додатковою перевагою сучасних систем моніторингу є можливість використання безпілотних літальних апаратів, які забезпечують оперативний збір великого обсягу візуальних даних та підвищують ефективність контролю стану дорожнього покриття [30].

Отже, аналіз існуючих підходів показав, що для задачі автоматизованого виявлення вибоїн найбільш доцільним є використання згорткових нейронних мереж та моделей сімейства YOLO. Такий підхід забезпечує необхідний баланс між точністю локалізації дефектів і швидкістю обробки візуальних даних.

### **1.3 Аналіз наукових рішень для задачі виявлення вибоїн**

Сучасні дослідження у сфері моніторингу дорожньої інфраструктури активно використовують методи комп'ютерного зору та глибокого навчання для автоматизованого виявлення вибоїн дорожнього покриття. Особливу увагу приділяють моделям детекції об'єктів, які дозволяють аналізувати фото- та відеодані в режимі реального часу. У даному підрозділі проведено аналіз сучасних наукових рішень для задачі виявлення вибоїн за візуальними даними.

У роботі [31] досліджено використання згорткових нейронних мереж для автоматичного виявлення пошкоджень дорожнього покриття. Автори розглянули процес підготовки даних, навчання моделей та оцінювання їх ефективності. Отримані результати підтвердили доцільність застосування CNN-архітектур для задач моніторингу стану доріг, однак робота не передбачає створення завершеної програмної системи.

У дослідженні [32] представлено набір даних RDD2022, який містить десятки тисяч розмічених зображень дорожніх дефектів, зібраних у різних країнах. Автори показали важливість якісних датасетів для навчання моделей детекції та продемонстрували ефективність сучасних алгоритмів комп'ютерного

зору. Разом із тим робота орієнтована переважно на аналіз набору даних, а не на практичну реалізацію системи моніторингу.

У дослідженні [33] розглянуто застосування моделей глибокого навчання для автоматизованого виявлення вибоїн дорожнього покриття в режимі реального часу. Основна увага приділена порівнянню архітектур YOLOv1–YOLOv5 та SSD-MobileNetV2 для роботи на edge-пристроях. Експериментальні результати показали, що модель YOLOv5 досягла найкращого значення середньої точності виявлення mAP на рівні 95 %, тоді як Tiny-YOLOv4 забезпечила точність близько 90 % при швидкодії 31,76 FPS. Отримані результати підтверджують ефективність моделей сімейства YOLO для задач моніторингу дорожнього покриття та можливість їх використання в системах реального часу.

У роботі [34] запропоновано підхід до автоматизованого виявлення вибоїн із використанням методів попередньої обробки зображень та алгоритмів штучного інтелекту. На наборі з 200 зображень було проведено порівняння штучної нейронної мережі ANN та методу опорних векторів найменших квадратів LS-SVM. Результати показали, що обидва підходи забезпечують точність класифікації понад 85 %, а найкращий результат продемонструвала модель LS-SVM із точністю близько 89 % та значенням AUC 0,96.

У дослідженні [35] розглянуто використання попередньо навченої моделі VGG-16 для автоматизованого аналізу дорожнього покриття. Автори застосували підхід transfer learning на основі набору даних ImageNet та виконали класифікацію дорожніх дефектів за допомогою одношарової нейронної мережі з оптимізатором Adam. Запропонований підхід продемонстрував високу ефективність при роботі зі складними зображеннями різних типів дорожнього покриття та підтвердив доцільність використання попередньо навчених CNN-моделей для задач аналізу дорожньої інфраструктури. Для узагальнення результатів проведеного аналізу наукових досліджень доцільно виконати їх порівняння за використаними методами, отриманими результатами та

особливостями застосування. Порівняльну характеристику розглянутих наукових рішень та розроблюваної системи наведено в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Порівняльна характеристика відомих наукових досліджень у задачі виявлення вибоїн дорожнього покриття

Метод	Набір даних	Основні результати	Переваги	Недоліки
CNN [31]	Зображення дорожніх дефектів	Підтверджено ефективність CNN для детекції пошкоджень	Автоматизація аналізу дорожнього покриття	Відсутня програмна реалізація
CNN, YOLO [32]	RDD2022	Створено стандартизований датасет для оцінювання моделей	Великий обсяг та різноманітність даних	Основна увага приділена датасету
YOLOv1–YOLOv5, SSD-MobileNetV2 [33]	Власний датасет	YOLOv5 – mAP 95%; Tiny-YOLOv4 – Accuracy 90%, 31.76 FPS	Висока точність та швидкодія	Орієнтація на edge-пристрої
LS-SVM, ANN [34]	200 зображень	Accuracy $\approx$ 89%; AUC = 0.96	Ефективне обробка зображень завдяки ШІ	Невеликий обсяг вибірки
VGG-16 + Transfer Learning [35]	ImageNet + дорожні зображення	Ефективне використання transfer learning	Робота зі складними типами покриття	Орієнтація переважно на класифікацію

Аналіз наведених рішень показав, що більшість існуючих досліджень зосереджені або на розробці моделей детекції, або на формуванні наборів даних. На відміну від них, у межах даної роботи передбачається створення завершеної інтелектуальної системи, яка поєднує нейромережевий метод виявлення вибоїн із веборієнтованим інтерфейсом користувача та засобами автоматизованого аналізу фото- і відеоданих.

Проведений аналіз наукових досліджень показав, що найбільш перспективними підходами для автоматизованого виявлення вибоїн є згорткові

нейронні мережі та моделі сімейства YOLO. Розглянуті роботи підтверджують ефективність методів глибокого навчання для аналізу дорожніх зображень і відеопотоків та свідчать про доцільність їх використання під час розроблення інтелектуальної системи виявлення вибоїн дорожнього покриття.

#### **1.4 Аналіз існуючих програмних засобів**

У контексті розвитку інтелектуальних технологій у сфері транспортної інфраструктури особливої актуальності набуває задача автоматизованого моніторингу стану дорожнього покриття. Наявність невиявлених або несвоєчасно зафіксованих вибоїн призводить до зниження безпеки дорожнього руху, підвищення ризику пошкодження транспортних засобів та збільшення витрат на утримання автомобільних доріг. Одним із перспективних підходів до розв'язання цієї проблеми є використання методів комп'ютерного зору та глибокого навчання, які дозволяють автоматизувати аналіз візуальних даних і виявляти пошкодження дорожнього покриття без безпосередньої участі людини.

На сьогодні існує низка комерційних програмних продуктів, призначених для автоматизованого аналізу стану дорожньої інфраструктури. Аналіз таких рішень дозволяє визначити їх функціональні можливості, переваги та обмеження, а також обґрунтувати доцільність розроблення власної інтелектуальної системи виявлення вибоїн дорожнього покриття.

Одним із сучасних комерційних рішень у сфері моніторингу дорожньої інфраструктури є система RoadAI, розроблена компанією Xweather [36]. Даний програмний продукт призначений для автоматичного аналізу дорожнього покриття на основі фото- та відеоданих, отриманих із камер транспортних засобів. Система використовує алгоритми комп'ютерного зору для виявлення пошкоджень дорожньої поверхні та формування аналітичної інформації щодо стану дорожньої мережі.

Інтерфейс RoadAI реалізований у вигляді вебплатформи, яка надає користувачам доступ до результатів аналізу, інтерактивних карт та засобів формування звітів. Система автоматично визначає місця пошкоджень

дорожнього покриття та дозволяє відстежувати зміни стану доріг у часі (рисунок 1.1).

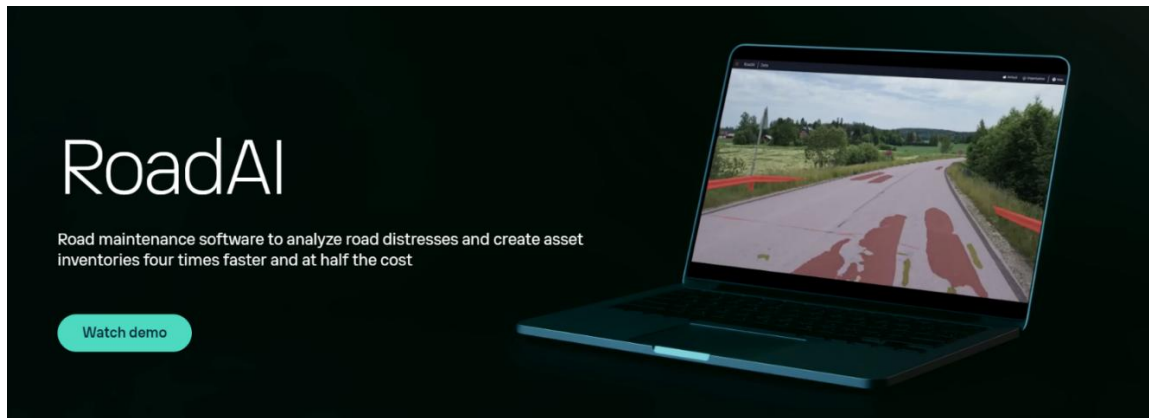


Рисунок 1.1 – Демонстраційний знімок екрану роботи «RoadAI» [37]

Основною перевагою RoadAI є можливість автоматизованого аналізу великих обсягів даних без використання дорогого спеціалізованого обладнання. Система дозволяє регулярно оновлювати інформацію про стан дорожньої мережі та забезпечує зручне представлення результатів для прийняття управлінських рішень.

Разом із тим, дане рішення має певні обмеження. Система є комерційним продуктом із закритою архітектурою, що унеможливорює доступ до внутрішніх алгоритмів обробки даних та їх модифікацію. Крім того, функціонування платформи значною мірою залежить від хмарної інфраструктури та постійного доступу до мережі Інтернет. Також система орієнтована на комплексний аналіз дорожньої мережі, тоді як у межах даної роботи основна увага приділяється автоматизованому виявленню вибоїн на окремих зображеннях та відеокадрах.

Іншим сучасним рішенням є система RoadBotics, розроблена компанією RoadBotics [38]. Даний програмний продукт використовує алгоритми машинного навчання та комп'ютерного зору для оцінювання стану дорожнього покриття на основі зображень, отриманих із мобільних пристроїв або камер транспортних засобів.

Система забезпечує автоматичне виявлення дефектів дорожнього покриття та відображення результатів через вебплатформу з інтерактивними картами й аналітичними панелями. Отримані результати можуть

використовуватися дорожніми службами для планування ремонтних робіт та визначення пріоритетності відновлення окремих ділянок доріг (рисунок 1.2).



Рисунок 1.2 – Демонстраційний знімок екрану роботи системи «RoadBotics» [39]

Однією з ключових переваг даного рішення є можливість масштабного збору дорожніх даних із використанням звичайних камер та мобільних пристроїв, що значно знижує витрати на проведення моніторингу. Система забезпечує автоматизацію процесу аналізу великої кількості зображень та дозволяє оперативно оновлювати інформацію про стан дорожнього покриття. Крім того, платформа підтримує інтеграцію результатів аналізу з іншими інформаційними системами дорожніх служб та органів місцевого самоврядування.

Разом з тим, система має низку обмежень. RoadBotics є комерційним програмним продуктом із закритою архітектурою, що унеможлиблює доступ до внутрішніх алгоритмів та їх модифікацію відповідно до специфічних умов використання. Робота системи значною мірою залежить від хмарної інфраструктури та стабільного підключення до мережі Інтернет, що може бути недоліком у випадку локального використання або роботи в умовах обмеженого доступу до мережі. Крім того, функціональність рішення орієнтована на комплексний аналіз стану дорожньої мережі, тоді як у межах даної роботи основна увага приділяється задачі виявлення саме вибоїн на окремих зображеннях. Додатковим недоліком є необхідність ліцензування та фінансових

витрат на використання системи, що обмежує можливість її застосування у невеликих організаціях або навчально-дослідницьких проєктах. Зазначені особливості зумовлюють доцільність розробки власного програмного рішення, орієнтованого на локальне використання та дослідницькі потреби. Для узагальнення результатів аналізу існуючих програмних засобів доцільно виконати їх порівняння за основними функціональними та технічними характеристиками. Порівняльна характеристика комерційних програмних рішень наведена в таблиці 1.2.

Таблиця 1.2 – Порівняльна характеристика програмних засобів для виявлення вибоїв дорожнього покриття

<b>Характеристика</b>	<b>RoadAI</b>	<b>RoadBotics</b>
Тип рішення	Комерційна вебплатформа	Комерційна вебплатформа
Основне призначення	Моніторинг стану дорожньої мережі	Аналіз стану дорожньої інфраструктури
Методи аналізу	Комп'ютерний зір та машинне навчання	Комп'ютерний зір та машинне навчання
Доступ до алгоритмів	Ні (закрита архітектура)	Ні (закрита архітектура)
Вартість використання	Платна	Платна
Призначення	Дорожні служби та муніципалітети	Дорожні служби та муніципалітети

Як видно з таблиці 1.2, комерційні рішення RoadAI та RoadBotics забезпечують широкий функціонал для моніторингу дорожньої інфраструктури, проте характеризуються закритою архітектурою та потребують використання хмарних сервісів.

Отже, аналіз наявних програмних рішень і досліджень показав, що автоматизоване виявлення вибоїв дорожнього покриття є актуальним напрямом, який активно розвивається, проте комерційні системи залишаються дорогими, закритими та малоприсадибними для адаптації, а наукові роботи здебільшого обмежуються експериментальними моделями без повноцінних застосунків. Це

підтверджує доцільність створення власного програмного забезпечення для автоматизованого виявлення вибоїн на основі методів глибокого навчання. Оптимальним рішенням є локальний вебзастосунок із клієнт–серверною архітектурою, що забезпечить гнучкість, зручність і можливість масштабування. Найперспективнішим напрямом у межах задачі є розробка методу детекції вибоїн на основі згорткових нейронних мереж та його реалізація у вигляді інтелектуальної системи підтримки моніторингу стану дорожнього покриття, що й визначає мету цієї кваліфікаційної роботи.

### **1.5 Мета, задачі та вимоги до реалізації інтелектуальної системи**

Метою роботи є підвищення ефективності оцінювання стану дорожнього покриття шляхом автоматизованого виявлення вибоїн на основі візуальних даних із використанням нейромережових засобів, що досягається підвищенням точності їх детекції та локалізації, а також реалізацією автоматизованого кількісного аналізу стану дорожнього покриття

Для досягнення поставленої мети необхідно виконати такі задачі:

- виконати дослідження предметної області задачі виявлення вибоїн на основі візуальних даних;
- формалізувати задачу виявлення вибоїн на основі візуальних даних розробити метод виявлення вибоїн за візуальними даними для оцінювання стану дорожнього покриття нейромережовими засобами;
- реалізувати інтелектуальну систему виявлення вибоїн та провести дослідження ефективності розробленого методу з використанням створеної програмної реалізації, шляхом дослідження точності детекції та локалізації вибоїн.

## **Розділ 2 Метод виявлення вибоїн дорожнього покриття за візуальними даними засобами глибокого навчання**

### **2.1 Математична формалізація задачі виявлення вибоїн дорожнього покриття за візуальними даними**

У сучасних умовах розвитку транспортної інфраструктури задача оцінювання стану дорожнього покриття потребує швидких, точних та автоматизованих засобів аналізу. Особливої актуальності набуває використання методів комп'ютерного зору та глибокого навчання для автоматичного виявлення вибоїн дорожнього полотна за фото- та відеоданими. Для реалізації такого підходу необхідно здійснити перехід від візуального представлення дорожнього покриття до математичної моделі, здатної визначати наявність та локалізацію вибоїн на зображеннях доріг.

У межах даного дослідження задача формалізується як детекція об'єктів на зображеннях. Метою є побудова інтелектуального відображення  $F: X \rightarrow Y$ , де  $X$  – множина вхідних візуальних даних дорожнього покриття, а  $Y$  – множина результатів детекції, що містять координати виявлених вибоїн та рівень впевненості моделі. На основі результатів детекції додатково формується оцінка стану дорожнього покриття. Для реалізації поставленої задачі буде використано модель глибокого навчання сімейства YOLO, яка забезпечує швидке та ефективно виявлення вибоїн у режимі наближеному до реального часу.

Основна ідея розробленого методу полягатиме у використанні навченого нейромережевого детектора для аналізу візуальних даних, отриманих із зображень або відеопотоків дорожнього покриття. Система автоматично виконує пошук вибоїн, визначає їх розташування на кадрі, формує обмежувальні рамки та оцінює рівень небезпеки відповідної ділянки дороги.

Загальна логіка функціонування розробленого методу та послідовність обробки інформації наведена на схемі (рисунок 2.1).

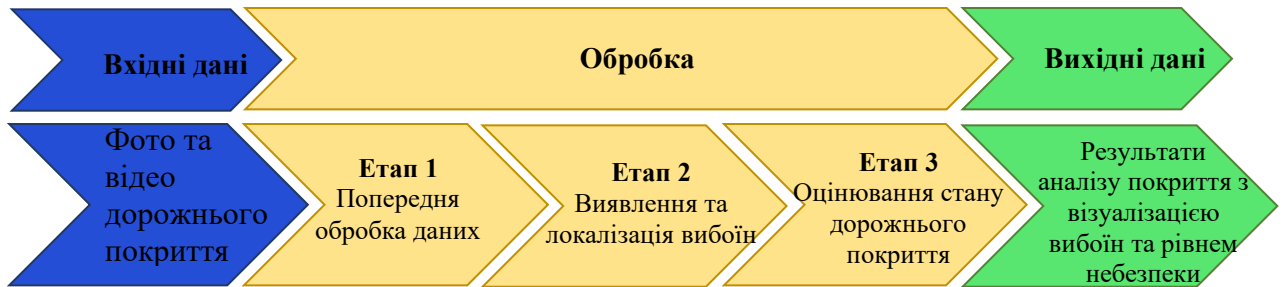


Рисунок 2.1 – Логічна структура процесу обробки та формалізації даних

На схемі відображено загальний шлях перетворення інформації від моменту отримання візуальних даних до формування фінального результату аналізу. Запропонований підхід дозволяє автоматизувати процес моніторингу дорожнього покриття, зменшити вплив людського фактора та підвищити швидкість оцінювання стану автомобільних доріг.

### 2.1.1 Формалізація вхідних та вихідних даних

У межах розроблюваного методу вхідними даними будуть цифрові зображення або окремі кадри відеопотоку дорожнього покриття. Формально множину вхідних даних можна буде представити у вигляді:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, \quad (2.1)$$

де  $x_i$  – окреме зображення дорожнього покриття, що подаватиметься на вхід нейромережевої моделі.

Кожне вхідне зображення описуватиметься матрицею піксельних значень:

$$x_i \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}, \quad (2.2)$$

де:  $H$  – висота зображення,  $W$  – ширина зображення,  $C$  – кількість кольорових каналів.

У межах даної роботи передбачається використання RGB-зображень, тому  $C=3$ . Перед передачею до моделі всі зображення будуть приводитися до єдиного розміру  $640 \times 640$  пікселів та проходять процедури нормалізації.

Вихідними даними системи буде множина виявлених об'єктів типу «pothole», для яких визначатимуться координати обмежувальних рамок та рівень впевненості моделі. Формально результат роботи моделі можна буде подати як:

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}, \quad (2.3)$$

де  $y_i$  – окремий результат детекції.

Кожен елемент вихідної множини описуватиметься кортежем:

$$y_i = (x, y, w, h, c, k), \quad (2.4)$$

де:  $x, y$  – координати центру обмежувальної рамки,  $w, h$  – ширина та висота обмежувальної рамки,  $c$  – рівень впевненості моделі,  $k$  – клас об'єкта.

