

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

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 126 – Інформаційні системи та технології

на тему: «Інформаційна система для оцінки розміру дефектів прикордонної дороги із застосуванням комп'ютерного зору»

КвРІСТ. 220173.17.01.01 ПЗ

Виконав: студент 2 курсу, група ІСТм-24-1

  
Підпис

Дмитро ГИКА  
Ініціали, прізвище

Керівник: доктор філософії, доцент  
Науковий ступінь, вчене звання

  
Підпис

Ольга ПАВЛОВА  
Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КІС,

PhD Ольга ПАВЛОВА

22 12 2025 р.



Хмельницький, 2025

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Освітній рівень МАГІСТР

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

Спеціальність 126 ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ

Освітня програма ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНА ПРОГРАМА «ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри Ольга ПАВЛОВА

" 25 " 08 2025 р.



**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА**

Дмитру ГИЦ

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Інформаційна система для оцінки дефектів прикордонної дороги із застосуванням комп'ютерного зору

Керівник проекту (роботи) Ольга ПАВЛОВА, д.ф., доц.

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання

Затверджена наказом ректора університету від 25.08.2025 р. № 65

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.12.2025 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Завдання на дипломне проектування

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

Сучасні підходи оцінки стану дорожнього покриття

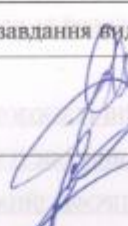
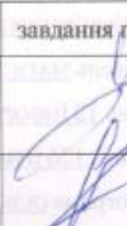


Структура системи оцінювання розміру дефектів на площині із застосуванням комп'ютерного зору

Розробка компонентів інформаційної системи оцінки стану прикордонних доріг

Програмна реалізація методу оцінювання розміру дефектів дорожнього покриття та експериментальні результати

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

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи магістра

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

7. Дата видачі завдання « 01 » 09 2025р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№з/п	Назва етапів (розділів) дипломного проекту (роботи)	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи з керівником	01.09.2025	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	15.09.2025	виконано
3	Робота над розділом 1 – дослідження предметної області та постановка задачі	01.10.2025	виконано
4	Робота над розділом 2 – робробка моделей для вирішення поставленої задачі	15.10.2025	виконано
5	Робота над наковою публкацією	15.10.2025	виконано
6	Робота над розділом 3 – розроблення методів для вирішення поставленої задачі	01.11.2025	виконано
7	Робота над розділом 4 – проєктування та розробка ПЗ для вирішення поставленої задачі	15.11.2025	
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	01.12.2025	виконано
9	Попередній захист ВКР	02.12.2025	виконано
10	Захист ВКР на засіданні ЕК	19.12.2025	

Студент

  
Підпис

Дмитро ГИКА

Ініціали, прізвище

Керівник роботи

  
Підпис

Ольга ПАВЛОВА

Ініціали, прізвище

## РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: Інформаційна система для оцінки розміру дефектів прикордонної дороги із застосуванням комп'ютерного зору.

Автор роботи: Дмитро ГИКА

Керівник роботи: доктор філософії, доцент Ольга ПАВЛОВА

Пояснювальна записка: 84 с., 41 рис., 6 табл., 3 дод., 92 джерел.

Перелік ключових слів: дорожні дефекти, рокадні дороги, об'єм ділянки, розрахунок витрат, комп'ютерний зір, фільтрація, ROI, ШНМ, вибоїна.

Об'єктом дослідження є покращення способу визначення стану ґрунтових, рокадних та щебених доріг прикордонної ділянки, та обчислення ступеня пошкоженості.

Предметом дослідження є застосування комп'ютерного зору для імплементації нового методу розрахунку об'ємів деформацій на дорогах.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є створення методу обчислення об'єму вибоїн для пришвидшеного розрахунку необхідних матеріалів для ремонту, що виконується в хмарному середовищі.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи комп'ютерного зору для аналізу зображень дорожнього покриття, метод глибокого навчання ШНМ для детекції вибоїн, контурний аналіз та розділення дефектів, метод оцінювання глибини на основі перепаду яскравості пікселів, метод інтегрування для розрахунку об'єму кожного ROI, метод інженерних розрахунків ремонтних матеріалів та методи графічного представлення результатів.

Наукова новизна отриманих результатів полягає у використанні інформаційної системи, яка базується на комп'ютерному зорі та використовує новий метод обчислення об'ємів ділянки зображення, що значною мірою дозволяє підвищити ефективність роботи державних структур, для виявлення та швидкого усунення проблем на дорожньому полотні прикордонної ділянки.

Практична значимість отриманих результатів полягає у економії ресурсів, використанні згорткової нейронної мережі, модулів фільтрації, нового методу розрахунку об'єму дефектів та кількості ремонтних матеріалів, візуальному представленні результатів у зображеннях лінійних графіків, гістограм та карт глибин яскравості, швидкому доступу з хмарного середовища та гнучкому реагуванню на дорожній стан.

У першому розділі проведено аналіз методик визначення стану дорожнього покриття різного типу, досліджено існуючі технології та рішення для технологічного аналізу, охоплено проблематику використання елементів комп'ютерного зору на дорогах та представлено план розробки власної інформаційної системи.

У другому розділі детально описані технології комп'ютерної детекції стану дорожнього покриття, розроблено власний метод розрахунку об'єму ділянки пошкодження на основі перепаду яскравості пікселів у зоні, досліджено людинно-технологічну взаємодію у системі та які процеси покращують і готують дані до обробки.

У третьому розділі описано механізм збору навчальної та експериментальної інформації, розроблено готову структуру системи разом із технологіями, які будуть використовуватись для її реалізації. Продемонстровано загальний метод розрахунку матеріалів та витрат, який використовується структурами прикордонної ділянки.

У четвертому розділі оглянуто повну структуру і функціонал інформаційної системи, шляхи її реалізації у суміжних та інших сферах для подолання різного роду проблем. Проведено дослідні експерименти, для оцінки точності, та здатності системи проводити розрахунки та бути інтегрованою у робочий процес

## ЗМІСТ

<b>СКРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ .....</b>	<b>5</b>
<b>ВСТУП.....</b>	<b>6</b>
<b>1 СУЧАСНІ ПІДХОДИ ОЦІНКИ СТАНУ ДОРОЖНЬОГО ПОКРИТТЯ.....</b>	<b>8</b>
1.1 Аналіз стану сучасних методів оцінки стану дорожнього полотна .....	8
1.2 Аналіз існуючих рішень використання систем для моніторингу стану доріг .....	11
1.3 Найбільш поширені проблеми використання комп'ютерного зору на дорожньому полотні .....	14
1.4 Проблематика оцінки стану покриття доріг та витрат на відновлення .....	18
1.5 Постановка задачі створення інформаційної системи з використанням нового методу детекції та розрахунку вибоїн.....	20
1.6 Висновки до розділу .....	22
<b>2 СТРУКТУРА СИСТЕМИ ОЦІНЮВАННЯ РОЗМІНУ ДЕФЕКТІВ НА ПЛОЩИНІ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ .....</b>	<b>24</b>
2.1 Опис технологій комп'ютерного зору для аналізу стану доріг .....	24
2.2 Розробка методу оцінювання розміру дефектів ROI .....	29
2.3 Функціональна модель людино-технічної взаємодії в системі оцінки стану дороги .....	34
2.4 Способи покращення якості зображення та компенсація зовнішніх впливів у задачах комп'ютерного зору .....	37
2.5 Висновки до розділу.....	41
<b>3 РОЗРОБКА КОМПОНЕНТІВ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ОЦІНКИ СТАНУ ПРИКОРДОННИХ ДОРІГ .....</b>	<b>43</b>
3.1 Аналіз та автоматизація збору й обробки візуальної інформації.....	43

3.2	Розробка структури інформаційної системи .....	50
3.3	Визначення технологій реалізації системи оцінювання дефектів дорожнього покриття.....	58
3.4	Метод оцінки затрат ресурсів на утримання прикордонних доріг .....	64
3.5	Висновки до розділу.....	66
<b>4 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ ОЦІНЮВАННЯ РОЗМІРУ ДЕФЕКТІВ ДОРОЖНЬОГО ПОКРИТТЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ РЕЗУЛЬТАТИ.....</b>		<b>67</b>
4.1	Розширений опис і структура інформаційної системи оцінювання дефектів .....	67
4.2	Можливості реалізації системи аналізу стану доріг з використанням розробленого методу.....	70
4.3	Експериментальна оцінка ефективності методу визначення розміру дефектів .....	74
4.4	Висновки до розділу .....	85
<b>ВИСНОВКИ .....</b>		<b>87</b>
<b>ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ .....</b>		<b>90</b>
<b>ДОДАТОК А</b> Лістинг програмного забезпечення.....		<b>98</b>
<b>ДОДАТОК Б</b> Копія статті .....		<b>111</b>
<b>ДОДАТОК В</b> Презентаційні матеріали.....		<b>127</b>

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

БД – база даних

DS – dataset(набір даних)

ШНМ – штучна нейронна мережа

IRI – International Roughness Index(міжнародний індекс шорсткості)

PCI – Pavement Conditions Index(індекс стану покриття)

LiDAR – Light Detection and Ranging(світлова ідентифікація, виявлення та визначення)

GPR – Ground-penetrating radar(георадар)

LCCA – Life-Cycle Cost Analysis(аналіз вартості життєвого циклу)

CNN – Convolutional Neural Network(згорткова нейронна мережа)

YOLO – You Only Look Once(поглянь лише раз)

ПЗ – програмне забезпечення

ROI – region of interest(зона інтересів)

## ВСТУП

В сучасну епоху розвиток інформаційних систем та систем комп'ютерного зору зумовлений необхідністю в покращенні та оптимізації різних сфер діяльності людей та підприємств. Імплементация такого роду технологій допомагає в економії ресурсів та пришвидшенні робочих процесів. Одним із таких процесів є моніторинг стану ділянки прикордонних доріг. Оцінка масштабів деформацій, ерозії ґрунтів, природних руйнувань та інших деструктивних факторів, які прямо впливають на стан дорожнього полотна. Для досягнення такої цілі, необхідне використання гнучкої інформаційної системи із новим методом оцінки стану ділянки, з можливістю розвитку та покращень, а тому виконаної в декомпозиційному форматі, з використанням блокової системи, з одним загальним ядром виконання і додатковими вітками покращень.

За останні десятиліття розвиток систем із застосуванням комп'ютерного зору йде стрімко вгору. Нові БД та DS, систематизація наборів даних, розвиток моделей навчання ШНМ та загальний розвиток бібліотек для обробки відео та фото матеріалів дали поштовх для втілення в життя багатьох методів для визначення та виявлення різноманітних елементів та їх стану, розташування, розмірів тощо.

Відповідно через залежність цілей та методів інших систем, актуальність даної роботи – це втілення власної системи з використанням нового методу оцінки об'ємів деформацій та обрахунку матеріалів для їх ремонту на рокадних дорогах прикордонної ділянки, з гнучкими регулюючими змінними та можливістю додаткових надбудов, при необхідності зміни матеріалів чи локації.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробка інформаційної системи, яка включає новий метод обрахунку об'ємів та виявлення деформацій за допомогою тренованої мережі на маркованому DS, що базується на загальновідомих методиках роботи із зображеннями та нових методах розрахунку зони деформацій та матеріалів для їх ремонту. Така система дозволить забезпечити швидке та зручне реагування на пошкодження рокадного дорожнього полотна та

забезпечити економію часу та ресурсів з мінімізацією людського фактору для коригування.

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних задач:

- проаналізувати існуючі методи та алгоритми виявлення дорожніх деформацій за допомогою комп'ютерного зору;
- обрати DS маркованих даних та визначити надійну модель для навчання і імплементації в систему;
- натренувати та протестувати ШНМ на різноманітних DS та параметрах;
- розробити метод визначення об'ємів ROI на зображеннях та обрахунку кількості матеріалів для ремонту;

Об'єктом дослідження є процес виявлення та розрахунків деформацій на дорожньому полотні.

Предметом дослідження цієї роботи є використання комбінації нового методу розрахунку об'єму вибоїни та згорткової нейронної мережі для виявлення та обчислення необхідних значень на зображеннях дорожнього полотна.

Наукова новизна отриманих результатів полягає у покращенні методу розрахунку об'ємів визначених зон на зображеннях, що дозволяє визначати дефектні зони, за рахунок використання моделі YOLOv8, модулів обробки зображень та циклу розрахунків значень об'єму та ремонтних ресурсів, використовуючи хмарне середовище для запуску системи на будь-якому відповідному пристрої, завдяки Google Colab.

Практична цінність отриманих результатів полягає в розробці інформаційної системи із запропонованим методом для обчислення дефектних ділянок, який можна використовувати у процесах визначення стану доріг різного призначення.

За темою дипломної роботи була опублікована стаття:

Гика, Д., Павлова, О., & Лисий, М. (2025). МЕТОД РОЗРАХУНКУ ПОШКОДЖЕНЬ ДОРОЖНЬОГО ПОЛОТНА НА ПРИКОРДОННИХ ДІЛЯНКАХ З ВИКОРИСТАННЯМ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ. *Електронне фахове наукове видання «Кибербезпека: освіта, наука, техніка»*, 3(31), 483–498. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.31.1025>

# 1 СУЧАСНІ ПІДХОДИ ОЦІНКИ СТАНУ ДОРОЖНЬОГО ПОКРИТТЯ

## 1.1 Аналіз стану сучасних методів оцінки стану дорожнього полотна

З плином часу тенденції щодо оцінки стану транспортних шляхів змінюються та інтерпретуються в більш розвинені та із залученням інформаційних технологій. Державні та приватні підприємства мають на меті пришвидшити процеси та зменшити витрати на них, а тому інфраструктурна сфера не буде виключенням. Загальна оцінка ділянок дороги, а також методи виявлення та подолання проблем на цих ділянках ґрунтуються на певних критеріях та методах, за якими визначаються межі пошкодження.

Найбільш поширені практики оцінки спрямовані перш за все на стан асфальтованих доріг, які містять пункти характеристики, дотичні й до рокадних доріг, хоча й не повністю. Метрика IRI основою покладається на вимірювання відхилення покриття від норми, іншими словами нерівностей, і застосовується така метрика при візуальному контакті, переважно за допомогою смартфона, з розвитком систем, все більше використовується й з застосуванням комп'ютерного зору, так і сканерів поверхні. Останні дослідження опираються на використання сканерів, які зчитують нерівності поверхні і у профілі відображаються як сигнал, з чого обраховується відхилення від норми та частота нерівностей. Загальна методика – це запис стану відрізка дорожнього полотна, візуалізація профіля нерівностей на графіку і встановлення переважаючого середнього значення, відповідно всі значні відхилення будуть вважатись нерівностями чи вибоїнами, такий метод чудово підходить, як до асфальтованих так і частково до ґрунтових доріг, але вимагає наявності обладнаного автомобіля з акселерометром, сенсорними лазерами та камерним сховищем, яке реагує на дорожнє покриття.

Наступний популярний метод загальної класифікації це PCI індекс, який сфокусований на дефектах покриття, таких як вибоїни, дренажі, тріщини, який оцінюється від 0 до 100. Обрахунок відбувається після візуальної інспекції, де в основі розглядається один квартал дороги, міра пошкоджень та розмір цих пошкоджень, потім в залежності від типу пошкодження розраховують значення і

вводяться у раніше вказану шкалу. Але оскільки цей індекс зазвичай використовується майже виключно для асфальтових доріг, то детальний розгляд, у нашому випадку, не несе центральної цінності.

Оскільки найпопулярніші метрики оцінки стану дорожнього покриття або не застосовуються до рокадних доріг, або є складними в застосуванні, варто використовувати більш спеціалізовані, не індексовані метрики. На основі відомостей, таких як прохідність, кількості деформацій, швидкість подолання досліджуваної ділянки, витрат матеріалу покриття, досліджуються специфічні аспекти, які не підлягають до загальної класифікації. Тому створення якогось конкретного індексу для визначення метрики пошкодження є недоречним, через унікальність та гнучкість ситуаційних деформацій на ґрунтовому дорожньому полотні.

Застосовуються різноманітні методи фіксації вище згаданих пошкоджень, використовуються методи фізичного інспектування, який є найпростішим, але й ресурсозатратним, оскільки виконавець це людина, яка має особисто фіксувати всі нерівності і оцінювати їх, а це ресурсо та часозатратно. З розвитком технологій, покращуються форми оцінки, використання профілометрів, наземних та повітряних дронів, а також технічних сканерів. Для фіксації масштабних зсувів, землетрусів чи повеней також використовується супутникове спостереження. Кожен з цих методів, які наведені у таблиці 1.1, має свої переваги та недоліки, масштаб оцінки, фізичні можливості та тип фіксованої інформації, локаційні обмеження.

Таблиця 1.1 – Методики оцінювання стану ґрунтового дорожнього покриття

Метод	Переваги	Недоліки
Фізичний інспектор	Детальний огляд, відсутність складної та дорогої техніки	Швидкість перевірки, небезпека роботи, суб'єктивність

Кінець таблиці 1.1

Дрони	Швидке охоплення великих ділянок, безпека, можливість технологічних надбудов	Залежність від погоди та акумулятора, обмеження дозволів на використання
Автомобільний сканер	Швидкість оцінки прямої дороги, точна діагностика	Дороге обладнання, спеціалізований транспорт, вимоги до типу дороги
LiDAR	Високоточний, не залежить від освітлення, якісне виявлення деформацій	Вартість установки, залежність від інформаційної система обробки даних
GPR	Глибина оцінки дефектів, виявлення порожнин	Вартість технології, проблемна робота на вологих поверхнях
Пенетрометр	Фіксація наявної стабільності стану ґрунту, детальна оцінка	Довгий час оцінки, спеціалізована техніка та персонал
ІоТ-датчик	Оцінка у реальному часі, превентивне реагування на пошкодження	Висока собівартість, необхідність в інфраструктурі, зв'язку та живлені
Супутник	Велика зона покриття, охоплення віддалених зон	Низький рівень деталізації, залежність від погодних умов

Усі розглянуті методи використовуються в певних умовах, при наявності достатнього технологічного забезпечення та у відповідності до специфіки застосування у регіоні. Існують умови, які унеможливають використання тих чи

інших методів інспекції, тому існує певна складність у використанні способів в конкретних випадках.

Завдання методів оцінки класифікувати елементи та знайти найбільш ефективний спосіб подолання проблеми. Оскільки оцінка пошкоджень та витрат є ключовою ціллю будь-якої метрики, у світових практиках уже використовуються певні механізми розрахунку обсягів роботи, як от наприклад значення витрат USD/km або механізм LCCA для оцінки обсягів фінансового утримання транспортного полотна. Наявні приклади утримання та ремонту доріг публікують числа близько 8 156 USD/km в середньому на ремонт у Африці [65]. Вартість може сильно варіюватись від розташування, стану, локації дороги, тому всі числа є відносними щодо конкретної ситуації. Публікації щодо витрат у США [66] описують значення близько 4 500 USD/mile на забезпечення стабільного стану не асфальтованих доріг, відповідно із відхиленням за специфікою регіону, масштабів робіт і вимог ремонту.

Конкретна оцінка витрат на ґрунтові дороги в Україні не афішуються, переважно публікується вартість на загальний тендер, або загальне виділення коштів на регіон. Методи оцінювання чи формули переважно не публікуються, тому можна робити висновок на основі послуги автогрейдера, на оренду якого можуть витрататись мільйони гривень.

## 1.2 Аналіз існуючих рішень використання систем для моніторингу стану доріг

Щодо світових рішень, які уже знайшли своє застосування у сфері дослідження часто використовують і CNN для детекції та подальшого аналізу дорожнього полотна. Щоб покращити спосіб виявлення пошкоджень, а також пришвидшити реагування, різноманітні новітні рішення були створені та опубліковані для загалу з механізмами реалізації.

Інформаційні системи, комплексні прилади, технічні установки та комбінаційні методи у поєднанні з новим поглядом на проблему, створили багато

інноваційних проєктів, які знайшли свою нішу у сфері інфраструктури та логістики. Команди розробників внесли своє бачення у цій сфері та опублікували наступні роботи:

1. Li Y., Yin C., Lei Y., Zhang J., Yan Y. (2025). RDD-YOLO: Road Damage Detection Algorithm Based on Improved You Only Look Once Version 8 [67]. Автори представили світу алгоритм виявлення западин RDD-YOLO, який виявляв пошкодження на дорожньому полотні на основі глибокого навчання ШНМ у два етапи, які пропонували спершу визначити чи є пошкоджена ділянка на запропонованих матеріалах, а потім виділити межу пошкоджень та їх тип.

2. Bhavana N., Kodabagi M.M., Muthu Kumar B., Ajay P., Muthukumaran N., Ahilan A. (2024). POT-YOLO: Real-Time Road Potholes Detection using Edge Segmentation based Yolo V8 Network [68]. Опублікований метод називається POT-YOLO також використовує ШНМ, але цінні методу у специфіці використання ядра фільтра Гауса у формі зірки, що опиралось на доповнене E-SPPF модуль, що в свою чергу об'єднує подібність ознак і відповідно визначав вибоїни і відкидав зайве, тим самим зменшуючи вимоги на обчислювальні потужності і просто адаптуючись до різних рельєфних структур.

3. M. Shusnjar, Z. Pandur, H. Nevecherel, K. Lepoglavec, and M. Basic, "Development of a new method for forest road surface condition assessment" [69]. Опубліковане дослідження описувало використання спеціалізованого автомобіля із використанням лазерної системи та акселерометрів, які фіксували вібрації поверхні, завдяки чому вся система реєструвала дефекти і поєднувала їх із GPS розташуванням.

4. Hoseini M., Puliti S., Hoffmann S., Astrup R. (2024). Pothole detection in the woods: a deep learning approach for forest road surface monitoring with dashcams [70]. Вказаний метод найближче подібний до створення інформаційної системи комп'ютерного зору, оскільки використовуватись плавні відео із сталим записом, де завдяки функціям ШНМ та можливостям автомобіля Tesla V100 була фіксація деформацій у реальному часі та GPS збереження розташування. Головна мета була

не у визначені типу чи масштабів руйнувань, а у самому виявленні такого елемента і збереження його розташування.

Опубліковані роботи дозволяють розширити світогляд в сфері комп'ютерного зору в аналізі дорожнього полотна, а також осмислити нові механізми для покращення ефективності виконання покладених на систему завдань. Усі оглянуті механізми використовуються в країнах світу для формування моделей ландшафту, оцінки стану та статусу логістичних шляхів. Наприклад масове застосування систем з комп'ютерним зором та використанням відео фіксації існує в більшості країн Європи, США, а також Південній Кореї та Японії, де використовується нашарування механізмів оцінки, від алгоритмів аналізу стану полотна, а саме тріщин, сколів, відшарувань, вибоїн тощо, до формування систем аналізу транспортного потоку і створення цифрового архіву паспортного контролю доріг, фіксуючи номери та вид автомобілів. Все базується переважно на використанні CNN та існуючих моделей аналізу фото-відео матеріалів, наприклад YOLO. В практиці використанні інформаційних технологій втілено в системах RoadBotics, PathPartner, Smart Highway. Тому імплементація комп'ютерного зору є наслідком необхідності у швидкому реагуванні та розумному використанні наявних ресурсів. Через це варто розвивати і власні системи, які будуть не лише конкурентними на світовому ринку, але й допоможуть власному інфраструктурному розвитку.

Вітчизняні розробки не мають сильного поглиблення у використанні комп'ютерного зору для аналізу стану дороги, але найближчою із подібних систем є розробка Національного авіаційного університету інтелектуальної системи моніторингу дорожнього руху, яка опирається на відеоспостереження, аналітику та GPS-моніторинг. Модуль системи методом відео фіксації аналізує інтенсивність дорожнього руху, встановлює проблемні ділянки та відслідковує автомобілі по номерним знакам. Ця розробка прямо не аналізує стан дорожнього полотна, але має змогу відслідкувати проблемні ділянки і як результат проаналізувати і зберегти у базу даних місце положення. Причиною заторів чи зменшення інтенсивності руху можуть бути власне дорожні пошкодження, що підпадає під досліджувану

юрисдикцію. Така система могла б розвинути при використанні моделей аналізу вибоїв і аналізувати потенційні аварійні регіони для перенаправлення та оптимізації трафіку, як варіант потенційної модернізації. Хоча й немає поширено відомих офіційних інтелектуальних систем, які б спеціалізувались на станах дорожнього покриття та їх пошкодженнях, хоча існують спрощені інститути, які працюють за загальним стандартами оцінки стану і не вирізняється технічною складовою. В такому випадку створення прототипа працюючої автономної системи є прогресивним і корисним рішенням, тим паче через відносну простоту використання, портативність та низьку фінансову вартість, хоч і вимагає багато практичних експериментів та допрацювань.

1.3 Найбільш поширені проблеми використання комп'ютерного зору на дорожньому полотні

Як і в будь-якому механізмі, який опирається на аналіз конкретної сфери, виникають певні проблеми, які потрібно враховувати і детально їх оцінити. Похибка завжди існує у розрахунках і її неможливо усунути, але можливо мінімізувати, тому щоб оцінити вплив факторів на роботу системи розпізнавання елементів, потрібно оцінити можливі аномалії. Згідно з практик розробки та використання інформаційних систем, які опрацьовують дорожнє полотно, з'явилося багато перепон, оскільки дорожнє полотно далеко не завжди однорідне в залежності від типу та шляхів використання, що опирається на природу поверхні дороги, її типу, куту та умови фото-відео фіксації, різноманітних обмежень сенсорного використання через поверхню. Відповідно використовуючи машинне навчання, проблеми неоднорідності покриття виникають в першу чергу, що пов'язано з типами матеріалів покриття та їх текстурою при опрацюванні. Використання великого різноманітного набору даних на яких буде відбуватись навчання може призвести до аномалій рішень, тому підготовка та використання маркованих даних є дуже складною роботою, яка часто може призвести до хибного

навчання, наслідком чого буде помилкове виявлення на зображенні чи відео. Якщо на асфальтованих структурах, складність може виявлятися через мікротріщини, які текстурно можуть зливатися із покриттям, або навіть великих вибоїн, якщо вони в поганому освітленні або залиті водою. Щодо ґрунтових доріг, тоді проблем виникає ще більше, через різноманітність елементів покриття виникає хаотичність, тому як відбувається розмиття границі дороги, хибна детекція звичайного стану покриття за наявності дефекту, тому що такі природні нерівності, які часто є у не трамбованій поверхні, як от у щебеневому покритті, часто може виглядати як наявність тріщини чи вибоїни для системи розпізнавання, приклад на рисунку 1.1.