Оскільки у межах даної роботи передбачається використання одного класу об'єктів, значення  $k$  відповідатиме класу «pothole».

Після завершення детекції результати моделі використовуватимуться для формування візуального представлення стану дорожнього покриття. Система відображатиме знайдені вибоїни на зображенні або відеокадрі, виконуватиме підрахунок кількості дефектів та дозволить оцінювати загальний стан дорожньої ділянки на основі кількості та щільності виявлених пошкоджень.

### 2.1.2 Формалізація задачі детекції та локалізації вибоїн

У межах розроблюваного методу задача виявлення вибоїн дорожнього покриття формалізуватиметься як задача детекції об'єктів на цифрових зображеннях. Основною метою моделі буде автоматичне визначення наявності дефектів дорожнього покриття, їх локалізація у межах кадру та оцінка рівня впевненості детекції.

Нехай множина вхідних даних задається у вигляді:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, \quad (2.5)$$

де  $x_i$  – окреме зображення дорожнього покриття

Тоді модель детекції формуватиме відображення  $F: X \rightarrow Y$ , де  $Y$  – множина результатів детекції:

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}. \quad (2.6)$$

Кожен результат детекції описуватиметься набором параметрів:

$$y_i = (x, y, w, h, c), \quad (2.7)$$

де:  $x, y$  – координати центру виявленої області,  $w, h$  – ширина та висота обмежувальної рамки,  $c$  – рівень впевненості моделі.

Після формування початкового набору прогнозів модель може генерувати декілька обмежувальних рамок для однієї й тієї самої вибоїни. Для усунення дубльованих результатів передбачається використання алгоритму Non-Maximum Suppression (NMS), який залишає лише прогноз із найбільшим значенням рівня впевненості моделі.

Формально процедура *NMS* може бути представлена як

$$B^* = NMS(B, T_{IoU}), \quad (2.8)$$

де:  $B$  – множина прогнозованих обмежувальних рамок,  $T_{IoU}$  – порогове значення  $IoU$ ,  $B^*$  – фінальна множина локалізованих вибоїн.

Після виконання процедури *NMS* формується множина знайдених вибоїн

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}, \quad (2.9)$$

де  $p_i$  – окрема локалізована вибоїна.

У процесі роботи модель виконуватиме аналіз вхідного зображення та формуватиме набір прогнозованих областей, які потенційно містять вибоїни. Для оцінювання якості локалізації використовуватиметься метрика Intersection over Union (IoU), що визначає ступінь перекриття прогнозованої та еталонної областей:

$$IoU = \frac{Area(B_p \cap B_{gt})}{Area(B_p \cup B_{gt})} \quad (2.10)$$

де:  $B_p$  – прогнозована область,  $B_{gt}$  – еталонна область розмітки. Навчання моделі передбачається виконувати шляхом мінімізації функції втрат, яка враховуватиме помилки локалізації та класифікації об'єктів. Загальна функція втрат може бути представлена у вигляді:

$$L = L_{box} + L_{cls} + L_{dfl}, \quad (2.11)$$

де:  $L_{box}$  – функція втрат локалізації обмежувальної рамки;  $L_{cls}$  – функція втрат класифікації;  $L_{dfl}$  – функція втрат регресії координат.

Послідовність виконання перетворень у межах розроблюваного методу наведено у вигляді математичного псевдокоду (Алгоритм 2.1).

## Алгоритм 2.1 – Математичний псевдокод детекції та локалізації вибоїв

**Вхідні дані:** множина зображень дорожнього покриття  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ; навчена модель детекції  $D_0$ .

**Вихідні дані:** множина виявлених дефектів  $Y$ .

---

$Y \leftarrow \emptyset$

Для кожного зображення  $x_i \in X$  виконувати:

- $X'_i \leftarrow \text{Normalize}(\text{Resize}(x_i))$  // Попередня обробка зображення
- $B_i \leftarrow D_\theta(x'_i)$  // Детекція потенційних вибоїв
- $B'_i \leftarrow \text{Filter}(B_i, C_{min})$  // Фільтрація результатів за рівнем впевненості
- $P_i \leftarrow \text{NMS}(B'_i)$
- $Y \leftarrow Y \cup P_i$

Кінець циклу

Повернути  $Y$

---

Як видно з Алгоритму 2.1, розв'язання задачі зводиться до послідовного виконання етапів попередньої обробки зображення, нейромережевої детекції та фільтрації результатів за рівнем впевненості моделі. У результаті система формуватиме набір локалізованих вибоїв дорожнього покриття, які надалі використовуватимуться для оцінювання стану дорожньої ділянки

Загалом розроблюваний метод функціонуватиме як багаторівневий механізм перетворення візуальної інформації, у якому масиви піксельних даних трансформуватимуться у компактне представлення координат і характеристик виявлених вибоїв дорожнього покриття.

### 2.1.3 Формалізація задачі оцінювання стану дорожнього покриття

Після виконання етапу детекції та локалізації вибоїв необхідно здійснити оцінювання загального стану дорожнього покриття. Метою даного етапу є

перетворення результатів роботи нейромережевої моделі у зрозумілий для користувача висновок щодо рівня пошкодження дорожньої ділянки.

Вхідними даними для задачі оцінювання є множина виявлених вибоїн

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}, \quad (2.12)$$

де  $n$  – кількість вибоїн, виявлених на зображенні після виконання процедури детекції та фільтрації прогнозів.

На основі отриманої множини визначається кількість виявлених дефектів:

$$N = |P|, \quad (2.13)$$

де  $N$  – загальна кількість вибоїн на досліджуваному зображенні.

Після завершення детекції вибоїн система виконує спрощене оцінювання стану дорожнього покриття на основі кількості виявлених дефектів. Оскільки основною задачею даної роботи є автоматизоване виявлення та локалізація вибоїн, оцінювання стану дороги реалізовано у вигляді евристичного правила, призначеного для формування зрозумілого висновку користувачу.

$$S(N) = \begin{cases} 0, & N = 0, \\ 1, & 1 \leq N \leq 3, \\ 2, & N \geq 4, \end{cases} \quad (2.14)$$

де:  $S = 0$  – безпечний стан дорожнього покриття,  $S = 1$  – середній рівень пошкодження,  $S = 2$  – високий рівень пошкодження.

Запропоновані порогові значення не претендують на роль нормативного показника технічного стану дороги та використовуються виключно для демонстрації роботи розробленої інтелектуальної системи. Їх вибір обумовлений необхідністю формування простої інтерпретації результатів детекції під час експериментального дослідження. У межах реалізованої системи оцінювання враховується лише кількість виявлених вибоїн без аналізу їх геометричних характеристик, площі пошкодження або рівня впевненості моделі. Розширення даного підходу шляхом врахування площі дефектів, просторового розподілу вибоїн та значень рівня впевненості моделі може бути напрямом подальших досліджень.

Відповідно до отриманого значення  $S$  система формує текстовий висновок для користувача. Якщо на зображенні не виявлено жодної вибоїни,

дорожнє покриття вважається безпечним. За наявності від однієї до трьох вибоїн формується повідомлення про середній рівень пошкодження. Якщо кількість знайдених вибоїн становить чотири або більше, система визначає високий рівень пошкодження дорожньої ділянки.

Послідовність виконання етапу оцінювання стану дорожнього покриття наведено у вигляді математичного псевдокоду (Алгоритм 2.2).

### **Алгоритм 2.2 – Оцінювання стану дорожнього покриття**

---

**Вхідні дані:** множина виявлених вибоїн  $P$

**Вихідні дані:** оцінка стану дороги  $S$

---

1.  $N \leftarrow |P|$
  2. **Якщо**  $N = 0$ , **то:**
    - $S \leftarrow$  «Безпечний стан»
  3. **інакше якщо**  $1 \leq N \leq 3$ , **то**
    - $S \leftarrow$  «Середній рівень пошкодження»
  4. **Інакше:**
    - $S \leftarrow$  «Високий рівень пошкодження»
  5. **Кінець умови**
  6. Повернути  $S$
- 

Таким чином, задача оцінювання стану дорожнього покриття зводиться до аналізу результатів детекції вибоїн та формування узагальненої оцінки дорожньої ділянки. Отриманий висновок використовується для відображення результатів у вебінтерфейсі інтелектуальної системи та підвищує інформативність результатів аналізу для кінцевого користувача.

### **2.2 Етапи методу виявлення вибоїн дорожнього покриття за візуальними даними**

Для розв'язання задачі автоматизованого виявлення вибоїн дорожнього покриття запропоновано метод, заснований на використанні нейромережевої моделі YOLOv8. Особливістю даного підходу є поєднання швидкої детекції

об'єктів із можливістю подальшого оцінювання стану дорожнього покриття на основі результатів аналізу. Метод дозволяє автоматично локалізувати вибоїни на фото або відеокадрах, визначити їх кількість та сформулювати узагальнену оцінку дорожньої ділянки.

Загальну структуру запропонованого методу наведено на рисунку 2.2.

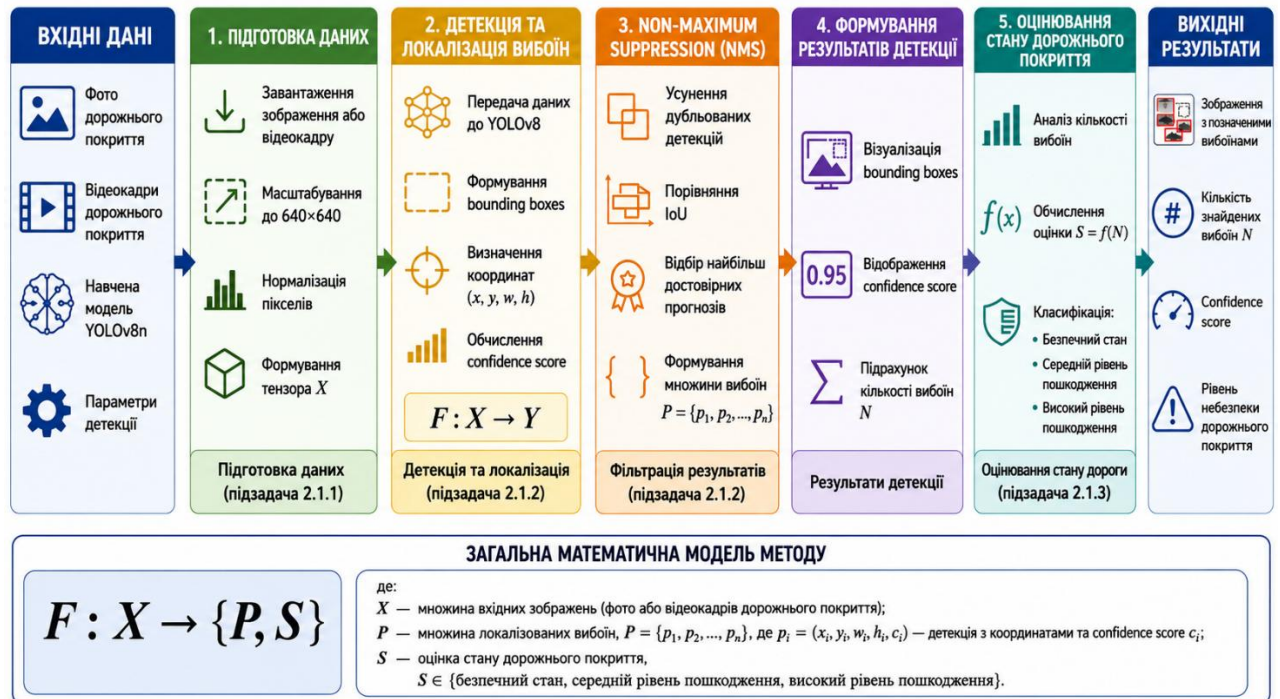


Рисунок 2.2 – Схема методу виявлення вибоїн дорожнього покриття за візуальними даними

Вхідними даними є фото або відеокадри дорожнього полотна, а результатом роботи методу – множина локалізованих вибоїн та сформована оцінка стану дороги.

На першому етапі виконується підготовка вхідних даних до аналізу. Зображення приводяться до єдиного розміру, здійснюється нормалізація значень пікселів та формування тензорного представлення даних. Даний етап забезпечує узгодженість структури вхідних даних та підвищує стабільність роботи неймережевої моделі.

Другий етап передбачає виконання детекції та локалізації вибоїн за допомогою моделі YOLOv8. У процесі аналізу зображення модель формує прогнозовані області можливого розташування дефектів, визначає координати

обмежувальних рамок та обчислює рівень впевненості для кожного прогнозу. Математична модель детекції наведена у п. 2.1.2.

На третьому етапі застосовується процедура Non-Maximum Suppression (NMS), яка використовується для усунення дубльованих результатів детекції. У разі перекриття декількох прогнозованих областей алгоритм залишає лише найбільш достовірну детекцію, що дозволяє сформувати кінцеву множину локалізованих вибоїн.

Четвертий етап полягає у формуванні результатів детекції. Для кожної знайденої вибоїни виконується візуалізація обмежувальної рамки та відображення відповідного значення рівень впевненості моделі. Крім того, система здійснює підрахунок загальної кількості виявлених дефектів на зображенні або відеокадрі.

На п'ятому етапі виконується оцінювання стану дорожнього покриття. На основі кількості знайдених вибоїн формується підсумкова оцінка дорожньої ділянки відповідно до правил, наведених у п. 2.1.3. Результатом роботи є віднесення дорожнього покриття до одного з рівнів небезпеки та формування узагальненого висновку для користувача.

Таким чином, запропонований метод забезпечує послідовне перетворення візуальних даних дорожнього покриття у структурований результат аналізу, який містить інформацію про локалізацію вибоїн та оцінку стану дорожньої ділянки. Використання моделі YOLOv8 дозволяє поєднати високу швидкість обробки зображень із достатнім рівнем точності виявлення дефектів дорожнього покриття.

### **2.3 Отримання нейромережевої моделі для виявлення вибоїн дорожнього покриття**

Для реалізації методу виявлення вибоїн дорожнього покриття передбачається використання нейромережевої моделі YOLOv8n, яка належить до класу одноетапних детекторів об'єктів. Вибір даної архітектури обумовлений необхідністю забезпечення балансу між точністю локалізації дефектів

дорожнього покриття та швидкістю обробки візуальних даних. Як було встановлено в п.п. 1.3 та 1.4, моделі сімейства YOLO демонструють високу ефективність у задачах детекції об'єктів у режимі реального часу та широко використовуються в системах комп'ютерного зору. Модифікація YOLOv8n характеризується невеликою кількістю параметрів, низькими вимогами до обчислювальних ресурсів і високою швидкістю, що робить її придатною для подальшого використання у веборієнтованих системах моніторингу дорожнього покриття. Отримання нейромережевої моделі передбачається шляхом донавчання попередньо натренованої архітектури на спеціалізованому датасеті із розміченими прикладами вибоїн, результатом чого має стати модель, придатна для автоматизованого виявлення дефектів дорожнього покриття на фото- та відеоданих.

### **2.3.1 Опис та архітектура нейромережевої моделі для виявлення вибоїн дорожнього покриття**

Для реалізації методу виявлення вибоїн нейромережевими засобами дорожнього покриття за візуальними даними використовується модель глибокого навчання сімейства YOLOv8. Дана архітектура належить до класу одноетапних детекторів об'єктів (single-stage object detectors) та забезпечує високу швидкість і точність аналізу зображень. Основною перевагою YOLO є можливість одночасного виконання локалізації та класифікації об'єктів у межах одного проходу нейронної мережі, що дозволяє використовувати модель для аналізу фото та відео у режимі наближеному до реального часу.

У межах кваліфікаційної роботи використовується модифікація YOLOv8n (nano), яка характеризується низькими вимогами до обчислювальних ресурсів та високою швидкістю. Це робить її придатною для використання у вебзастосунках, локальних системах моніторингу та подальшої інтеграції з мобільними або вбудованими пристроями.

Архітектура моделі складається з трьох основних функціональних блоків:

- Backbone;
- Neck;
- Detection Head.

Загальна структура архітектури моделі наведена на рисунку 2.3.

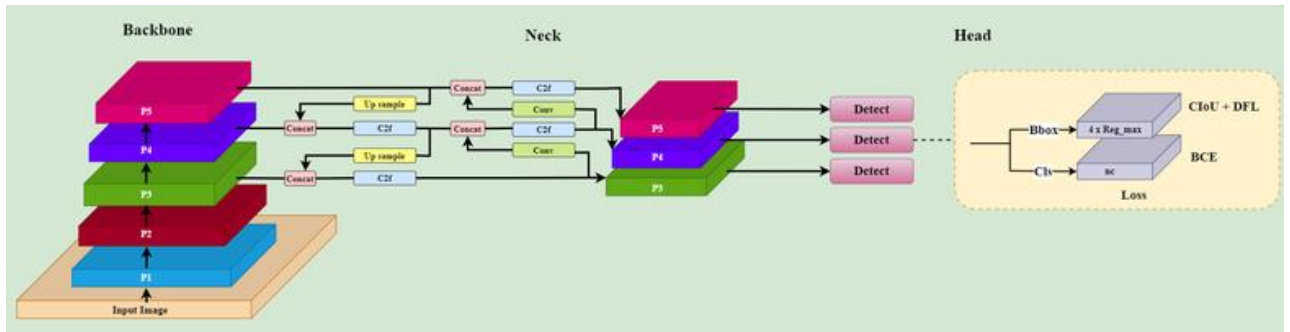


Рисунок 2.3 – Схема використання навченої моделі [40]

Блок Backbone відповідає за виділення ознак із вхідного зображення. На цьому етапі модель аналізує текстури, контури, геометричні форми та інші характерні особливості дорожнього покриття. Для цього використовуються згорткові шари, блоки C2f, функція активації SiLU та шари просторового зменшення розмірності. Вхідні зображення проходять через послідовність згорткових операцій, що дозволяє формувати багаторівневі карти ознак. На початкових шарах виділяються прості характеристики, зокрема краї та текстурні переходи, а на глибших шарах, складні просторові структури вибоїн та інших дефектів дорожнього покриття.

Для зменшення кількості параметрів та прискорення обчислень використовуються шари downsampling, які поступово зменшують просторову розмірність карт ознак. Це дозволяє знизити навантаження на систему без суттєвої втрати інформативності даних.

Блок Neck відповідає за об'єднання інформації з різних рівнів нейронної мережі. Це дозволяє одночасно аналізувати як великі, так і дрібні об'єкти на зображенні. У задачі виявлення вибоїн це є особливо важливим, оскільки вибоїни дорожнього покриття можуть суттєво відрізнятися за формою, глибиною та розмірами. У YOLOv8 використовується модифікована структура Feature Pyramid Network (FPN) та Path Aggregation Network (PAN), яка

забезпечує передачу просторової інформації між шарами та покращує точність локалізації об'єктів. На даному етапі модель формує узагальнене представлення зображення, що містить інформацію про потенційні області розташування вибоїн.

Фінальним компонентом архітектури є блок Detection Head, який відповідає за безпосереднє виявлення об'єктів. На цьому етапі виконується прогнозування координат обмежувальної рамки, визначення класу об'єкта та обчислення рівня впевненості моделі. У межах даної роботи модель налаштована для детекції одного класу – pothole. Для кожного виявленого об'єкта модель формує координати прямокутної області, значення впевненості та клас об'єкта.

Формат вихідного вектора моделі можна подати у вигляді:

$$Y = (x, y, w, h, c), \quad (2.15)$$

де:  $x, y$  – координати центру обмежувальної рамки,  $w, h$  – ширина та висота області,  $c$  – рівень впевненості моделі.

Перед передачею зображення до нейромережі виконується його попередня обробка, метою якої є приведення вхідних даних до єдиного формату та забезпечення стабільності роботи моделі. На цьому етапі здійснюється масштабування зображення до розміру  $640 \times 640$  пікселів, нормалізація значень пікселів, перетворення кольорового простору та аугментація даних під час навчання.

Вхідними даними є RGB-зображення дорожнього покриття, отримані з фотографій або відеокадрів. Після обробки зображення перетворюється у тензор та передається до моделі YOLOv8 для аналізу. На виході модель формує координати обмежувальних рамок, значення рівня впевненості, клас pothole та кількість виявлених вибоїн.

Архітектура моделі функціонує у складі інтелектуальної системи моніторингу дорожнього покриття. Після завантаження користувачем фото або відео виконується їх обробка та детекція вибоїн, а результати відображаються у

вебінтерфейсі у вигляді позначених дефектів і додаткової інформації про їх кількість та рівень небезпеки дорожньої ділянки.

Запропонована архітектура забезпечує поєднання високої швидкодії та достатньої точності виявлення вибоїн, що робить модель YOLOv8 ефективним інструментом для автоматизованого моніторингу стану дорожнього покриття.

### 2.3.2 Отримання нейромережевої моделі

Для практичної реалізації запропонованого методу необхідно отримати нейромережеву модель, адаптовану до задачі виявлення вибоїн дорожнього покриття. З цією метою передбачається донавчання моделі YOLOv8n на спеціалізованому датасеті, що містить розмічені зображення дорожнього покриття із дефектами типу «вибоїна». Процес отримання нейромережевої моделі охоплює підготовку навчальних даних, налаштування архітектури, навчання та подальше оцінювання якості отриманих результатів.

Загальна схема процесу навчання нейромережевої моделі наведена на рисунку 2.4.



Рисунок 2.4 – Схема навчання нейромережевої моделі

На кроці 1 виконується завантаження та попередня перевірка датасету, який містить зображення дорожнього покриття із розміченими вибоїнами. Для забезпечення стабільності навчання всі зображення приводяться до однакового

формату та розміру. Додатково можуть використовуватись методи аугментації даних, що дозволяє підвищити здатність моделі до узагальнення.

На кроці 2 здійснюється ініціалізація архітектури нейронної мережі YOLOv8. Модель налаштовується для задачі детекції одного класу об'єктів – вибоїна. Для цього визначаються параметри навчання, розмір вхідних зображень, batch size та інші характеристики тренування.

На кроці 3 виконується основний процес навчання моделі. Вхідні зображення проходять через згорткові шари нейронної мережі, після чого виконується обчислення функції втрат та корекція вагових коефіцієнтів за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки. Для оптимізації параметрів використовується алгоритм Adam, який забезпечує швидку збіжність та стабільність навчання. На кожній ітерації обчислюються скориговані оцінки першого та другого моментів градієнта, після чого виконується оновлення вагових коефіцієнтів моделі.

Математично процес оновлення вагових коефіцієнтів можна подати у вигляді:

$$W_{t+1} = W_{t-\eta}(\hat{m}_t / (\sqrt{\hat{v}_t} + \varepsilon)), \quad (2.16)$$

де:  $W_t$  – поточні вагові коефіцієнти моделі,  $\eta$  – швидкість навчання,  $\hat{m}_t$  – скориговане значення градієнта,  $\hat{v}_t$  – скоригована оцінка другого моменту градієнта?  $\varepsilon$  – мала константа, що запобігає діленню на нуль.

На кроці 4 виконується оцінювання якості навчання за допомогою метрик Precision, Recall та mAP. У разі досягнення заданих критеріїв процес навчання завершується, а найкраща версія моделі зберігається для подальшого використання. Після завершення навчання отриману модель можна буде використовувати для аналізу нових зображень та відеоданих.

Таким чином, у результаті виконання наведених етапів буде отримано спеціалізовану нейромережеву модель, здатну автоматично виявляти вибоїни дорожнього покриття за візуальними даними. Отримана модель надалі використовуватиметься як основний інтелектуальний компонент розроблюваної

системи моніторингу стану дорожньої інфраструктури та забезпечуватиме виконання задачі детекції вибоїн на фото і відеоматеріалах.

## 2.4 Опис датасету для навчання нейромережевої моделі

Ефективність оцінювання стану дорожнього покриття шляхом виявлення вибоїн значною мірою залежить від якості навчальних даних. Для донавчання моделі YOLOv8 було використано відкритий датасет «Pothole Detection Dataset – YOLO Optimized» [29], розміщений на платформі Kaggle. Набір даних містить зображення дорожнього покриття та анотації у форматі YOLO, що дозволяє використовувати його для навчання без додаткового перетворення розмітки.

Датасет сформовано на основі реальних фотографій дорожнього покриття, отриманих у різних умовах освітлення, погодних умовах та ракурсах зйомки. Це сприяє підвищенню узагальнювальної здатності моделі та її адаптації до реальних умов експлуатації. Приклади зображень із використаного датасету наведено на рисунку 2.5.

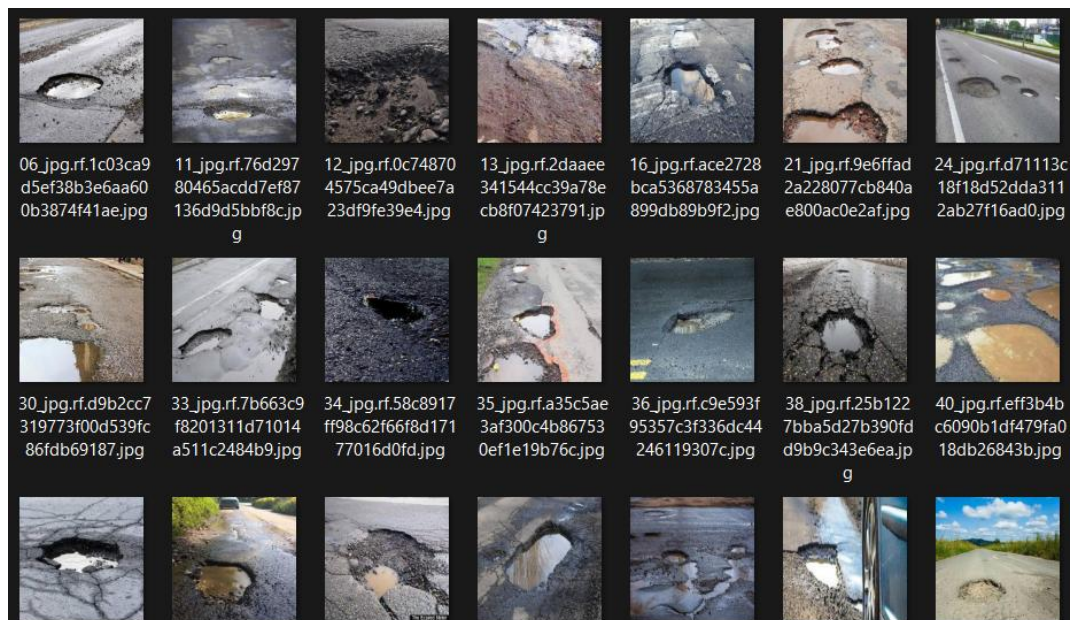


Рисунок 2.5 – Приклади зображень з датасету

У межах роботи використовується один клас об'єктів – pothole. Загалом датасет містить 8705 розмічених екземплярів даного класу, що дозволяє зосередити процес навчання виключно на виявленні вибоїн дорожнього покриття.

Структурно датасет складається із двох основних компонентів: графічних файлів зображень та текстових файлів розмітки. Кожне зображення містить одну або декілька вибоїн, а відповідний файл анотації описує координати обмежувальної рамки у форматі:

$$(class\_id, x, y, w, h) , \quad (2.17)$$

де: *class\_id* – ідентифікатор класу об'єкта, *x, y* – координати центру обмежувальної рамки, а *w, h* – ширина та висота у нормалізованому вигляді.

Перед початком навчання всі зображення було масштабовано до розміру 640×640 пікселів, виконано нормалізацію значень пікселів та перевірку коректності анотацій. Для підвищення стійкості моделі під час навчання використовувалися вбудовані механізми аугментації бібліотеки Ultralytics YOLO, зокрема зміна яскравості, масштабування, віддзеркалення, повороти та зміщення. Оскільки аугментація виконувалася динамічно, фактична кількість зразків залишалася незмінною, проте на кожній епосі модель отримувала нові варіації навчальних даних.

Набір даних було поділено на навчальну та валідаційну вибірки у співвідношенні 80 % та 20 % відповідно. Навчальна вибірка використовувалася для оптимізації параметрів нейромережевої моделі, а валідаційна – для контролю процесу навчання та оцінювання її узагальнювальної здатності.

Аналіз структури датасету показав, що більшість вибоїн займають відносно невелику частину кадру та переважно розташовані поблизу його центральної області, що відповідає особливостям зйомки дорожнього покриття.

Таким чином, використаний набір даних є достатнім для навчання моделі виявлення вибоїн дорожнього покриття. Поєднання реальних зображень, попередньої обробки та аугментації даних створює передумови для отримання стійкої нейромережевої моделі, придатної для практичного використання.

## 2.5 План експериментального дослідження

Метою експериментального дослідження є оцінювання ефективності запропонованого методу автоматизованого оцінювання стану дорожнього

покриття за візуальними даними шляхом аналізу точності детекції та локалізації вибоїв нейромережевою моделлю YOLOv8 та перевірки придатності отриманих результатів для визначення стану дорожніх ділянок.

Гіпотезою дослідження є припущення, що застосування нейромережевої моделі YOLOv8, донавченої на спеціалізованому наборі даних дорожнього покриття, забезпечить достатню точність локалізації вибоїв на зображеннях і відеокадрах, а використання результатів детекції дозволить автоматизувати процес оцінювання стану дорожнього покриття.

Для підтвердження висунутої гіпотези необхідно розробити інтелектуальну систему відповідно до архітектури, наведеної на рисунку 2.6. Система повинна забезпечувати повний цикл обробки візуальних даних: від завантаження зображень або відеофайлів до формування результатів детекції та оцінювання стану дорожнього покриття.



Рисунок 2.6 – Схема архітектури інтелектуальної системи виявлення вибоїв дорожнього покриття

Архітектура системи включає підсистему завантаження та попередньої обробки візуальних даних, підсистему нейромережевого аналізу на основі моделі

YOLOv8, підсистему оцінювання стану дорожнього покриття та підсистему взаємодії з користувачем. Взаємодія зазначених компонентів повинна забезпечити автоматизоване виявлення вибоїн на фото- та відеоматеріалах, визначення їх кількості, локалізацію дефектів і формування узагальненої оцінки стану дорожньої ділянки.

Для реалізації програмної частини передбачається використання мови програмування Python, бібліотеки Ultralytics для роботи з моделлю YOLOv8, OpenCV для обробки візуальних даних та фреймворку Flask для створення вебінтерфейсу. Модульна структура програмного забезпечення дозволить окремо реалізувати та дослідити основні компоненти системи, що забезпечить зручність проведення експериментів і подальшого аналізу результатів.

У межах дослідження планується:

- реалізувати інтелектуальну систему виявлення вибоїн дорожнього покриття;
- виконати навчання нейромережевої моделі YOLOv8 на підготовленому датасеті;
- дослідити роботу системи на зображеннях та відеоматеріалах;
- провести аналіз результатів детекції в різних умовах зйомки;
- оцінити ефективність запропонованого методу.

Оцінювання ефективності буде здійснюватися за допомогою метрик, наведених у п. 2.6. Зокрема, планується визначити значення Precision, Recall, F<sub>1</sub>-міри та mAP, а також проаналізувати матрицю помилок і графіки зміни показників якості під час навчання моделі. Отримані результати дозволять оцінити точність локалізації вибоїн, узагальнювальну здатність моделі та перевірити достовірність висунутої гіпотези.

Таким чином, експериментальне дослідження буде спрямоване на практичну перевірку працездатності розробленого методу та оцінювання можливості використання створеної інтелектуальної системи для автоматизованого моніторингу стану дорожнього покриття.

## 2.6 Метрики оцінювання ефективності методу

У кваліфікаційній роботі бакалавра дослідження ефективності запропонованого методу доцільно реалізувати через обчислення кількісних метрик нейромережевої моделі YOLO.

Оцінювання ефективності розробленого методу автоматизованого виявлення вибоїн дорожнього покриття є важливим етапом дослідження, оскільки дозволяє визначити якість локалізації вибоїн, стабільність роботи нейромережевої моделі та придатність системи до використання в умовах реального аналізу дорожньої інфраструктури. Оскільки запропонований метод базується на використанні моделі YOLOv8 для задачі детекції об'єктів, оцінювання здійснюється за допомогою комплексу спеціалізованих метрик комп'ютерного зору та глибокого навчання.

Одним із основних критеріїв оцінювання є показник Precision (точність), який характеризує частку правильно виявлених об'єктів серед усіх об'єктів, визначених моделлю як вибоїни. Високе значення даної метрики свідчить про низьку кількість хибнопозитивних спрацювань системи, що є важливим для задач оцінювання стану дорожнього покриття, оскільки помилкове визначення вибоїн може призводити до некоректного аналізу дорожньої ситуації [41].

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}. \quad (2.18)$$

Метрика Recall (повнота) визначає здатність моделі знаходити всі наявні вибоїни на зображенні. Даний показник демонструє, яка частка реальних вибоїн була успішно виявлена системою. Для задач моніторингу дорожнього покриття високий Recall є особливо важливим, оскільки пропущені вибоїни можуть впливати на безпеку дорожнього руху та якість оцінювання стану дороги [41].

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}. \quad (2.19)$$

Для комплексного оцінювання балансу між Precision та Recall використовується  $F_1$ -міра ( $F_1$ -Score), яка визначається як гармонічне середнє між цими двома показниками. Використання  $F_1$ -міри дозволяє оцінити загальну ефективність моделі при одночасному врахуванні як точності виявлення, так і повноти пошуку вибоїн [41].

$$F_1 = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall}. \quad (2.20)$$

У процесі оцінювання також застосовується показник IoU (Intersection over Union), який використовується для визначення ступеня перекриття між реальною областю розташування об'єкта та обмежувальної рамки, спрогнозованим моделлю. Значення IoU обчислюється як відношення площі перетину двох областей до площі їх об'єднання. Чим вище значення IoU, тим точніше модель локалізує вибоїну на зображенні.

Для задач детекції об'єктів одним із найважливіших критеріїв оцінювання виступає метрика mAP (mean Average Precision). У межах даної роботи використовуються показники mAP@0.5 та mAP@0.5:0.95. Метрика mAP@0.5 оцінює якість детекції при пороговому значенні IoU = 0.5, тоді як mAP@0.5:0.95 забезпечує більш суворе оцінювання локалізації об'єктів шляхом усереднення результатів для різних порогів IoU у діапазоні від 0.5 до 0.95. Саме ці показники є основними критеріями оцінювання сучасних моделей сімейства YOLO [41].

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i. \quad (2.21)$$

Окрім кінцевих метрик якості, у процесі навчання неймережі аналізуються функції втрат (loss functions), які характеризують процес оптимізації моделі. Для архітектури YOLOv8 основними є `box_loss`, `cls_loss` та `dfl_loss`.

Показник `box_loss` характеризує точність локалізації обмежувальної рамки та демонструє, наскільки коректно модель визначає координати вибоїн на зображенні. Зменшення даної функції втрат свідчить про покращення якості позиціонування об'єктів.

Метрика `cls_loss` використовується для оцінювання якості класифікації об'єктів. Оскільки в межах роботи використовується один клас – `pothole`, дана функція втрат демонструє стабільність розпізнавання вибоїн серед інших елементів дорожнього покриття.

Показник `dfl_loss` (Distribution Focal Loss) застосовується для покращення регресії координат обмежувальної рамки та дозволяє моделі точніше визначати межі вибоїн дорожнього покриття.

Для візуального аналізу ефективності роботи моделі використовуються спеціалізовані графіки та діаграми. Одним із таких інструментів є матриця помилок (Confusion Matrix), яка дозволяє оцінити кількість правильних і помилкових класифікацій. Аналіз матриці помилок дозволяє визначити рівень хибнопозитивних та хибнонегативних результатів під час виявлення вибоїн.

Також важливу роль відіграють графіки Precision-Recall Curve та Recall-Confidence Curve. Крива Precision-Recall дозволяє оцінити баланс між точністю та повнотою моделі при різних порогах впевненості, тоді як Recall-Confidence Curve демонструє зміну повноти детекції залежно від значення рівня впевненості моделі.

Додатково аналізуються графіки динаміки навчання, які відображають зміну значень функцій втрат та основних метрик під час епох навчання. Аналіз таких кривих дозволяє оцінити стабільність процесу оптимізації моделі, швидкість збіжності та наявність ознак перенавчання [42].

Таким чином, використання комплексу статистичних метрик, функцій втрат та графічних засобів оцінювання дозволяє всебічно проаналізувати ефективність розробленого методу виявлення вибоїн дорожнього покриття та оцінити його придатність до використання в задачах автоматизованого моніторингу стану дорожньої інфраструктури.

## **2.7 Висновки до розділу 2**

У другому розділі було розроблено метод виявлення вибоїн дорожнього покриття за візуальними даними на основі нейромережових засобів. Насамперед виконано математичну формалізацію задачі, визначено множини вхідних та вихідних даних, формалізовано процес детекції та локалізації вибоїн, а також задачу оцінювання стану дорожнього покриття на основі результатів роботи нейромережової моделі. Це дозволило побудувати цілісну математичну основу розроблюваної інтелектуальної системи.

У межах розділу сформовано загальну концепцію функціонування системи, визначено основні етапи обробки візуальних даних та побудовано метод виявлення вибоїн дорожнього покриття. Запропонований підхід базується на використанні моделі YOLOv8 для автоматизованого аналізу фото- та

відеоданих, локалізації вибоїн за допомогою обмежувальних рамок та формування оцінки стану дорожньої ділянки без необхідності ручного аналізу отриманих даних.

Окрему увагу приділено схемі та основним етапам виконання методу. Було сформовано структуру процесу навчання нейромережевої моделі та процесу подальшого використання навченої моделі для аналізу візуальних даних. Також описано архітектуру моделі YOLOv8, визначено її основні функціональні блоки та обґрунтовано доцільність використання модифікації YOLOv8n для задач виявлення вибоїн дорожнього покриття.

У межах розділу виконано аналіз та опис набору навчальних даних, який використовується для донавчання нейромережевої моделі. Було визначено структуру датасету, особливості розмітки обмежувальної рамки та характеристики навчальної вибірки. Додатково розглянуто методи попередньої обробки й аугментації даних, що дозволяють підвищити здатність моделі до узагальнення.

Також було спроектовано архітектуру інтелектуальної системи виявлення вибоїн дорожнього покриття та визначено взаємозв'язок її функціональних компонентів. Побудована структура системи забезпечує модульність, масштабованість та можливість подальшого розширення функціоналу програмного засобу.

На завершення розділу було визначено комплекс метрик оцінювання ефективності методу, серед яких Precision, Recall, F<sub>1</sub>-Score, IoU та mAP. Додатково розглянуто функції втрат YOLOv8 та графічні засоби аналізу результатів навчання нейромережевої моделі.

Сформована у другому розділі методологічна та проектна база створює основу для подальшої практичної реалізації інтелектуальної системи виявлення вибоїн дорожнього покриття. Наступним етапом дослідження є програмна реалізація запропонованого методу, навчання нейромережевої моделі, проведення експериментальних досліджень та аналіз ефективності роботи системи на реальних фото- та відеоданих дорожньої інфраструктури.