Рисунок 1.1 – Частково хибне виявлення вибоїни

Проблему великим чином становить освітлення ділянки та кут реєстрації, рисунок 1.2, зони обробки, тому що погодні умови створюють різноманітні спотворення, відблиски тіні, що призводить до дефектів визначення. Великою проблемою є дощі, тому що калюжі псувають межі виявлення та розрахунків при обробці системи, і потрібно включати додаткові механізми фільтрації, через що одна і та ж ділянка, яка опрацьовується, може видавати різні результати, через різний вигляд, це при мінімальних природних впливах. Сезонні ж зміни мають куди більший вплив і вимагають куди більшого розширення, якщо оптимізувати конкретну систему, яка чудово працює влітку на сухій дорозі, але недієздатна взимку на засніженій ділянці. Тому знову виникає проблема масштабу набору даних, або ж різноманітного підбору декількох наборів під конкретні вимоги, що в

свою чергу може призвести до моменту перенавчання через занадто велику різність даних. Через що уже не нове завдання розпізнавання для сучасних технологій отримує нові виклики відповідно до специфіки використання.



Рисунок 1.2 – Вплив кута фіксації вибоїни на роботу системи розпізнавання [71]

Спотворення, які пов'язані з самою фіксацією, вібрації, технології з недостатньою роздільною здатністю, хибний кут камери, як уже було зазначено, викривлення перспективи та розмиття є не природними, а більше технічними факторами, які суттєво впливають і які не завжди вдається виправити методами фільтрації, тому і не завжди можна провести ґрунтовний аналіз фото чи відео матеріалів. Крім цього залишається проблема моделі, яка буде використана для розпізнавання, як і набору даних який буде використаних, якщо марковані дані не відповідають погоднім умовам чи географічно місця розташування далеко, то використання ШНМ натренованої через модель на таких даних може бути використана недоречно, через повні розбіжності специфіки виду тріщин, покриття. Вагомим фактором є шуми, які завжди в тій чи іншій мірі можуть бути присутніми на зображеннях, як технічні так і природні. Перепад кольорового фону, наявність листя, специфічного бруду та різного роду природніх дефектів. Загальні проблеми описані у таблиці 1.2.

Таблиця 1.2 – Проблеми застосування комп'ютерного зору на об'єкт дороги

Проблема	Опис
Неоднорідність покриття	Текстура дорожнього полотна різниться в залежності від типу покриття, через що дефекти можуть зливатись із природними структурами, або сильно різнитись
Освітлення та погодні умови	Зміна освітлення, відблиск, дощ або калюжі сильно впливають на шанс хибного відображення, що створює аномалії для алгоритмів комп'ютерного зору
Технологічні обмеження	Низька якість приладу фіксації прямо впливає на якість матеріалів та міри аномалій спотворення, які будуть впливати на обробку
Сезонні зміни	Пори року та кліматичні зміни ускладнюють масштаб набору даних та кількості варіацій для визначення вибоїни в різних умовах
Геометричні спотворення	Вібрації, кути зйомки, рух призводять до розмиття та інших спотворень, що призводить до помилки детекції
Вимога набору даних	Варіативність чи однорідність набору даних може працювати на одній ділянці і взагалі не працювати на іншій
Специфіка моделей	Якщо модель, яку використовують не базується для обробки фото-відео даних, результати та рівень виявлення зменшується, що збільшує шанс на похибку

Кінець таблиці 1.2

Шум у кадрі	Всі можливі шуми знижують загальну якість матеріалів, які опрацьовує алгоритм, що ускладнює знаходження конкретних дефектів і ускладнює роботу моделі
-------------	---

#### 1.4 Проблематика оцінки стану покриття доріг та витрат на відновлення

Оскільки вже було розглянуто складність роботи комп'ютерного зору на дорожньому покритті та розглянуті механізми детекції пошкоджень, які існують, варто деталізувати проблеми, які виникають при оцінюванні власне дефектів, коли це вже відбулось. Проблематика ґрунтових та щебеневих доріг, як і раніше, полягає в складності і тривалості обчислень, оскільки зазвичай розрахунок відбувається з використанням фізичного інспектора, у більшості випадків будь-яких аналітичних робіт щодо дорожнього покриття, а тому і займає багато часу і сил та призводить до фінансових втрат. Тим паче оцінка рокадних доріг, які не тільки будуються у важкодоступних місцях, але й мають специфіку аналізу, ускладнюють процес довгого перебування та вичислення усіх необхідних розрахунків, матеріалів та їх об'ємів для ремонтних робіт.

У випадку роботи на прикордонних ділянках проблематично і затратно не лише використовувати фізичне інспектування, але й вводити інновації. Використання дронів, які можуть нести як скануюче обладнання, так і відеофіксуюче є потенційно небезпечним та вимагає глибокого рівня захищеності, контролю та дозволу на таке використання, що ускладнює роботу усіх інфраструктурній команді. Це дороге обладнання та підпадає під ризик швидко бути знищеним, а тому такий варіант складно реалізується за умов контролю території з обмеженим доступом. Також будь-який вплив геодезичних установ є часто забороненим на охоронних ділянках, як і високотехнологічні станції сканування підпадають під інформаційний ризик витоку інформації, а тому не можуть збирати великі обсяги даних необхідних для проведення аналітичних робіт,

через обмеження у обсягу візуальних даних. До цього ж проблеми із динамічністю змін, які можуть бути оперативно внесені, і в такому випадку демонтаж та перебудова великих обчислювальних установ буде проблемною. Складність в налаштуванні логістичних маршрутів для доставки ремонтної техніки, матеріалів чи спеціалістів, через гучні чи масштабні аналізуючі роботи, постає проблема витоку інформації. Маршрути стають небезпечними і підпадають не лише під ризик місцевого виявлення, але й несуть загальну небезпеку. Тому через обмеження у використанні технологій варто дійти до мобільної системи, яка швидко збирає інформацію, передає її портативній системі, яка в свою чергу проводить розрахунки наявних матеріалів, чим мінімізує ланки передачі даних, та швидко допомагає створити необхідну логістику для використання.

Якщо опиратись на відомі нам публікації, то за період повномасштабного вторгнення, логістичні пункти, які забезпечуються не лише товарообіг, але й є частково місцями розподілу ремонтних матеріалів, через перевантаження опинились в проблемі відсутності швидких механізмів ремонту та гнучкості аналізу. Через необхідність комплексного відновлення, що підштовхує до заохочення інвестицій щодо розвитку технологічної модернізації для прикордонних регіонів, яка в свою чергу має підвищити ефективність і покращити логістичну роль. Тому швидкі аналітичні системи, навіть у прототипному використанні, можуть дати поштовх для розвитку та покращення технологічної модернізації таких ділянок.

Оцінивши переважно візуальну детекцію, та складність у визначенні проблемних зон, наступним кроком є обмеження в обрахуванні обсягу й глибини вибоїн чи дефектних ділянок. Несучі шари ґрунту неможливо оцінити візуально без спеціалізованої техніки, оцінка може бути критично завищена чи занижена відповідно до і так тривалого аналізу. Оскільки мова йде про об'єм, то відповідно питання стоїть про гранулометрію, пластичність матеріалів, густину, міцність та проникність, тому в залежності від дефекту навіть однаковий матеріал може дати різний результат на різних ділянка полотна. Тому використовуються регулюючі коефіцієнти для поправки розрахунків, що ще більше ускладнює ремонтний

процес. Тому розрахувати детальні обсяги руйнувань, а тим паче коректно розрахувати кількість матеріалів для відновлення є занадто тривало, та вимагає багато ресурсів і часу, через що першочергова задача це оптимізація необхідного ремонтного рівня для оцінки стану, та наближене розрахування об'ємів ремонтних матеріалів у формулі 1.1:

$$m = V \cdot \rho, \quad (1.1)$$

де  $m$  – маса в кг;

$V$  – об'єм;

$\rho$  – густина.

Така загальна формула розрахунку маси ремонтного матеріалу, відповідно до його типу та відомій густині такого матеріалу, із відомим значенням об'ємів пошкодженої ділянки, в конкретному випадку вибоїн. Тому це буде використано, як розрахункова формула для інформаційної систему та нового методу оцінки.

### 1.5 Постановка задачі створення інформаційної системи з використанням нового методу детекції та розрахунку вибоїн

На меті цієї роботи є розробка нового методу розрахування об'ємів деформацій дорожнього полотна з використанням інформаційної системи з візуальним розпізнаванням пошкоджень дорожнього полотна, яка працює в хмарному середовищі та вимагає мінімального технічного обладнання для роботи.

Завдання розробки полягає у декомпозиційному створенні інформаційної системи, що допоможе в швидкому аналізі зображень та розрахунках ремонтних матеріалів із схематичною візуалізацією деформацій всіх ROI, які будуть виявлені на робочих матеріалах. Головними вимогами є виконання всіх поступових кроків створення системи, яка забезпечить функціональність, точність, гнучкість та надійність висновків. Для подолання поставлених вимог, перш за все варто обрати

зручне середовище розробки, яке лояльне до роботи із зображеннями, має функціональні бібліотеки та дозволяє швидко оновляти функціонал.

Важливо обрати необхідну модель, завдяки якій можна буде швидко та надійно провести навчання ШНМ і в подальшому використовувати її без ризиків аномалій чи недосконалості.

Після обрання моделі варто забезпечити її сировиною для навчання, а саме набором даних, який буде кількісно та якісно забезпечувати вимоги, які необхідно забезпечити для коректної роботи. Повинен бути достатній обсяг навчальних, тренувальних та тестових зображень вибоїн або ж potholes.

Знайти DS із достатньою кількістю коректних маркованих даних, виконати навчання, тестування та валідацію результатів роботи мережі на реальних прикладах.

Розробити модуль обробки цифрових зображень методом фільтрації та демонстрації профілів піксельних вертикалей та горизонталей для наочної демонстрації шумів на зображеннях та перепадів яскравості досліджуваної ділянки.

Розробити теоретичний метод обрахунку об'єму ROI на зображенні та інтегрувати його у цикл з роботою детекції ШНМ.

Розробити метод обчислення ремонтних матеріалів та включити його у систему, з можливістю правок корегуючих змінних, згідно з типами матеріалів та їх густиною

Забезпечити візуальну демонстрацію результатів у табличному та графічному форматі.

Можливість виконання вище наведених вимог, можливе лише при використанні коректного ПЗ:

- середовище для програмування обране як Google Colab;
- мова програмування, яка використовується у середовищі програмування буде Python;
- будуть використані бібліотеки по роботі із зображеннями та ШНМ, а також для математичних розрахунків;

- застосована декомпозиція елементів коду, для швидкої та просто редакції та модернізації;
- розробка алгоритмів для правильного опрацювання зон інтересу на зображеннях, з можливим спрацювання та реакцією на шуми;
- забезпечення стабільності та довготривалості системи для постійного використання та гнучкої модернізації.

При забезпеченні усіх вище описаних вимог, результатом буде інформаційна система детекції дефектів дорожнього полотна із новими методами розрахунку об'ємів зон пошкоджень, яка забезпечує виявлення, розрахунок об'ємів вибоїн та розмірності матеріалів на ремонт. Ефективне впровадження системи після тестування та доопрацювання сприятиме швидкому розвитку тенденції ремонтних робіт, економії ресурсів та часу, а також глобалізації у застосування не лише для прикордонних ділянок, але й з можливістю модернізації та оптимізації для усестороннього використання власної системи моніторингу стану дорожнього покриття міст України. Впровадження та розвиток методів швидкого аналізу зображень, та покращення методу оцінки приблизних об'ємів дозволить розмежовувати ділянки де справді потрібна структурна робота та розрахунки, і ділянки де мінімальні пошкодження полотна, для яких достатньо середніх розрахованих даних. Не враховуючи декомпозиційну складову, яка дозволить використовувати лише необхідний функціонал, та перебудовувати його під необхідні процеси.

## 1.6 Висновки до розділу

У першому розділі кваліфікаційної роботи магістра було розглянуто фундаментальні поняття щодо загальних методик оцінювання стану дорожнього полотна, їх конкретних переваг та недоліків, границь та вимог щодо застосування. Були розглянуті певні метрики оцінки, а також специфічні особливості покриття, та як аналізують їх. Досліджено існуючі аналоги та роботи колег із сфери інформаційних технологій, виявлено нові методики та рішення щодо взаємодії

різних фіксуючих пристроїв для виконання завдань. Було охарактеризовано проблематику завдання навчання мережі у сфері комп'ютерного зору де об'єктом є дорожнє покриття.

На цьому етапі роботи було оголошено теоретичні поняття сфери опрацювання, досліджено аналоги та підходи до вирішення подібної проблеми у світі на основі різних практик. Визначені умовності, які мають бути взяті до уваги, а також обмеження реалізації, які не варто перетинати для досягнення якісного результату.

Було проаналізовано дотичні публікації для розширення аналітичної бази питання роботи та схожих варіантів реалізації рішень, які опираються на дослідження питання дефектів покриття.

Підготовано загальний план створення необхідної структури для забезпечення усіх поставлених вимог, розглянуто інструменти реалізації, необхідні моделі, яка мають бути натреновані на достатній кількості даних, та відповідно якісній вибірці цих даних.

Підготовче дослідження окреслило рамки розвитку дослідження, шляхом підготовки відповідних етапів, необхідності у ретельній підготовці інструментів, даних та систем, а також методу реалізації обчислень. Згідно із специфікою використання, було запропоновано хмарне середовище виконання, яке буде ґрунтуватись на декомпозиційному підході виконання системи, з можливістю гнучкого вдосконалення та коригування керуючих факторів системи.

## 2 СТРУКТУРА СИСТЕМИ ОЦІНЮВАННЯ РОЗМІНУ ДЕФЕКТІВ НА ПЛОЩИНІ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

### 2.1 Опис технологій комп'ютерного зору для аналізу стану доріг

Оскільки ключова технологія, яка використовується в роботі це комп'ютерний зір, відповідно загальне базування буде на технологіях та методах, які тут використовуються, не лише для економії часу і ресурсних витрат, але й для підвищення точності, а тому залежність в застосуванні правильних алгоритмів глибокого навчання є необхідністю. Оскільки виконується робота з виявленням певних зон за певними ознаками на зображеннях, використовуючи зібрані матеріали із камери смартфона або відеореєстратора, тут можуть бути застосовані моделі, які не лише фіксують існування дефекту на зображенні, але й допомагають у виділенні контуру та розрахунку площі.

Алгоритм роботи глибокої нейронної мереже для детекції та класифікації об'єкта на зображенні має певні стадії роботи, які складаються з конкретних кроків реалізації. Перш за все зображення опрацьовується екстрактором ознак, виділяючи найважливіші особливості об'єктів на зображенні, а саме контури, форми, текстури, краї та контрастні зміни. Все складається з багатошарового виявлення, де на початку визначаються примітиви, а на кінцевих, або глибших шарах уже виділяються складні об'єкти. З отримання ознак модель оцінює зображення, як сітку і виконується просторовий аналіз, що означає пошук зони інтересу, де знаходиться об'єкт, та чи присутній він там взагалі і визначає координати розташування. Відповідно після чого відсіює зайві елементи, які не є обов'язковими для визначення об'єкта, таким чином мінімізуючи фактор спотворення області. Отже проходячи навчання мережа порівнює прогностичні дані із реальними та відкидає із кожною ітерацією зайве, коригуючи точність, що в результаті надає можливість мережі перетворювати зображення на набір пов'язаних ознак і прогнозів, які допомагають визначити наявність та розташування об'єкта. Графічне представлення роботи показано на рисунку 2.1

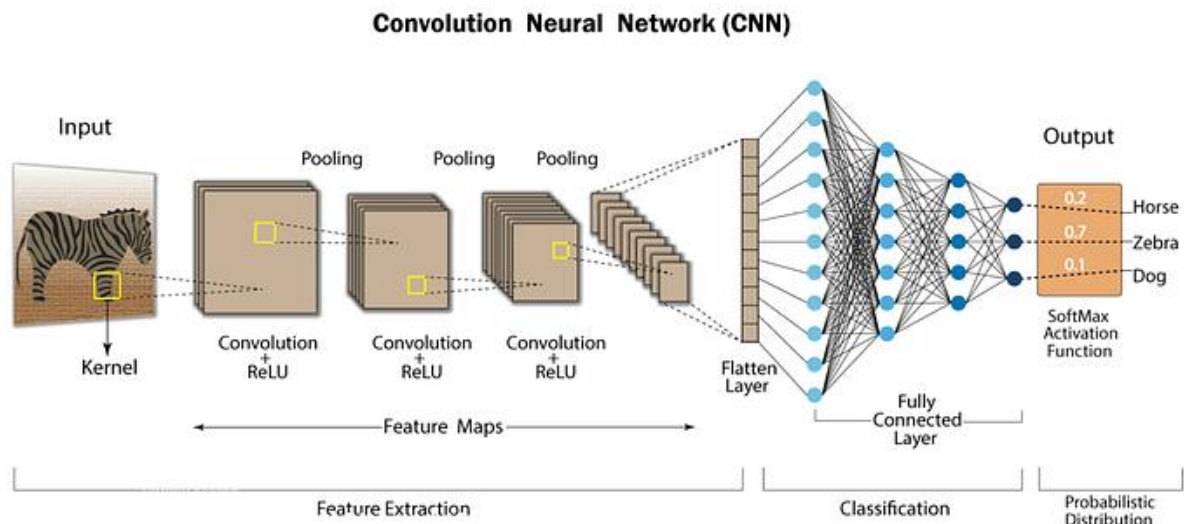


Рисунок 2.1 – Архітектура роботи згорткової нейронної мережі [72]

У контексті розгляду питання використання методів обробки зображень, для виявлення необхідних об'єктів, можна поділити сферу на класичні алгоритми та інноваційні підходи з використанням ШНМ.

Спрощенні методики використання, або ж класичні методи, це застосування операторів Canny, Sobel, Thresholding, перетворення Гафа, методики водорозділу, які виділяють межі та границі методом використання різного роду ядер фільтрації. В такому випадку вони не потребують нейронної мережі для використання, але сильно залежать від якості зображення, шумів, текстури і обмежені у використанні різного роду зображень, що ускладнює роботу на реальних прикладах. Загальний опис методів представлений у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Класичні методи розпізнавання об'єктів на зображеннях

Метод	Опис
Haar Cascades [73]	Використання власне створених каскадів класифікаторів та ознак. Швидкий у виконанні, але обмежений у точності виявлення та залежний від складності сцени виконання.

Кінець таблиці 2.1

Template Matching [73]	Пошук вказаних об'єктів. Найбільш наближений до ШНМ, але обмежений простотою об'єктів для пошуку, погано масштабується.
Edge Detection [74]	Базується на виявленні межі зміни градієнту. Легко створюється та швидко опрацьовує дані, але обмежений у класифікації та зашумленими зображеннями.
Thresholding [75]	Працює на зміні та розділені елементів за яскравістю. Стабільний при сталому використанні в однакових умовах, але не гнучкий до радикальної зміни яскравості на реальних прикладах тривалої роботи.
HOG & SVM [76]	Використання SVM-класифікатора та градієнтних ознак пікселів. Точний та стабільний для простих форм, але залежний від складності сцени та ракурсу зображення

Таким чином можна порівняти прості методики, та визначити, що теоретично вони мають право на можливість до застосування в процесі виявлення вибоїн, але сильно обмежують можливість до вдосконалення. Хоч і межа технічних вимог та розрахункової потужності менша, але постає проблема стелі розвитку та можливості імплементації, а такому для великого набору ознак та даних використання класичних методів детекції об'єктів на зображенні є недоцільним.

Щодо глибокого навчання, яке уже розвинулось у багато розгалужень широкого спектру архітектур, можна зауважити, що багато систем аналізу

поверхонь використовують моделі типу U-Net, що показали себе продуктивними у виявленні дрібних дефектів та малих ознак деструкції. Також популярними є двоетапні моделі Faster R-CNN, які теж мають високу точність визначення шуканих об'єктів, але мають значний недолік у швидкості роботи, що у варіанті модифікації системи в роботу наживо, роблять цей недолік критичним. З іншої сторони модель Mask R-CNN полягає в комбінації механізмів виявлення та сегментації для точного створення масок зон інтересу, які потім можуть бути опрацьовані алгоритмами обробки та розрахунку дорожнього пошкодження.

З останніх технологій, використання архітектури Transformer моделі DETR мають куди менше обмежень та вищу точність, але є наймовірно залежними від значення наявних обчислювальних ресурсів, а тому переважно не підходять для портативних чи дешевих систем. Відомим конкурентним сімейством моделей є YOLO, яке привнесло власне бачення розвитку комп'ютерного зору. Поєднання різних механізмів виявлення, класифікації та сегментації в одній архітекторі, та постійну підтримку та оновлення версій, забезпечили нішкове місце серед використання таких моделей розробниками. Відомі сучасні методи детекції з використанням ШНМ наведені у таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Сучасні методи розпізнавання об'єктів на зображеннях

Модель	Опис
YOLO [77]	Одноетапний детектор об'єктів, швидкий та точний, проте обмежений необхідністю GPU для навчання. При складних об'єктах програє двоетапним моделям
Faster R-CNN [78]	Двоетапний детектор, дуже точний та стійких до аномалій, але працює повільніше.

Кінець таблиці 2.2

Mask R-CNN [79]	Двоетапний детектор сегментації, точно накладає маски знайдених об'єктів, але вимагає багато ресурсів та часу для виконання.
SSD [80]	Одноетапний детектор, оптимізований для мобільних пристроїв, вимагає мало ресурсів, але обмежений в точності та виявленні дрібних деталей.
RetinaNet [81]	Одноетапна модель, спеціалізується для детекції складних об'єктів, але поступається аналогам у швидкості та складності у використанні.
DETR [82]	Сучасна архітектура, яка не використовує anchor-боксы, але вимагає великих ресурсозатрат на навчання та потребує об'ємних наборів даних.

Із проаналізованих джерел, можна допустити, що у порівнянні із альтернативами YOLO демонструє найкращий фактор поєднання точності та швидкості відповідно до поставленого завдання детекції вибоїн, що для нас є вагомим аргументом для її використання у сфері моніторингу дорожніх ділянок прикордонної зони. На відмінну від важчих та більш затратних моделей, таких як Mask R-CNN чи DETR, ця модель не вимагає надто продуктивних GPU високого рівня, але може надати необхідних та конкурентний результат високого рівня для виконання завдань детекції та сегментації. Така модель дозволяє отримувати маски пошкоджень та знаходити такі зони в реальному часі, що робить можливим модифікацію в подальшому для інтеграції із автомобільною системою. З огляду на універсальність та не високий рівень затрат, можна припустити, що така модель є оптимальним вибором серед аналогів для виконання такого роду вимог.

Щодо вибору версії моделі, на яку буде опиратись система, варто зазначити, що доцільним буде обрати YOLOv8 для задачі виявлення вибоїн на ґрунтовому, щебеневому чи рокадному покритті. Причини наступні:

- YOLOv8 забезпечує найкращий баланс стійкості до перспективи зйомки, точності та швидкості;
- YOLOv5 застаріла модель, яка у всьому поступається цільовій архітектурі, має гірші backbone-мережі, гіршу обробку складних фонів та дрібних об'єктів;
- YOLOv7 близька до можливостей модель, але хоч і все ще працює швидко, є гіршою у тренуванні на реальних, не стабільних даних, де суттєво переважають змінні фактори, що ускладнює навчання та погіршує результати;
- YOLOv9 функціонально є кращою за цільову версію, але для виконання конкретно поставленого завдання є занадто потужною, та вимагає більше ресурсів, що робить її не доцільною у польовому використанні на портативних пристроях.

Таким чином найкращим поєднанням вимог щодо поєднання ефективності, швидкості, точності, ресурсозатрат та простоти, для застосування на сценарії використання аналізу дорожніх дефектів є YOLOv8.

## 2.2 Розробка методу оцінювання розміру дефектів ROI

Маючи теоретичні підстави, що наявна змога знайти область інтересу, з яким можна буде працювати, обравши модель для навчання та роботи ШНМ, YOLOv8, був визначений ключовий хід дослідження методу розрахунку об'єму ділянки на зображенні використовуючи виведену формулу на теоретичних підставах, опираючись на висновки опрацьовані у підручнику Гонсалеса [83]. Тому загальна ідея формули полягає в наступному у формулі 2.1:

$$V = \sum_{x,y \in \overline{ROI}} d(x,y) \cdot A_{pixel} \quad (2.1)$$

де  $V$  – це об'єм  $m^3$ ;

$d(x,y)$  – це глибина яскравості пікселя;

$A_{pixel}$  – це площа пікселя в  $m^2$ .

Таким чином ключова формула виглядає як сума глибини яскравості пікселів помножених на площу у межах ROI, звідки глибина яскравості апроксимується через визначення значення перепаду яскравості пікселів у формулі 2.2:

$$d(x,y) = k \cdot (I_{max} - I(x,y)) \quad (2.2)$$

де  $k$  – це сталий коефіцієнт перетворення яскравості у метри;

$I_{max}$  – це максимальне значення яскравості, яке присутнє на зоні обробки, ROI;

$I(x,y)$  – це значення яскравості пікселя в межах ROI.

Коефіцієнт  $k$  не завжди має бути сталим, він залежить від масштабу досліджуваного зображення і рівня деталізації, тому якщо зони інтересу дрібні, чи мають аномалії відображення, то загальним чином розраховується через практичне припущення, яка є максимальна глибина на зображенні через трансляцію у фізичному світі, тому беручи до уваги, що перепад яскравості буде у межах від 0 до 255, і якщо умовно найглибша вибоїни припускається до 20 см, то розрахунок коефіцієнта буде виглядати як  $k$  наближено дорівнює  $0.2/255$  наближено дорівнює  $0.0008$ , то відповідно, якщо вимірювання стає і немає істотних змін, то для всіх вибоїн буде справедливим застосування однієї розрахованої константи для всіх дефектів однотипним зображень однієї ділянки дороги, якщо твердження глибини залишається істинним. А отже виведення формули, де інтенсивність пікселя в зоні зображення буде відповідати відбитому освітленню має розраховуватись за формулою 2.3:

$$I(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y) \quad (2.3)$$

де  $L(x, y)$  – освітлення ділянки;

$R(x, y)$  – здатність поверхні відбивати світло.

При таких умовах припускаємо, що однорідне середовище, однієї досліджуваної ділянки, з чого випливає прирівняне значення здатності поверхні до відбивання до константного значення, через що можна опустити фактор перепаду освітлення через відбивання і працювати із загальним джерелом світла, тому може вважатися наступне у формулі 2.4:

$$I(x, y) \propto \cos(\theta(x, y)) \quad (2.4)$$

де  $\theta(x, y)$  – це кут між напрямком світла та нормаллю поверхні точки;

$I(x, y)$  – це значення яскравості пікселя в межах  $ROI$ .