## **Розділ 3 Програмна реалізація та експериментальне дослідження методу виявлення вибоїв**

### **3.1 Опис інтелектуальної системи для виявлення вибоїв**

У межах кваліфікаційної роботи бакалавра було реалізовано інтелектуальну систему автоматизованого виявлення вибоїв дорожнього покриття на основі методів комп'ютерного зору та глибокого навчання. Основним призначенням системи є аналіз візуальних даних у вигляді фотографій або відеозаписів дорожнього покриття з подальшим визначенням місць розташування вибоїв та формуванням узагальненої оцінки стану дорожньої ділянки.

Розроблена інтелектуальна система призначена для автоматизованого виявлення вибоїв дорожнього покриття на основі аналізу візуальних даних. Предметною областю її застосування є моніторинг стану автомобільних доріг, контроль якості дорожньої інфраструктури та підтримка процесів планування ремонтних робіт. Система може використовуватися дорожніми службами, органами місцевого самоврядування, інженерами з експлуатації автомобільних доріг, дослідниками у сфері комп'ютерного зору, а також організаціями, що здійснюють аудит стану транспортної інфраструктури.

Кінцевим користувачем системи є оператор або спеціаліст, який виконує оцінювання стану дорожнього покриття на основі фотографій або відеозаписів. Для роботи із системою не потрібні спеціальні знання у сфері машинного навчання чи програмування, оскільки взаємодія здійснюється через вебінтерфейс. Програмна реалізація системи розміщена у репозиторії GitHub (додаток А).

#### **3.1.1 Засоби розробки інтелектуальної системи для виявлення вибоїв**

Розробка інтелектуальної системи автоматизованого виявлення вибоїв дорожнього покриття потребує використання програмних засобів, які забезпечують ефективну обробку візуальних даних, підтримку нейромережових

моделей та можливість інтеграції у вебзастосунок. З огляду на специфіку задачі було обрано сучасні інструменти, що широко використовуються у сфері комп'ютерного зору та машинного навчання.

Основною мовою програмування для реалізації системи обрано Python. Даний вибір обумовлений його широким застосуванням у сфері штучного інтелекту, наявністю великої кількості спеціалізованих бібліотек та зручністю інтеграції з сучасними фреймворками глибокого навчання. Python забезпечує високу читабельність програмного коду та дозволяє швидко реалізовувати програмні рішення для аналізу зображень і побудови інтелектуальних систем [43].

Для реалізації алгоритму виявлення вибоїн використано модель YOLOv8, яка забезпечує одночасну локалізацію та класифікацію об'єктів у межах одного проходу нейронної мережі. Попередня обробка зображень виконується за допомогою бібліотек OpenCV та NumPy, які використовуються для масштабування, нормалізації та підготовки вхідних даних до подальшого аналізу.

Серверна частина системи реалізована із застосуванням мікрофреймворку Flask. Даний інструмент забезпечує підтримку клієнт–серверної взаємодії, обробку HTTP-запитів та передачу зображень між користувацьким інтерфейсом і модулем нейромережевого аналізу. Flask також дозволяє організувати вебінтерфейс для завантаження фото- та відеоданих і відображення результатів роботи моделі детекції [44].

Оскільки система створювалася для експериментального дослідження, її розгортання здійснюється локально без використання зовнішніх хмарних сервісів. Такий підхід спрощує налаштування програмного середовища, зменшує залежність від мережевих ресурсів та забезпечує автономність роботи застосунку.

Як середовище розробки було використано Visual Studio Code – сучасний кросплатформний редактор коду, який широко застосовується для створення програмних систем у сфері машинного навчання та комп'ютерного зору.

Середовище забезпечує підтримку Python-проектів, роботу з віртуальними середовищами, інтеграцію із системами контролю версій Git, а також засоби автоматичного доповнення коду й налагодження програм [45].

Одним із найбільш поширених альтернативних середовищ для розробки на Python є PyCharm. Дане середовище містить розширені інструменти керування структурою проекту, налагодження програмного забезпечення та підтримку фреймворків машинного навчання [46]. Водночас PyCharm характеризується вищими вимогами до системних ресурсів та меншою гнучкістю налаштування порівняно з Visual Studio Code.

На відміну від PyCharm, Visual Studio Code має легшу архітектуру, швидший запуск та модульний підхід до розширення функціональності за допомогою додаткових плагінів [47]. Користувач може самостійно налаштовувати необхідний набір інструментів залежно від особливостей проекту [48]. У межах даної роботи важливою перевагою стала зручна інтеграція з бібліотеками OpenCV, Flask та Ultralytics YOLOv8, що спростило процес розробки та тестування системи [49].

Додатковою перевагою Visual Studio Code є підтримка Jupyter Notebook, що дозволяє виконувати аналіз результатів навчання нейронної мережі, тестувати окремі програмні модулі та здійснювати візуалізацію даних без використання додаткового програмного забезпечення [50]. Вбудовані засоби налагодження та інтегрований термінал також спрощують запуск локального вебзастосунку та перевірку працездатності окремих компонентів системи.

Таким чином, використання Python, YOLOv8, OpenCV, Flask та Visual Studio Code забезпечило створення експериментальної інтелектуальної системи виявлення вибоїн дорожнього покриття, яка характеризується достатньою продуктивністю, гнучкістю та можливістю подальшого вдосконалення відповідно до практичних потреб.

### 3.1.2 Архітектура програмної реалізації інтелектуальної системи

Програмна реалізація побудована за клієнт-серверним принципом і складається з декількох взаємопов'язаних функціональних компонентів. Для реалізації серверної частини використано мову програмування Python та фреймворк Flask [51], який забезпечує обробку запитів користувача та взаємодію між вебінтерфейсом і модулем нейромережевого аналізу. Для роботи з моделлю глибокого навчання використано бібліотеку Ultralytics [52], що надає інструменти для використання архітектури YOLOv8. Попередня обробка зображень і відеоданих виконується за допомогою бібліотеки OpenCV.

Функціонування системи передбачає послідовне проходження декількох етапів. На початковому етапі користувач завантажує фотографію або відеофайл дорожнього покриття через вебінтерфейс. Далі система виконує попередню підготовку вхідних даних, що включає масштабування зображень до необхідного розміру та формування даних у форматі, придатному для подальшого аналізу нейронною мережею.

Після завершення підготовки даних виконується нейромережевий аналіз із використанням навченої моделі YOLOv8. У процесі аналізу система автоматично визначає потенційні області розташування вибоїн та формує для кожного знайденого дефекту координати обмежувальної рамки, а також значення впевненості моделі у правильності виявлення об'єкта.

На основі отриманих результатів формується узагальнена оцінка стану дорожнього покриття. Для цього використовується інформація про кількість знайдених дефектів та рівень впевненості нейромережевої моделі. Результатом роботи системи є зображення або відеокадри з позначеними вибоїнами, статистична інформація щодо результатів аналізу та текстова оцінка рівня небезпеки досліджуваної дорожньої ділянки.

Для забезпечення реалізації спроектованої у другому розділі архітектури інтелектуальної системи було розроблено програмну структуру, яка складається з окремих взаємопов'язаних модулів. Такий підхід дозволяє розділити функції

завантаження та підготовки даних, нейромережевого аналізу, оцінювання стану дорожнього покриття та відображення результатів користувачу.

Структурну схему програмних модулів інтелектуальної системи наведено на рисунку 3.1.



Рисунок 3.1 – Структурна схема програмних модулів інтелектуальної системи

Основою програмної реалізації є вебзастосунок на базі фреймворку Flask, який забезпечує взаємодію користувача із системою та координує обмін даними між функціональними модулями. Попередня обробка фото- та відеоданих виконується засобами бібліотеки OpenCV, після чого підготовлені дані передаються до модуля нейромережевого аналізу, реалізованого на основі моделі

YOLOv8. Результати детекції надходять до модуля оцінювання стану дорожнього покриття, де формується підсумковий висновок щодо рівня небезпеки дорожньої ділянки.

Запропонована структура безпосередньо відповідає архітектурі інтелектуальної системи, розробленій у розділі 2, та забезпечує модульність програмного забезпечення, спрощує його супровід і створює можливість подальшого розширення функціональних можливостей системи. Після розгляду внутрішньої структури програмної реалізації доцільно проаналізувати сценарії взаємодії користувача із системою за допомогою діаграми варіантів використання.

Для більш наочного представлення взаємодії користувача із системою було побудовано діаграму варіантів використання, яка демонструє основні сценарії роботи програмного застосунку. Дана діаграма відображає функціональні можливості системи та послідовність виконання основних дій під час аналізу дорожнього покриття.

На рисунку 3.2 наведено діаграму варіантів використання системи виявлення вибоїн дорожнього покриття.

Відповідно до наведеної діаграми користувач після запуску системи отримує можливість завантажити фотографію або відеозапис дорожнього покриття для подальшого аналізу. Після передачі вхідних даних активується модуль неймережевого аналізу, який виконує виявлення вибоїн за допомогою навченої моделі YOLOv8. Отримані результати обробки відображаються у вебінтерфейсі та супроводжуються додатковою статистичною інформацією щодо кількості виявлених дефектів і загального рівня небезпеки дорожнього покриття.

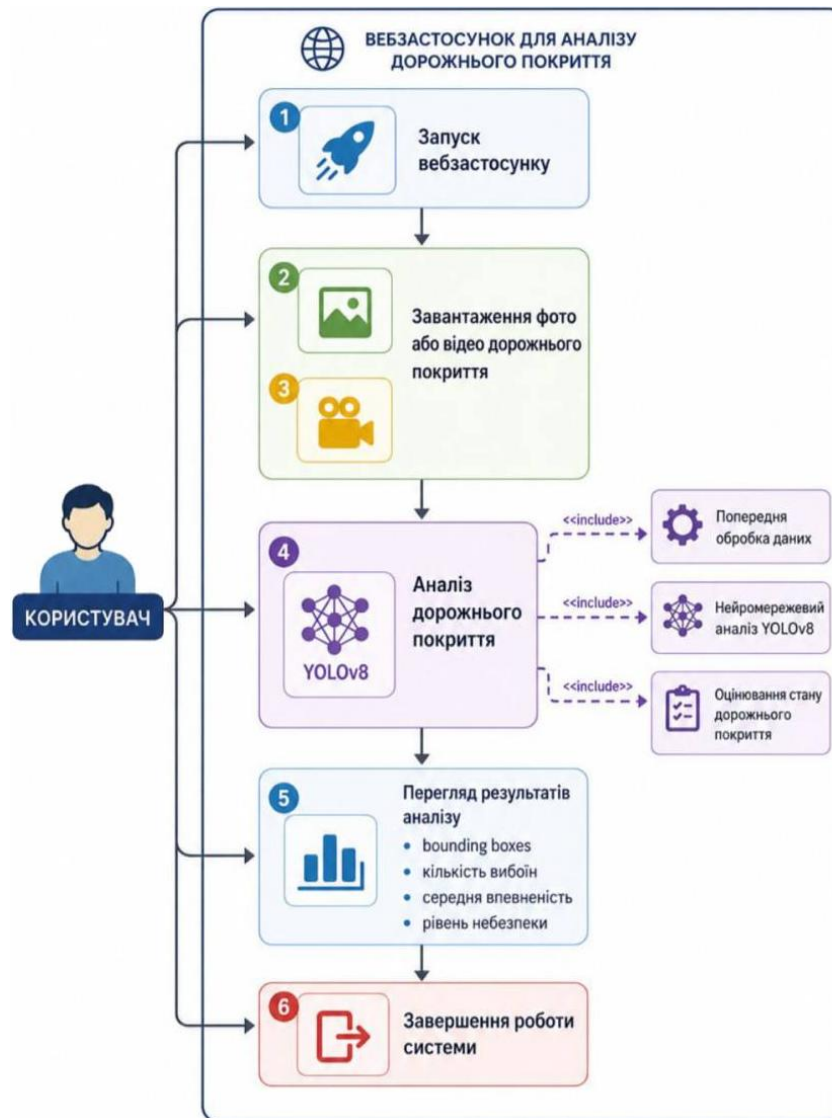


Рисунок 3.2 – Діаграма варіантів використання системи виявлення вибоїн дорожнього покриття

Запропонована структура системи забезпечує автоматизацію процесу моніторингу дорожнього покриття та мінімізує необхідність ручного аналізу великої кількості візуальних даних. Модульна побудова програмного забезпечення також створює можливість подальшого розширення функціоналу системи, зокрема інтеграції додаткових джерел даних, удосконалення алгоритмів оцінювання стану доріг та використання інших моделей комп'ютерного зору.

### 3.1.3 Сценарії практичного використання

Для запуску розробленої інтелектуальної системи необхідно перейти до каталогу проєкту та виконати команду запуску локального вебзастосунку за

допомогою Python-інтерпретатора. Після активації сервера система стає доступною через веббраузер за локальною адресою, що дозволяє працювати із застосунком без встановлення додаткового програмного забезпечення.

Після відкриття вебінтерфейсу користувач потрапляє на головну сторінку системи «Виявлення вибоїн дорожнього покриття» (рисунок 3.3). Інтерфейс містить засоби завантаження зображень, запуску аналізу та переходу до режиму обробки відео. Для аналізу фотографії користувач обирає файл із зображенням дорожнього покриття та запускає процес обробки. Після завершення аналізу система відображає результати детекції у вигляді обмежувальних прямокутників навколо виявлених вибоїн.



Рисунок 3.3 – Приклад роботи системи в режимі аналізу зображення

Як показано на рисунку 3.3, у блоці результатів додатково відображаються кількість знайдених вибоїн, середній рівень впевненості моделі та оцінка рівня небезпеки дорожнього покриття. Це дозволяє користувачу отримати не лише візуальне представлення результатів детекції, а й узагальнену інформацію щодо поточного стану дороги.

Окрім аналізу окремих фотографій система підтримує роботу з відеоданими. У цьому режимі користувач завантажує відеофайл із записом дорожнього покриття та запускає його обробку. Аналіз виконується покадрово із застосуванням моделі YOLOv8 до кожного кадру відеопотоку. Після завершення обробки система формує підсумкові результати та відображає їх користувачу (рисунок 3.4).

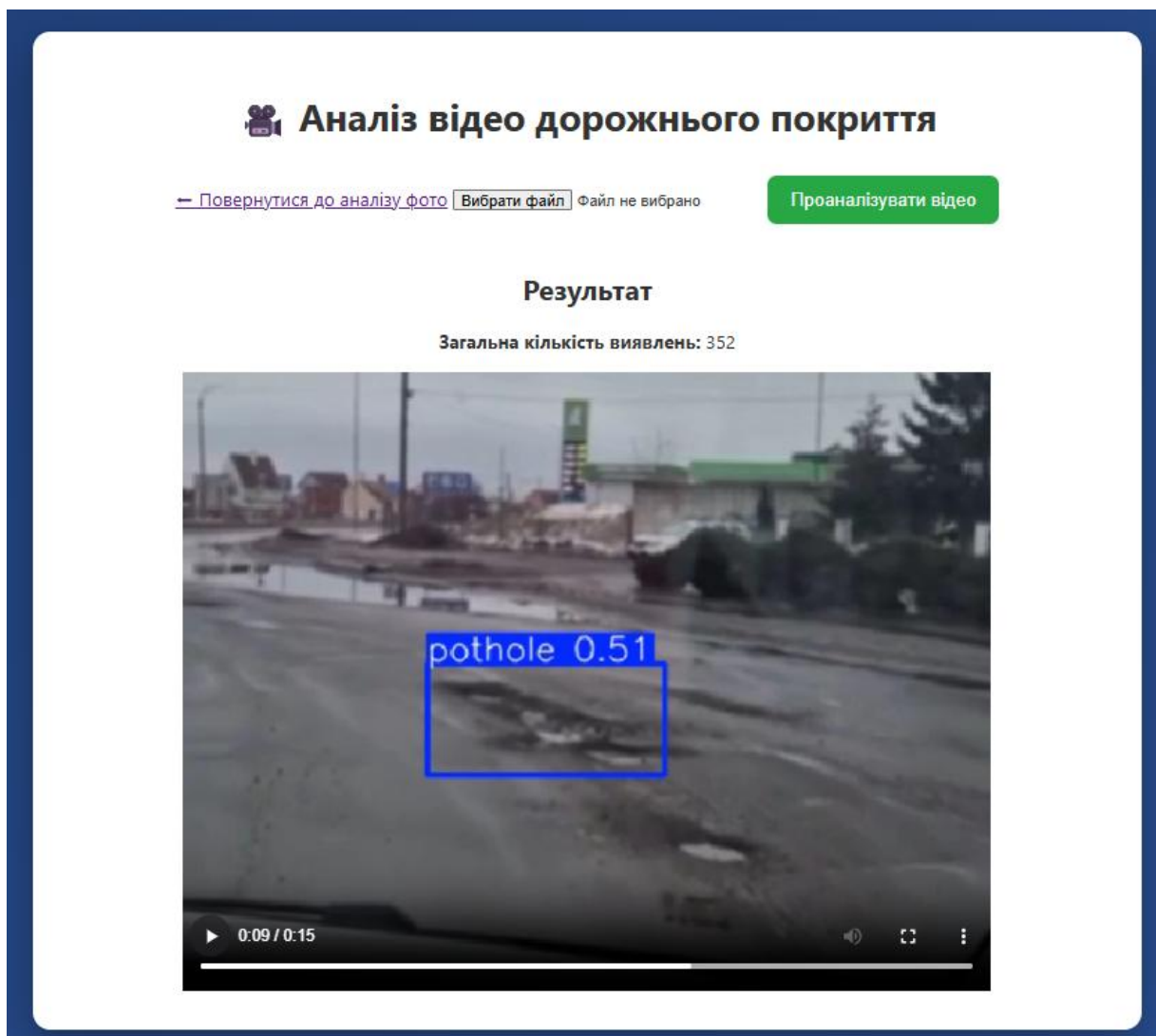


Рисунок 3.4 – Приклад роботи системи в режимі аналізу відео

У режимі аналізу відео система відображає загальну кількість виявлених вибоїн та приклад кадру з результатами детекції. Такий підхід дозволяє виконувати оцінювання довгих дорожніх ділянок і використовувати систему для моніторингу дорожньої інфраструктури на основі матеріалів, отриманих з автомобільних камер або безпілотних літальних апаратів.

Таким чином, розроблена інтелектуальна система забезпечує простий та зручний механізм автоматизованого виявлення вибоїн дорожнього покриття за фото- та відеоданими. Практичне використання системи дозволяє зменшити обсяг ручної роботи під час моніторингу стану доріг та підвищити оперативність прийняття рішень щодо необхідності проведення ремонтних робіт.