Поверхня покриття особливо гравійних чи щебневих доріг має невеликі перепади висоти, але вони не є критичними чи великими, через що доречним буде припущення через формулу 2.5:

$$\cos(\theta) \approx 1 - \frac{1}{2} \left( \frac{\partial z}{\partial x} \right)^2 - \frac{1}{2} \left( \frac{\partial z}{\partial y} \right)^2 \quad (2.5)$$

Що означає відсутність великих відхилень, і досягається відносна рівність дороги, а тому буде вважатись, що інтенсивність може змінюватись з місцевим спотворенням, нахилом чи глибиною, через що такі перепади можуть виразитись через лінійну залежність формули 2.6:

$$I(x, y) \approx I_{max} - c \cdot z(x, y) \quad (2.6)$$

де  $c$  – константа впливу техніки(камери) та відхилень;

$z(x, y)$  – вираження глибини.

Отримавши наближення до яскравості, та значення які теоретично можливо виразити через перепад яскравості отримується інверсія формули 2.7 для інтерпретації:

$$z(xy) = \frac{I_{max} - I(xy)}{c} \quad (2.7)$$

Всі змінні відомі, тому відбувається перетворення константи  $1/c$  в раніше розраховану загальну константу перетворення  $k$ , в результаті усіх перетворень, замінюємо взаємні частини і отримуємо базову робочу формулу 2.1. В такому випадку інверсія формули виступає припущенням, що можна виразити одні значення через інші, а підґрунтя для таких перетворень надані в роботі Гонсалеса. Таким чином допустимо теоретично припустити дійсність такої формули і її прототипне використання для аналізу та розрахунку в сукупності із формулою 1.1 розрахувати приблизну кількість матеріалів для відновлення полотна. Для конкретизації також будуть використані локалізовані карти глибин яскравості пікселів для розрахунку формули 2.8:

$$D_{norm} = \frac{D - D_{min}}{D_{max} - D_{min}} : 255 \quad (2.8)$$

де  $D$  – матриця глибини яскравості;

$min, max$  – відповідні максимальні та мінімальні показники з зони інтересу.

В розрахунках метода буде сприйматись методики переведення пікселя до метра, щоб дійти до представлення дискретного зображення у фізичну величину, тому що при умові відносної сталості кута та відстані камери і її позиції при фотографуванні, кожен піксель буде відповідати ділянці, тому можна вважати коефіцієнт сталим до кадру, звісно він може змінюватись. Ідеальною ситуацією для розрахунку було б однорідне зображення полотна дороги зроблене із дрону, що б мінімазувало спотворення та дозволяло чудово визначати межі дефектних елементів, але все ще залишається технічна проблеми використання засобу для

отримання фото-відео матеріалів, через ситуацію в країні, захищеність зони та ризик витоку інформації, тому буде змістовно прийняти теорію стабільності коефіцієнту до всього кадру згідно попереднього твердження. Загална формула розрахунку в спрощеному форматі без використання розвитку фотометрії, звучить як розділення ширини дороги у кадрі зображення на пікселі по горизонталі, так і вираховується відносний коефіцієнт перетворення пікселів у метри. Звісно у конкретиці вважається нормою враховувати фокусну відстань камери, фізичний розмір матриці, відстань до поверхні, точки зйомки, ширини сцени, і кількості пікселів по ширині. Найкращим методом було б відносне перетворення розмірів згідно з відомого предмету у кадрі, але це несе свої мінуси:

По-перше, оператор не може кожні 10 відрізків дороги на автомобілі налаштовувати корегуючий предмет, тому що це робить процес затратним у часі, розташування такого предмету умовно на автомобілі не є достатній, умовно якщо не турбувати оператора для його перестановки, тому що специфіка дорожнього полотна, а саме ґрунтового чи рокадного покриття та поворотів на дорозі легко спотворять таке перетворення і значення будуть всеодно відносно некоректними. Для такого варіанту розвитку подій варто провести дуже багато корегуючих експериментів, що виходить за рамки досліджуваної сфери та затраченого часу й функціоналу. В такому випадку залишається віддалений метод відносного розрахунку, який оператор може корегувати і в цьому ж перевага і недолік системи. Новий алгоритм розрахунку забезпечує швидке отримання числових значень, тому і відповідно людина корегує витратні матеріали і об'єми відносно рельєфних цифр, що дозволить оптимізувати систему, але тут же й проблема повної автоматизації і необхідності в доопрацюванні на практичних матеріалах і взаємодії оператора та розробника для покращення функціоналу методу.

По-друге, при русі автомобіля можливе спотворення кута камери та існує завжди можливість похибки оператора в налаштуванні техніки, тому всі значення і варто використовувати в одних і тих параметрах, тому що це дозволить вносити правки до всіх значень комплексно, без специфіки, в такому випадку можна буде налаштувати метод до максимальної інженерної наближеності і подальшої

модифікації для усунення похибок. Перспективна деформація в будь-якому випадку буде присутня при такому форматі цифрової фіксації ділянки, але існують причини, які дозволяють прийняти використання сталого значення на все цифрове полотно. Стале спотворення при стабільній камері не є хаотичним, а є систематичним, що робить його простим для відрахунку, дефект має бути в межах 10-15 відсотків відхилення, де аналіз дорожнього полотна в цілому допустимий з такою похибкою, тому що на реальних даних часто аномалії створюють спотворення. Для точного перспективного врахування мали б тоді бути вимоги матричної калібрації камери, 3D візуалізації або використання сканерів, це б ускладнило суть завдання та змінило класифікацію роботи, тому що це розробка теоретичного методу оцінювання, а не повна реконструкція сцени у реальному співвідношенні сторін, тому часткове ігнорування перспективи є виправданим.

На цьому визначається теоретичне право на існування такого перетворення, яке буде використане в інформаційній системі для розрахунку об'ємів та матеріалів ґрунтуючись на отриманих результатах роботи ШНМ.

### 2.3 Функціональна модель людино-технічної взаємодії в системі оцінки стану дороги

Функціональна модель людино-технічної взаємодії в системі оцінки стану дорожнього покриття базується на комплексному поєднанні людської експертизи та можливостей сучасних алгоритмів комп'ютерного зору. Людина відіграє ключову роль на початковому етапі, формуючи вхідні умови для роботи технічної підсистеми. Саме оператор визначає, за яких умов буде зафіксовано зображення дороги, встановлюючи оптимальний кут, відстань до поверхні, якість освітлення та просторове положення камери. Ці параметри безпосередньо впливають на точність подальшого аналізу, адже від них залежить коректність виявлення вибоїн та характер подальшої сегментації. Людина також відповідає за вибір і налаштування DS, який використовується для навчання моделі. Вона визначає, які типи дефектів необхідно розпізнавати, чи включати зображення з різних сезонів, типів ґрунтових

або лісових доріг, а також які приклади будуть репрезентативними для майбутніх умов застосування системи. Таким чином, на першому етапі взаємодії технічна частина системи залежить від людських рішень у питаннях збору даних, їх валідації та відповідності задачі.

Оскільки оператор прямо впливає на якісь матеріалу для дослідження, на фізичному прикладі можливо оцінити відмінність зображень та можливість аналізу. Наочно продемонстровано залежність роботи, для отримання фізичних даних на рисунках 2.2 – 2.3.



Рисунок 2.2 – Приклад робочого зображення у світлі фар



Рисунок 2.3 – Приклад робочого зображення із вертикальною стабілізацією та денною зйомкою

Продемонстровані зображення є не випадковими прикладами, а офіційними матеріалами для навчання, тренування та тестування інформаційної системи з використанням методів. В конкретному випадку продемонстровано вплив керуючого оператора на різноманітність зйомки та можливість використання фото у різних форматах, різного часу доби та кута камери.

На другому етапі основну роботу виконує технічна підсистема, але людина продовжує впливати на якість отриманого результату через вибір параметрів обробки. Після того як зображення передано до системи, нейронна мережа виконує виявлення дефектів, але точні межі об'єктів визначаються вже методами класичного комп'ютерного зору, які тонко налаштовуються користувачем. Наприклад, оператор задає параметри фільтрації шуму, ступінь розмиття, поріг чутливості, а також мінімальну допустиму площу контуру, яка дозволяє відділити реальні дефекти від артефактів зображення. Важливим компонентом є встановлення констант, таких як умовний коефіцієнт глибини та масштаб пікселя, які використовуються для подальших розрахунків. Людина визначає їх залежно від умов зйомки, таких як висоти камери, фокусної відстані, типу дорожнього покриття, а також від геометрії об'єктів на зображенні. Саме ці значення задають межі точності та допустимий діапазон інтерпретації глибини, тому вони є невіддільною частиною людино-технічної взаємодії. Технічна система автоматично виконує аналіз, але робота алгоритмів залежить від того, як оператор визначить базові параметри середовища обчислення.

На завершальному етапі взаємодії людина отримує інтерпретовані результати, які подаються у вигляді контурів вибоїн, локальних теплових карт глибини та кількісних оцінок об'єму та необхідної кількості матеріалів для ремонту. Користувач оцінює, чи коректно система розпізнала дефекти, чи були пропущені важливі ділянки, та чи відповідають розрахункові показники реальному фізичному стану дороги.

Людина виконує оцінку наявних графічних матеріалів - зокрема локальних ROI, накладених контурів і карт глибин, приймає рішення щодо подальших дій, а саме пріоритизації ремонту, планування закупівель матеріалів або направлення

техніки. У цьому сенсі технічна система виступає інструментом підсилення спроможності оператора, але не замінює його роль.

Оператор встановлює критерії прийнятності оцінки, коригує постійні параметри моделі у випадку виявлення систематичних зміщень та забезпечує валідність результатів у реальних умовах. Таким чином, модель людино-технічної взаємодії в цій системі є динамічною та рівноправною, людина забезпечує коректність введення даних, параметризацію та інтерпретацію результатів, а технічна система – автоматизований аналіз, точність вимірювання та відтворюваність оцінки стану дороги.

Всі коригуючі значення є відносними, тому наявність оператора обов'язкова в цій системі обрахунків, оскільки лише він може визначити рамки для застосування методів аналізу, в протилежному випадку система виявиться дефектною, тому повна автоматизація на цій версії роботи неможлива, хоча з можливістю модернізацій та нових напорувань алгоритмів можливо буде збільшити вплив технічної частини і зменшити роль людини, як оператора системи.

#### 2.4 Способи покращення якості зображення та компенсація зовнішніх впливів у задачах комп'ютерного зору

Під час підготовки до створення системи, яка б працювала базуючись на комп'ютерному зорі, варто зауважити, що якість вхідних зображень буде вагомим чинником, особливо при аналізі дорожнього покриття, в той час як нерівномірне освітлення, тіні об'єктів, шуми сенсорів чи автомобіля, коливання, вода у вибоїнах, різноманітність покриття, бруд, пил чи болото сильно перешкоджають завданням виявлення. Будь-який елемент, який створює аномалії становить проблему для алгоритмів обробки зображень і згорткових нейронних мереж для навчання, а тому модуль попередньої обробки має бути підготованим, для опрацювання вхідних даних, щоб інформаційна система була стійкою до подальшого виявлення вибоїн. Новітні підходи обробки зображень також опирають на думку, що комбінація

фільтрування, збільшення контрасту та робота із освітлення позитивно впливають на точність алгоритмів обробки зображень.

Багато з дефектних ефектів можуть помилково сприйматися нейронною мережею як елементи вибоїни, що знижує точність детекції. Саме тому вже на рівні попередньої обробки застосовуються фільтри, здатні зменшувати шум без втрати контурів об'єктів. Найпоширенішими серед них є гаусовий, медіанний та білатеральний фільтри. Гаусовий фільтр є ефективним для зменшення високочастотних шумів та випадкових коливань яскравості, особливо у сценах з нерівномірним освітленням. Медіанний фільтр, будучи статистичним за природою, краще видаляє одиничні яскраві або темні артефакти, що характерні для ґрунтових доріг. Білатеральний фільтр вирізняється тим, що згладжує однорідні ділянки, але водночас зберігає контури, враховуючи як просторову близькість пікселів, так і подібність їх яскравостей, що робить його найбільш придатним для виділення меж вибоїни на складному фоні.

Разом з традиційними методами фільтрації в задачах дорожнього моніторингу широко застосовуються й вейвлет-орієнтовані підходи. Їхньою особливістю є можливість обробки зображення в багатьох масштабах, що дозволяє розділити інформацію на низькочастотні та високочастотні компоненти. Шум, як правило, має високочастотний характер, тому його можна регіонально послабити без втрати загальної форми дефекту. Вейвлет-фільтрація є ефективною для випадків, коли дорожнє покриття демонструє складну поверхневу структуру, а також для сцен зі змішаними типами шуму, від зернистого до структурного.

Ще одним важливим аспектом покращення якості зображень є нормалізація освітлення. Оскільки візуальні дані збираються в умовах природного освітлення, воно може суттєво варіюватися впродовж дня, залежно від погодних умов чи затінення об'єктами. Тіні дерев, будівель або самого автомобіля можуть спотворити контраст і завадити нейронній мережі правильно виділити межі дефекту. Водночас пересвічені зони, що характерно для мокрих або новостворених ділянок дороги, можуть повністю приховати частину вибоїни. Для вирівнювання освітлення використовуються методи адаптивної корекції контрасту, серед яких найбільш

ефективним у випадку дорожніх зображень є CLANE [84]. Його перевага полягає у тому, що вирівнювання виконується не для всього зображення одразу, а для локальних регіонів, що дозволяє одночасно посилити контраст слабо виражених деталей і уникнути надмірного посилення шуму. CLANE особливо добре працює на зображеннях із великою різницею між освітленими та затіненими зонами, що є типовим для польових зйомок. Хоча цей інструмент втілений у використанні в медичних цілях, а саме корегування зображень ділянок людського тіла, він також може бути корисним для створення додаткового модуля доопрацювання системи контурів системи розпізнавання дефектів покриття, а тому доцільно розглянути функціонал, якщо виненкне необхідні в посилені методів обробки зображень для використання алгоритку оцінки об'ємів, як в попередній обробці, так і у використанні CLANE методу, як можливості функціонального модуля всередині системи розрахункового алгоритму, функціонал на рисунках 2.4 – 2.5.

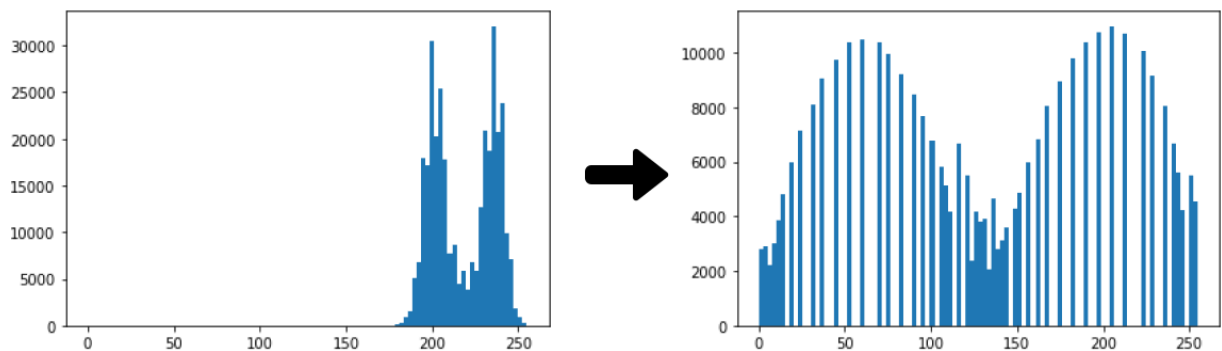


Рисунок 2.4 – Приклад адаптивного вирівнювання гистограми [85]



Рисунок 2.5 – Приклад зображення із опрацьованим контрастом [84]

У деяких випадках для компенсації освітлення також застосовуються методи, побудовані на принципах Retinex, що моделюють поведінку людського зору. Метод Retinex передбачає, що зображення можна розкласти на дві компоненти, освітленість та відбивну здатність поверхні. Модифікація освітленості дозволяє зменшити різкі перепади яскравості та зробити зображення рівномірнішим, що полегшує подальшу сегментацію дефектів. Така фільтрація аналогічно працює у частотній області, послаблюючи низькочастотні компоненти, пов'язані з варіаціями освітлення, приклад на рисунку 2.6.



Рисунок 2.6 – Приклад використання Multi Scale Retinex with Color Preservation [86]

Проблемою, яка часто залишається складною і ігнорованою, але має важливе значення для точності визначення геометричних параметрів об'єктів, є перспектива. У польових умовах камера рідко розташована строго перпендикулярно до дорожнього полотна. Найчастіше вона закріплена на транспортному засобі під певним кутом. Це призводить до того, що об'єкти, які знаходяться далі від камери, здаються меншими, ніж вони є насправді. Точні алгоритми компенсації перспективи передбачають використання матриці внутрішніх параметрів камери і геометричних перетворень, проте в реальних умовах збирання даних такі параметри часто невідомі. У прикладних задачах аналізу вибоїн за одним знімком зазвичай вважається, що у межах локальної ділянки дослідження, перспектива не змінюється настільки сильно, щоб суттєво

викривити оцінку об'єму. Практичні експерименти показують, що в більшості випадків помилка, пов'язана з перспективним спотворенням, є меншою, ніж природна мінливість форми дефекту, а отже нехтування перспективою є прийнятним компромісом у межах дослідження.

Усі описані методи попередньої обробки працюють у взаємодії та створюють умови для ефективної роботи нейронних мереж. На необроблених зображеннях межі вибоїни можуть бути розмитими або нечіткими, що знижує точність побудови ROI. Після фільтрації контури стають значно більш однорідними, і модель здатна точніше визначити форму дефекту. Нормалізація освітлення запобігає ситуаціям, коли алгоритм пропускає дефект через занадто слабкий контраст або помилково виділяє пересвічені області. Компенсація частини геометричних спотворень дозволяє забезпечити стабільність результатів у ситуаціях, коли камера рухається або змінює кут нахилу щодо дороги. Таким чином, методи покращення якості зображень становлять фундамент будь-якої системи аналізу дефектів дорожнього полотна. Вони забезпечують підвищення інформативності зображення, зменшення шуму, стабілізацію контрасту та збереження геометрії. Без цих етапів використання навіть найсучасніших нейронних мереж не дозволило б досягти надійного результату. Попередня обробка фактично виступає складовою інтелектуальної фільтрації, що забезпечує правильне сприйняття сцени алгоритмами глибинного навчання. Саме тому у системі оцінювання стану прикордонних доріг блок покращення зображення є таким самим важливим, як і модулі детекції та розрахунку об'єму дефектів.

## 2.5 Висновки до розділу

За результатами проведеної роботи у цьому розділі, було проаналізовано технологічні особливості використання системи комп'ютерного зору, залежність моделей до їх характеристик та можливостей продуктивності. Було оцінено варіативність методик детекції об'єктів на зображеннях та проведено порівняльні характеристики для обрання моделі ШНМ. Для виконання поставленої цілі було

аргументовано обрано модель YOLOv8, в якій комбінуються всі необхідні вимоги та характеристики.

Досліджено можливості переведення піксельних значень на фізичну площину, виведено новий теоретичний метод перетворення значень яскравості із вказаними межами висок, у об'ємні значення. Було виведено формули для опису обґрунтування права на існування такого методу. Практичне застосування допоможе краще дослідити механізми оцінки об'ємів на зображеннях, покращити та оптимізувати розрахунок істинних значень використовуючи інформаційні технології.

Описано взаємодію та вплив оператора на роботу інформаційної системи. Проаналізували усі моменти кооперації та ланки для покращення. Продемонстровано залежність отримання вхідних даних, вплив людини у роботу як системи в цілому, від вибору DS для навчання, так і редагування коригуючих значень у подальшому циклі розрахунків системи.

Висвітлено впливи аномалій на зображеннях, пояснення причин та необхідності в ретельній підготовці до обробки зображення алгоритмами детекції та розрахунків. Розглянуто методи фільтрації, збільшення контрасту та їх загальний принцип роботи на зображеннях. Оцінено вплив перспективної деформації в конкретній роботі та пояснено механізм роботи із такою аномалією.

Проведено огляд існуючих структур роботи комп'ютерного зору, їх варіативність та методики роботи, переваги та недоліки, гнучкість та відповідність для реалізації системи. Через специфіку завдання, та варіативність методів виконання, виведено формулу для реалізації об'єму фізичних структур через зображення. Було зазначено межу впливу людського фактору на роботу системи, та неможливість сепарації і автономного існування в наявному вигляді. Загалом підготували структуру для формування системи і загальні методики, які допоможуть їй функціонуванню.

### 3 РОЗРОБКА КОМПОНЕНТІВ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ОЦІНКИ СТАНУ ПРИКОРДОННИХ ДОРІГ

#### 3.1 Аналіз та автоматизація збору й обробки візуальної інформації

Процес оцінювання стану дорожнього покриття ґрунтується на ефективному зборі та подальшій автоматизованій обробці візуальних даних, що відображають фактичний стан дорожнього полотна. Головним джерелом отримання первинної інформації у даній системі є відео або фотозйомка, яку здійснює оператор під час руху автомобіля. У ролі знімального пристрою може виступати як спеціалізована камера, закріплена на транспортному засобі, так і звичайна камера мобільного телефону або відеореєстратора, приклад на рисунку 3.1. Від характеристик сенсора, кута огляду, стабілізації та якості оптики значною мірою залежить подальша точність автоматичного виявлення дефектів.



Рисунок 3.1 – Дослідницькі матеріали прикордонного дорожнього полотна

Саме тому на цьому етапі важливо забезпечити правильне позиціонування камери щодо дорожньої площини, дотримання стабільності траєкторії руху автомобіля та уникнення раптових коливань, які можуть спричинити розмиття зображення та втрату важливих деталей. Зібрані таким чином дані проходять попередню фільтрацію та структурування, що створює основу для подальшої автоматизованої обробки, яку виконує інформаційна система.

Автоматизація обробки візуальної інформації починається зі створення уніфікованого набору даних, що використовується для навчання та тестування моделі виявлення дефектів. Формування датасету є одним із ключових етапів, оскільки якість навчання залежить від різноманіття та репрезентативності вхідних зображень. До такого набору доцільно включати зображення дорожнього покриття в різних умовах, на ґрунтових, лісових, сільських та міських дорогах, при різній інтенсивності освітлення, під різними кутами зйомки.

Оператор приймає рішення щодо того, які типи дефектів мають бути включені до вибірки, а також які приклади можуть бути віднесені до некоректних або шумових. Крім того, оператор здійснює валідацію вручну, перевіряючи правильність нанесених розміток на початковому етапі формування датасету. Після підготовки вибірки система отримує можливість навчатися на прикладах реальних дефектів, що забезпечує здатність виявляти їх на нових зображеннях максимально точно та стабільно.

На етапі автоматизованого аналізу візуальної інформації відбувається застосування сучасних методів комп'ютерного зору та глибинного навчання. Модель, попередньо навчена на сформованому датасеті, виконує первинне розпізнавання об'єктів, визначає місце розташування вибоїн на зображенні та позначає їх у вигляді окремих ділянок ROI. Після цього система переходить до уточнення меж дефектів, застосовуючи класичні методи обробки зображень, такі як розмиття, порогова сегментація, аналіз контурів та фільтрація дрібних артефактів. Окрім визначення геометричних меж, система виконує побудову карти відносної глибини дефекту, базуючись на характеристиках яскравості зображення, що дозволяє оцінити об'єм вибоїни. Це забезпечує можливість кількісної оцінки

стану дороги, а не лише візуального розпізнавання пошкоджень. Важливим елементом моделі є можливість адаптації параметрів під конкретні умови зйомки, оператор може змінювати масштаб пікселя, коригувати коефіцієнти чутливості та встановлювати мінімальні пороги для виявлення дефектів, що підвищує точність роботи системи у реальних умовах.

Автоматизація збору та обробки візуальної інформації дозволяє суттєво підвищити ефективність процесу оцінювання дорожньої інфраструктури. Замість ручного огляду, який потребує часу та значних ресурсів, система забезпечує оперативне виявлення пошкоджень на великій протяжності дороги, скорочує людський фактор і мінімізує ймовірність пропуску небезпечних дефектів. Людина виступає керуючим елементом, який контролює правильність введення даних, визначає параметри опрацювання та проводить аналіз результатів. Таким чином, у межах функціональної моделі саме взаємодія оператора та автоматизованої системи забезпечує баланс між точністю технічних вимірювань і адаптивністю людського прийняття рішень, що є вирішальним для оцінки якості дорожнього покриття.

На цьому етапі проходить важливим елементом є дослідження та збірка не лише практичних даних для фінальної обробки та валідації, але й підготовка DS до тренування центрального елементу роботи системи, а саме моделі. В конкретному випадку розглядаються матеріали середовища Roboflow [87], які мають набір маркованих даних із розмітками, що спрощує подальше завдання тренування. Для експерименту було оцінено 4 набори даних для використання, із сталою кількістю епох навчання. Етапи оцінки варіювались від 500 навчальних зображень найменшого набору, до 6 819 зображень. Отже всі проміжні тести дозволили зробити заключення, що найоптимальнішим, хоч і найскладнішим для навчання буде найширший маркованих набір даних, оскільки через специфіку переважно ґрунтового покриття, виключно конкретизованих позначених вибоїн не так багато, продуктивніше всього буде дати широкий вибір для моделі, щоб збільшити шанси на розпізнавання дефекту, а отже і коректності роботи моделі.

Отже робочим варіантом була підготовка матеріалів по DS Pothole Computer Vision Model, у якому загалом 9 738 робочих матеріалів. Набір поділяється на навчальні, валідаційні та тестові дані, рисунок 3.2.

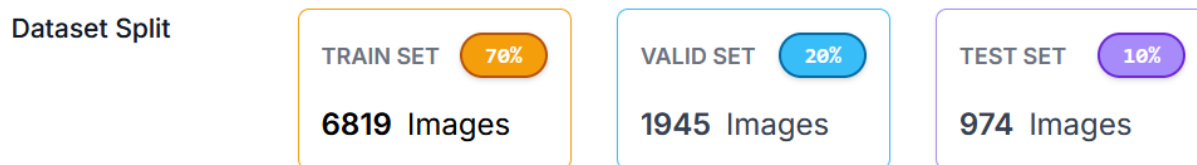


Рисунок 3.2 – Поділ маркованих зображень за призначенням [88]

Прикладний набір даних містить велику кількість зображень із позначенням дефектів для навчання, рисунок 3.3.