### 3.2 Програмна реалізація та навчання моделі YOLOv8n

У процесі реалізації інтелектуальної системи виявлення вибоїн дорожнього покриття було використано модель детекції об'єктів YOLOv8n, яка поєднує достатню точність із помірними вимогами до обчислювальних ресурсів. Модель була адаптована до задачі виявлення одного класу об'єктів – «pothole», що дозволило зосередити процес навчання виключно на детекції вибоїн дорожнього покриття.

	from	n	params	module	arguments
0	-1	1	464	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[3, 16, 3, 2]
1	-1	1	4672	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[16, 32, 3, 2]
2	-1	1	7360	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[32, 32, 1, True]
3	-1	1	18560	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[32, 64, 3, 2]
4	-1	2	49664	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[64, 64, 2, True]
5	-1	1	73984	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[64, 128, 3, 2]
6	-1	2	197632	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[128, 128, 2, True]
7	-1	1	295424	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[128, 256, 3, 2]
8	-1	1	460288	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[256, 256, 1, True]
9	-1	1	164608	ultralytics.nn.modules.block.SPPF	[256, 256, 5]
10	-1	1	0	torch.nn.modules.upsampling.Upsample	[None, 2, 'nearest']
11	[-1, 6]	1	0	ultralytics.nn.modules.conv.Concat	[1]
12	-1	1	148224	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[384, 128, 1]
13	-1	1	0	torch.nn.modules.upsampling.Upsample	[None, 2, 'nearest']
14	[-1, 4]	1	0	ultralytics.nn.modules.conv.Concat	[1]
15	-1	1	37248	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[192, 64, 1]
16	-1	1	36992	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[64, 64, 3, 2]
17	[-1, 12]	1	0	ultralytics.nn.modules.conv.Concat	[1]
18	-1	1	123648	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[192, 128, 1]
19	-1	1	147712	ultralytics.nn.modules.conv.Conv	[128, 128, 3, 2]
20	[-1, 9]	1	0	ultralytics.nn.modules.conv.Concat	[1]
21	-1	1	493056	ultralytics.nn.modules.block.C2f	[384, 256, 1]
22	[15, 18, 21]	1	751507	ultralytics.nn.modules.head.Detect	[1, 16, None, [64, 128, 256]]

Model summary: 130 layers, 3,011,043 parameters, 3,011,027 gradients, 8.2 GFLOPs

Рисунок 3.5 – Архітектурна конфігурація моделі YOLOv8n на етапі початкового запуску тренування

Архітектура YOLOv8n включає згорткові шари, модулі C2f, блок SPPF та детекційну голову Detect, яка відповідає за формування обмежувальних прямокутників і визначення рівня впевненості прогнозу. Модель містить 130 шарів та понад 3 млн параметрів при обчислювальній складності 8.2 GFLOPs, що дозволяє використовувати її в локальному вебзастосунку без потреби у високопродуктивному серверному обладнанні (рисунок 3.5).

Для навчання моделі використовувався датасет із розміченими зображеннями дорожнього покриття, статистичні характеристики якого наведено на рисунку 3.6.

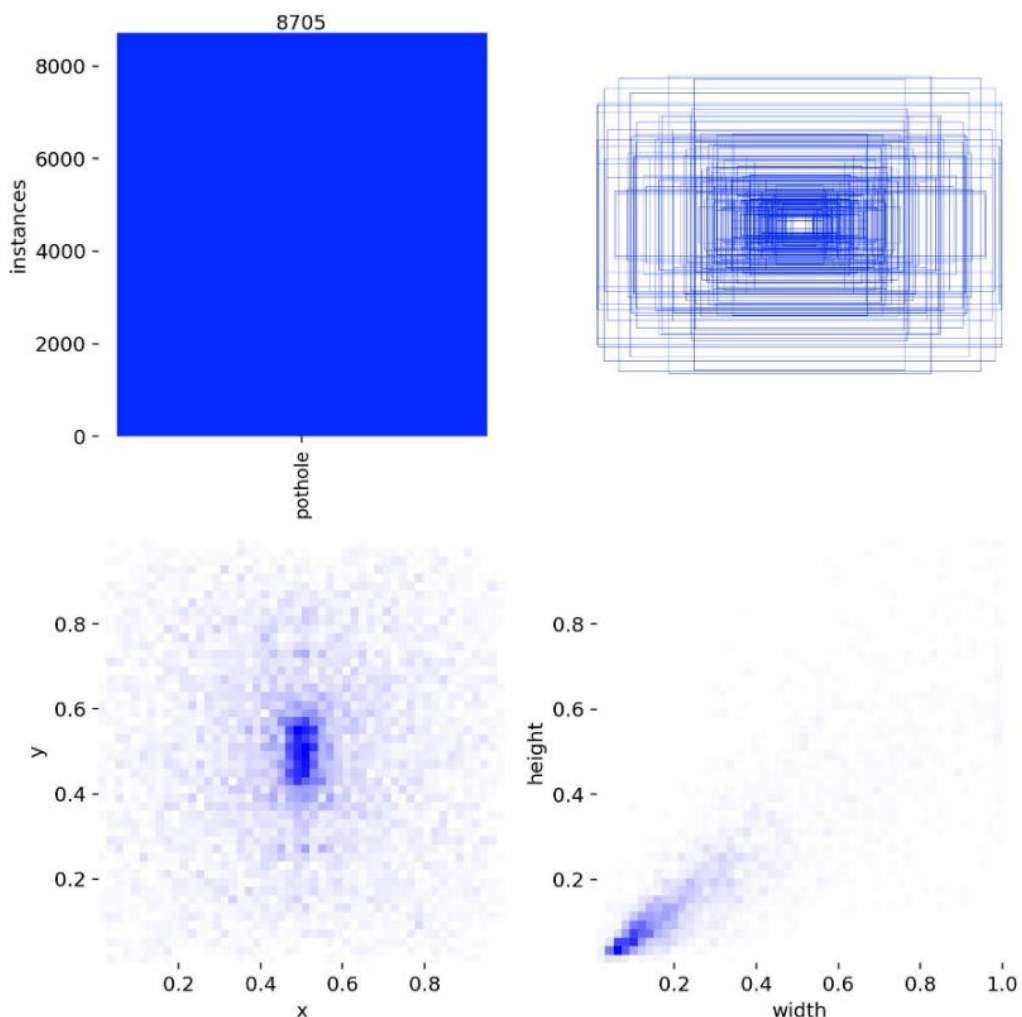


Рисунок 3.6 – Статистичний аналіз розподілу міток та геометричних характеристик обмежувальних рамок для класу «pothole»

На рисунку представлено розподіл розмічених об'єктів, просторове розташування обмежувальних рамок та співвідношення їх розмірів. Датасет містить 8705 екземплярів класу «pothole». Аналіз показує, що більшість об'єктів

мають невеликі розміри відносно кадру та переважно розташовані в центральній частині зображень, що відповідає особливостям збору даних. Водночас наявність об'єктів у різних областях кадру забезпечує достатню різноманітність навчальної вибірки та сприяє покращенню узагальнювальної здатності моделі.

У верхній правій частині зображення відображено накладення всіх обмежувальних рамок у межах нормалізованого кадру. Така візуалізація дозволяє оцінити просторовий розподіл вибоїв у датасеті. Спостерігається певна концентрація розміток у центральній частині кадру, що може бути пов'язано зі специфікою збору даних, зокрема фокусуванням камери на дорожньому полотні під час зйомки. Разом із тим, обмежувальні рамки присутні і в інших частинах зображення, що забезпечує варіативність позиціонування об'єктів та покращує здатність моделі до узагальнення.

У нижній лівій частині наведено двовимірну карту щільності розподілу центрів обмежувальних прямокутників (координати  $x$  та  $y$ ). Візуалізація підтверджує тенденцію до більшої концентрації об'єктів у середній зоні кадру, однак не спостерігається жорсткої прив'язки до однієї фіксованої позиції, що є позитивним фактором для навчання детектора.

У нижній правій частині зображено розподіл співвідношення ширини та висоти обмежувальних рамок. Аналіз показує, що більшість вибоїв займають відносно невелику площу кадру, що характерно для локальних вибоїв дорожнього покриття. Це є важливим аспектом при налаштуванні параметрів моделі, оскільки детекція малих об'єктів потребує коректного масштабування ознак та належного підбору якорів.

Представлена статистична візуалізація дозволяє глибше зрозуміти структуру навчальних даних та оцінити їх придатність для задачі виявлення вибоїв. Аналіз розподілу об'єктів, їх розмірів та позицій у кадрі є важливим етапом підготовки датасету, що безпосередньо впливає на точність, стабільність і узагальнювальну здатність розробленої інтелектуальної системи.

Навчання моделі проводилося протягом 50 епох із використанням розміру зображення  $640 \times 640$  пікселів та параметра  $batch=8$ . Для пришвидшення

обчислень використовувався графічний процесор. Усі результати навчання автоматично фіксувалися засобами бібліотеки Ultralytics (рисунок 3.7).

Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	Size	mAP50	mAP50-95
1/10	0.305G	1.721	2.092	1.596	1	416: 100% 837/837 9.6it/s 1:27	0.443	0.189
	Class	Images	Instances	Box(P)	R		50/50	14.2it/s 3.5s
	all	397	973	0.473	0.505			
2/10	0.305G	1.713	1.761	1.578	1	416: 100% 837/837 8.6it/s 1:37	0.595	0.3
	Class	Images	Instances	Box(P)	R		50/50	12.6it/s 4.0s
	all	397	973	0.64	0.54			
3/10	0.305G	1.669	1.619	1.533	1	416: 100% 837/837 8.6it/s 1:37	0.61	0.312
	Class	Images	Instances	Box(P)	R		50/50	11.0it/s 4.5s
	all	397	973	0.682	0.531			
4/10	0.305G	1.621	1.505	1.492	1	416: 100% 837/837 8.7it/s 1:36	0.655	0.354
	Class	Images	Instances	Box(P)	R		50/50	12.3it/s 4.1s
	all	397	973	0.728	0.572			
5/10	0.305G	1.565	1.421	1.453	20	416: 70% 587/837 8.9it/s 1:08<28.2s		

Рисунок 3.7 – Процес навчання YOLOv8n у розрізі основних метрик точності та втрат

Під час навчання спостерігалось поступове зменшення значень `box_loss`, `cls_loss` та `dfl_loss`, що свідчить про покращення локалізації об'єктів і якості класифікації. Одночасно відбувалося зростання показників `mAP`, що підтверджує підвищення ефективності моделі на валідаційній вибірці. За результатами навчання було автоматично збережено файли `weights.best.pt` та `weights.last.pt`, які використовувалися для подальшого тестування системи.

Однією з особливостей реалізованої системи є інтеграція моделі YOLOv8n у локальний вебзастосунок на базі Flask. Після завантаження зображення користувачем серверна частина виконує запуск моделі, а результати детекції відображаються безпосередньо у вебінтерфейсі у вигляді обмежувальних прямокутників із зазначенням рівня впевненості моделі (рисунок 3.8).

Окрім візуалізації знайдених дефектів, система формує додаткову аналітичну інформацію, зокрема кількість виявлених вибоїн та середній рівень впевненості моделі. Реалізовано перевірку коректності завантажених файлів та обробку можливих помилок користувача. Завдяки модульній архітектурі система може бути розширена шляхом додавання нових функцій, зокрема збереження результатів, формування звітів або інтеграції з геоінформаційними сервісами.

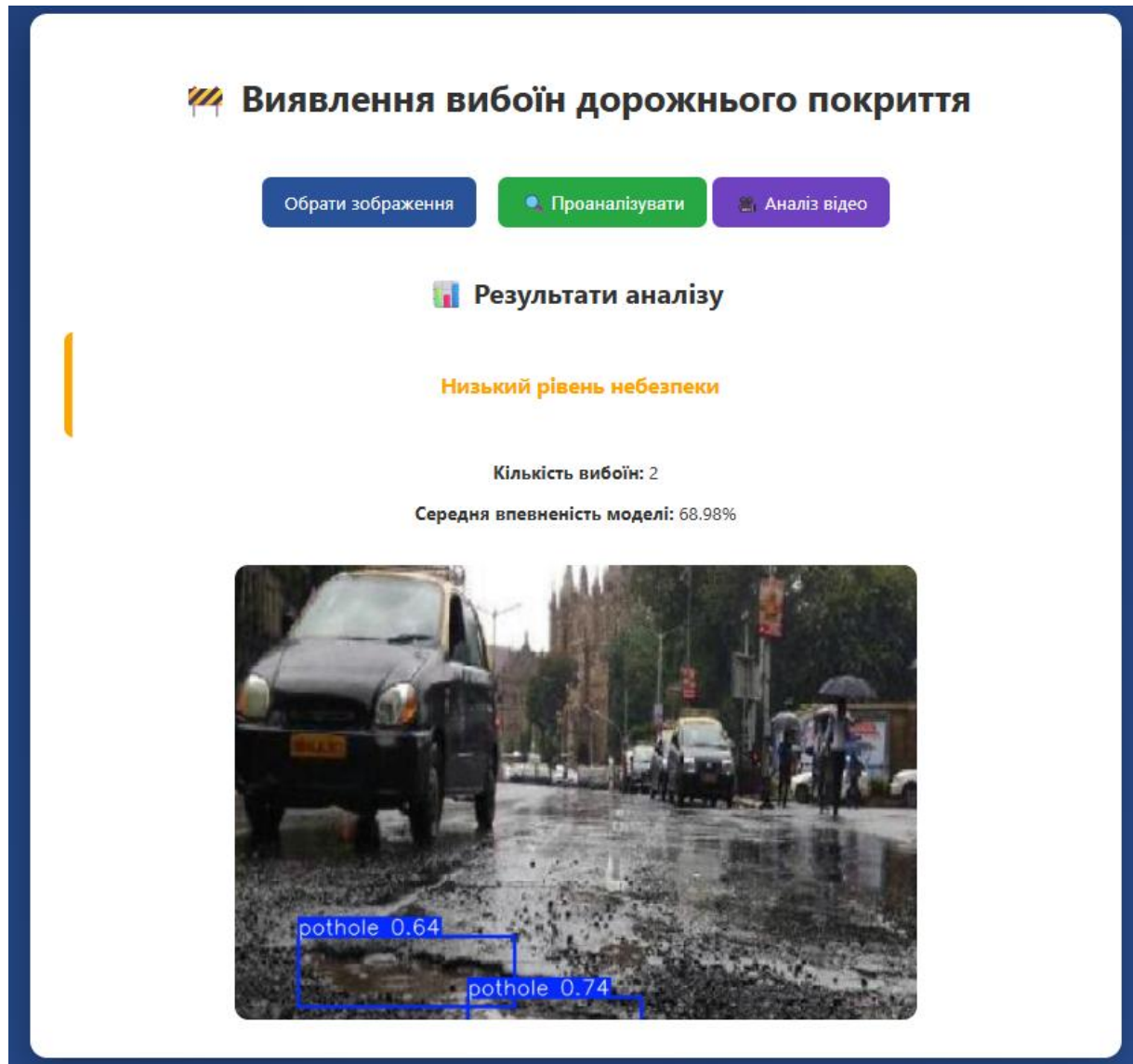


Рисунок 3.8 – Приклад виявлення та візуалізації вибоїни

Таким чином, у результаті реалізації програмних модулів було створено інтелектуальну систему автоматизованого виявлення вибоїн дорожнього покриття на основі моделі YOLOv8n. Отримане програмне рішення забезпечує автоматичний аналіз зображень, локалізацію дефектів та наочне відображення результатів, а також створює основу для подальшого розвитку й практичного використання системи моніторингу стану доріг.

### 3.3 Експериментальне дослідження та оцінювання ефективності методу

Після завершення навчання моделі YOLOv8 було проведено комплексне оцінювання її ефективності на тестовій вибірці. Навчання виконувалося протягом 50 епох із розміром вхідного зображення 640×640 пікселів та

параметром `batch=8`. Обчислення здійснювалися з використанням GPU, що забезпечило стабільну швидкодію та коректну оптимізацію ваг моделі.

На рисунку 3.9 представлено динаміку зміни функцій втрат та основних метрик якості під час навчання. Верхній ряд графіків відображає зміну `train/box_loss`, `train/cls_loss` та `train/df_l_loss`, а також `precision` і `recall`. Нижній ряд демонструє відповідні значення для валідаційної вибірки (`val/box_loss`, `val/cls_loss`, `val/df_l_loss`) та інтегральні показники `mAP@0.5` і `mAP@0.5:0.95`.

Аналіз рисунка 3.9 показує стабільне зменшення всіх функцій втрат як на тренувальній, так і на валідаційній вибірках. Зокрема, значення `box_loss` та `cls_loss` поступово знижуються протягом усього процесу навчання, що свідчить про покращення локалізації обмежувальних рамок і точності класифікації об'єкта «rothole». Відсутність різкого розходження між тренувальними та валідаційними кривими вказує на відсутність явного перенавчання моделі.

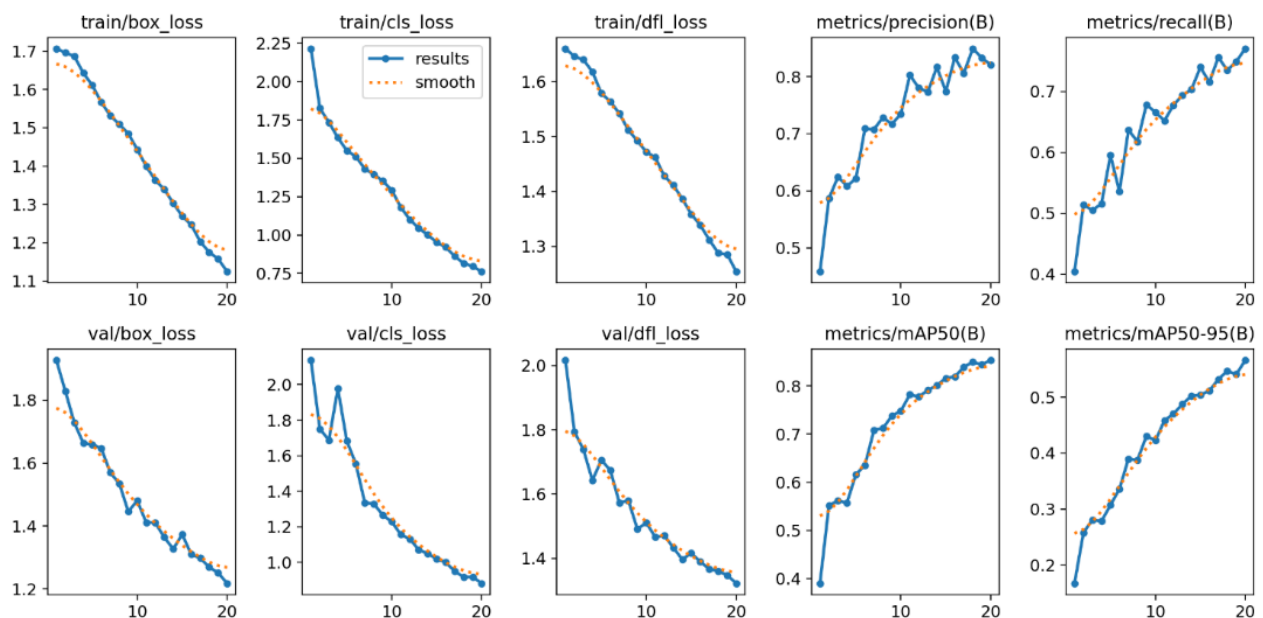


Рисунок 3.9 – Динаміка зміни функцій втрат та метрик якості моделі YOLOv8 під час навчання

Одночасно спостерігається зростання показників `precision` та `recall`. Наприкінці навчання `precision` досягає приблизно 0.85, а `recall` – близько 0.83. Це означає, що модель демонструє високу точність виявлення (невелика кількість хибних спрацьовувань), проте частина реальних вибоїв все ще може залишатися невиявленою.

Інтегральний показник якості детекції  $mAP@0.5$  досяг значення 0.854, що відображено на рисунку 3.9. Це означає, що в середньому точність локалізації та класифікації вибоїн при порозі  $IoU = 0.5$  становить 0.854. Показник  $mAP@0.5:0.95$ , який є більш строгим критерієм оцінювання, також демонструє стабільне зростання і досягає приблизно 0.56, що свідчить про задовільну узагальнювальну здатність моделі.

Для детальнішого аналізу результатів роботи моделі було побудовано матрицю помилок, представлену на рисунку 3.10. Матриця дозволяє оцінити співвідношення правильно та неправильно класифікованих об'єктів під час валідації моделі. Згідно з отриманими результатами, модель правильно виявила 805 вибоїн (True Positive), пропустила 168 реальних об'єктів (False Negative) та сформуvala 285 хибних спрацьовувань (False Positive). Отримані значення свідчать про достатньо високу здатність моделі до локалізації вибоїн дорожнього покриття, хоча окремі помилки залишаються через складні умови зйомки, різноманітність текстур дорожнього покриття та наявність об'єктів, візуально подібних до вибоїн.

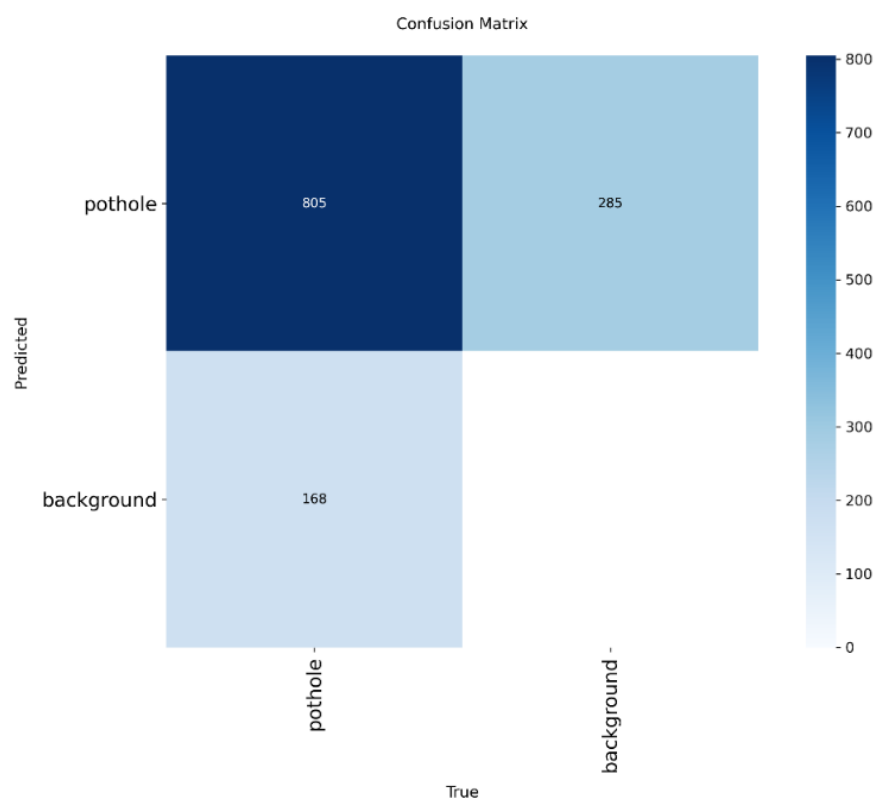


Рисунок 3.10 – Матриця помилок результатів виявлення вибоїн

Нормалізована матриця помилок, зображена на рисунку 3.11, демонструє, що приблизно 83% реальних вибоїн коректно ідентифікуються системою. Частина помилок пов'язана з наявністю складних умов зйомки – водяних відблисків, тіней, нерівномірної текстури покриття або тріщин, які візуально схожі на вибоїни.

На рисунку 3.12 представлено Precision–Recall криву для класу «pothole». Площа під кривою відповідає значенню  $mAP@0.5 = 0.854$ . Крива демонструє стабільну поведінку моделі в широкому діапазоні порогів впевненості: при збільшенні recall закономірно зменшується precision, що є типовою властивістю моделей детекції об'єктів. Високе значення площі під кривою підтверджує збалансованість моделі між чутливістю та точністю.

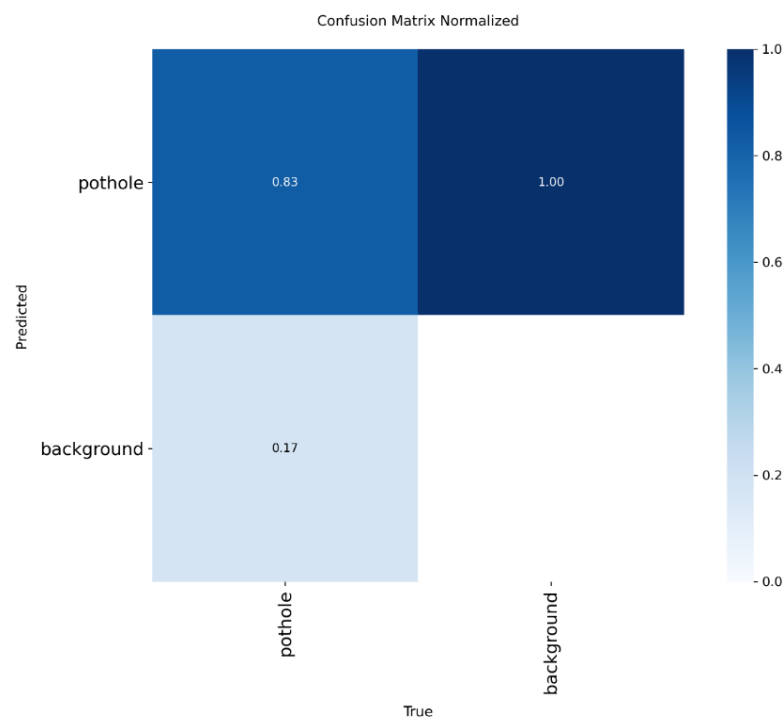


Рисунок 3.11 – Нормалізована матриця помилок моделі детекції вибоїн

Додатково на рисунку 3.13 наведено залежність Recall від порогу впевненості моделі (Recall–Confidence Curve). Графік показує, що при зростанні порогу впевненості модель стає більш консервативною, що зменшує кількість хибних спрацьовувань, але одночасно може призводити до пропуску частини реальних вибоїн.

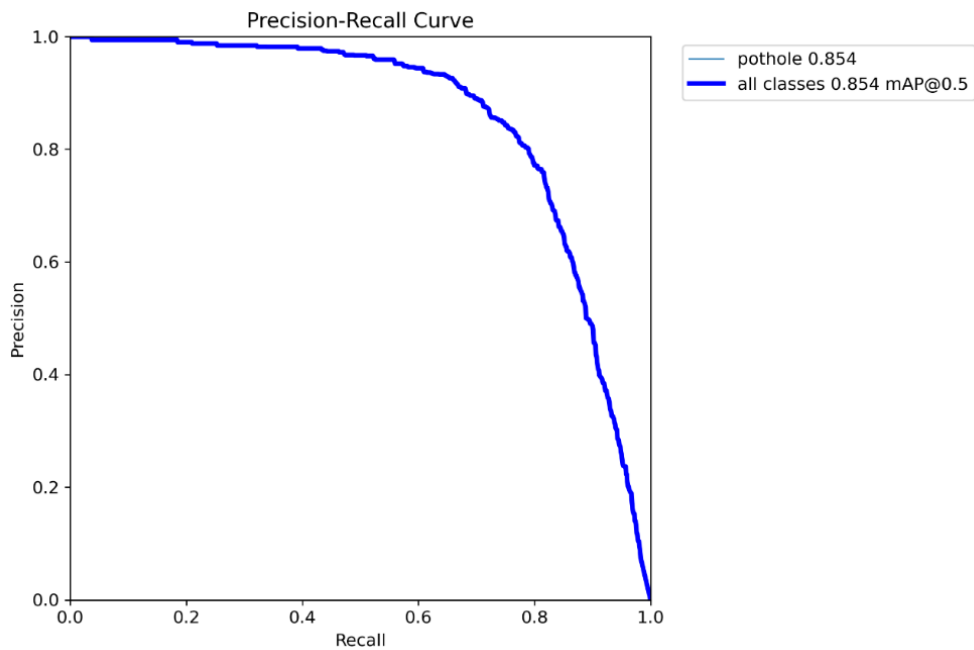


Рисунок 3.12 – Precision–Recall крива для моделі виявлення вибоїн

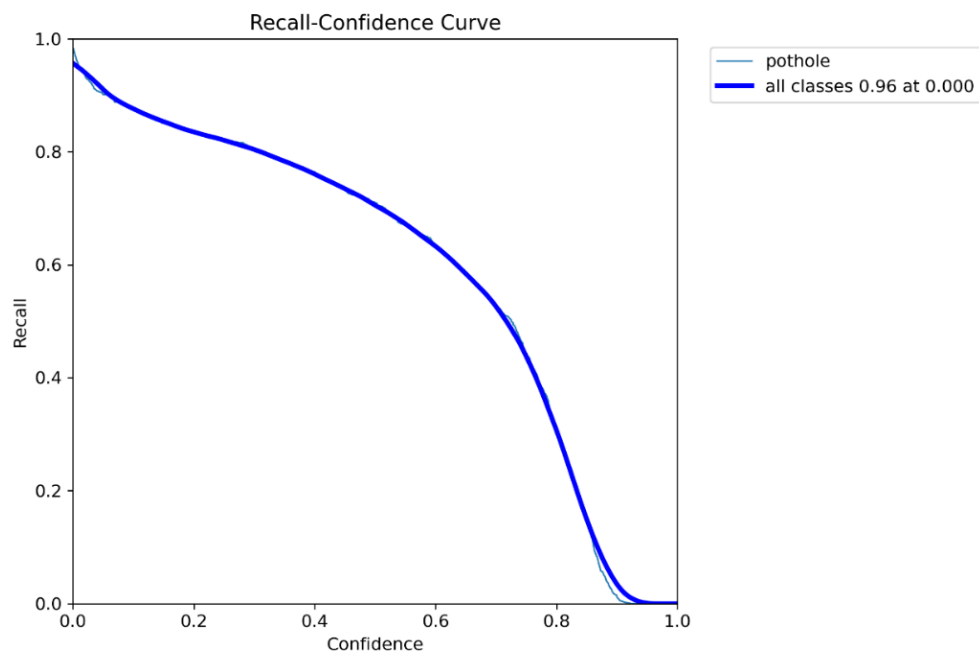


Рисунок 3.13 – Залежність Recall від порогу впевненості для моделі

Таким чином, результати експериментального дослідження підтверджують ефективність розробленого методу виявлення вибоїн дорожнього покриття. Отримані значення Precision, Recall та mAP свідчать про достатній рівень точності для практичного застосування в системах моніторингу стану доріг. Подальше покращення показників можливе шляхом розширення датасету, балансування вибірки та оптимізації гіперпараметрів моделі.

### 3.4 Обмеження методу та напрямки подальших досліджень

Розроблений метод виявлення вибоїн дорожнього покриття за візуальними даними із використанням нейромережевих засобів демонструє достатній рівень точності та може бути використаний для автоматизованого моніторингу стану доріг. Водночас проведене експериментальне дослідження дозволило виявити низку обмежень, які можуть впливати на стабільність роботи системи у реальних умовах експлуатації.

Першим обмеженням є залежність якості детекції від умов зйомки. Наявність тіней, водяних відблисків, нерівномірного освітлення, бруду або тріщин дорожнього покриття може призводити до появи хибнопозитивних або хибнонегативних результатів. Особливо це проявляється у випадках, коли вибоїни мають складну текстуру або слабо відрізняються від фону дорожнього полотна.

Другим обмеженням є обмежений обсяг та неоднорідність навчального датасету. Хоча використана вибірка містить значну кількість прикладів вибоїн, у ній недостатньо представлені окремі типи дорожніх пошкоджень, погодні умови та варіанти дорожнього покриття. Це може впливати на узагальнювальну здатність моделі при використанні на дорогах різних регіонів або країн.

Також слід враховувати, що модель орієнтована переважно на виявлення одного класу об'єктів – «pothole». Інші типи вибоїн дорожнього покриття, зокрема тріщини, просадки, руйнування розмітки або нерівності, у межах даної роботи не аналізувалися. Це обмежує функціональність системи у задачах комплексного оцінювання дорожньої інфраструктури.

Окремим обмеженням є залежність швидкодії системи від апаратного забезпечення. Для досягнення стабільної роботи у режимі наближеному до реального часу бажаним є використання GPU-прискорення. На менш продуктивних пристроях швидкість обробки відеопотоку може знижуватися, особливо при роботі з високою роздільною здатністю кадрів.

Крім того, система виконує аналіз окремих кадрів без врахування часової залежності між ними. Внаслідок цього модель не використовує інформацію про

рух камери чи послідовність появи вибоїв у відеопотоці, що потенційно могло б підвищити стабільність детекції.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення навчального датасету та збільшення кількості прикладів, отриманих у різних погодних умовах, при різному освітленні та типах дорожнього покриття. Це дозволить підвищити стійкість моделі до зовнішніх факторів та покращити її узагальнювальну здатність.

Перспективним напрямком є також розширення кількості класів вибоїв дорожнього покриття. Додавання можливості виявлення тріщин, просядок, стертої розмітки та інших пошкоджень дозволить створити комплексну систему моніторингу стану доріг.

Доцільним є подальше дослідження більш складних архітектур нейронних мереж, зокрема моделей сегментації або трансформерних архітектур, які можуть забезпечити точніше визначення форми та меж вибоїв. Також перспективним є використання механізмів трекінгу об'єктів у відеопотоці для підвищення стабільності роботи системи під час руху транспортного засобу або безпілотного літального апарата.

Окремим напрямком розвитку може стати інтеграція системи з безпілотними технологіями та геоінформаційними сервісами. Поєднання нейромережевої детекції з GPS-координатами дозволить автоматично формувати карти пошкоджень дорожнього покриття та використовувати їх для планування ремонтних робіт.

Таким чином, попри наявні обмеження, розроблений метод має значний потенціал для подальшого вдосконалення та практичного впровадження у системах автоматизованого моніторингу дорожньої інфраструктури.

### **3.5 Висновки до розділу 3**

У третьому розділі було проведено експериментальне дослідження методу виявлення вибоїв дорожнього покриття на основі моделі YOLOv8. Для тестування використовувався підготовлений датасет із розміченими дефектами

типу «pothole», що містив зображення дорожнього покриття за різних умов освітлення та стану поверхні.

У межах розділу було реалізовано експериментальну інтелектуальну систему з клієнт-серверною архітектурою, яка забезпечує аналіз зображень і відеоданих. Реалізований вебзастосунок дозволяє автоматично виконувати детекцію вибоїн, відображати результати аналізу та оцінювати стан дорожнього покриття.

Результати дослідження показали достатньо високий рівень ефективності моделі: значення precision склало близько 0.85, Recall – близько 0.83, а показник mAP@0.5 досяг 0.854. Аналіз графіків навчання та матриці помилок підтвердив стабільність роботи моделі та відсутність суттєвого перенавчання.

Також було проведено аналіз основних обмежень методу та визначено перспективи його подальшого розвитку. Подальше вдосконалення системи може бути пов'язане з розширенням датасету, додаванням нових типів вибоїн дорожнього покриття та інтеграцією з безпілотними технологіями.

Таким чином, результати третього розділу підтверджують ефективність запропонованого методу.

## Загальні висновки

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра було підвищення ефективності оцінювання стану дорожнього покриття шляхом автоматизованого виявлення вибоїв на основі візуальних даних із використанням неймережевих засобів, що досягається підвищенням точності їх детекції та локалізації, а також реалізацією автоматизованого кількісного аналізу стану дорожнього покриття.

Для досягнення поставленої мети було виконано дослідження предметної області автоматизованого моніторингу стану доріг, проведено аналіз сучасних методів комп'ютерного зору та моделей глибокого навчання для задач детекції об'єктів, а також виконано аналіз існуючих програмних рішень у сфері оцінювання стану дорожнього покриття. У межах роботи було розроблено метод виявлення вибоїв дорожнього покриття на основі моделі YOLOv8, спроектовано структуру інтелектуальної системи, виконано підготовку навчального датасету та реалізовано програмний вебзастосунок для аналізу фото- та відеоданих.

Розроблена інтелектуальна система забезпечує завантаження візуальних даних, автоматизований аналіз дорожнього покриття, локалізацію вибоїв за допомогою обмежувальних рамок та формування результатів оцінювання стану дороги. Система підтримує обробку як окремих фотографій, так і відеофайлів, а результати аналізу відображаються у вебінтерфейсі у вигляді позначених вибоїв дорожнього покриття та супровідної статистичної інформації.

У процесі експериментальних досліджень було проведено навчання неймережевої моделі YOLOv8n на спеціалізованому датасеті вибоїв дорожнього покриття. Отримані результати підтвердили ефективність запропонованого методу. Значення precision наприкінці навчання досягло приблизно 0.85, recall – близько 0.75, а інтегральний показник mAP@0.5 становив 0.854. Отримані результати свідчать про достатній рівень точності локалізації та класифікації вибоїв дорожнього покриття для практичного

використання у системах автоматизованого моніторингу дорожньої інфраструктури.

Аналіз матриці помилок показав, що більшість вибоїн були коректно виявлені системою, а основні помилки виникали в умовах складного освітлення, тіней, нерівномірної текстури дорожнього покриття та візуально схожих вибоїн. Проведені дослідження підтвердили стабільність роботи моделі та відсутність критичного перенавчання під час процесу оптимізації.

Практичне значення роботи полягає у можливості використання розробленого методу та програмної системи для автоматизації процесу оцінювання стану дорожнього покриття. Запропонований підхід може бути використаний дорожніми службами, органами місцевого самоврядування та інженерними організаціями для оперативного моніторингу дорожньої інфраструктури, планування ремонтних робіт та зменшення витрат на ручне обстеження доріг.

Перспективами подальшого розвитку роботи є розширення навчального датасету, додавання нових класів вибоїн дорожнього покриття, інтеграція системи з безпілотними літальними апаратами для автоматизованого збору даних, а також оптимізація моделі для роботи на мобільних та вбудованих пристроях у режимі реального часу.

## Перелік посилань

1. Redirecting. *Home Page.* URL: <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2015.03.010> (дата звернення: 02.06.2026).
2. Zhang S., Alhelyani A. Maintenance technologies for roads and its prioritization. *Zenodo.* URL: <https://zenodo.org/records/7264113> (дата звернення: 02.04.2026).
3. Client Challenge. *Client Challenge.* URL: <https://www.slideshare.net/slideshow/distress-and-defects-on-road-pavementpptx/252731910> (дата звернення: 02.04.2026).
4. What Causes Potholes? (And How to Prevent Them). *Geogrids, Engineering Products and Solutions / Tensar.* URL: <https://www.tensar.co.uk/resources/articles/what-causes-potholes> (дата звернення: 02.06.2026).
5. The Impact of Potholes on Road Safety: Understanding the Risks and Solutions - Albury Road Tech. *Albury Road Tech.* URL: <https://alburysurfacing.com/the-impact-of-potholes-on-road-safety-understanding-the-risks-and-solutions/> (дата звернення: 02.06.2026).
6. Condition Survey for Evaluation of Pavement Condition Index of a Highway | Civil Engineering Journal. *Home Page.* URL: <https://doi.org/10.28991/CEJ-2019-03091338> (дата звернення: 02.06.2026).
7. Mobile Laboratory for the Non-destructive Pavement Characteristics Quantification // *FEHRL.* URL: <https://www.fehrl.org/news/mobile-laboratory-for-the-non-destructive-pavement-characteristics-quantification> (дата звернення: 02.06.2026).
8. Department for Transport. Road conditions: notes and definitions. *GOV.UK.* URL: <https://www.gov.uk/government/publications/road-network-size-and-condition-statistics-guidance/road-conditions-notes-and-definitions> (дата звернення: 02.06.2026).