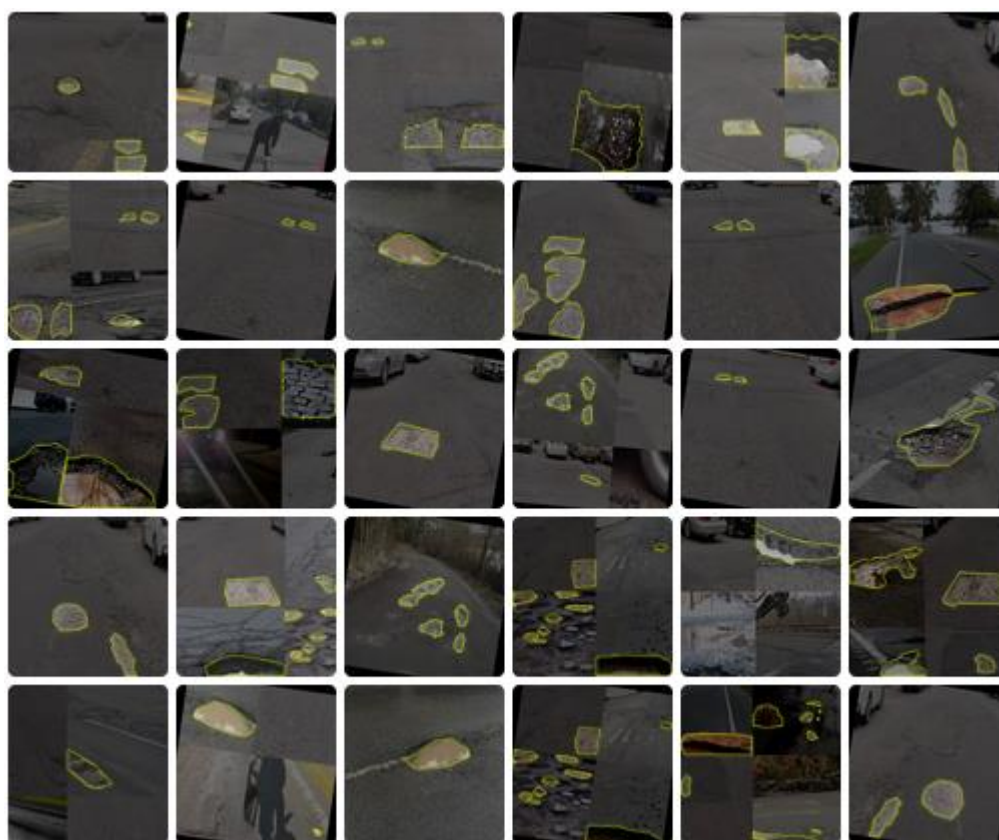


Рисунок 3.3 – Зображення тренувального набору даних [88]

Це був огляд технічного набору даних, які отримуються як готовий масив для навчання. Окрім цього є дані, які використовуються за основа дослідження, а саме

зображення, яке має аналізувати система, виявляти на ній вибоїни, або ж ні, саме тому існують також модулі для обробки таких зображень. Хоч і прийнято, що камера та її кут буде стабільною для всіх зображень, це не рятує систему від виникнення викидів, шумів чи аномалій. Наявні модулі обробки та профіля зображень існують виключно для оператора, якщо той бачить велику зашумленість чи якісь аномалії, то може прийняти рішення провести фільтрацію одним із підготованих фільтрів та перевірити профілі зображень, як змінився сигнал горизонталі зображення. Для приклада існує демонстраційне зображення в оригіналі, перед фільтрами, рисунок 3.4.

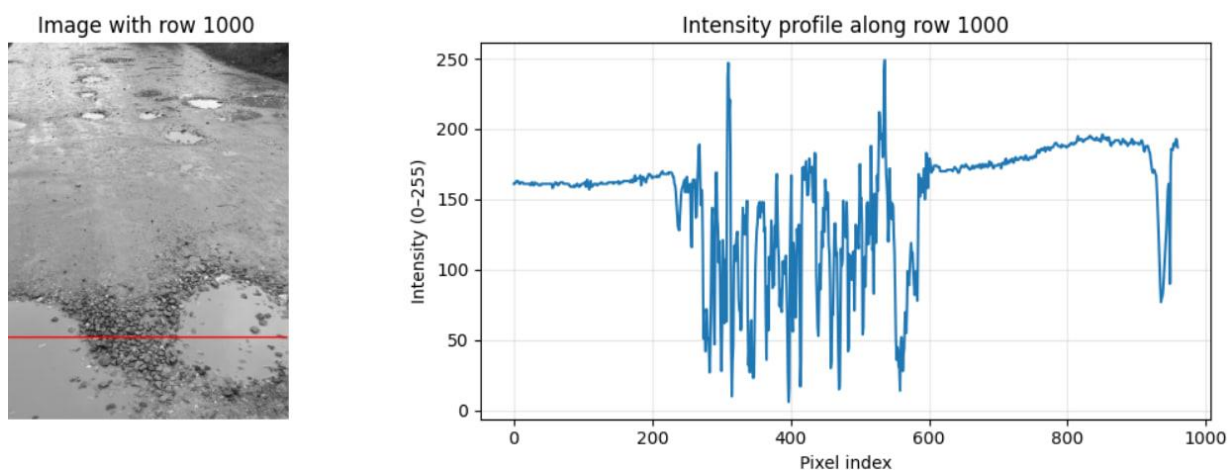


Рисунок 3.4 – Оригінал тестового зображення та профіль його сигналу по горизонталі

Це побудований графік перепаду яскравості по горизонталі, який показує сигнал зображення конкретної лінії пікселів, із можливістю демонстрації будь-якого обраного рядка, а також із можливістю перегляду профілю вертикалі яскравостей пікселів, в залежності від специфіки самого зображення чи типу пошкодженої ділянки. присутній як оригінал для порівняння із фільтрованими версіями на рисунках 3.5 – 3.7.

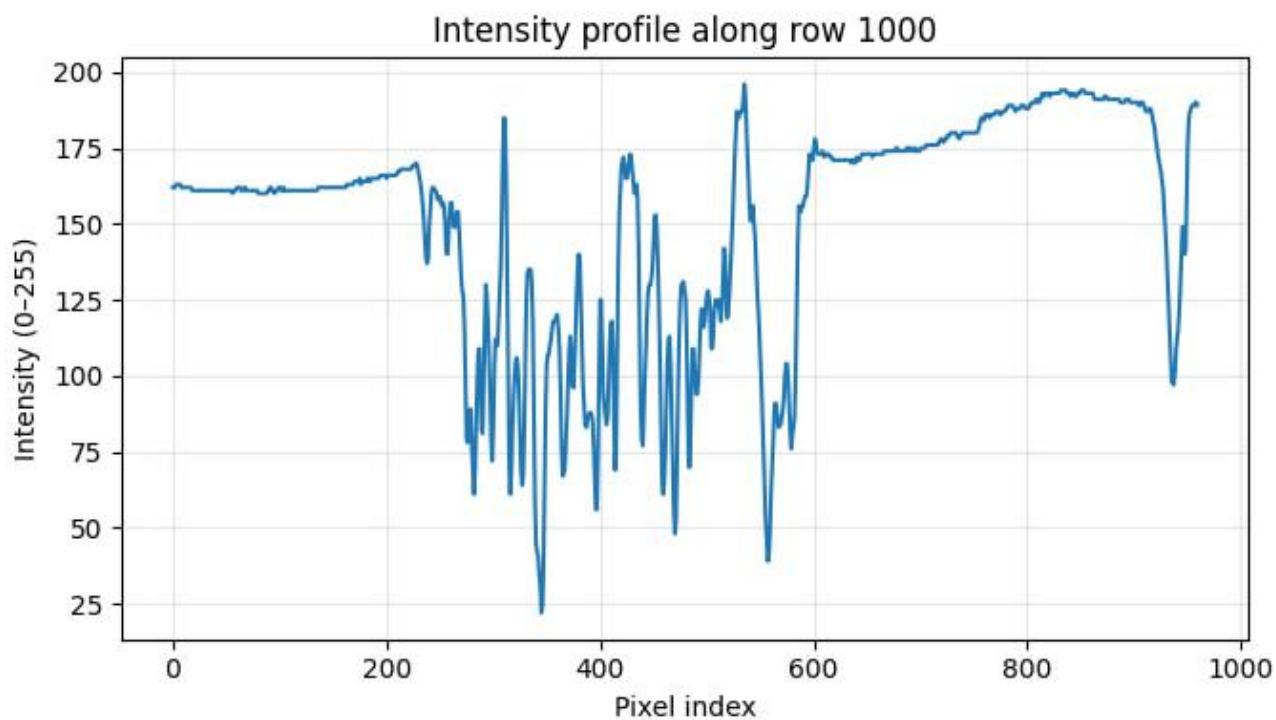


Рисунок 3.5 – Профіль зображення із застосуванням фільтра Гауса

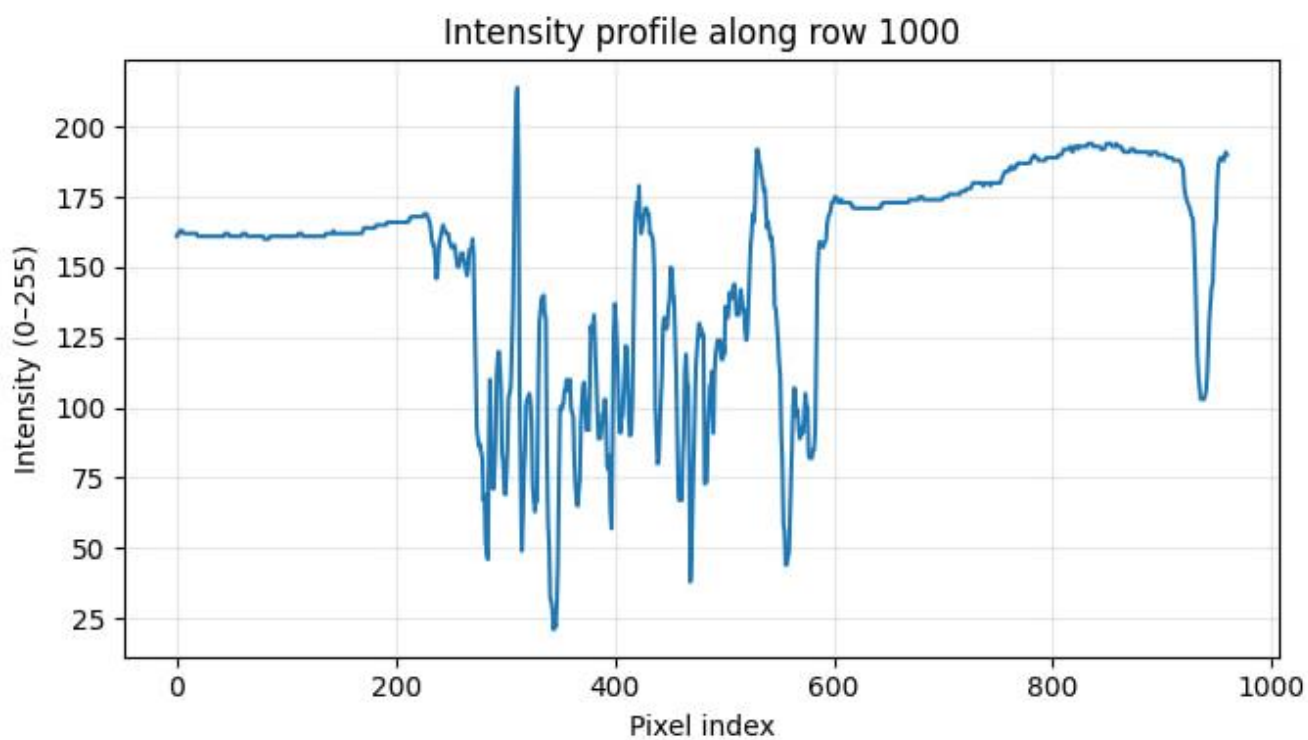


Рисунок 3.6 – Профіль зображення із застосуванням медіанного фільтра

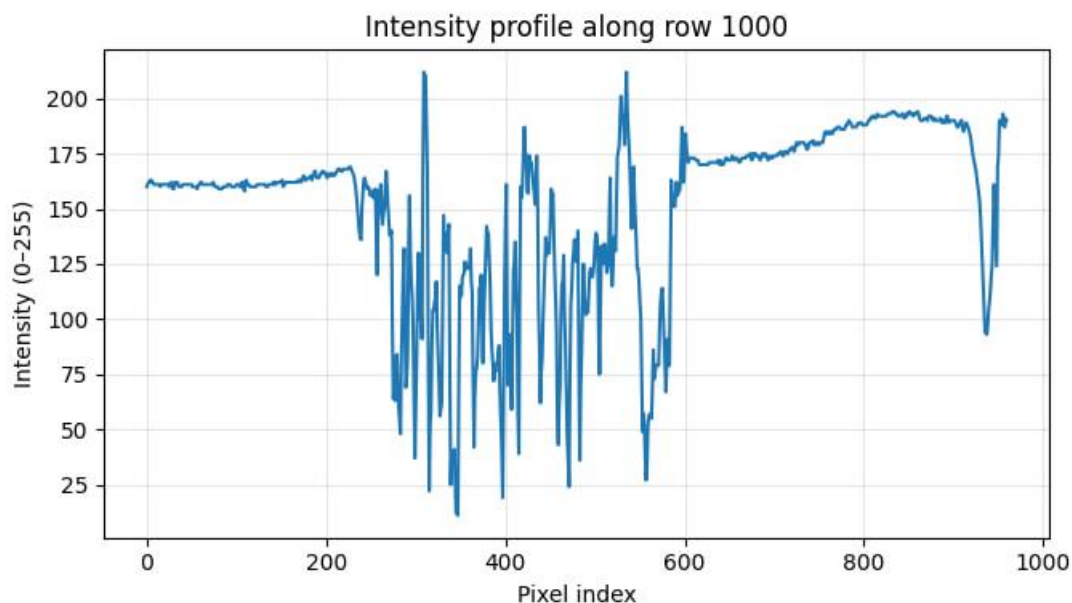


Рисунок 3.7 – Профіль зображення із застосуванням вейвлет фільтрації

Тепер щодо особливості застосування кожного із фільтрів, та чому використовується не один, а декілька запропонованих варіантів. Перш за все, варто зазначити, що модель YOLO, яка використовується, стійка до шумів, але навіть у такому випадку аномалії на зображенні впливають на визначення маски, контурів, пороговання та розрахунків, оскільки шуми можуть сприйнятись за реальну яскравість якоїсь зони вибоїни і розрахунок вже на цьому моменті допустить зайвих відхилень. Тому забезпечення умов м'якого переходу фону та вибоїн для стабільного пороговання й зменшення випадкового виявлення дефектних перепадів яскравості, що в результаті допомагає в створення гладкої карти обробки глибини яскравості пікселів, без дефектних проявів шуму. Головна ціль це підготовка цифрових даних до роботи алгоритму, який отримає більш коректні дані.

Перший запропонований метод це лінійний фільтр Гауса, який працює, як зважена сума кожного пікселя в межах ядра, базуючись на вагах визначених функцією Гауса, де ближчі пікселі до центру мають більшу вагу, а далекі – меншу. Головним елементом коригування є  $\sigma$  формули, яка визначає рівень згладжування, ну і допоміжним є радіус самого фільтра, який визначає, яку кількість за раз фільтр буде опрацьовувати цю зважену суму. Перевага цього

фільтра у видалені дрібних шумів, швидке та просте згладження, яке допомагає розмити текстуру землі і прибирає різкий розрив яскравості, для покращення порогування роботи алгоритму оцінки вибоїни.

Наступним є медіанний фільтр, який є нелінійним і працює проходженням ядра з певним радіусом, яке змінює значення пікселя медіаною значень сусідів по межах ядра. Перевагами фільтра є очищення найпопулярнішого виду шумів поодиноких світлих та темних пікселів, та зберігає при згладжуванні краї краще ніж фільтр Гауса. Допомагає усунути дрібні аномалії, засвітлення від сонця а також допомагає алгоритму краще виділити краї пороговим значенням.

Крайнім для розгляду є вейвлет фільтрація, яка ґрунтується на дискретному перетворенні зображення у сигнали високих та низьких частот, після чого оцінюємо заздалегідь підготованою однією із форм власне вейлету, тобто частини сигналу, яких є багато і до різного роду зображень може підходити різні вейвети, після порогування високих частот, проводимо тестування до вказано рівня і якщо умови виконані, то виконується зворотнє дискретне вейвлет перетворення з чого ми отримуємо відфільтроване зображення. Через обробку сигналом дозволяє окремо фільтрувати рівні деталізації, чітко опрацьовувати сигнал при використанні конкретного вейвету, рисунок 3.8, який підходить по формі і чудово працює із краями, не розмиваючи їх так сильно як інші фільтри, при коректній реалізації.

### 3.2 Розробка структури інформаційної системи

Розробка структури інформаційної системи для оцінювання стану дорожнього покриття ґрунтується на принципах модульності, масштабованості та надійності. Кожен елемент повинен забезпечувати певну функціональність, одночасно залишаючись інтегрованим у єдину архітектурну модель. Основною вимогою до системи є здатність обробляти велику кількість візуальних даних у режимі, максимально наближеному до реального часу, забезпечуючи точне виявлення дефектів дорожнього полотна та надання кількісних характеристик цих дефектів. Тому на початковому етапі проєктування формується загальна концепція

структурних компонентів, включно з модулем збирання даних, модулем попередньої обробки, аналітичним блоком глибинного аналізу, блоком оцінювання стану дороги та підсистемою візуалізації результатів. Окрему увагу у структурі займає модуль взаємодії з користувачем, який забезпечує контроль усіх параметрів, інтерпретацію результатів та можливість ручного коригування.

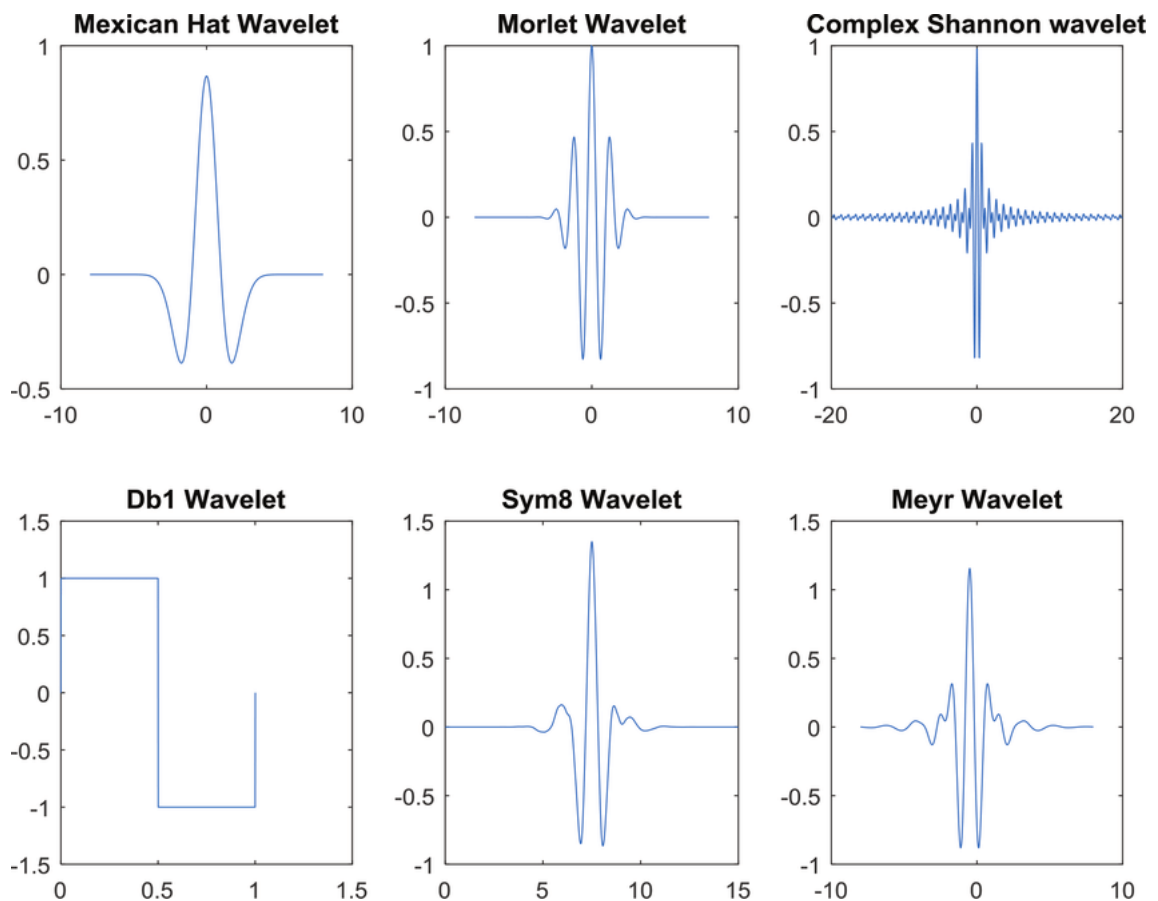


Рисунок 3.8 – Приклад різноманітних вейвлетів для обробки сигналу [89]

Першим компонентом системи є модуль отримання візуальних даних, який відповідає за стабільне та безперервне надходження зображень або відеопотоку від камери, закріпленої на транспортному засобі. Його основним завданням є стандартизація вхідної інформації – приведення її до однакового формату, роздільної здатності та геометричних характеристик. Цей модуль також може включати інструменти компенсації динамічних спотворень, таких як тремтіння зображення, зміни освітленості або варіації фокусної відстані. Далі дані передаються у підсистему первинної обробки, де здійснюються корекція

яскравості, шумозаглушення, видалення артефактів та маскуванню неінформативних ділянок кадру. На цьому етапі важливо забезпечити однорідність вихідного матеріалу для подальшої роботи нейронної мережі, оскільки стабільність отриманих результатів значною мірою залежить від якості попередньої обробки. Цей крок частина уже підготованої взаємодії, яка виконана до старту взаємодії користувача. Компоненти роботи алгоритму системи виконуються на підготованій основі, яка виконується після вивантаження даних для тренування, рисунок 3.9.

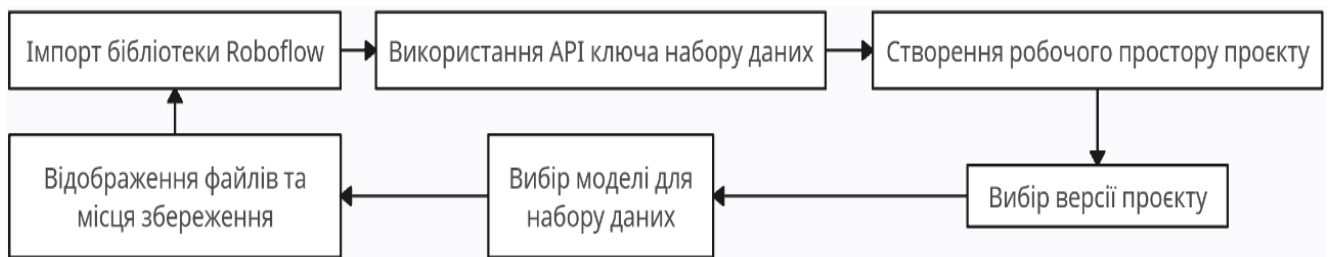


Рисунок 3.9 – Алгоритм коду завантаження DS

Після забезпечення всіх вимог по ключах користувача та доступу до середовища, відбувається відвантаження даних, в конкретному випадку до хмарного сховища Google Colab, в результаті чого отримується масив даних для тренування, тестування та валідації. Крок вивантаження даних на рисунку 3.10.

```

loading Roboflow workspace...
loading Roboflow project...
Downloading Dataset Version Zip in Pothole-2 to yolov8:: 100% |██████████|
Extracting Dataset Version Zip to Pothole-2 in yolov8:: 100% |██████████|
Creating new Ultralytics Settings v0.0.6 file ✓
  
```

Рисунок 3.10 – Результат завантаження

Наступним ключовим компонентом є модуль аналізу зображення на основі нейронної мережі, який реалізує алгоритми глибинного навчання для виявлення дефектів дорожнього покриття. У системі використовується модель YOLOv8, яка забезпечує поєднання високої швидкості й точності. Вона виконує розпізнавання

об'єктів шляхом локалізації областей, що містять вибоїни, та виділяє їх у вигляді прямокутних блоків. Роль цього модуля полягає у формуванні первинної гіпотези про наявність і межі дефекту. Однак таке прямокутне виділення є лише приблизною рамкою, тому подальше уточнення відбувається у модулі сегментації та контурного аналізу. Тут застосовуються методи класичного комп'ютерного зору – розмиття Гауса, адаптивне порогування, бінаризація зображення та алгоритми пошуку контурів, які дозволяють точно визначити фактичні межі вибоїни. Таке поєднання сучасної глибинної моделі та традиційних методів аналізу забезпечує високу точність визначення геометричних параметрів пошкодження. На цьому етапі відбувається багато процесів, як і на попередньому присутнє завчасне навчання до роботи з користувачем, а саме використання набору даних для тренування моделі. Для продуктивного використання немає сенсу перенавчати модель щоразу для використання структури інформаційної системи, а отже достатньо одного навчання і збереження моделі та її даних для подальшого використання. Відповідно існує логічний порядок роботи із ШНМ, який має відбуватися виконаний для використання функціоналу розпізнавання елементів на зображенні. Для початку визначаємо умови навчання моделі на рисунку 3.11.