9. Diagnostyka Stanu Nawierzchni - Generalna Dyrekcja Dróg Krajowych i Autostrad - *Portal Gov.pl. Generalna Dyrekcja Dróg Krajowych i Autostrad*. URL: <https://www.gov.pl/web/gddkia/diagnostyka-stanu-nawierzchni> (дата звернення: 02.06.2026).

10. Pavement Condition Assessment Methods: Keeping Our Roads Safe and Smooth - Aimil Corporate Blog. *Aimil Corporate Blog*. URL: <https://www.aimil.com/blog/pavement-condition-assessment-methods-keeping-our-roads-safe-and-smooth/> (дата звернення: 02.06.2026).

11. Arya D., Maeda H., Ghosh S. K., Toshniwal D., Sekimoto Y. RDD2022: A multi-national image dataset for automatic road damage detection // *Scientific Data*. 2022. Vol. 22, No. 22. Article 9019. URL: <https://doi.org/10.3390/s22229019> (дата звернення: 02.06.2026).

12. Учасники проєктів Вікімедіа. Державне агентство автомобільних доріг України – Вікіпедія. *Вікіпедія*. URL: <https://surl.li/kbrjca> (дата звернення: 02.06.2026).

13. State highways (Ukraine) Grokipedia. *Grokipedia*. URL: [https://grokipedia.com/page/state\\_highways\\_ukraine](https://grokipedia.com/page/state_highways_ukraine) (дата звернення: 02.06.2026).

14. What Is A Pothole? | Knowledge Hub | BituChem Surfacing Solutions. *Bituchem*. URL: <https://www.bituchem.com/knowledge-hub/what-is-a-pothole/> (дата звернення: 02.06.2026).

15. Bounding Box Basics for Image & Object Detection Mastery | Lenovo US. Offizielle Website von Lenovo | Notebooks, Desktop-PCs, Tablets, Monitore | *Lenovo DE*. URL: <https://www.lenovo.com/us/en/glossary/bounding-box/?orgRef=https://www.google.com/&srsltid=AfmBOopR5l3e4n3LqiKRG9bR7sBd4XW-OwwfROZT2o5Evrik3b7Pw0po> (дата звернення: 02.06.2026).

16. Redirecting. *Home Page*. URL: <https://doi.org/10.1016/j.array.2023.100305> (дата звернення: 02.06.2026).

17. Widzenie komputerowe – automatyzacja zmysłów. Mecalux Sp. z o.o. | *Polska | Rozwiązania magazynowe*. URL: <https://www.mecalux.pl/blog/widzenie-komputerowe> (дата звернення: 02.06.2026).

18. Caballar R. D., Stryker C. What Is Computer Vision? | *IBM. IBM*. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/computer-vision> (дата звернення: 02.06.2026).
19. Understanding Bounding Box Fundamentals for Computer Vision. LlamaIndex | *AI Agents for Document OCR + Workflows*. URL: <https://www.llamaindex.ai/glossary/what-is-a-bounding-box> (дата звернення: 02.06.2026).
20. Object Detection Explained. *Datature: Computer Vision AI Platform for Enterprises & Developers*. URL: <https://datature.io/glossary/object-detection> (дата звернення: 02.06.2026).
21. Що таке нейронні мережі: чітке пояснення простими словами. *WEZOM - Київ, Україна*. URL: <https://wezom.com.ua/ua/blog/neyronni-merezhi-prostimii-slovami> (дата звернення: 02.06.2026).
22. DeepAI. Perceptron. *DeepAI*. URL: <https://deepai.org/machine-learning-glossary-and-terms/perceptron> (дата звернення: 02.06.2026).
23. Multilayer Perceptron Algorithm. *Fachbereich Geowissenschaften: Startseite*. URL: <https://www.geo.fu-berlin.de/en/v/soga-r/Machine-Learning/Artificial-Neural-Networks/Multilayer-Perceptron-Algorithm/index.html> (дата звернення: 02.06.2026).
24. IBM. What are Convolutional Neural Networks? | *IBM. IBM*. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/convolutional-neural-networks> (дата звернення: 02.06.2026).
25. Thakur N. A detailed introduction to two-stage object detectors. Medium. URL: <https://namrata-thakur893.medium.com/a-detailed-introduction-to-two-stage-object-detectors-d4ba0c06b14e> (date of access: 10.06.2026).
26. Object Detection | *ArcGIS Pro documentation*. URL: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/image-analyst/object-detection.htm> (дата звернення: 02.06.2026).
27. YOLO AI – розпізнавання об'єктів і аналіз зображень – Brander. *IT-компанія з розробки цифрових продуктів в Україні – Brander*. URL: <https://brander.ua/technologies/yolo-ai> (дата звернення: 02.06.2026).

28. Shih-Chia Huang, Le T.-H. Chapter 2 - Neural networks. sciencedirect. URL: <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-90198-7.00006-9> (date of access: 10.06.2026).
29. Pothole Detection Dataset: YOLOv11 Optimized. Kaggle: The World's AI Proving Ground. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/muskanverma24/pothole-detection-dataset-yolov11-optimized> (дата звернення: 02.06.2026).
30. Ramiro Daniel Ballesteros Ruiz, Alberto Casado Lordsleem Jr, Joaquin Humberto Aquino RochaCorresponding Author. Unmanned aerial vehicles (UAV) as a tool for visual inspection of building facades in *AEC+FM industry. emerald*. URL: <https://doi.org/10.1108/CI-07-2021-0129> (дата звернення: 02.06.2026).
31. Putriani O., Fudholi D. H., Heryadi P., Dananjaya A. T., Sita T., Kurniawan R. pindAI: An AI-Driven Comprehensive Solution for Road Damage Detection in Road Asset Management // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. 2025. Vol. 1488. No. 1. Art. 012080. URL: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1488/1/012080> (дата звернення: 02.06.2026).
32. Arya D., Maeda H., Ghosh S. K., Toshniwal D., Sekimoto Y. RDD2022: A multi-national image dataset for automatic road damage detection. *Geoscience Data Journal*. 2024. Vol. 11, No. 4. P. 846–862. URL: <https://doi.org/10.1002/gdj3.260> (дата звернення: 02.06.2026).
33. Asad M. H., Khaliq S., Yousaf M. H., Ullah M. O., Ahmad A. Pothole Detection Using Deep Learning: A Real-Time and AI-on-the-Edge Perspective // *Advances in Civil Engineering*. 2022. Vol. 2022. Article ID 9221211. URL: <https://doi.org/10.1155/2022/9221211> (дата звернення: 02.06.2026).
34. Hoang N.-D. An Artificial Intelligence Method for Asphalt Pavement Pothole Detection Using Least Squares Support Vector Machine and Neural Network with Steerable Filter-Based Feature Extraction // *Advances in Civil Engineering*. 2018. Vol. 2018. Article ID 7419058. URL: <https://doi.org/10.1155/2018/7419058> (дата звернення: 02.06.2026).
35. Gopalakrishnan K., Khaitan S. K., Choudhary A., Agrawal A. Deep convolutional neural networks with transfer learning for computer vision-based data-

driven pavement distress detection // *Construction and Building Materials*. 2017. Vol. 157. P. 322–330. URL: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2017.09.110> (дата звернення: 02.06.2026).

36. RoadAI: Road-tested AI for road maintenance. *RoadAI*. URL: <https://surli.cc/cbwwqb> (дата звернення: 02.06.2026).

37. Storyblok. Демонстраційний відеоролик. *RoadAI*. URL: <https://a.storyblok.com/f/287853025223359/x/ffe50bb551/roadai-segmentation-footage-clips.mp4>

38. RoadBotics - Creative Destruction Lab. *Creative Destruction Lab*. URL: <https://createdestructionlab.com/companies/roadbotics/> (дата звернення: 02.06.2026).

39. RoadBotics by Michelin. Road Assessments. Pittsburgh, PA : *RoadBotics by Michelin*, 2020. 8 p. URL: <https://www.roadbotics.com/wp-content/uploads/2020/11/RoadBoticsCorporateBrochurev3-digital.pdf> (дата звернення: 02.06.2026).

40. Biswas S., Acharjee S., Ali A., Chaudhuri S. S. YOLOv8 based Traffic Signal Detection in Indian Road / Proceedings of the 2023 7th International Conference on Electronics, Materials Engineering and Nano-Technology (IEMENTech). 2023. URL: [https://www.researchgate.net/publication/376831163\\_YOLOv8\\_based\\_Traffic\\_Signal\\_Detection\\_in\\_Indian\\_Road](https://www.researchgate.net/publication/376831163_YOLOv8_based_Traffic_Signal_Detection_in_Indian_Road) (date of access: 02.06.2026)..

41. A critical analysis of metrics used for measuring progress in artificial intelligence / Kathrin Blagec et al. *arXiv.org*. URL: <https://arxiv.org/abs/2008.02577> (дата звернення: 09.06.2026).

42. How do you analyze the quality of your network models?. LinkedIn: Log In or Sign Up. URL: <https://www.linkedin.com/advice/3/how-do-you-analyze-quality-your-network> (дата звернення: 02.06.2026).

43. Lyam M. The Importance of Python in Artificial Intelligence. *Medium*. 2024. URL: <https://michael-lyamm.medium.com/the-importance-of-python-in-artificial-intelligence-341c7af1fb94> (дата звернення: 02.06.2026)

44. Flask. *ITVDN*. URL: <https://itvdn.com/ua/video/flask> (дата звернення: 02.06.2026).
45. Топ-5 IDE і редакторів коду Python: огляд, плюси та мінуси. *Sigma Software University*. URL: <https://university.sigma.software/best-python-ide-and-code-editors/> (дата звернення: 02.06.2026).
46. GeeksforGeeks. What is PyCharm? Features, Advantages & Disadvantages - GeeksforGeeks. *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/python/what-is-pycharm-features-advantages-disadvantages/> (дата звернення: 02.06.2026).
47. Emeritus. What Is PyCharm? *How Is It Useful for Python Development?* 2022. URL: <https://emeritus.org/blog/coding-what-is-pycharm/> (дата звернення: 02.06.2026).
48. What is PyCharm? What is it Used For? | IDE for Python Programming | Coderspace Blog. *Coderspace - Teknoloji Yeteneği Kariyer Platformu*. URL: <https://coderspace.io/en/blog/what-is-pycharm-what-is-it-used-for/> (дата звернення: 02.06.2026).
49. PyCharm vs. VS Code: Choosing the best Python IDE - LogRocket Blog. *LogRocket Blog*. URL: <https://blog.logrocket.com/pycharm-vs-vscode/> (дата звернення: 02.06.2026).
50. Visual Studio Code Is The Best Python IDE – Amanda Park. Blog – *Amanda Park*. URL: <https://amanda-park.github.io/posts/visual-studio-code.html> (дата звернення: 02.06.2026).
51. What is Flask Python - pythonbasics.org. *pythonbasics.org*. URL: <https://pythonbasics.org/what-is-flask-python/> (дата звернення: 09.06.2026).
52. Ultralytics | Revolutionizing the World of Computer Vision. *Ultralytics*. URL: <https://www.ultralytics.com/> (дата звернення: 09.06.2026).

# ДОДАТКИ

## Додаток А

### Програмні коди

Вихідний код, використаний у дослідженні, доступний у репозиторії GitHub: <https://github.com/Andre1436/vyavlennia-vyboin-yolo>

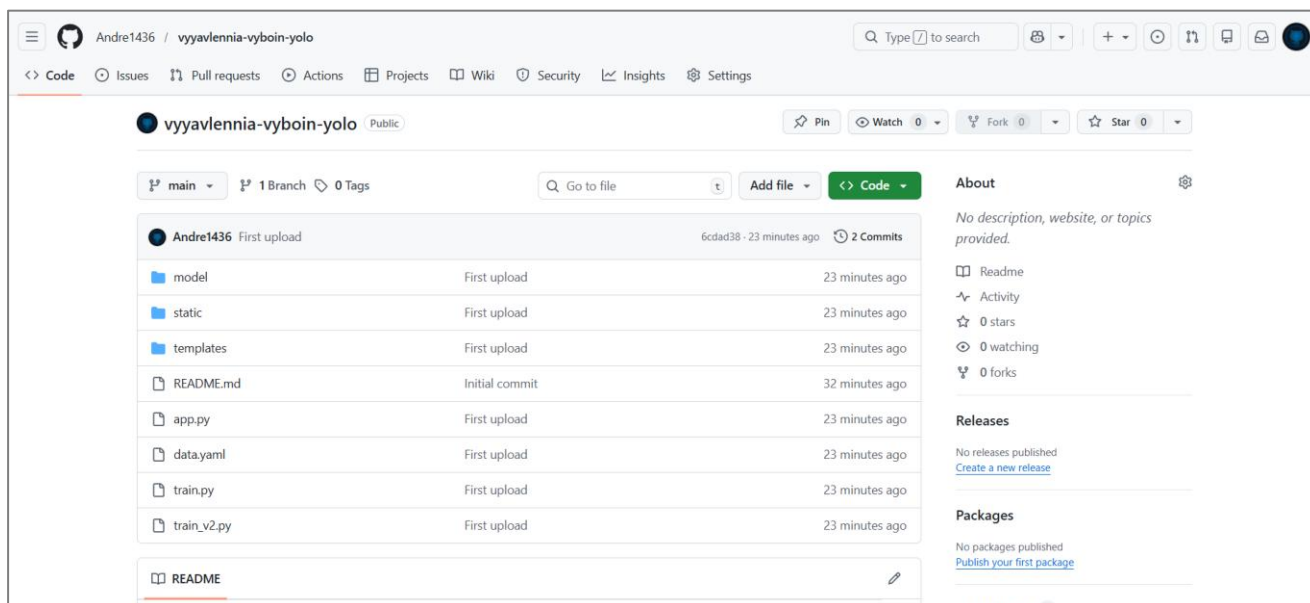


Рисунок В.1 – Головна сторінка репозиторію

Структура репозиторію наступна:

- модулі веб-додатку (`templates`, `static`). Містять HTML-шаблони інтерфейсу користувача та статичні файли веб-додатку, зокрема стилі, зображення й інші елементи оформлення;
- модулі для навчання моделі (`train.py`, `train_v2.py`). Містять програмний код для навчання та тестування моделі комп'ютерного зору YOLO, яка використовується для виявлення вибоїн на дорожньому покритті;
- модулі конфігурації даних (`data.yaml`). Містять параметри та налаштування набору даних, що використовуються під час навчання моделі;
- основний модуль веб-додатку (`app.py`). Реалізує запуск веб-застосунку, обробку запитів користувача та взаємодію з моделлю виявлення об'єктів;
- модулі моделі (`model`). Містять файли та допоміжні компоненти, необхідні для роботи моделі виявлення вибоїн; файл документації (`README.md`).

## Додаток Б

### Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

# МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ ВИБОЇН ЗА ВІЗУАЛЬНИМИ ДАНИМИ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ СТАНУ ДОРОЖНЬОГО ПОКРИТТЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИМИ ЗАСОБАМИ



**Виконав:**  
*студент групи КН-22-2*  
**Андрій КАРПОВИЧ**



**Керівник:**  
*асистент каф. КН*  
**Валерія КЛІМЕНКО**

## Актуальність

Стан дорожнього покриття безпосередньо впливає на безпеку дорожнього руху, комфорт пересування та економічні витрати на експлуатацію транспортних засобів. Вибойни є одним із найбільш поширених дефектів дорожньої інфраструктури, а їх своєчасне виявлення є важливим завданням для дорожніх служб.

Традиційні методи моніторингу дорожнього покриття здебільшого базуються на ручному огляді та фотофіксації, що потребує значних часових і трудових ресурсів та залежить від людського фактора. Використання технологій комп'ютерного зору та глибокого навчання дозволяє автоматизувати процес виявлення вибоїн за фото- та відеоданими, підвищуючи швидкість і об'єктивність оцінювання стану доріг.

Особливої актуальності дана задача набуває в умовах відновлення дорожньої інфраструктури України. Розвиток безпілотних технологій і сучасних нейромережевих моделей створює передумови для впровадження інтелектуальних систем автоматизованого моніторингу дорожнього покриття.

## Мета і задачі роботи

**Об'єкт дослідження** – процес автоматизованого виявлення вибоїв дорожнього покриття на основі аналізу візуальних даних із застосуванням нейромережових засобів.

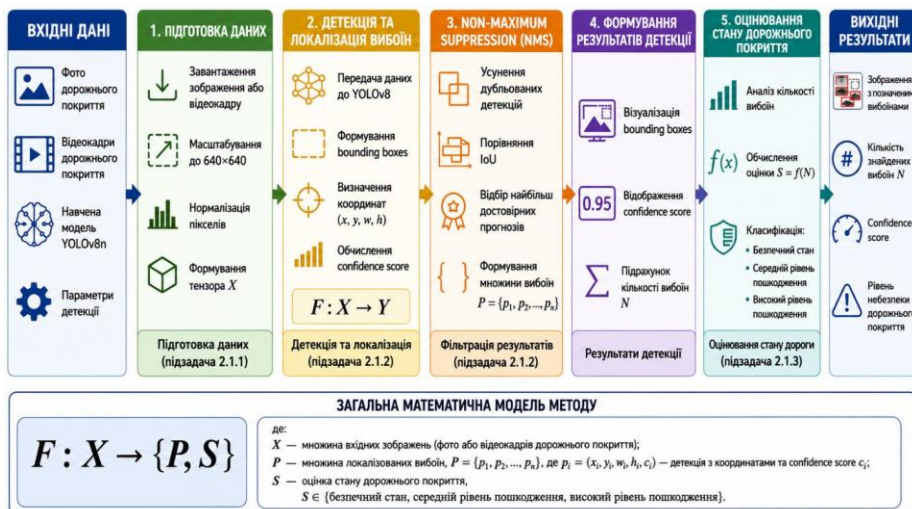
**Предмет дослідження** – методи та засоби нейромережового навчання для обробки та аналізу візуальної інформації з метою виявлення вибоїв дорожнього покриття.

**Мета роботи** – підвищення ефективності оцінювання стану дорожнього покриття шляхом автоматизованого виявлення вибоїв на основі аналізу візуальних даних із використанням нейромережових засобів.

**Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:**

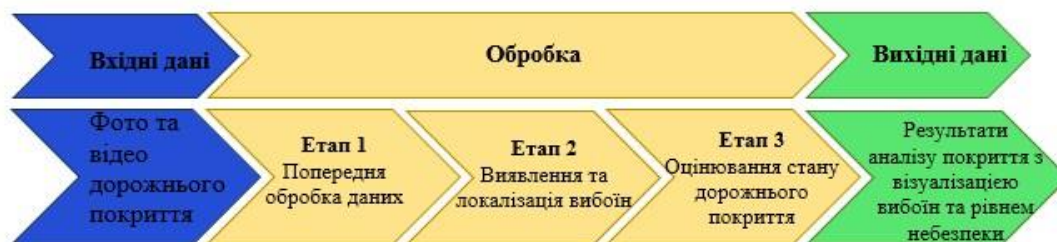
- виконати аналіз предметної області задачі виявлення вибоїв дорожнього покриття;
- формалізувати задачу виявлення вибоїв за візуальними даними;
- розробити метод виявлення вибоїв на основі нейромережових засобів;
- реалізувати інтелектуальну систему виявлення вибоїв дорожнього покриття;
- провести експериментальні дослідження та оцінити ефективність розробленого методу.