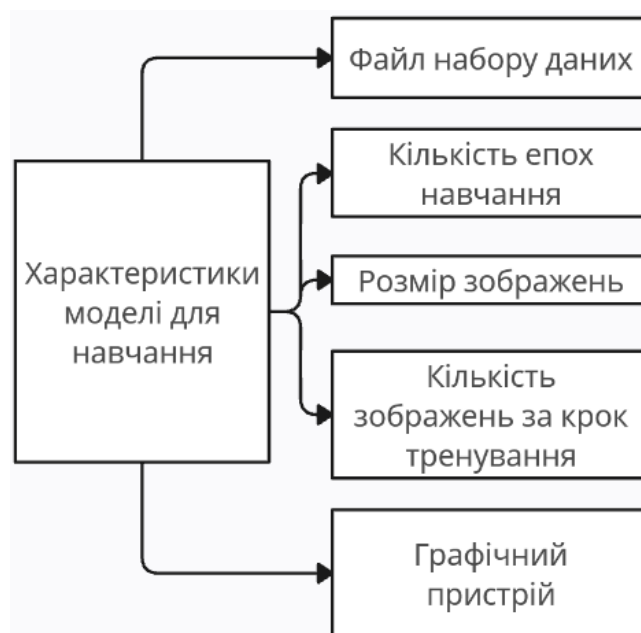


Рисунок 3.11 – Характеристики для тренування моделі

Пояснюючи елементи, спершу обирається модель, як база для навчання, в конкретному випадку – це yolov8n. Це модель nano від VOLOv8, яка є найшвидшою і найменшою та адаптивною під специфіку роботи, що є перевагою для завдання цієї інформаційної системи. Запуск навчання вимагає визначення шляху до файлів DS, кількості епох навчання – повних циклів навчання. Визначення масштабованості зображень, які буде оцінювати модель, іншими словами розширення. Batch – це кількість зображень, які буду обробляться за один крок, що сильно залежить від апаратного прискорення та величини набору даних. Device – це пристрій, який використовується, в цьому випадку це перша відеокарта під індексом 0. Workers – кількість потоків для виконання і далі вказується назва нового експерименту. Завершення всіх епох дозволяє переглянути результат на рисунку 3.12.

```
120 epochs completed in 4.915 hours.
Optimizer stripped from /content/runs/detect/pothole/weights/last.pt, 6.3MB
Optimizer stripped from /content/runs/detect/pothole/weights/best.pt, 6.3MB

Validating /content/runs/detect/pothole/weights/best.pt...
Ultralytics 8.3.235 🚀 Python-3.12.12 torch-2.9.0+cu126 CUDA:0 (Tesla T4, 15095MiB)
Model summary (fused): 72 layers, 3,005,843 parameters, 0 gradients, 8.1 GFLOPs

```

Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95)
all	1944	4829	0.899	0.858	0.919	0.731

```
Speed: 0.3ms preprocess, 2.1ms inference, 0.0ms loss, 2.0ms postprocess per image
Results saved to /content/runs/detect/pothole
```

Рисунок 3.12 – Результат тренування ШНМ

Після завершення навчання проводиться збереження всіх результатів зберігаючи локальні дані для подальшого використання без необхідності перенавчання.

На основі отриманих контурів формується наступний структурний блок оцінювання параметрів дефекту. Його функція полягає у визначенні глибини, площі та об’єму кожної вибоїни. З цією метою генерується карта відносної глибини на основі аналізу локальних характеристик зображення, таких як розподіл яскравості. Система визначає кількість матеріалів, необхідних для усунення виявлених дефектів, переводячи площу та глибину в практичні значення – об’єм

грунту чи масу щебню та гравію. Робота цього модуля базується на встановлених користувачем константах, конкретніше на масштабі зображення, коефіцієнтах глибини та щільності матеріалів. Гнучкість у налаштуванні цих параметрів дозволяє адаптувати систему до різних умов застосування – від ґрунтових доріг до асфальтних покриттів. Це і є головним функціональним блоком використання, оскільки він поєднує підготовані елементи, застосовує ШНМ для розпізнавання та розроблений метод визначення розмірів, розрахунку витрат. Відбувається визначення робочих констант, таких як перетворення пікселів в метри, константи відхилення глибини, а також обмежень для розмірів ROI, їх визначення та впевненості, підготовка до запуску циклу опрацювання зображення на рисунку 3.13.

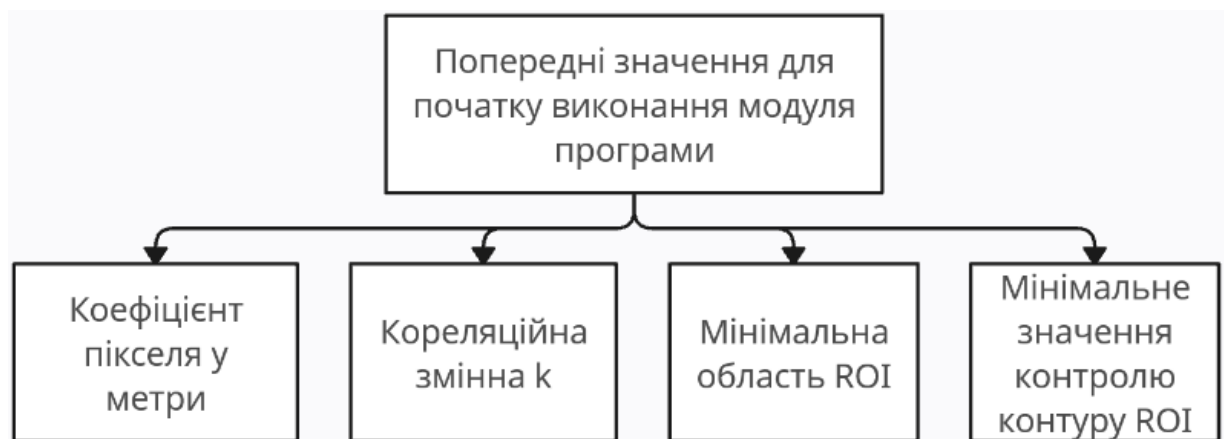


Рисунок 3.13 – Алгоритм підготовки до запуску модуля виконання

Після чого запускається загальний цикл обробки всіх ROI, які знаходить модель, їх обрахунок та загальна сума розрахунку на рисунку 3.14.

До формульних розрахунків звісно відбувається великий цикл визначення меж зон інтересу, їх локалізація, згладження, визначення координат та підготовка до розрахунку. Всі дані зберігаються у хмарній БД під час виконання і в результаті будуть представлені як звіт роботи.

Завершальною частиною інформаційної системи є підсистема візуалізації та прийняття рішень. Вона формує графічне представлення результатів, завданням є виявити вибоїни з нанесеними контурами, локальні та загальні теплові карти

глибини, таблиці з параметрами дефектів, а також кількісні оцінки об'єму пошкоджень та необхідних ремонтних матеріалів.

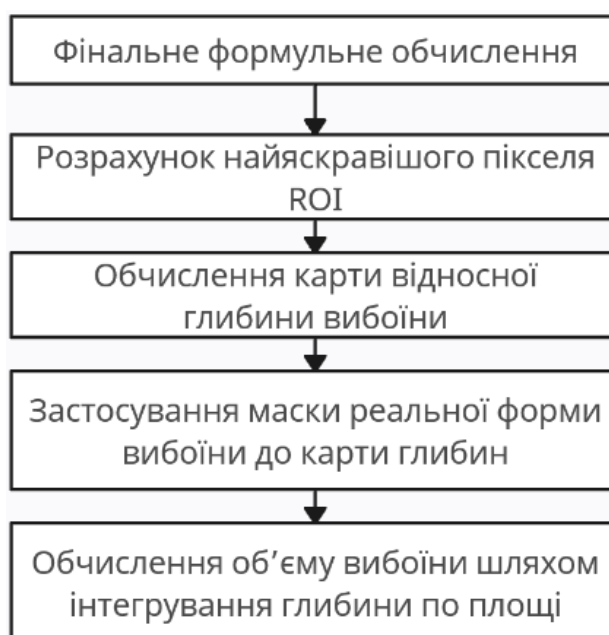


Рисунок 3.14 – Порядок реалізації головних формул методу

Користувач отримує не лише числові результати, але й повну реконструкцію дефектів у візуальному форматі, що дозволяє підтвердити або скоригувати автоматичні висновки системи. Цей модуль фактично завершує цикл людино-технічної взаємодії, передаючи оператору достатньо інформації для ухвалення інженерних або управлінських рішень щодо стану дороги. Використовується збереження усіх даних обробки по кожному елементу ROI, задля подальшого відображення у табличному форматі по характеристиках відповідності щодо номеру регіону обробки, його об'ємів, матеріалів витрат у кількості. Усі елементи представлені як в окремому випадку, виділений ROI та якого карта яскравості пікселів, так і загальне зображення, яке демонструє повну картину виконання роботи. Можлива наявність побудови гістограми об'ємів, якщо необхідно. Окрім того виводиться загальна інформація у вигляді сумарних значень по опрацьованому зображенню, де демонструється загальний об'єм вибоїни та приблизна кількість матеріалів для її ремонту. В загальному випадку це відображення всіх оброблених результатів, які були отримані в процесі виконання

всіх модулів, виглядає такий вивід та збереження наступним чином на рисунку 3.15.

Таким чином, структура інформаційної системи представляє собою багаторівневу архітектуру, де кожен компонент виконує окрему функцію – від збору зображень до формування фінальних оцінок. Декомпозиційні модулі є перевагою для швидкого вдосконалення та видозміни функцій системи при необхідності. Мінімальні вимоги для використання вимагають мати лише уже натреновану модель у сховищі даних, а також саме зображення, яке потрібно оцінити. Коригування коефіцієнтів необхідне лише при впевненості оператора системи та вимогах щодо змін. Вона забезпечує можливість масштабування, інтеграції з додатковими сенсорами та адаптації до різних дорожніх умов. Гнучкість і чітка структурованість системи дозволяють ефективно застосовувати її як у локальних завданнях моніторингу доріг, так і в широкомасштабних проєктах інтелектуального управління дорожньою інфраструктурою.

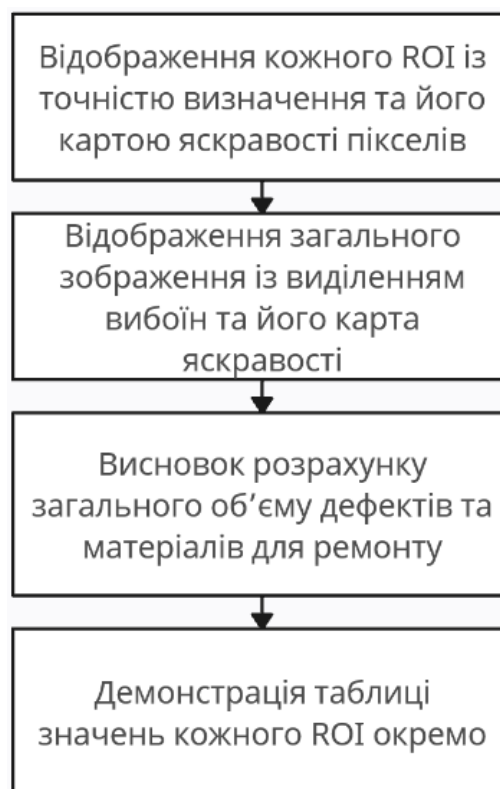


Рисунок 3.15 – Порядок візуалізації результатів

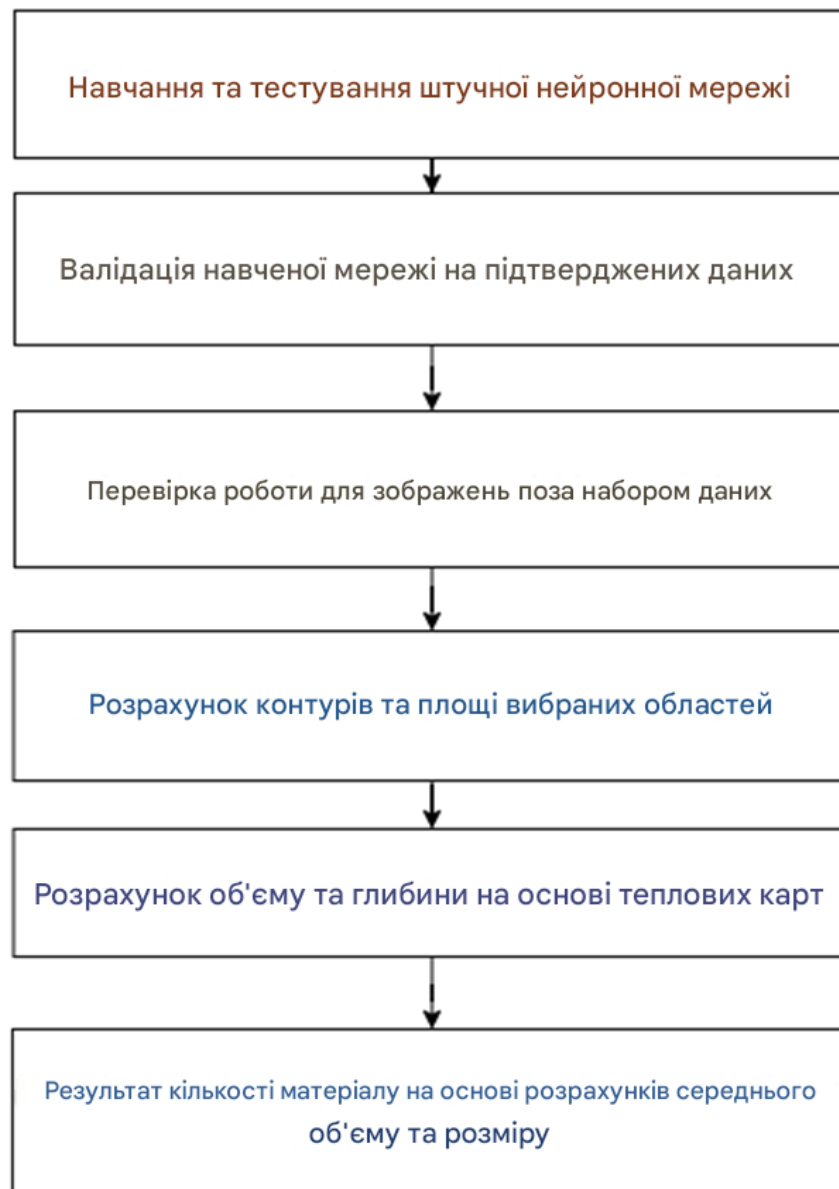


Рисунок 3.16 – Загальний алгоритм роботи інформаційної системи

### 3.3 Визначення технологій реалізації системи оцінювання дефектів дорожнього покриття

Проектування інформаційної системи для оцінювання дефектів дорожнього покриття потребує ретельного вибору технологій, які забезпечують надійність, точність, продуктивність та можливість масштабування. Оскільки основою функціонування системи є обробка зображень та використання методів глибинного навчання, технологічний стек має включати як інструменти комп'ютерного зору, так і спеціалізовані бібліотеки машинного навчання. Ключовими критеріями

вибору є швидкість обробки вхідних даних, здатність інтегруватися з різними джерелами візуальної інформації, підтримка апаратного прискорення та сумісність із сучасними форматами даних. Також важливо враховувати особливості експлуатації системи у реальних умовах – різноманіття типів доріг, мінливість погодних умов, потребу в ефективній роботі на низькоресурсних пристроях або в хмарних середовищах. У цьому контексті вибір технологій визначає не лише функціональні можливості системи, а й рівень її надійності та довготривалу ефективність.

Середовище у якому буде виконуватись вся технічна робота – Google Colab. Вибір ґрунтується на факторах мови програмування, специфіки середовища, зручності та досвіду роботи із ПЗ. Перш за все, перевага у тому що середовище надає безкоштовні потужності для навчання ШНМ, а саме до GPU та TPU використовуючи лише браузер, без необхідності додатковий налаштувань із сторони користувача чи встановлення додаткового забезпечення на локальний комп'ютер. Це важливо для швидкі обробки великих наборів зображень, тренування моделей для розпізнавання та можливості проведення тестування в хмарному середовищі у випадку, якщо технічний засіб оператора інформаційної системи не має достатніх потужностей. Компактне використання Jupyter Notebook у хмарному середовищі зручно використовуються не лише досвідченими користувачами, але й пересічними людьми, які легко можуть виконувати функції системи, якщо вказана інструкція і відповідно не вимагає скачування додаткових файлів чи вимог у технічній освіті.

Уникаючи необхідності встановлення додатковий дистрибутивів, драйверів чи ПЗ під мови програмування, достатньо мати всього лише профіль у Google. Поза цим, середовище дуже просто дозволяє працювати із бібліотеками Python, багато із яких уже готові до роботи без додаткових встановлень, а решта швидко та просто під'єднуються при необхідності декількома рядками коду. Особливість мови програмування та бібліотек дозволяють гнучко та ефективно опрацьовувати цифрові дані через OpenCV, PyTorch, NumPy та інші бібліотеки, які мають широкий

спектр функцій для роботи із реальними завданнями виявлення на зображенні конкретного дефекту, а саме вибоїн на дорожньому полотні.

Простота в реалізації масштабування та розширення системи, введення нового функціоналу. Структура системи дозволяє оперувати робочими змінами в різних ділянках коду, що створює можливість декомпозиційного розширення, що означає незалежність певних елементів системи. Наприклад, обробка зображень може відбуватись незалежно від виявлення на зображеннях ділянок пошкоджень, фільтрація при необхідності забезпечується в іншому функціональному модулі. Те ж саме стосується побудови графіків, лістингу імпортів, створення та навчання моделі тощо.

Інтегрування функціоналу Google дозволяє не лише забути за використання локального сховища, але й спільно працювати при необхідності кооперації над одним кодом, легко демонструвати функціонал та впроваджувати зміни. Збереження та доступ до диску й можливість редагувати, перезберігати файли та створювати нові, без прямої необхідності користувача впливати на процес створення, якщо такий функціонал є у коді. Середовище створює можливість автоматизації всіх елементів системи, а також дає можливість при необхідності також створити власну БД на основі SQLite. Що власне і забезпечує головну перевагу, якою і є саме розуміння хмарного середовища, що не прив'язує користувача до конкретного девайсу і дозволяє працювати віддалено.

Основною технологією, що використовується для виявлення дефектів, є модель YOLOv8, яка представляє сучасний підхід до задач обробки зображень у режимі реального часу. Вибір цієї моделі є обґрунтованим, оскільки YOLOv8 поєднує високу швидкість роботи з достатньою точністю для завдань локалізації дефектів. На відміну від інших нейронних архітектур, які потребують великих обчислювальних ресурсів або забезпечують менш точне визначення меж об'єктів, YOLOv8 оптимізована для швидкої обробки, що є критичним у випадках, коли система має аналізувати десятки чи сотні зображень за короткий проміжок часу. Додатковою перевагою є підтримка попередньо навченої моделі, яку можна донавчати на спеціалізованому датасеті дорожніх дефектів. Це дозволяє адаптувати

її до конкретних умов, наприклад, до ґрунтових доріг, лісових покриттів або інфраструктурних об'єктів, що мають специфічні типи пошкоджень. Таким чином, YOLOv8 забезпечує гнучкість і масштабованість, необхідну для побудови практичної системи.

Однак одного лише виявлення об'єктів недостатньо для формування повної картини стану дороги, тому система потребує додаткових інструментів комп'ютерного зору для точного визначення реальних меж дефектів. У цьому контексті використання бібліотеки OpenCV є найбільш доцільним рішенням. OpenCV забезпечує широкий набір інструментів для обробки зображень, порогову сегментацію, згладжування шумів, аналіз контурів, морфологічні операції, корекцію освітлення та зміну масштабування. Перевагою цієї бібліотеки є її висока продуктивність, багатоплатформність та сумісність із Python. Крім того, OpenCV дозволяє виконувати точний геометричний аналіз дефектів, визначати площу, форму та структуру вибоїн, що є ключовим етапом перед обчисленням об'єму дефекту. Поєднання OpenCV і YOLOv8 дозволяє створити систему, яка здатна не лише виявляти пошкодження, але й точно моделювати їх у тривимірному наближенні на основі аналізу двовимірного зображення.

Для організації і зручного формування датасетів було обрано платформу Roboflow, яка надає інструментарій для розмітки, попередньої обробки та аугментації зображень. Робота із датасетами є невід'ємною частиною побудови глибокої моделі, і Roboflow спрощує цей процес за допомогою автоматичних інструментів масштабування, нормалізації та перетворення зображень у формати, сумісні з YOLOv8. Платформа також забезпечує можливість централізованого управління версіями DS, що є важливим при повторному навчанні моделі або при порівнянні різних етапів підготовки даних. Крім того, Roboflow дозволяє швидко завантажувати готові набори зображень, що прискорює процес розробки системи та дає змогу уникнути ручного створення великої кількості навчальних прикладів.

Як програмну платформу для реалізації прототипу системи обрано Python, оскільки він має велике співтовариство розробників, високу інтегрованість з бібліотеками машинного навчання та комп'ютерного зору, а також простоту та

читабельність коду. Вагомою перевагою також є досвід роботи, оскільки на цій мові програмування було сфокусовано найбільше уваги під час підготовки та аналізу досліджень для створення інформаційної системи. Порівняння мов програмування з перевагами та недоліками для обробки зображень у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Порівняння мов програмування для обробки зображень

Мова програмування	Переваги	Недоліки
Python	Величезний функціонал для CV та ШНМ, простота синтаксису та вивчення для розуміння, багато моделей для навчання	Повільніший процес ніж у деяких мов програмування, не продуктивний та не підходить для low-level систем
C++	Висока продуктивність, база написання OpenCV, хороша функціональність для real-time систем	Досить складний синтаксис мови, затратність на розробку систем висока, складність в інструментах, які використовуються
Java	Стабільна і надійна мова програмування, часто використовується для великих проєктів, зручна у масштабуванні	Мало бібліотек та функціоналу для комп'ютерного зору, менше бібліотек для ШНМ відносно конкурентів

Кінець таблиці 3.1

MATLAB	Потужна база обробки зображень та використання вбудованих функцій та формульної обробки	Висока вартість використання, не підходить для користувачького використання через науковий напрямок
Rust	Висока швидкодія процесів обробки та новітні підходи до нижніх рівнів алгоритмів логіки	Слабко розвинуті бібліотеки через новизну мови, складність засвоєння та вивчення мови
Go	Проста й високопродуктивна мова для серверних застосунків	Малий функціонал для CV, мало фреймворків для виконання функціоналу затребуваної системи

Python підтримує фреймворки PyTorch і TensorFlow, але у даному проєкті використовується саме PyTorch, оскільки модель YOLOv8 базується на цьому фреймворку. Перевагою PyTorch є зручність у навчанні моделей, швидкість виконання на GPU та можливість ефективно використовувати апаратні прискорювачі. Це дозволяє реалізувати систему, яка здатна працювати як у хмарних середовищах з GPU/Tensor Processing Units, так і на локальних робочих станціях. Python дозволяє швидко підключати та просто додавати функціонал, такий як створення моделей, графічного відображення, завантаження GPU тощо, коли у аналогів потрібно більш детального коду. Ця мова програмування гнучка та легко адаптується до змін робочого функціоналу та нових модулів. Величезний спектр бібліотек та безкоштовних моделей для досліджень та вивчення обробки зображень для різних рішень, що дозволяє пришвидшити розробку і уникнути написання

низькорівневої логіки, яка не містить наукової новизни, але займає багато часу не лише написання, але й в результаті виконання самого коду системи.

Важливою складовою проєкту є також вибір середовища виконання. Для навчання та тестування модель запускала на платформі Google Colab, що забезпечує можливість використання GPU Tesla T4 або TPU v5e. Це дозволяє працювати з великими DS та проводити навчання моделі в розумні терміни без необхідності купувати дороге обладнання. Велика перевага Google Colab – можливість швидкого експериментування, тестування різних конфігурацій параметрів та повторного навчання моделі.

Сукупність вибраних технологій формує оптимальне рішення для практичної реалізації системи оцінювання дефектів дорожнього покриття. YOLOv8 забезпечує швидке й точне виявлення об'єктів, OpenCV чудова бібліотека, яка виконує деталізацію контурів і геометричний аналіз, Roboflow безпосередньо надійний у якісній роботі з датасетами, Python – гнучкість і універсальність, а Google Colab надає безкоштовні та продуктивні обчислювальні ресурси для навчання моделі, хмарне середовище, гнучкість. Усе це дозволяє створити комплексну систему, яка може бути легко адаптована для моніторингу будь-яких типів доріг, масштабована під різні умови експлуатації та інтегрована у більші інфраструктурні рішення.

### 3.4 Метод оцінки затрат ресурсів на утримання прикордонних доріг

Утримання прикордонних автомобільних доріг є важливою складовою забезпечення безперебійної діяльності підрозділів охорони державного кордону, стабільності логістики та доступності інфраструктури. Згідно з Законом України «Про автомобільні дороги», такі дороги належать до відомчих і включають земляне полотно, проїзну частину, водовідвідні споруди та елементи організації дорожнього руху. Методичну основу для оцінки їх технічного стану та планування ремонтних робіт можна формувати за аналогією до нормативних документів Міністерства оборони України, що регламентують правила утримання військових автомобільних доріг. Це дозволяє застосувати сталий підхід до розрахунку

ресурсів, необхідних для виконання поточного необхідного ремонту вибоїн, який є найбільш поширеним видом робіт на прикордонних дорогах.

Основою розрахунку є визначення загального об'єму дефектів дорожнього покриття, що може бути встановлено як традиційними польовими вимірюваннями, так і автоматизованими методами на основі комп'ютерного зору. Цей об'єм прирівнюється до об'єму сипкого матеріалу, необхідного для ліквідації дефектів. Далі здійснюється вибір матеріалу, визначення його стану та насипної густини відповідно до загальновідомих даних. Вибір транспортного засобу для перевезення та навантажувача базується на їх об'ємах кузова, вантажопідйомності, витраті палива та продуктивності. Це забезпечує можливість розрахувати допустимий об'єм вантажу за одним рейсом, кількість рейсів, витрати палива на транспортування, а також витрати палива навантажувача на завантаження матеріалу.

Після визначення логістичних параметрів обчислюються витрати палива та матеріалів. Враховується вартість дизельного палива або бензину залежно від типу техніки, а також вартість сипкого матеріалу на заданому об'ємі. Загальна вартість утримання формується як сума витрат на паливо, матеріали та додаткових експлуатаційних витрат. У випадку виконання робіт сторонніми підрядними організаціями методика може бути доповнена обліком накладних витрат, оплати праці, амортизації, логістики та податкових нарахувань.

Реалізація даної методики в програмному середовищі Excel дозволяє автоматизувати розрахунки, забезпечити оперативне корегування показників та проводити аналіз декількох сценаріїв утримання дороги. Excel використовується не лише як інструмент обчислень, але й як аналітична платформа, що дозволяє формувати зведені таблиці, графіки та діаграми, забезпечуючи прозоре й обґрунтоване планування ресурсів.

Узагальнюючи, розроблений метод у програмному середовищі Excel дозволяє здійснити точну оцінку матеріальних та паливних ресурсів, необхідних для ліквідації дефектів прикордонних доріг, а також підвищує ефективність бюджетного планування та управління технічним утриманням дорожньої

інфраструктури. Був розглянутий як прикладний варіант коректного розрахунку та можливості подальшої імплементації в робочий код програми, як можливість майбутнього вдосконалення, а також як існуючий автоматичний метод розрахунку на основі числових даних.

### 3.5 Висновки до розділу

В результаті роботи опрацьовано механізми отримання матеріалів зображень, та загалом способу фотофіксації ділянки. Розмежовано обов'язки впливу людини оператора, яка визначає рівні фільтрації елементів, а також є відповідальною за маркований набір даних, який буде використовуватись для навчання мережі.

Описано загальну структуру інформаційної системи, важливість послідовного виконання кожного блоку. Забезпечення стабільності та функціональності, гнучкості та декомпозиції блоків системи. Описаний кожен елемент, його процеси та вплив на загальний процес обробки зображень.

Розглянуто інструменти програмної реалізації, комбінація яких підходить для реалізації інформаційної системи. Оголошено основну бібліотеку використання, середовище та мову програмування. Аргументовано вибір програмних застосунків, їх взаємодію із обробкою зображень та сильні сторони.

Проаналізувано існуючий метод обрахунку витратних матеріалів розроблений ДПСУ, із загальним розумінням шляхів обрахунку, без демонстрації конкретних значень, з метою конфіденційності інформації та фінансових значень, матеріалів і логістики.

Загально було описано весь каркас та функціонал системи, рішення для її втілення в цифровому застосунку хмарної платформи GoogleColab, сформовано схематичну демонстрацію її елементів та функцій. Така система є гнучким засобом для інтеграції у підприємства, особливо інфраструктурні.

## **4 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ ОЦІНЮВАННЯ РОЗМІРУ ДЕФЕКТІВ ДОРОЖНЬОГО ПОКРИТТЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ РЕЗУЛЬТАТИ**

### **4.1 Розширений опис і структура інформаційної системи оцінювання дефектів**

Інформаційна система оцінювання дефектів дорожнього покриття, розроблена в межах цієї роботи, є багаторівневим програмно-аналітичним комплексом, який забезпечує повний цикл автоматизованої обробки візуальної інформації – від завантаження зображення до формування кількісної оцінки необхідних матеріальних ресурсів для ремонтно-відновлювальних робіт. Її архітектура сформована на основі принципів модульності, функціональної автономності та ієрархічної взаємодії блоків, що дозволяє адаптувати систему під різні умови зйомки, масштабування та типи дорожнього полотна.

У базисі системи лежить модуль збору вхідних даних, який відповідає за прийом зображень з різних джерел: файлів, камер мобільних пристроїв, відеореєстраторів транспортних засобів або потокових камер на автомобілях інженерно-технічних підрозділів. Цей модуль виконує первинну підготовку матеріалу, включно з нормалізацією освітлення, фільтрацією шумів, корекцією контрастності та конвертацією у зручні для аналізу формати. Застосування бібліотеки OpenCV забезпечує точність попередньої обробки, що є критично важливим для подальших кроків детекції.

Ключову роль у системі відіграє модуль детекції дефектів, побудований на базі неймережевої архітектури YOLOv8. Модель завантажена та використовується через високорівневий інтерфейс бібліотеки ultralytics, що дозволяє виконувати детекцію у реальному часі. YOLO формує bounding-box області ROI, у межах яких передбачається наявність дефектів pothole. На основі цих координат система виокремлює відповідні підзони зображення для подальшої глибокої обробки.

Третім функціональним блоком є модуль аналізу геометрії та оцінки об'єму дефектів. Він реалізує методи контурної сегментації, побудови маски реального контуру та аналізу перепаду яскравості, який інтерпретується як аналог зміни глибини. Використання адаптивної сегментації, алгоритму Отсу, фільтрації малих контурів та локальної нормалізації дозволяє побудувати точну форму вибоїни, а не лише прямокутну область, яку отримано з YOLO. Відповідно, геометричний об'єм розраховується як інтеграл локальної глибини по площі маски, що мінімізує похибку визначення дефекту, цикл зображено на рисунку 4.1.

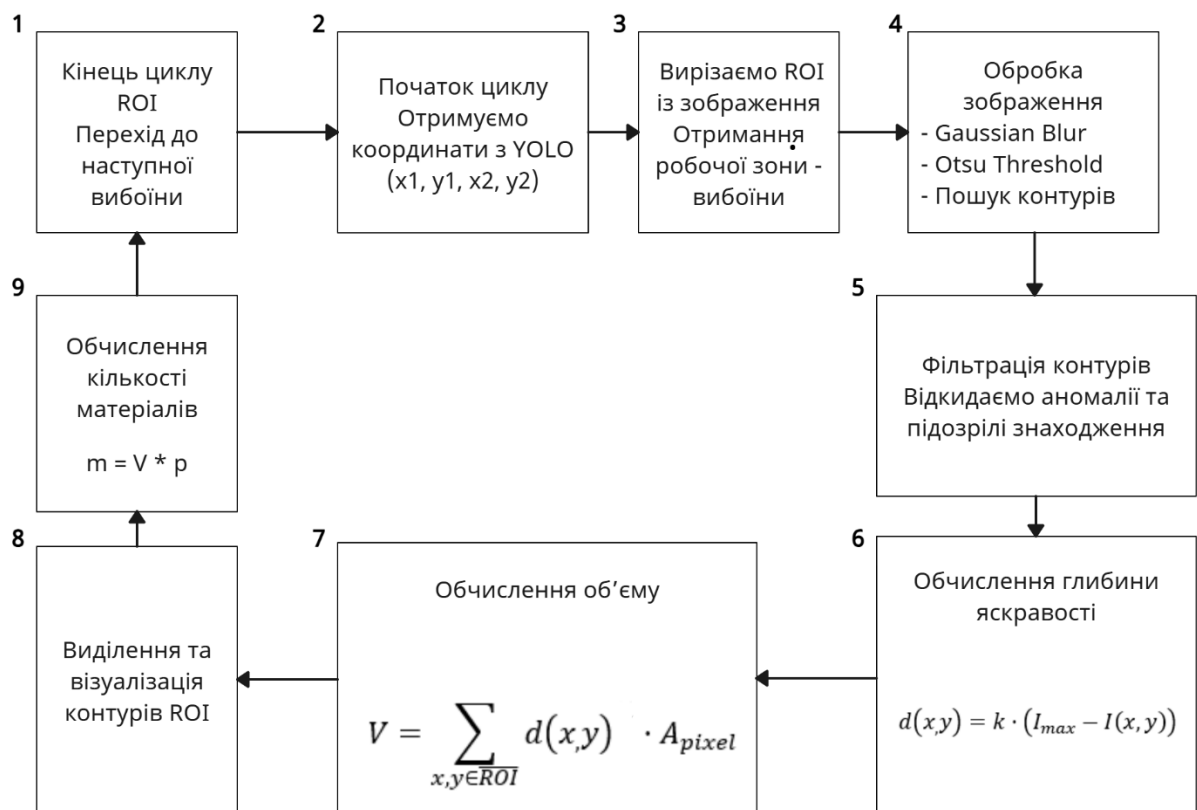


Рисунок 4.1 – Цикл розрахунку значень для ROI

Завершальним компонентом є аналітичний модуль розрахунків ремонтних матеріалів, який використовує таблиці густин сипучих матеріалів та перетворює об'єм дефектів у кількісну оцінку необхідної маси гравію, щебню або інших засипних сумішей при необхідності зміни матеріалу чи розрахунку. Додатково система формує звіти, графічні візуалізації, кольорові карти та таблиці даних, що

забезпечує зручність використання системи персоналом дорожніх служб. Схема роботи зображена на рисунку 4.2.

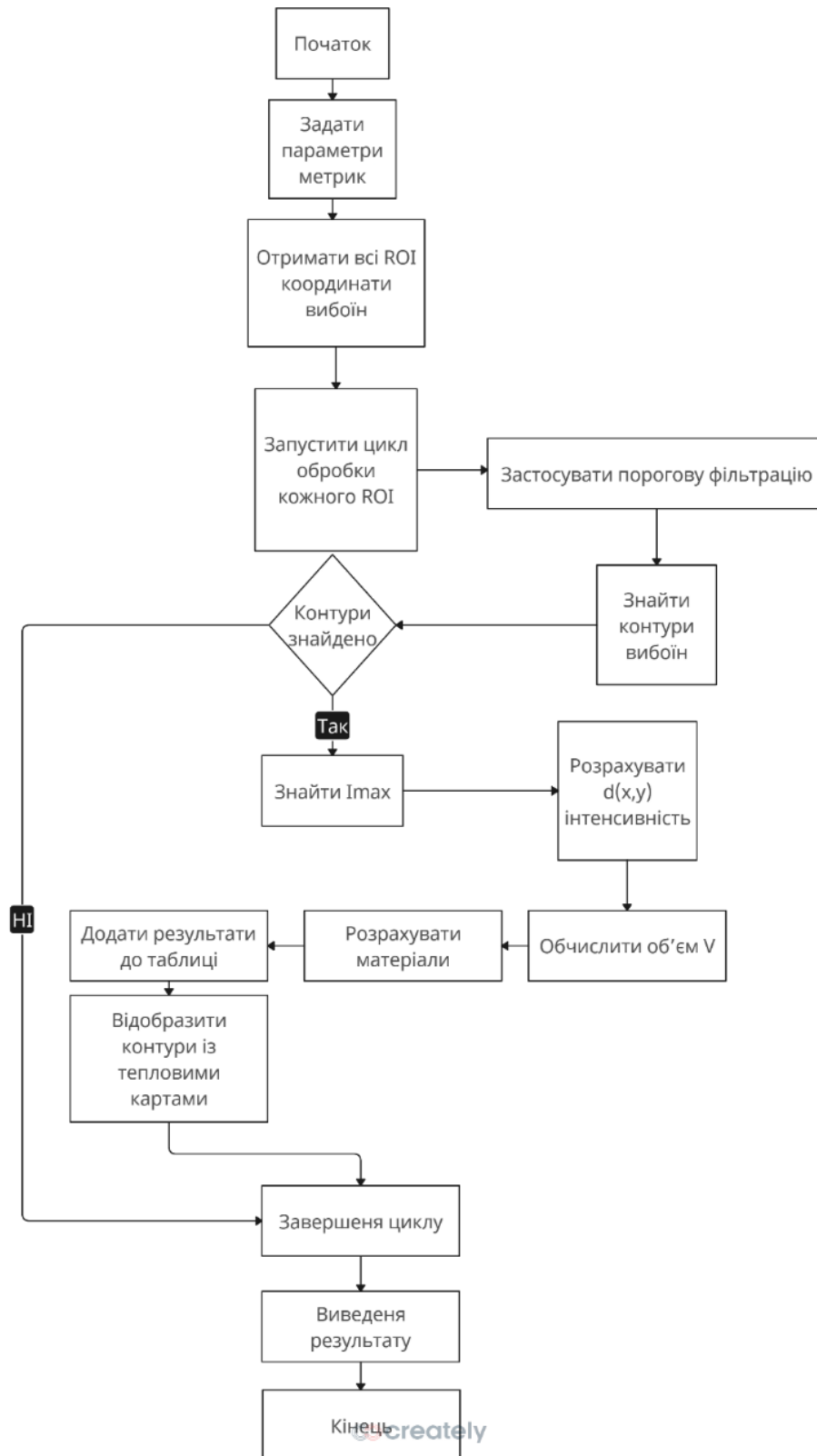


Рисунок 4.2 – Загальна схема роботи обчислювального модуля

Таким чином, структура системи поєднує у собі концепції комп'ютерного зору, нейронних мереж і аналітичних алгоритмів, утворюючи завершене рішення для автоматичної оцінки стану дорожнього покриття.

#### 4.2 Можливості реалізації системи аналізу стану доріг з використанням розробленого методу

Запропонована система аналізу стану доріг забезпечує широкий спектр функціональних можливостей, який виходить далеко за межі традиційних підходів до оцінки дефектів дорожнього покриття. Її ключовою перевагою є здатність працювати в умовах обмежених візуальних даних, непередбачуваних погодних умов та різної якості відеосигналу, що робить її придатною для прикордонних, лісових, польових та технологічних доріг.

Однією з найважливіших функцій системи є автоматична детекція дефектів без участі людини. Завдяки застосуванню YOLOv8 система може розпізнавати вибоїни різних розмірів, форм і структур, навіть якщо вони частково перекриті тінями, залишками рослинності або забрудненнями. На відміну від класичних алгоритмів комп'ютерного зору, які залежать від жорстких правил порогової сегментації, модель глибокого навчання здатна інтерпретувати контекст дорожнього полотна та адаптуватися до змін у текстурі.

Інформаційна система підтримує також динамічний аналіз множинних дефектів, аналізуючи кожен дефект незалежно. Для кожної вибоїни формується власний набір параметрів, серед них площа, глибина, об'єм, маса необхідних матеріалів. Це дозволяє отримувати не лише загальну оцінку стану дороги, а й деталізовану інформацію для кожної ділянки, що значно підвищує точність планування ремонтних робіт.

Суттєвою перевагою системи є можливість регулювання параметрів моделі користувачем, зокрема коефіцієнтів масштабування та глибинної інтерпретації. Такий підхід забезпечує універсальність системи – вона може бути

переналаштована для різних типів камер, висоти встановлення відеореєстратора та дорожнього середовища, ґрунтових, ґрунто-ґравійних, рокадних, польових доріг.

Система також підтримує багаторівневу візуалізацію:

- контури дефектів у високій точності;
- локальні теплові мапи глибини;
- глобальні карти пошкоджень на зображенні;
- графічні звіти та таблиці, які можна експортувати для подальшої роботи.

Система має задатки для успішної інтеграції з іншими інструментами, геоінформаційними системами, системами диспетчеризації транспортної техніки, платформами комунальної звітності.

Це робить її універсальним інструментом для інфраструктурних служб, міських департаментів, аграрних підприємств, прикордонних частин або підрозділів, які відповідають за утримання доріг у важкодоступних регіонах. Завдяки можливості локального або хмарного розгортання система може застосовуватися як у невеликих населених пунктах, так і на рівні державних або відомчих структур.

Окрім зазначеного функціоналу, що опирається виключно на моделі навчання, що виявляє дефекти саме на дорожньому полотні, варто зазначити, що цінність системи полягає у розвитку методі саме оцінки приблизних об'ємів на зображеннях, що при відповідних підходах, та модельних змінах дозволяє використовувати систему для подолання таких проблем як контроль розмірів пошкоджень під час зсувів земної породи, рисунок 4.3, що є важливою темою у багатьох країнах.

Застосунок, який дозволить швидко проаналізувати масштаби зсуву, потенційно небезпечні ділянки та розрахує об'єми матеріалів для відновлення суттєво зменшить затрати на ремонт.

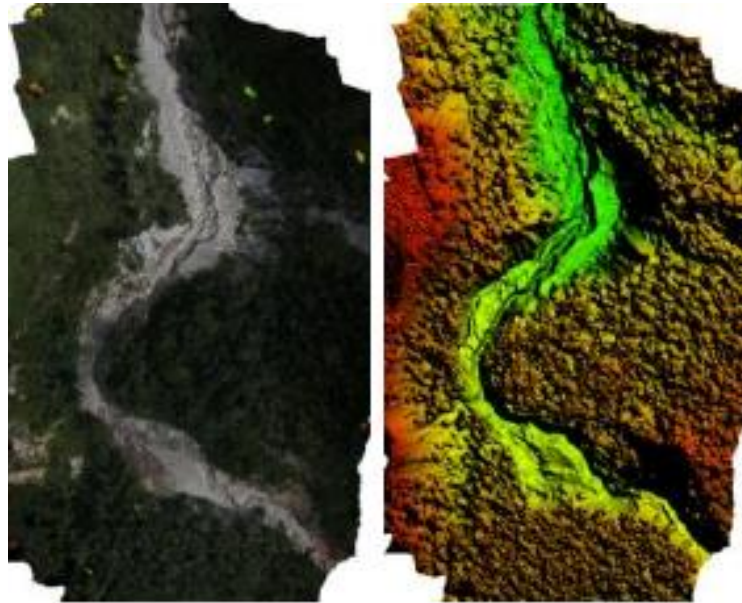


Рисунок 4.3 – Ділянка зсуву породи [90]

Також із зменшенням скінчуваних природних надр, виникла проблема контролю видобутку незаконним шляхом, а саме розроблення ділянок для неконтрольованного видобування каміння, гравію, піску, глини тощо. Через такі дії страждає природня екосистема, таким чином коректно налаштована система може розпізнавати, що виходить за допустимі природні межі утворень, та виявляти і оцінювати потенційно нелегальні зони видобутку, рисунок 4.4.

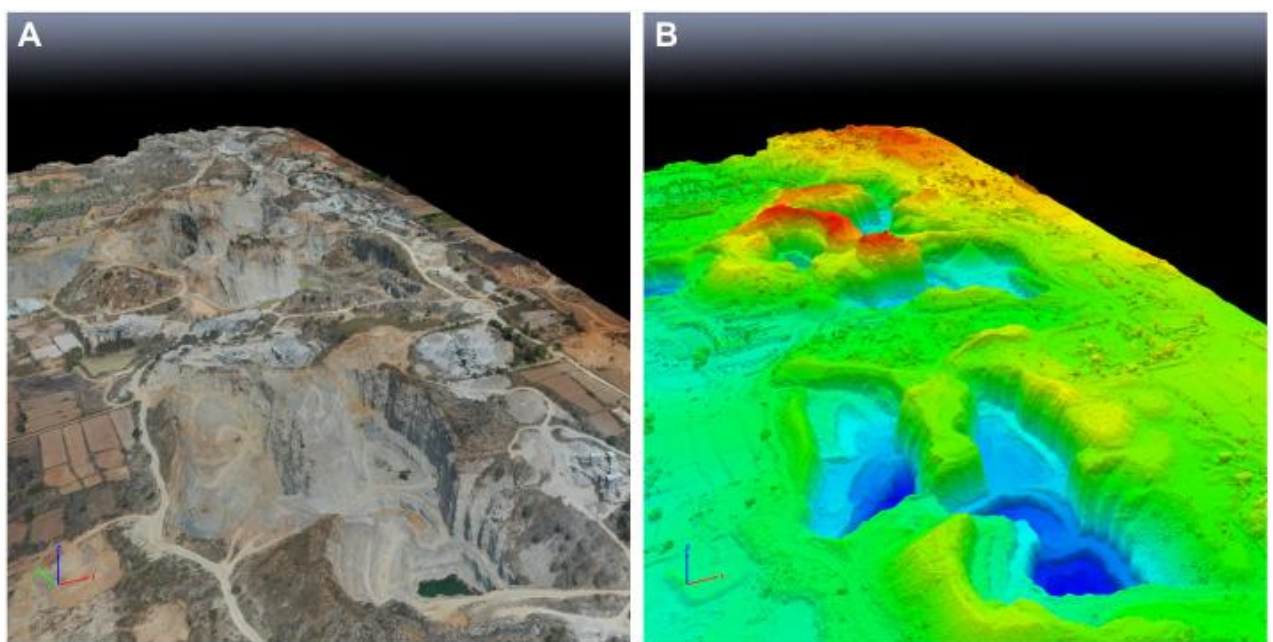


Рисунок 4.4 – Приклад 3D візуалізації дослідження стану кар'єрів [91]

У дослідженні зосередилися на створенні та вдосконаленні методів автоматичного моніторингу гранітних кар'єрів за допомогою супутникових знімків та алгоритмів глибокого навчання. Основна мета роботи полягала у визначенні меж кар'єрів, оцінюванні їхнього просторового розширення та аналізі динаміки видобутку матеріалу протягом певного періоду. Для цього використовувались багатоспектральні супутникові дані високої роздільної здатності, що дозволило моделювати фізичні характеристики поверхні, відрізняти оголені гірські породи від рослинності, ґрунтових мас та техногенних нашарувань. Розробники застосовували методи глибоких згорткових нейронних мереж, частково сегментаційні моделі, які навчаються на прикладах анотованих кар'єрних зон та здатні автоматично виявляти зміни контурів видобутку.

Другим важливим напрямом дослідження було оцінювання обсягів видобутку матеріалу на основі аналізу змін рельєфу та структури території кар'єру. Обробляючи часові ряди супутникових знімків, система визначала не лише геометричні розміри кар'єрів, а й прогнози тенденції їхнього розширення. Застосування глибинного навчання дозволило зменшити вплив шумів, сезонних змін та неоднорідності освітлення, що часто ускладнює класичну обробку зображень. У підсумку автори продемонстрували, що поєднання дистанційного зондування та глибинних моделей може забезпечити високоточний, сталий та економічно ефективний моніторинг гірничодобувної діяльності, що особливо актуально для боротьби з незаконним видобутком та для планування екологічних заходів. Але усе дослідження, хоч і дуже точне, але займає багато часу, ресурсів та вимагає потужних технологій, а тому створення подібного аналогу на основі фото-відео даних для швидкого реагування лише з одного набору фото із дрону дуже швидко б визначив, які ділянки варто дослідити детальніше, а які у відносно нормальному стані, що не несе шкоди для середовища, чи не потенційно незаконним чи деструкційним.

Завдяки розробленому власному підході, система може бути інтегрована у мобільні додатки, безпілотні комплекси, бортові комп'ютери службових автомобілів або стаціонарні аналітичні центри.

### 4.3 Експериментальна оцінка ефективності методу визначення розміру дефектів

Для оцінки надійності та ефективності розробленого методу було проведено експериментальне дослідження, спрямоване на визначення точності та стабільності обчислення параметрів дефектів під різними умовами. Під час експерименту застосовувалася тренувана модель YOLOv8, яка пройшла навчання на спеціалізованому наборі зображень, що містить різні типи вибоїн.

Першим етапом експериментальної перевірки було дослідження якості детекції на основі таких метрик, як точність, повнота та інтегральний показник точності mAP. Значення цих метрик, рисунки 4.5 – 4.9 вказують на достатньо високу якість розпізнавання, що свідчить про оптимальність підібраних гіперпараметрів моделі. Крім цього, модель показала стабільність роботи при тестуванні на зображеннях, що не входили у тренувальну вибірку, що демонструє її здатність до практичного застосування.