## Загальна ідея роботи



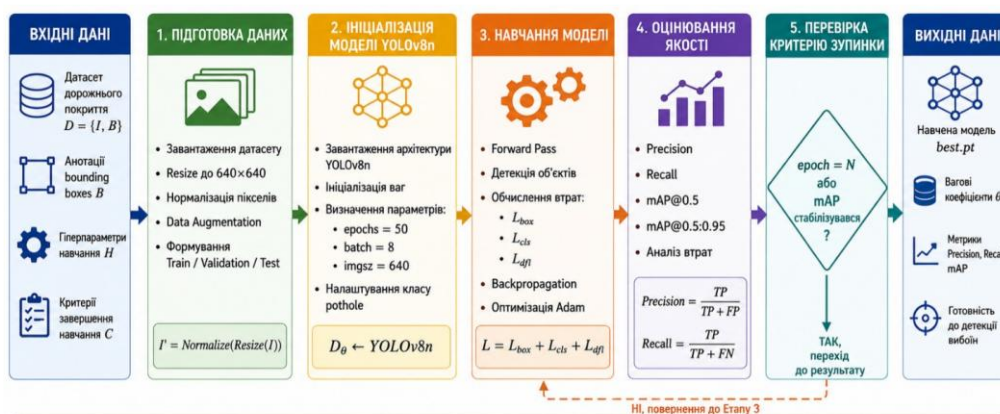
Основна ідея роботи полягає в автоматизованому виявленні вибоїв дорожнього покриття за фото- та відеоданими із використанням нейромережової моделі YOLOv8. Система виконує локалізацію вибоїв, визначає рівень впевненості детекції та формує оцінку стану дорожньої ділянки. Результатом є візуалізація знайдених дефектів і узагальнений висновок щодо стану дорожнього покриття.

## Схема методу виявлення вибоїв дорожнього покриття за візуальними даними



Запропонований метод передбачає автоматизовану обробку фото - та відеоданих дорожнього покриття з використанням нейромережевої моделі YOLOv8. У результаті аналізу система виконує локалізацію вибоїв, визначає їх кількість та формує оцінку стану дорожньої ділянки для подальшого прийняття рішень щодо її обслуговування.

## Схема отримання нейромережевої моделі



Для отримання моделі детекції вибоїв використано донавчання архітектури YOLOv8n на спеціалізованому датасеті дорожніх зображень. Процес навчання включав попередню обробку даних, налаштування параметрів моделі, виконання тренування та оцінювання результатів за метриками якості.

## Архітектура неймережевої моделі YOLOv8n

Основою розробленої системи є модель YOLOv8n, яка поєднує високу швидкість та достатню точність детекції об'єктів. Архітектура моделі складається з блоків Backbone, Neck та Detect, що забезпечують виділення ознак зображення, їх об'єднання та локалізацію вибоїв дорожнього покриття.



## Проектна архітектура інтелектуальної системи

Розроблена інтелектуальна система побудована за модульним принципом та складається з підсистем завантаження даних, неймережевого аналізу, оцінювання стану дорожнього покриття та взаємодії з користувачем. Така архітектура забезпечує гнучкість, масштабованість і можливість подальшого розширення функціональних можливостей системи



## Формування датасету для навчання нейромережевої моделі

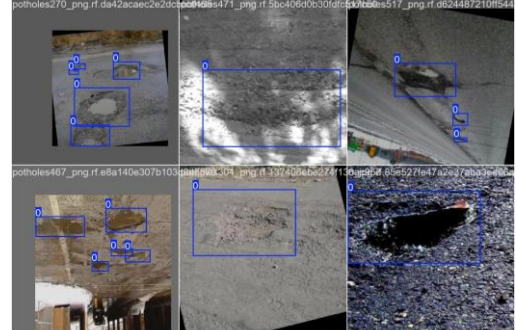
### «Pothole Detection Dataset»

Для навчання моделі YOLOv8 було використано спеціалізований датасет зображень дорожнього покриття з анотованими вибоїнами. Набір даних містить близько 8705 розмічених об'єктів класу «pothole» та поділений на навчальну і валідаційну вибірки у співвідношенні 80/20. Перед навчанням виконувалось масштабування зображень до розміру 640×640 пікселів та застосовувалась аугментація даних.

Приклад розміченого зображення дорожнього покриття



Приклад анотації вибоїн за допомогою bounding boxes

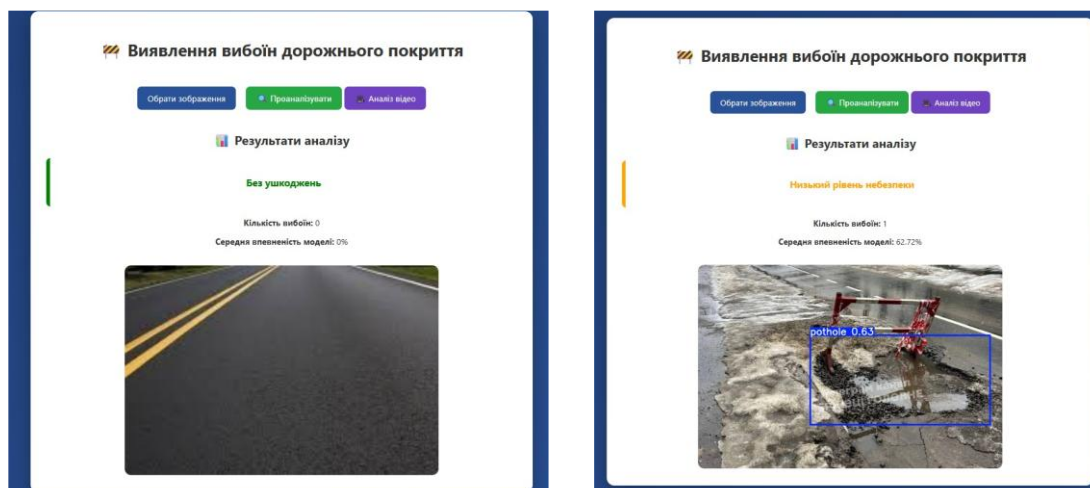


## Структурна схема програмних модулів системи

Програмна реалізація системи складається з окремих функціональних модулів, що відповідають за завантаження даних, попередню обробку зображень, виконання нейромережевого аналізу та формування результатів. Модульна структура забезпечує зручність супроводу програмного коду та спрощує подальше розширення функціональності системи.



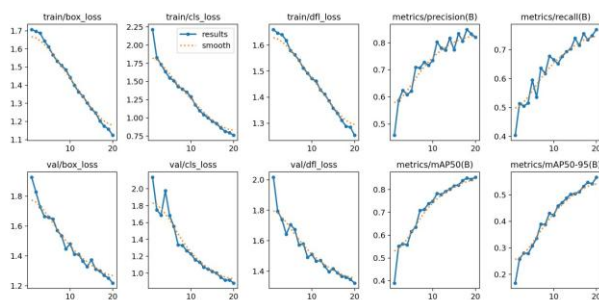
## Інтелектуальна система виявлення вибоїн дорожнього покриття



## Інтелектуальна система виявлення вибоїн дорожнього покриття



## Експериментальне дослідження



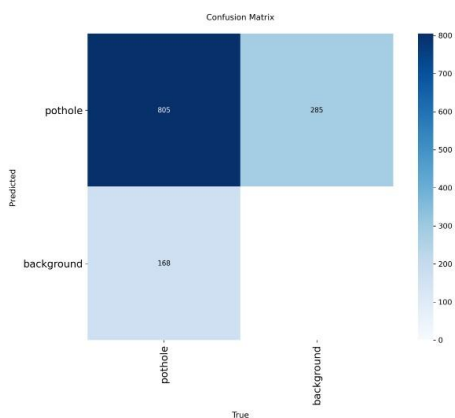
Результати навчання

Параметр	Значення
Модель	YOLOv8n
Epochs	50
Batch size	8
Img size	640×640
Класів	1
Optimizer	AdamW

таблиця параметрів навчання

Навчання моделі виконувалося протягом 50 епох із використанням зображень розміром 640×640 пікселів. У процесі навчання спостерігалося поступове зменшення функцій втрат та покращення якості локалізації вибоїн.

## Експериментальне дослідження



Матриця помилок

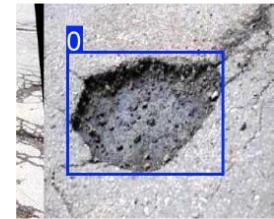
Метрика	Значення
Precision	0.867
Recall	0.794
mAP@0.5	0.887
mAP@0.5:0.95	0.605

Таблиця метрик

Отримані результати свідчать про високу якість роботи моделі. Значення Precision 86,7% та mAP@0.5 88,7% підтверджують ефективність запропонованого підходу для задачі автоматизованого виявлення вибоїн дорожнього покриття.

## Експериментальне дослідження

Дослідження	Метод	Точність
[34]	LS-SVM	89.0%
[33]	YOLOv5	85.0%
[35]	VGG16	76.7%
Розроблена система	YOLOv8n	88.7% mAP@0.5



приклади детекції

Таблиця порівняння з іншими роботами

Порівняння з відомими підходами показало конкурентоспроможність запропонованого методу. Розроблена система забезпечує високу точність локалізації вибоїн та може використовуватись для автоматизованого моніторингу стану дорожнього покриття.

## Висновки

Було досягнуто мету кваліфікаційної роботи бакалавра, а саме підвищено ефективність оцінювання стану дорожнього покриття шляхом автоматизованого виявлення вибоїн за візуальними даними із використанням нейромережових засобів.

Для досягнення поставленої мети було виконано такі завдання: проведено аналіз існуючих методів і засобів виявлення вибоїн дорожнього покриття; виконано формалізацію задачі виявлення вибоїн та оцінювання стану дорожнього покриття; розроблено метод виявлення вибоїн за візуальними даними на основі нейромережової моделі YOLOv8; створено програмну реалізацію інтелектуальної системи виявлення вибоїн дорожнього покриття; проведено експериментальне дослідження ефективності розробленого методу.

У результаті дослідження отримано модель детекції вибоїн дорожнього покриття, яка забезпечила значення Precision 86,7 %, Recall 79,4 % та mAP@0.5 88,7 %. Отримані результати підтверджують ефективність використання нейромережових засобів для автоматизованого моніторингу стану дорожньої інфраструктури та можливість практичного застосування розробленої системи.



Wed Jun 17 08:48:42 EEST 2026, Петровський Сергій Степанович, Хмельницький національний університет, ХНУ

## Anti-Plagiarism (http://ap.km.ua) v-16.718

**Максимальне співпадіння з одним документом 2.0%**

Словники перевірки: UA, US, RU. **Помилоч в документах: 12%**

ID: 275686 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод виявлення вибоїв за візуальними даними для оцінювання стану дорожнього покриття нейромережевими засобами Додано в БД: 2026-06-17 Автора: Андрій КАРПОВИЧ Керівники: Валерія КЛІМЕНКО Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	101473	813	3420 (3%)	47 (6%)

### Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

## Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

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

**Автор:** Андрій КАРПОВИЧ

**Співавтор:**

**Назва:** КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод виявлення вибої за візуальними даними для оцінювання стану дорожнього покриття нейромережевими засобами

**Науковий керівник:** Валерія КЛІМЕНКО, асистент каф. КН

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерних наук

**Коефіцієнт подібності 1:** 5.35%

**Коефіцієнт подібності 2:** 2.23%

**Мікропробіли:** 0

**Заміна букв:** 1

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 5

**Дата створення звіту:** 2026-06-16 19:29:01.0

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 процедурам. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2026-06-17

Дата

експерт

*Петровський Р. Р.*

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод виявлення вибоїв за візуальними даними для оцінювання стану дорожнього покриття нейромережевими засобами

Автор студент групи КН-22-2 Андрій КАРПОВИЧ

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: асистент каф. КН Валерія КЛІМЕНКО

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмними засобами комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	<i>відповідає</i>
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	<i>відсутні</i>

Підтвердження:

*Запозичення, виявлені в роботі Андрія Карповича, не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні: до запозичень входять фрагменти, які не мають авторства і містять поширені конструкції та загальновідомі терміни, скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином, робота є законною та приймається до захисту.*

*Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:*

*- за системою Anti-Plagiarism: 2%;*

*- за системою StrikePlagiarism КПІ: 5.35%.*

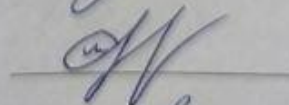
17.06.2026

Завідувач кафедри



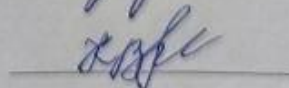
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Валерія КЛІМЕНКО



## ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-22-2 Карповича Андрія Сергійовича  
за темою Метод виявлення вибоїн за візуальними даними для оцінювання стану дорожнього покриття нейромережевими засобами

### 1. Актуальність теми

Проблематика роботи пов'язана з обробкою таких даних: зображення дорожнього покриття, локалізовані дефекти та ознаки пошкоджень. Саме ці дані сьогодні дедалі частіше потребують інтелектуального аналізу, тому обрана тема має достатнє науково-практичне підґрунтя. Проблема, розглянута у роботі, не є ізольованою: вона пов'язана з потребою автоматизувати складні процеси аналізу й зробити результати більш стабільними та відтворюваними. Це створює належне підґрунтя для використання методів машинного та глибокого навчання. Okремо варто відзначити, що актуальність дослідження підтримується практичною спрямованістю результатів.

### 2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки

Тематика та зміст роботи повною мірою відповідають предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки». У межах дослідження розглянуто задачу автоматизованого оцінювання стану дорожнього покриття на основі аналізу візуальних даних, для розв'язання якої застосовано сучасні методи комп'ютерного зору та глибокого навчання. Робота охоплює ключові етапи розроблення інтелектуальної системи: аналіз предметної області, вибір та обґрунтування методів обробки даних, реалізацію програмного забезпечення, проведення експериментальних досліджень і оцінювання ефективності отриманих результатів.

### 3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Студент продемонстрував достатню фахову підготовку, здатність працювати з джерелами та вміння приймати обґрунтовані технічні рішення. Okремо слід відзначити самостійність у практичній частині роботи.

#### **4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи**

Робота демонструє достатній рівень самостійності здобувача під час виконання всіх основних етапів дослідження. Аналіз літературних джерел, вибір підходів до розв'язання поставленої задачі, формування експериментальної бази та реалізація програмного забезпечення мають ознаки цілісної та послідовної роботи автора.

#### **5. Ступінь оволодіння методами дослідження**

У процесі виконання роботи здобувач продемонстрував належний рівень володіння сучасними методами наукового дослідження та їх практичного застосування для розв'язання прикладної задачі. Робота охоплює всі основні етапи дослідницького процесу: аналіз предметної області, вивчення наявних підходів, вибір інструментів реалізації, побудову програмного рішення та експериментальну перевірку його ефективності.

#### **6. Повнота та якість розкриття теми роботи**

Ступінь розкриття теми можна оцінити позитивно, оскільки автор послідовно висвітлює всі ключові аспекти дослідження, необхідні для досягнення поставленої мети. Робота побудована таким чином, що між досліджуваною проблемою, використаними даними та запропонованим методом простежується чіткий логічний зв'язок.

#### **7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу**


Текст роботи характеризується належним рівнем логічної послідовності та академічної культури викладу. Матеріал структуровано таким чином, що читач може без труднощів простежити основні етапи дослідження — від постановки проблеми та аналізу предметної області до обґрунтування запропонованого підходу, його реалізації та оцінювання результатів.

#### **8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин**

Практична значущість результатів роботи полягає у можливості їх застосування для автоматизованого моніторингу стану дорожнього покриття та підтримки процесів прийняття рішень щодо його обслуговування й ремонту.

#### **9. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи бакалавра до захисту, на яку оцінку заслуговує робота**

Робота відповідає спеціальності 122 Комп'ютерні науки, має практичну спрямованість і містить самостійно отримані результати. Вважаю, що вона заслуговує на оцінку « вдосконалим » та може бути подана до захисту.

Керівник  асистент каф. КН Валерія КЛИМЕНКО



## РЕЦЕНЗІЯ

### на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента *гр. КН-22-2 Карповича Андрія Сергійовича*  
за темою: Метод виявлення вибоїн за візуальними даними для оцінювання стану дорожнього покриття нейромережевими засобами

#### 1. Актуальність обраної теми

Робота присвячена практично відчутній задачі - виявлення вибоїн за візуальними даними. Її актуальність посилюється тим, що відповідні рішення можуть використовуватися у сфері оцінювання стану доріг, планування ремонтів і муніципального моніторингу. Заявлена проблематика є достатньо сучасною, адже більшість подібних задач уже не може ефективно вирішуватися лише ручними або евристичними методами. Тому звернення до інтелектуальних моделей у межах цієї роботи виглядає обґрунтованим і своєчасним. Слід також зазначити, що обрана тема дає змогу перевірити здатність автора працювати з сучасними інструментами комп'ютерних наук у реальному прикладному контексті. Це підвищує цінність роботи порівняно з суто навчальними або демонстраційними задачами.

#### 2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Структура роботи побудована послідовно та логічно. Спочатку окреслено досліджувану проблему, потім проведено обґрунтування обраних методів і засобів, після чого представлено реалізацію запропонованого рішення та результати його перевірки. Поставлена мета конкретизована через систему завдань, що охоплюють теоретичні дослідження, проєктування та практичну реалізацію. Такий підхід відповідає вимогам до кваліфікаційних робіт бакалаврського рівня за спеціальністю «Комп'ютерні науки». Водночас простежується чітка взаємозалежність між окремими етапами дослідження, де кожний наступний крок ґрунтується на результатах попереднього.

#### 3. Зміст кожного розділу роботи

Побудова роботи є послідовною та добре структурованою. У першому розділі розглянуто теоретичні аспекти проблеми та виконано аналіз існуючих підходів до оцінювання стану дорожнього покриття. Другий розділ присвячено розробленню методу, опису використаних даних, етапів їх опрацювання та обґрунтуванню вибору моделі. У третьому розділі наведено особливості програмної реалізації, результати експериментальних досліджень і їх аналіз. Така структура забезпечує логічний перехід від постановки задачі до практичного підтвердження ефективності запропонованого рішення. Матеріал викладено зрозуміло, що спрощує його сприйняття та оцінювання.

#### 4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Запропоноване рішення може бути основою для подальшої інтеграції в спеціалізовані сервіси, розширення функціональності та накопичення більшої експериментальної бази. Прикладна цінність системи проявляється в тому, що вона зменшує частку ручної роботи та створює передумови для більш стабільного прийняття

рішень. Такий результат є важливим для задач, у яких швидкість і повторюваність аналізу мають суттєве значення.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Кваліфікаційна робота оформлена акуратно. Видно, що автор приділив увагу не лише реалізації, а й поясненню отриманих результатів. Якість оформлення можна оцінити позитивно, оскільки робота має зрозумілу композицію і витриманий науковий стиль. Окремі формулювання могли б бути компактнішими, однак це не заважає сприйняттю основного змісту.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Окремі аспекти експериментального дослідження могли б бути розкриті більш ґрунтовно. Зокрема, доцільним було б розширити тестування на додаткових наборах даних або розглянути вплив різних зовнішніх факторів на якість роботи моделі. Разом із тим зазначене зауваження має рекомендаційний характер і не знижує практичної цінності отриманих результатів.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота

Робота виконана на належному науково-практичному рівні. Її можна рекомендувати до захисту з оцінкою « визначено ».

Рецензент

Гаврилова О.О., зав. кафедр. МІС