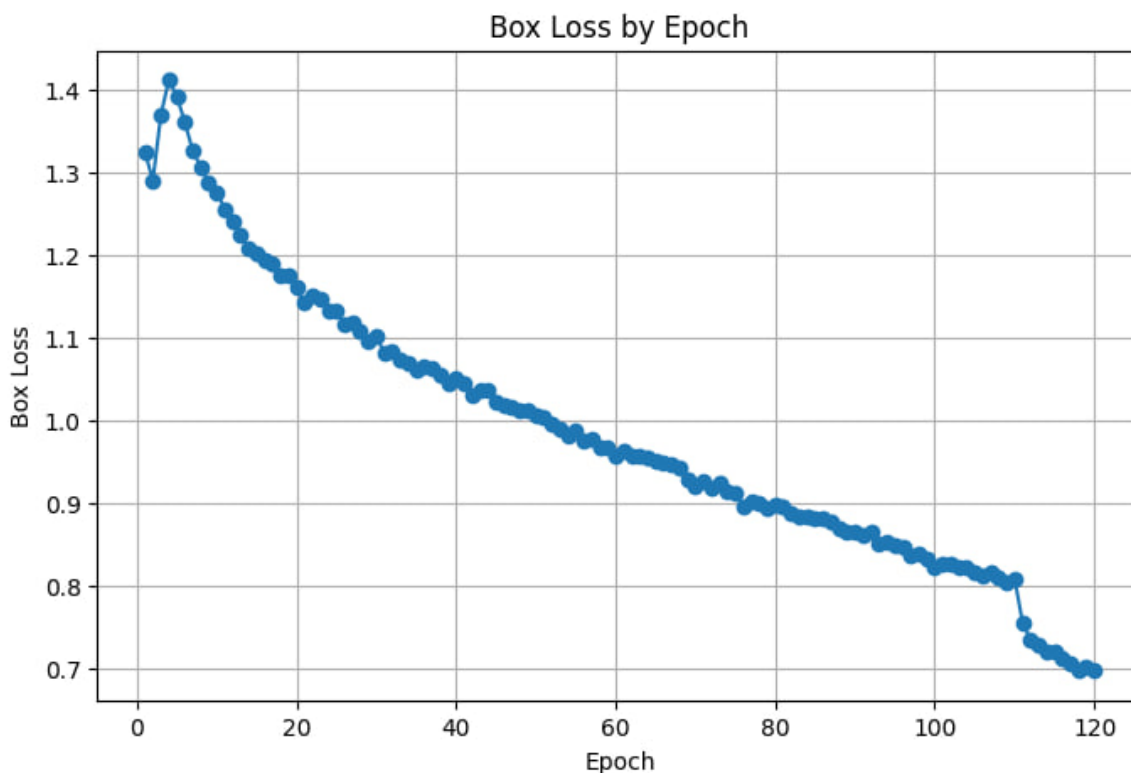


Рисунок 4.5 – Показники Box Loss на тренувальному наборі даних

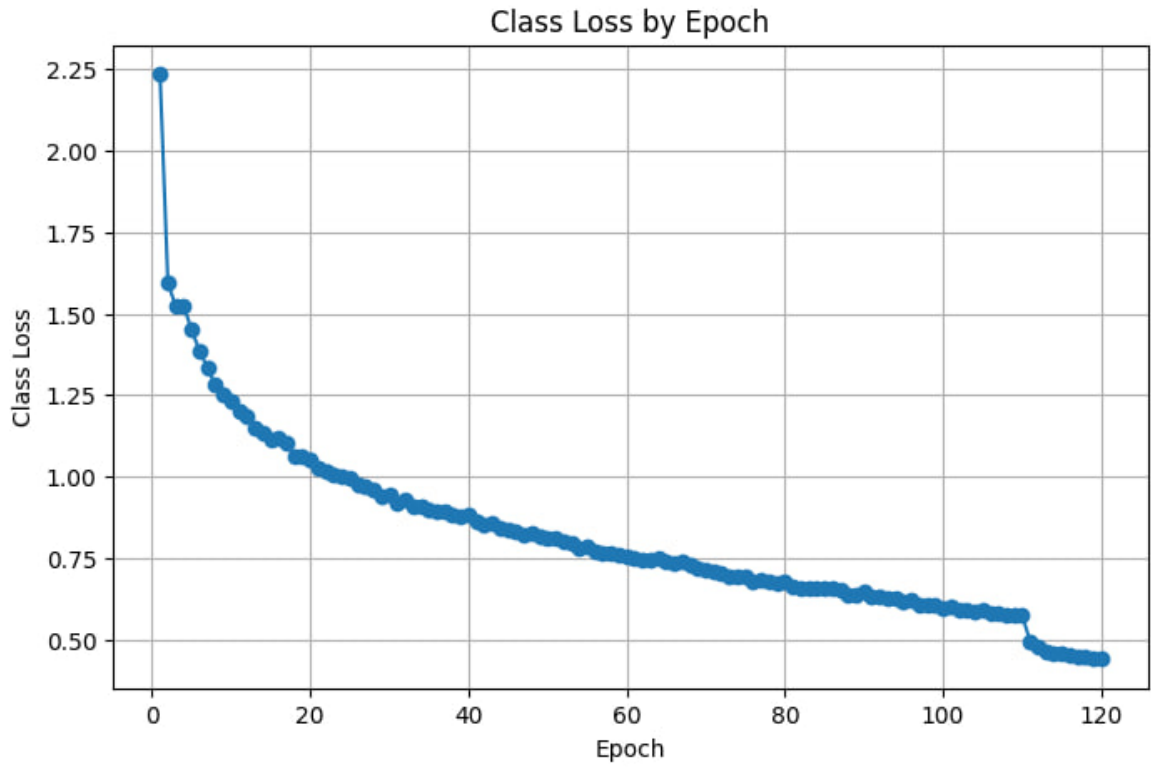


Рисунок 4.6 – Показники Class Loss на тренувальному наборі даних

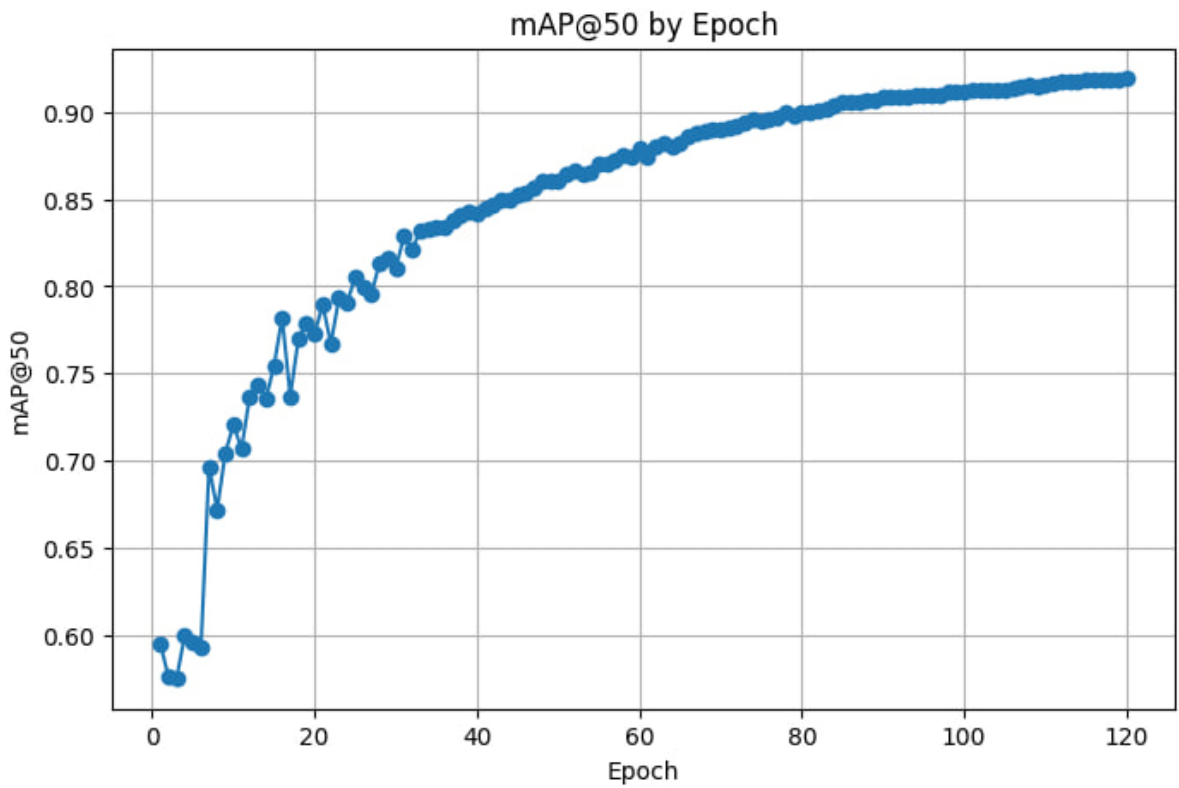


Рисунок 4.7 – Показники mAP50 на тестовому наборі даних

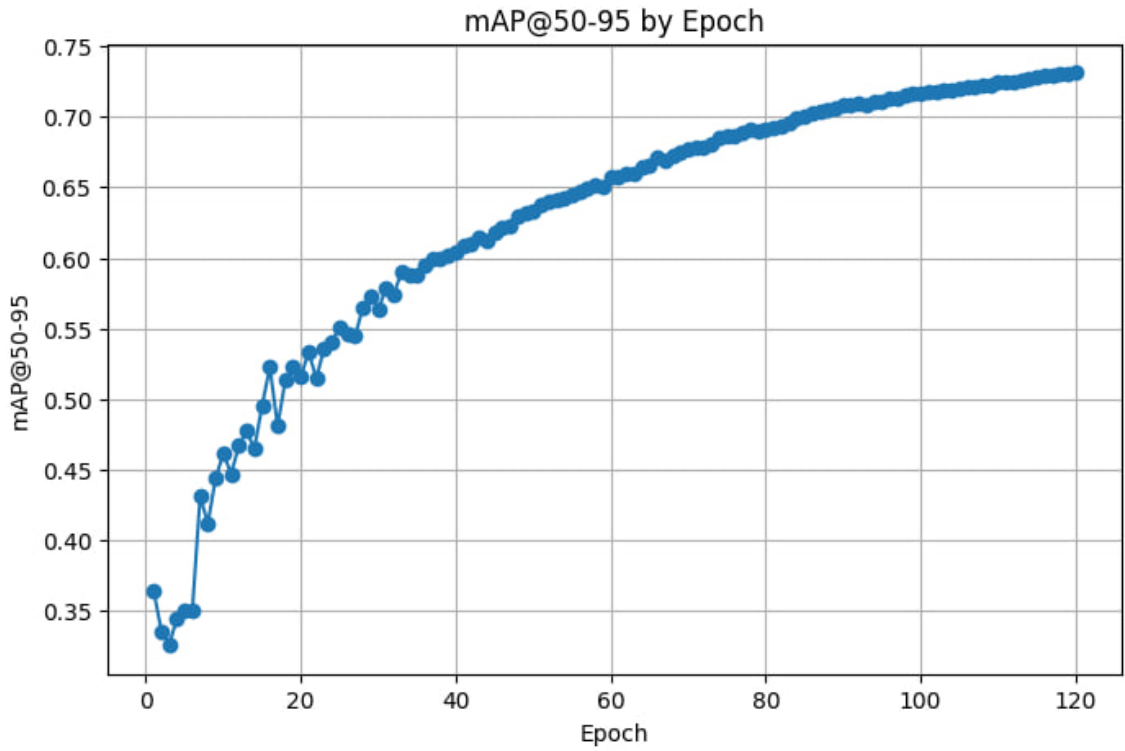


Рисунок 4.8 – Показники mAP50-95 на тестовому наборі даних

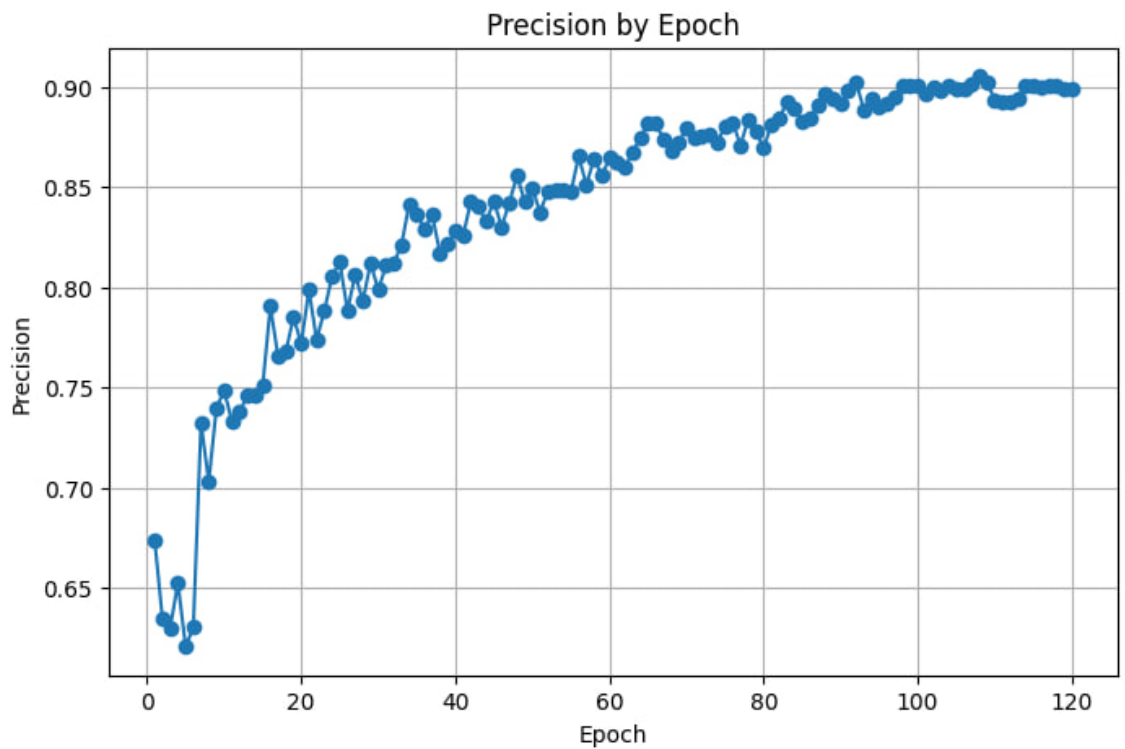


Рисунок 4.9 – Показники Precision на тестовому наборі даних

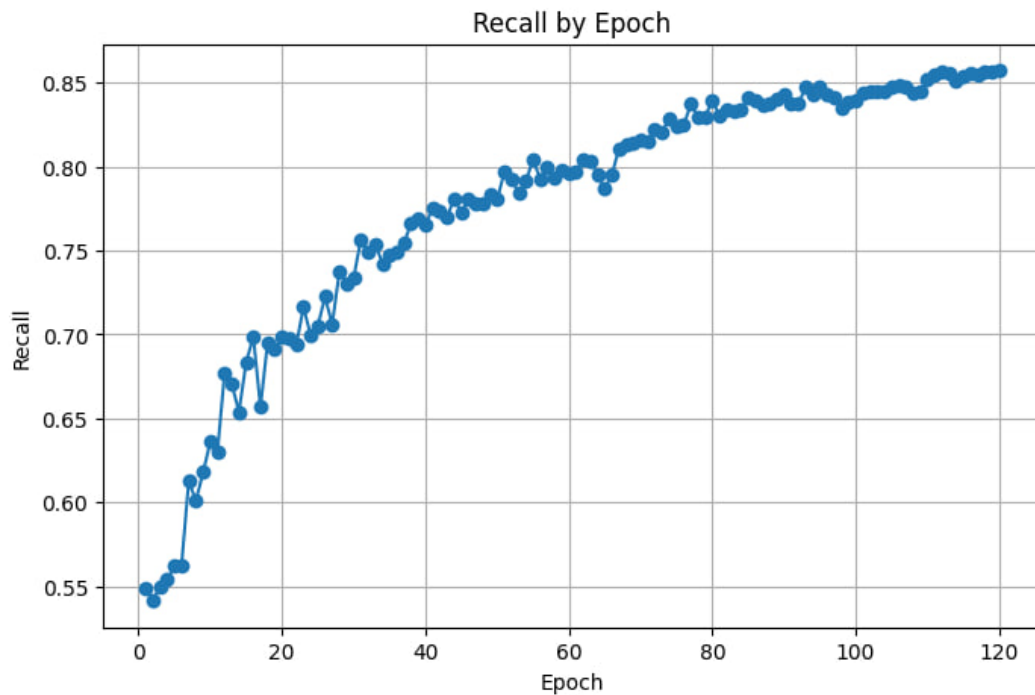


Рисунок 4.10 – Показники Recall на тестовому наборі даних

Щодо пояснення показників на графіках, тут можна побачити різні значення та тенденції на ріст та падіння, а отже тлумачення цих графічних даних буде наведене нижче:

- **Box Loss by Epoch** це показник по пройденим епохах, який показує наскільки точно модель визначає координати ROI, у випадку використання моделі YOLO використовується **Regression Loss**, що містить показники схожості між прямокутниками визначення координат. Можна засвідчити, що протягом навчання втрата визначення координат зменшувалась плавно і тренування майже дійшло до моменту “плато”, що означало б марність подальшого навчання, або відсутність зменшення втрат і пряму горизонтальну лінію. Можна зробити висновок, що це один із ключових факторів визначення ROI та її подальшої обробки у межах прямокутника координат.

- **Class Loss by Epoch** відповідає за відокремлення необхідного для системи класу знаходження, вибоїни в конкретному випадку, та вказує наскільки добре модель розрізняє шукані елементи від решти фону, оскільки значення теж плавно зменшувалося, це є свідченням того, що навчання було успішним, оскільки

чим менший Class Loss, тим краще модель розуміє, де дефект на дорожньому полотні, у випадку якби тенденція протягом графіка змін постійно коливалась – це б означало що модель не може визначити, що є вибоїна, а що ні.

- mAP50 – перший показник поділу навчання за точністю, який визначає, що коли подібність більше 0.5, то це може вважатись правильною детекцією, оскільки значення в цьому випадку зайшло до більше 0.9, це можна вважати позитивним результатом. Це перший показник, який вказує, що модель готова до польового використання.

- mAP50-95 – другий показник поділу навчання за точністю, який є більш суворішим і співставляє точне та загальне зіставлення рамок виділення, при отриманому значенні 0.731 є достатньо успішним, для розпізнавання коректно країв рамок визначення.

- Precision by Epoch – загальна точність усіх правильно знайдених вибоїн серед об'єктів системи, чим більша точність – тим більше правильних виявлень та спрацювань.

- Recall by Epoch – графік показує яку частину об'єктів виявлення модель змогла знайти, іншими словами це чутливість моделі. За даними навчання модель пропускає менше 15 відсотків дефектів, що вважається чудовим результатом тренування та підґрунтям для реалізації моделі.

Загальна точність по усім елементам була 0.899, що показує дуже хорошею результат навчання на більше 6 000 зображень та тестування. Такими значеннями можна допустити модель до польового експерименту. Отже фінальні значення наступні:

- Precision=0.899
- Recall=0.858
- mAP50=0.919
- mAP50-95=0.731

Наступним кроком було експериментальне визначення точності оцінки об'єму дефектів. Оскільки реальні польові вимірювання глибини часто є складними через нерівномірну структуру дорожнього покриття, у роботі було використано

метод аналізу перепадів яскравості. Цей підхід дозволив формувати карту глибини, яка адекватно відображала топографію дефектів.

Порівняння експериментальних даних із контрольними значеннями показало, що після корекції масштабних коефіцієнтів похибка не перевищувала 5-15 відсотків, що є прийнятним для оперативних оцінок.

Особливу увагу приділено аналізу стійкості алгоритму до зовнішніх впливів. Було встановлено, що зміна освітлення, поява тіней або часткове забруднення поверхні практично не впливають на точність визначення контурів, оскільки алгоритм використовує поєднання контурної сегментації та глибокого навчання.

Також це залежить від констант, які використовуються в системі, що мінімізують аномальні викиди при однорідній обробці, але й не є повністю незмінними, оскільки оператор перед роботою все ще може їх відкоригувати, відносно специфіки поставленого завдання.

Дослідження продемонструвало, що система коректно розділяє множинні дефекти, уникаючи їх об'єднання в одну область, що є важливим для розрахунку достатньо точних об'ємів.

Після обробки ШНМ зображення, на якому відбулося виявлення необхідних областей, починається процес розрахунків, накладаються маски, розділяються та розширюються для згладження контури, розпочинається цикл обробки яскравостей пікселів та побудова стовбців глибин, які в результаті будуть становити основу для розрахунку об'єму дефекту.

Після заповнення такими стовпцями всієї області ROI, система переходить до розрахунку об'ємів, спершу всіх окремо, додаючи результат у суму.

Демонстрація прикладу роботи системи на рисунках 4.11.1 – 4.16.

ROI 1 with Pothole Area  
Confidence: 0.90



Рисунок 4.11.1 – Перша область ROI

ROI 1 Depth Heatmap

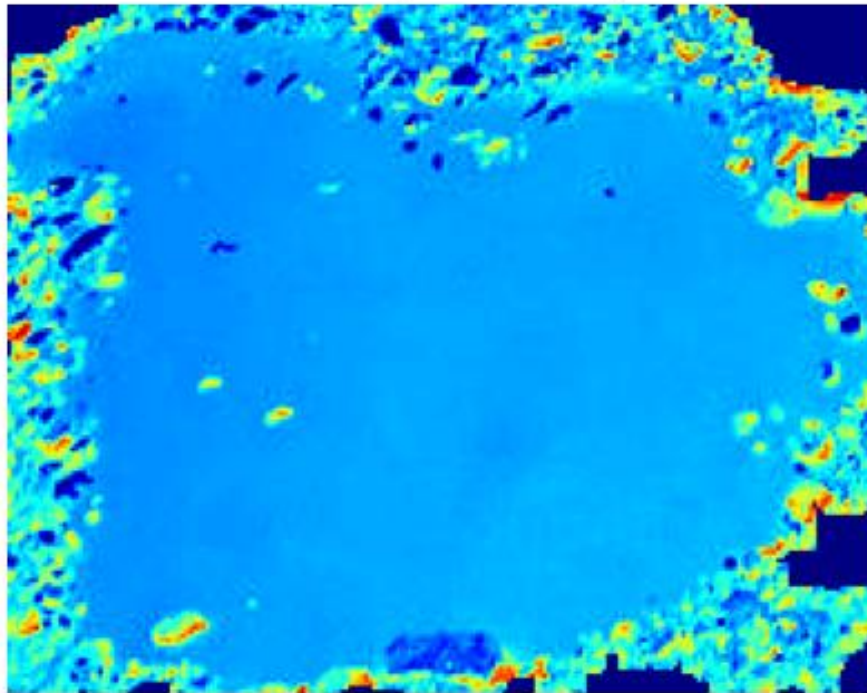


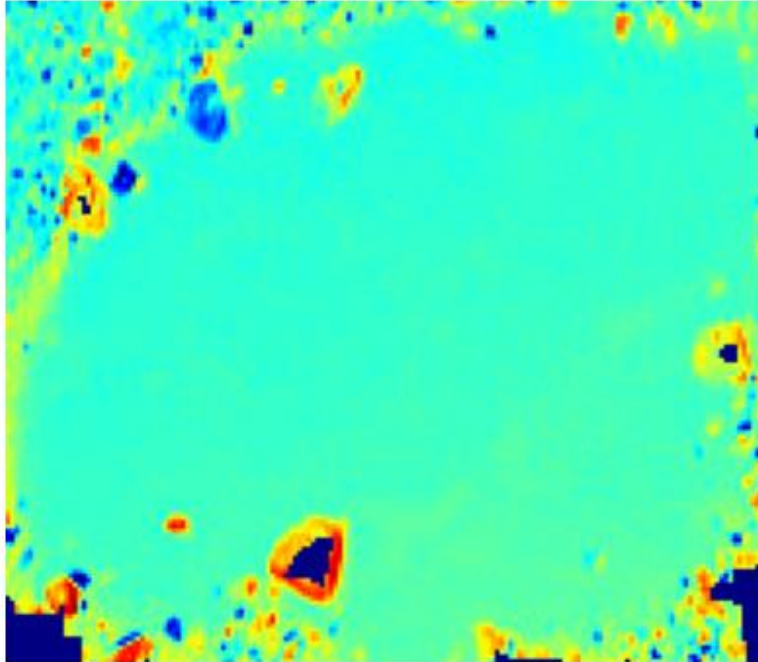
Рисунок 4.11.2 – Кольорова карта першої області ROI

ROI 2 with Pothole Area  
Confidence: 0.86



a)

ROI 2 Depth Heatmap



б)

Рисунок 4.12 – Друга область ROI та її кольорова карта



Рисунок 4.13 – Виявлення зон дефектів на загальному зображенні

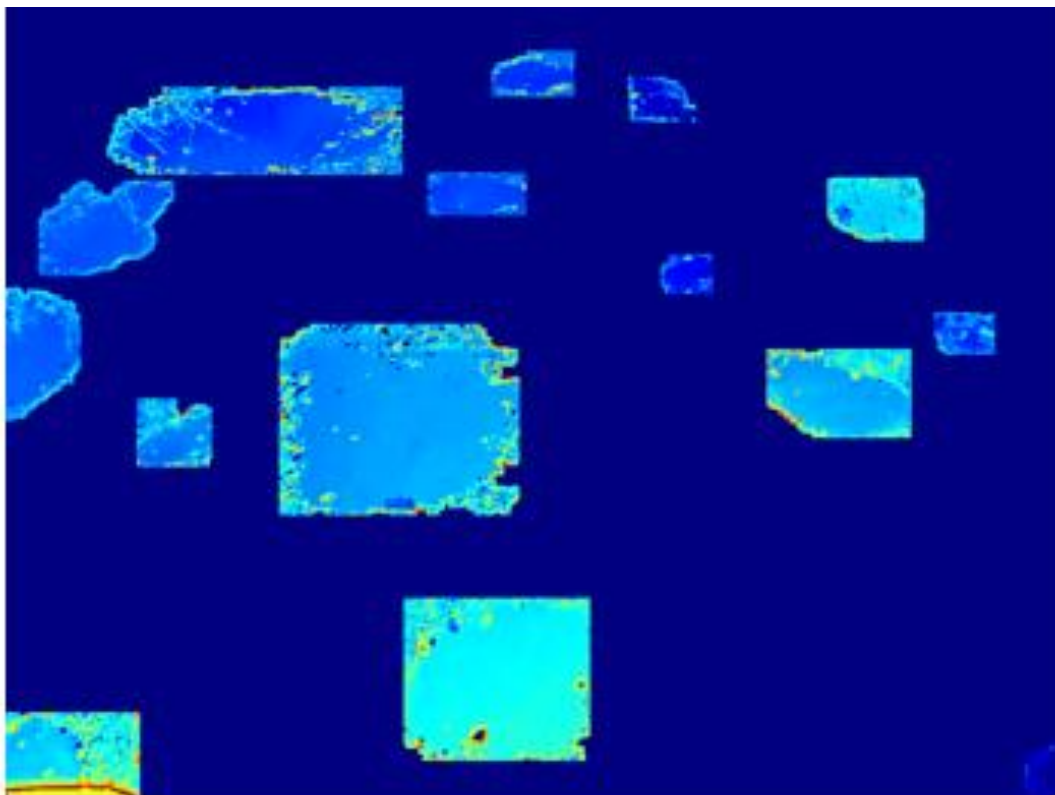


Рисунок 4.14 – Виявлення зон дефектів на загальному зображенні

Алгоритм для розрахунку пояснений у розділі 2.2, а також для обчислення ремонтних матеріалів застосовується формула 1.1, з чого отримуються вихідні дані, а саме отримується загальний об'єм вибоїн, загальна кількість гравію для ремонту та загальна кількість щебню для ремонту, саме у такому порядку і виводиться системою. Після чого модуль візуалізації демонструє таблицю конкретних значень по кожному окремому випадку і дозволяє оператору співставити результати точності вибоїни, її індексу та об'ємів, щоб затвердити рішення щодо використання даних наданих системою. Результат роботи відображається наступним чином:

1. Total pothole volume: 0.1441 m<sup>3</sup>
2. Total gravel needed: 244.89 kg
3. Total crushed stone needed: 230.48 kg

Per-ROI Material Estimates, відомості по кожному ROI у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Зведена таблиця розрахунку значень пошкоджень та ремонту

ROI	Volume_m3	Gravel_kg	Crushed_kg
1	0,036	61,115	57,520
2	0,031	52,997	49,879
3	0,011	18,732	17,631
4	0,016	26,803	25,227
5	0,005	8,925	8,400
6	0,002	4,021	3,785
7	0,005	9,060	8,527
8	0,006	10,448	9,833
9	0,001	1,905	1,793
10	0,002	3,707	3,489
11	0,001	1,472	1,385
12	0,000	0,419	0,394
13	0,004	6,384	6,008
14	0,007	11,229	10,568

Кінець таблиці 4.1

15	0,001	2,531	2,382
16	0,003	4,811	4,528
17	0,012	20,327	19,131

Табличне відображення повністю відповідає візуалізації системи після виконання, а також попередні результати загальних розмірів та ремонтних матеріалів після проходження повного шляху виконання алгоритму роботи модуля виконання.

Загалом результати підтверджують високу ефективність системи та доцільність її використання у реальних умовах. Методика дозволяє швидко та точно оцінювати стан дорожнього полотна та формувати аналітичні дані для планування ремонтних робіт, що робить її перспективним інструментом для служб утримання прикордонних і транспортних доріг. Варто зазначити, що спрацювання через специфіку доріг і складність обробки вимагає певних умов і у викрешленій перспективі немає жодної можливості оцінити повне полотно, якщо відрегулювати поріг виявлення дефектів, то вибоїни знайде але вже буде рахувати із занадто великою похибкою. Але система працює, хоч і потребує коригувань та додаткових модуль у випадку повноцінного запуску застосунку. Як приклад продемонстровано, що система не спрацьовує хибно.



Рисунок 4.15 – Приклад роботи на новому тестовому екземплярі

При додатковому експерименті варто зазначити, що на зображеннях чітко видно навколишні області вибоїни, які зашумлені дрібним щебенем, тому через

необхідність мінімізувати шанси на аномальні показники об'ємів, було прийнято рішення у модулі виконання коригувати контур вибоїни через високий шанс хибного обрахування, але при необхідності додавання цих областей, система також може бути видозмінена та охоплювати усю дефектну ділянку. Результати наступного експерименту одразу із виконаного звіту системи:

1. Total pothole volume: 0.0241 m<sup>3</sup>
2. Total gravel needed: 40.94 kg
3. Total crushed stone needed: 38.53 kg

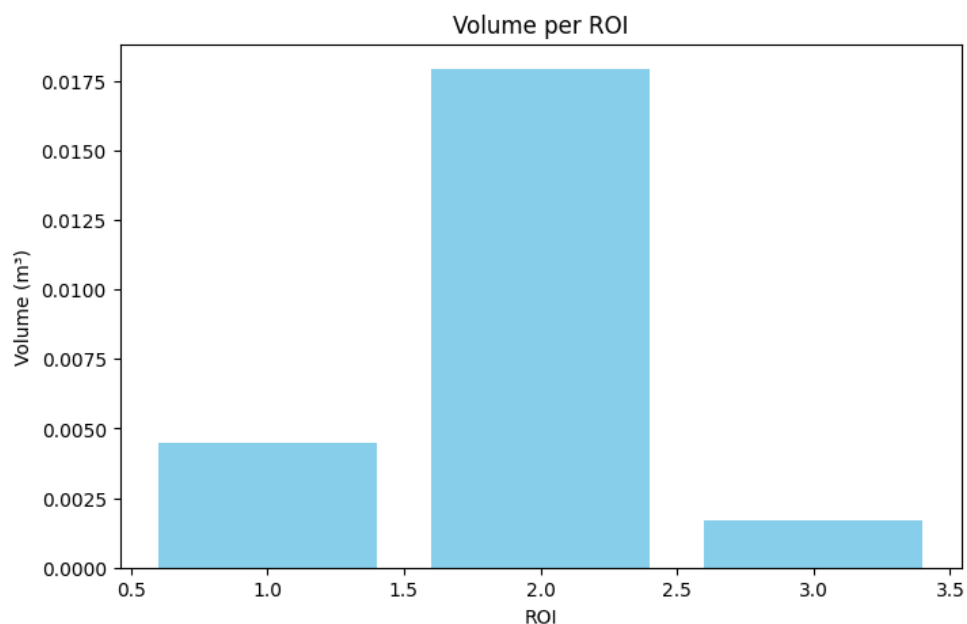


Рисунок 4.16 – Гістограма об'ємів ROI

#### 4.4 Висновки до розділу

Проведено схематизацію готової системи, її схеми циклу та загальну схему обчислень, визначено всі модулі системи, їхні функції та вклад в загальну роботу. У межах програмної реалізації була створена інформаційна система, яка забезпечує автоматизоване виявлення дефектів дорожнього покриття та розрахунок об'ємів ремонтних матеріалів. На основі моделі YOLOv8 виконано надійну детекцію вибоїн із подальшим уточненням їхніх контурів за методами комп'ютерного зору.

Тестування продемонструвало високу точність моделі та її стійкість до змін освітлення, тіней і нерівномірності текстури дорожнього полотна.

Реалізовані алгоритми дозволили отримувати близьку до реальної форму дефектів, будувати теплові карти глибини та обчислювати наближений об'єм пошкоджень. На основі цих обчислень система автоматично формує оцінку кількості гравію або щебню для їх усунення. Практична перевірка підтвердила, що отримані значення є достатньо точними для оперативного інженерного аналізу.

Таким чином, програмна реалізація забезпечила повний цикл обробки візуальних даних від завантаження зображення до формування аналітичних результатів. Система є ефективною, адаптивною до умов зйомки та може бути інтегрована в реальні процеси огляду й утримання прикордонних або внутрішньогосподарських доріг.

## ВИСНОВКИ

У першому розділі роботи проведено теоретичні дослідження, метою яких був аналіз систем оцінки стану покриття, світових аналогів та досліджень з використанням різноманітних пристроїв, метою яких було накопичення даних та їх обробка для подальшого використання в розрахункових, наукових, інфраструктурних цілях.

У другому розділі було проаналізовано технології, які базуються на моделях ШНМ та обробляють візуальну інформацію, визначаючи зони інтересу на зображенні. Розроблено та аргументовано метод обчислення об'єму вибоїн на зображенні, а також роль оператора в контролі методу обрахунку шляхом зміни констант, так і загального контролю навчання та використання системи.

У третьому розділі обрано інструменти для подальшого програмного втілення методів, блоків виконання та системи в цілому. Розроблена та продемонстрована загальна схема системи, методи збору візуальної інформації, впливи які під час цього виникають. Обрано технології, програмне забезпечення, середовище та загальний шлях виконання робочої структури.

У четвертому розділі оголошено пророблену роботу в реалізації інформаційної системи, оцінено можливості імплементації цього засобу в різні сфери інфраструктурної діяльності та напрями в яких може застосовуватись й що може детектатись. Проведено практичний експеримент та продемонстровано його результати у вигляді визначеної області деформації, об'єму вибоїн та загальної кількості ремонтних матеріалів.

У результаті проведених досліджень, розробки та експериментальної серії випробувань було створено повноцінну інформаційну систему автоматизованого оцінювання дефектів дорожнього покриття, яка успішно інтегрує методи комп'ютерного зору, глибинного навчання та алгоритмічного аналізу. Проведені експериментальні тести підтвердили, що система здатна у режимі напівавтоматичної обробки інтерпретувати візуальні дані, виявляти дефекти типу вибоїн, визначати їхню геометричну форму, вимірювати орієнтовний об'єм та

розраховувати кількість матеріальних ресурсів, необхідних для проведення ремонтних робіт.

Побудована модель YOLOv8, навчена на спеціалізованому наборі зображень, продемонструвала високу точність детекції дефектів, що підтверджено метриками precision, recall та mAP. Алгоритм аналізу глибини, заснований на методі перепаду яскравості, показав стабільні результати при різних умовах зйомки та забезпечив можливість отримання наближеного об'єму дефектів з достатньою інженерною точністю. Особливо важливим результатом є здатність системи застосовувати контурну маску замість суцільної прямокутних областей, що суттєво підвищує точність геометричних вимірювань та усуває помилки, характерні для базових моделей детекції.

Візуальна складова системи була успішно реалізована за допомогою OpenCV та бібліотек аналітичної візуалізації. Це забезпечило можливість отримання теплових карт глибини, графічних діаграм, структурованих таблиць результатів та окремих зображень із контурами дефектів. Взаємодія з користувачем передбачає гнучке налаштування ключових параметрів аналізу, що робить систему універсальною для застосування в різних умовах експлуатації дорожньої інфраструктури.

Практичне застосування реалізованої системи дозволило виконати оцінку вартості ремонтних робіт на основі обчислених об'ємів дефектів. Було підтверджено коректність алгоритмів розрахунку необхідних матеріалів, таких як щебінь або гравій, а також витрат на транспортування та навантаження матеріалів при виконанні робіт інженерними підрозділами. Це забезпечує можливість інтеграції методу до систем планування утримання прикордонних та внутрішньогосподарських доріг, де оперативність і точність розрахунків відіграють важливу роль.

Узагальнюючи результати програмної реалізації, можна стверджувати, що розроблена система надійно виконує поставлені завдання, демонструючи високу точність, адаптивність та ефективність. Вона може бути використана як у польових умовах для оперативної оцінки стану дорожнього покриття, так і в аналітичних

центрах для планування та прогнозування ремонтних робіт. Система забезпечує значне скорочення часу на проведення оглядів, мінімізує ймовірність людських помилок та забезпечує об'єктивність прийняття рішень щодо розподілу матеріальних ресурсів для ремонтно-відновлювальних заходів.

Впровадження результатів дозволило змінити погляд на всю інфраструктуру аналітичних робіт, які пов'язані із розрахунком об'ємів видимих об'єктів. Розвиток такого методу значно покращить ефективність будь-якої установи чи підприємства, яке потребує швидких та точних розрахунків. Система не досягла ще своєї ідеальної форми застосування, але уже наявні результати дозволяються зробити висновок, що такий спосіб реалізації має всі права на існування.

За темою кваліфікаційної роботи магістра опублікована одна стаття:  
У електронному фаховому науковому виданні “Кібербезпека: освіта, наука, техніка”, Том 3 № 31. С. 483-498. [92]

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Python 3.14.2 documentation. URL: <https://docs.python.org/3/> (дата звернення: 03.09.2025).
2. What's New In Python 3.12. URL: <https://docs.python.org/3/whatsnew/3.12.html> (дата звернення: 03.09.2025).
3. Project Jupyter Documentation. URL: <https://docs.jupyter.org/en/latest/> (дата звернення: 03.09.2025).
4. Jupyter Notebook Documentation. URL: <https://jupyter-notebook.readthedocs.io/en/stable/> (дата звернення: 03.09.2025).
5. IPython Documentation. URL: <https://ipython.readthedocs.io/en/stable/> (дата звернення: 03.09.2025).
6. Google Colab Colaboratory FAQ. URL: <https://research.google.com/colaboratory/faq.html> (дата звернення: 05.09.2025).
7. NumPy Documentation. URL: <https://numpy.org/doc/stable/> (дата звернення: 06.09.2025).
8. pandas Documentation. URL: <https://pandas.pydata.org/docs/> (дата звернення: 06.09.2025).
9. pandas.DataFrame. URL: <https://pandas.pydata.org/docs/reference/api/pandas.DataFrame.html> (дата звернення: 06.09.2025).
10. pandas Guide. URL: [https://pandas.pydata.org/docs/user\\_guide/10min.html](https://pandas.pydata.org/docs/user_guide/10min.html) (дата звернення: 06.09.2025).
11. Matplotlib 3.10.7 Documentation. URL: <https://matplotlib.org/stable/index.html> (дата звернення: 06.09.2025).
12. matplotlib.pyplot.imshow functions. URL: [https://matplotlib.org/stable/api/\\_as\\_gen/matplotlib.pyplot.imshow.html](https://matplotlib.org/stable/api/_as_gen/matplotlib.pyplot.imshow.html) (дата звернення: 06.09.2025).
13. OpenCV Modules. URL: <https://docs.opencv.org/4.x/> (дата звернення: 07.09.2025).

14. Image Filtering. URL: [https://docs.opencv.org/4.x/d4/d86/group\\_imgproc\\_filter.html](https://docs.opencv.org/4.x/d4/d86/group_imgproc_filter.html) (дата звернення: 07.09.2025).
15. OpenCV Contours: Getting Started. URL: [https://docs.opencv.org/4.x/d4/d73/tutorial\\_py\\_contours\\_begin.html](https://docs.opencv.org/4.x/d4/d73/tutorial_py_contours_begin.html) (дата звернення: 07.09.2025).
16. scikit-image Documentation. URL: <https://scikit-image.org/docs/stable/> (дата звернення: 10.09.2025).
17. scikit-image API Reference. URL: <https://scikit-image.org/docs/0.25.x/api/api.html> (дата звернення: 10.09.2025).
18. scikit-learn API Reference. URL: <https://scikit-learn.org/stable/api/index.html> (дата звернення: 10.09.2025).
19. Histogram Equalization Tutorial. URL: [https://docs.opencv.org/4.x/d5/daf/tutorial\\_py\\_histogram\\_equalization.html](https://docs.opencv.org/4.x/d5/daf/tutorial_py_histogram_equalization.html) (дата звернення: 10.09.2025).
20. PyTorch Documentation. URL: <https://docs.pytorch.org/docs/stable/index.html> (дата звернення: 10.09.2025).
21. Stanford CS231n: Deep Learning for Computer Vision. URL: <https://cs231n.github.io/> (дата звернення: 12.09.2025).
22. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. MIT Press. URL: <https://www.deeplearningbook.org/> (дата звернення: 12.09.2025).
23. Ultralytics YOLO Documentation. URL: <https://docs.ultralytics.com/> (дата звернення: 12.09.2025).
24. Explore Ultralytics YOLOv8. URL: <https://docs.ultralytics.com/models/yolov8/> (дата звернення: 12.09.2025).
25. Model Training with Ultralytics YOLO. URL: <https://docs.ultralytics.com/modes/train/> (дата звернення: 12.09.2025).
26. Ultralytics YOLO Configuration. URL: <https://docs.ultralytics.com/usage/cfg/> (дата звернення: 12.09.2025).

27. Roboflow Python Package. URL: <https://roboflow.github.io/roboflow-python/> (дата звернення: 13.09.2025).
28. pothole-detection-yolo-v8 Computer Vision Model. URL: <https://universe.roboflow.com/kartik-zvust/pothole-detection-yolo-v8> (дата звернення: 13.09.2025).
29. PyWavelets – Wavelet Transforms in Python. URL: <https://pywavelets.readthedocs.io/en/stable/> (дата звернення: 16.09.2025).
30. skimage.filters Documentation. URL: <https://scikit-image.org/docs/stable/api/skimage.filters.html> (дата звернення: 10.09.2025).
31. NVIDIA CUDA Toolkit. URL: <https://developer.nvidia.com/cuda/toolkit> (дата звернення: 17.09.2025).
32. CUDA GPU Compute Capability. URL: <https://developer.nvidia.com/cuda-gpus> (дата звернення: 17.09.2025).
33. NVIDIA T4 70W Low Profile PCIe GPU Accelerator Documentation. URL: <https://www.nvidia.com/content/dam/en-zz/Solutions/Data-Center/tesla-t4/t4-tensor-core-product-brief.pdf> (дата звернення: 17.09.2025).
34. Kumar P. V. S. Road condition assessment: A framework for automatic detection of surface flaws. *BOHR International Journal of Smart Computing and Information Technology*. 2025. Vol. 6, No. 1. С.1-11
35. Mathavan A. S. A Comprehensive Study on Image Preprocessing Techniques for Enhanced Image Analysis. *K.L.N. College of Engineering*. 2025. С. 1-9.
36. Dyllon S., Xiao P. Wavelet Transform for Educational Network Data Traffic Analysis. *Wavelet Theory and Its Applications*. 2018.
37. Eisenbach M., Stricker R., Seichter D., Amende K., Debes K., Sesselmann M., Ebersbach D., Stoeckert U., Gross H-M. How to Get Pavement Distress Detection Ready for Deep Learning? A Systematic Approach. *IJCNN*. Anchorage, USA. С. 2039–2047.
38. Alayat A., Omar H. Pavement Surface Distress Detection Using Digital Image Processing Techniques. *Jurnal Kejuruteraan*. 2023. Vol. 35, No. 1. P. 247–256.

39. Yilinqu. A Study on Image Denoising and Enhancement Techniques Using OpenCV. *Satakunta University of Applied Sciences*. June 2025. С. 1-28.
40. Image Pre-Processing Techniques for OCR. URL: <https://medium.com/@TechforHumans/image-pre-processing-techniques-for-ocr-d231586c1230> (дата звернення: 20.09.2025).
41. Wavelet Denoising. URL: <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/wavelet-denoising> (дата звернення: 20.09.2025).
42. Du Z., Yuan J., Xiao F., Hettiarachchi C. Application of image technology on pavement distress detection: A review. *Measurement*. 2021, Vol. 1, No. 184.
43. Yang, H., Cao, J., Wan J. A Large-Scale Image Repository for Automated Pavement Distress Analysis. *Sci Data*. 2025. С. 1-12.
44. Olisah C. C. Minimizing Separability: A Comparative Analysis of Illumination Compensation Techniques in Face Recognition. *I.J. Information Technology and Computer Science*. 2017. №5. С. 40–51.
45. Гнедіна К., Нагорний П. Сучасний стан логістичної інфраструктури прикордонних регіонів. *Економіка та суспільство*. 2024. С. 1-10.
46. Інтелектуальна система моніторингу дорожнього руху. URL: <https://nau.edu.ua/ua/menu/science/naukova-robota/naukovi-rozrobki/intelektualna-sistema-monitoringu-dorozhnogo-ruxu.html> (дата звернення: 27.09.2025).
47. Ahmed K. R. Smart Pothole Detection Using Deep Learning Based on Dilated Convolution. *Sensors*. 2021. Vol. 21, No. 24. P. 1-21.
48. Pavement Condition Index (PCI). URL: <https://ucprc.ucdavis.edu/ccpic/pdf/PCI%204-Pager%20final%20v2.pdf> (дата звернення: 27.09.2025).
49. International Roughness Index 2024 Edition. URL: [https://www.modot.org/sites/default/files/documents/2024\\_IRI%20Manual%20PRINT\\_0.pdf](https://www.modot.org/sites/default/files/documents/2024_IRI%20Manual%20PRINT_0.pdf) (дата звернення: 27.09.2025).
50. MTU. State Practice for Unpaved Roads. URL: <https://www.mtu.edu/mtri/research/project-areas/transportation/infrastructure/unpaved-roads/2a-state-practice.pdf> (дата звернення: 27.09.2025).

51. Stabilization of dirt and gravel roads. URL: <https://agroremmash-plus.com/ua/20-korysni-statti/344-stabilizatsiya-gruntovikh-ta-nasipnikh-dorig> (дата звернення: 04.11.2025).
52. Pothole Computer Vision Dataset. URL: <https://universe.roboflow.com/braddwyer-xoufk/pothole-h4nrr> (дата звернення: 13.09.2025).
53. Zeng J., Zhong H. YOLOv8-PD Algorithm. *China People's Public Security University*. 2025. С. 1–12.
54. Rolt J., Mukura K., Otto A. Development of a Simplified Agency Life-Cycle Costing Tool for Gravel Roads. *TRL Limited*. 2022. С. 1–20.
55. Malhar K. , Muhammad A. R., Ghulam A., Salwa O., Amr Y., Touqeer A. J. Pothole detection for autonomous vehicles. *Journal of Electrical Engineering and Technology*. 2024. Vol. 15, No. 3. P. 210–225.
56. OpenCV Array Operations. URL: [https://docs.opencv.org/4.x/d2/de8/group\\_core\\_array.html#ga6d742a4795e7d849868b6812d20d8c01](https://docs.opencv.org/4.x/d2/de8/group_core_array.html#ga6d742a4795e7d849868b6812d20d8c01) (дата звернення: 15.10.2025).
57. Schmidhuber J. Deep Learning in Neural Networks: An Overview. *Neural Networks*. 2015. №61. С. 85–117.
58. Holman J. P. Heat Transfer. 10th ed. *Southern Methodist University*. 2010. С. 379 - 384.
59. Density of Aggregate. URL: <https://www.homedit.com/civil-engineering/materials/concrete/density-of-aggregate/> (дата звернення: 19.10.2025).
60. Zhou Q., Wang Z., Zhong Y., Zhong F., Wang L. Efficient Optimized YOLOv8 Model with Extended Vision. *Fujian Agriculture and Forestry University, China*. 2024. С. 1–15.
61. Om M. K., Shubham G., Aditya M. R., Sunil M. YOLOv8-Based Visual Detection of Road Hazards. *International Journal of Intelligent Transportation Systems*. 2024. С. 1–12.
62. Yaseen M. What is YOLOv8: An In-Depth Exploration of the Internal Features of the Next-Generation Object Detector. *AI Research Journal*. 2023. С. 1–10.

63. Khalili B., Smyth A. W. SOD-YOLOv8 – Enhancing YOLOv8 for Small Object Detection in Aerial Imagery and Traffic Scenes. *Remote Sensing and Image Analysis*. 2024, Vol. 24, No. 19. P. 1 - 24.
64. Miranda M., Almudena D. C., Castro J., Sagaseta C. Influence of gravel density in the behaviour of soft soils improved with stone columns. *Canadian Geotechnical Journal*. 2015. Vol 52, No. 12. P. 1–40.
65. Investigating the cost of mechanized unpaved road maintenance operations in Uganda. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590198224001210> (дата звернення: 14.09.2025).
66. InTrans Iowa State University. Pavement treatments overview. URL: <https://www.intrans.iastate.edu/wp-content/uploads/2018/03/RukashazaTreatments.pdf> (дата звернення: 14.09.2025).
67. Li Y., Yin C., Lei Y., Zhang J., Yan Y. RDD-YOLO: Road Damage Detection Algorithm Based on Improved You Only Look Once Version 8. *Applied Sciences*. 2025. №14. С. 1–17.
68. Bhavana N., Kodabagi M., Kumar B. M., Ajay P., Muthukumaran N., Ahilan A. POT-YOLO: Real-Time Road Potholes Detection. *International Journal of Intelligent Systems in Engineering*. 2024. Vol. 24, No. 15. P. 15–26.
69. Marijan Š., Zdravko P., Hrvoje N., Kruno Le., Marin B. Forest road surface condition assessment. *Građevinar*. 2019. Vol. 71, No. 12, P. 1121–1128.
70. Hoseini M., Puliti S., Hoffmann S., Astrup R. Pothole detection in the woods. *International Journal of Forest Engineering*, 2023. Vol. 35, No. 2. P. 1–10.
71. Abu-raddaha A., El-Shair Z. A., Rawashdeh S. Leveraging Perspective Transformation for Enhanced Pothole Detection. *Journal of Imaging*. 2024. Vol. 10, No. 9. P. 1 - 22.
72. What is CNN (Deep Learning). URL: <https://nafizshahriar.medium.com/what-is-convolutional-neural-network-cnn-deep-learning-b3921bdd82d5> (дата звернення: 25.09.2025).

73. Bradski G. The OpenCV Library. URL: [https://docs.opencv.org/4.x/d7/d8b/tutorial\\_py\\_face\\_detection.html](https://docs.opencv.org/4.x/d7/d8b/tutorial_py_face_detection.html) (дата звернення: 10.11.2025).
74. Canny J. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1986. Vol. 8, №6. P. 679–698.
75. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1979. Vol. 9, No. 1. P. 62–66.
76. Dalal N., Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2005. Vol. 1. P. 886–893.
77. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2016. C. 779–788.
78. Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *Open Journal of Applied Sciences*. 2015. Vol.11, No. 12. P. 1-9.
79. He K., Gkioxari G., Dollár P., Girshick R. Mask R-CNN. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 2017. C. 2961–2969.
80. Liu W., Anguelov D., Erhan D., Szegedy C., Reed S., Fu C. Y., Berg A. C. SSD: Single Shot MultiBox Detector. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*. 2016. C. 21–37.
81. Lin T.-Y., Goyal P., Girshick R., He K., Dollár P. Focal Loss for Dense Object Detection. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 2017. C. 2980–2988.
82. Carion N., Massa F., Synnaeve G., Usunier N., Kirillov A., Zagoruyko S. End-to-End Object Detection with Transformers. *European Conference on Computer Vision (ECCV)*. 2020. C. 213–229.
83. Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital Image Processing. 4th ed. Pearson, 2018. C. 50-75, 710-718, 1000.

84. Rosebrock A. OpenCV Histogram Equalization and CLAHE. URL: <https://pyimagesearch.com/2021/02/01/opencv-histogram-equalization-and-adaptive-histogram-equalization-clahe/> (дата звернення: 25.09.2025).
85. Image Contrast Enhancement Using CLAHE. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2022/08/image-contrast-enhancement-using-clahe/> (дата звернення: 25.09.2025).
86. Retinex Image Enhancement. URL: <https://santhalakshminarayana.github.io/blog/retinex-image-enhancement> (дата звернення: 25.09.2025).
87. Using the Python SDK (Roboflow). URL: <https://docs.roboflow.com/developer/python-sdk/using-the-python-sdk> (дата звернення: 13.09.2025).
88. Pothole Computer Vision Model. URL: <https://universe.roboflow.com/major-vl1h9/pothole-bwzav/dataset/2> (дата звернення: 13.09.2025).
89. Dyllon S., Xiao P. Wavelet Transform for Educational Network Data Traffic Analysis // *Wavelet Theory and Its Applications. London: InTech*. 2018. С. 155–172.
90. Razakova M., Kuzmin A., Fedorov I. Yergaliev R., Ainakulov Z. Methods of calculating landslide volume using remote sensing data. *E3S Web Conf*. 2020. С. 149.
91. Himmy O., Nguyen T.T., Vazhacharickal P.J., Buerkert A. Monitoring of granite quarries using deep learning and UAV photogrammetry. *PLoS One*. 2025.
92. Гика Д., Павлова О., Лисий М. Метод розрахунку пошкоджень дорожнього полотна на прикордонних ділянках з використанням комп'ютерного зору. *Електронне фахове наукове видання «Кібербезпека: освіта, наука, техніка»*. 2025. Том 3, № 31. С. 483–498.

## ДОДАТОК А (обов'язковий)

### ЛІСТИНГ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ВИБОЇН ТА РОЗРАХУНКУ ЇХ ОБ'ЄМУ ТА МАТЕРІАЛІВ ДЛЯ РЕМОНТУ

```
#Listing 1 Завантаження бібліотек
!pip install ultralytics --upgrade
!pip install roboflow --upgrade
import torch
from roboflow import Roboflow
from ultralytics import YOLO
from google.colab import drive
import shutil, glob, os
from google.colab import files
import cv2
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd

#Listing 2 Завантаження набору даних
!pip install roboflow

from roboflow import Roboflow
rf = Roboflow(api_key="PAYxCfuCB57RGm1WrTcb")
project = rf.workspace("pothole-67nqp").project("pothole-
orpun")
version = project.version(2)
dataset = version.download("yolov8")

print("Dataset location:", dataset.location)
import os
print("Files:", os.listdir(dataset.location))

#Listing 3 Навчання ШНМ
```

```

from ultralytics import YOLO
from google.colab import drive, files
import shutil, glob, os
from google.colab import files

```

```
drive.mount('/content/drive')
```

```

model = YOLO("yolov8n.pt")
results = model.train(
    data=data_yaml,
    epochs=120,
    imgsz=640,
    batch=16,
    device=0,
    workers=4,
    name="pothole"
)

```

#Listing 4 Завантаження моделі на локальний носій

```

from google.colab import files
files.download('/content/runs/detect/pothole/weights/best.pt')

```

#Listing 5 Збереження та візуалізація графіків метрик після навчання

```

run_dir = str(results.save_dir)
weights_path = os.path.join(run_dir, "weights", "best.pt")
metrics_csv = os.path.join(run_dir, "results.csv")

print("Run dir:", run_dir)
print("Best weights:", weights_path)
print("Metrics CSV:", metrics_csv)

out_dir = "/content/drive/MyDrive/pothole_experiment"
os.makedirs(out_dir, exist_ok=True)

```

```

    shutil.copy(weights_path, os.path.join(out_dir,
"best_pothole.pt"))
    shutil.copy(metrics_csv, os.path.join(out_dir,
"pothole_results.csv"))

print(f"Файли збережено в Google Drive: {out_dir}")

files.download(weights_path)

files.download(metrics_csv)

val_results = model.val()
print("Validation metrics:", val_results.results_dict)

#Listing 6
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

csv_path = "/content/runs/detect/pothole/results.csv"
df = pd.read_csv(csv_path)

print("CSV:", df.columns)

def plot_metric(metric_name, ylabel):
    plt.figure(figsize=(10,7))
    plt.plot(df["epoch"], df[metric_name], marker="o")
    plt.title(f"{ylabel} by Epoch")
    plt.xlabel("Epoch")
    plt.ylabel(ylabel)
    plt.grid(True)
    plt.show()

plot_metric("train/box_loss", "Box Loss")
plot_metric("train/cls_loss", "Class Loss")
plot_metric("train/dfl_loss", "DFL Loss")

```

```
plot_metric("metrics/mAP50 (B)", "mAP@50")
plot_metric("metrics/mAP50-95 (B)", "mAP@50-95")
plot_metric("metrics/precision (B)", "Precision")
plot_metric("metrics/recall (B)", "Recall")

#Listing 7 Завантаження файлів із робочого носія
from google.colab import files
uploaded = files.upload()
!ls

#Listing 7.1 Гаусовська фільтрація
import cv2
import matplotlib.pyplot as plt

img = cv2.imread("photo_2025-10-10_12-42-33.jpg",
cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
gaussian_filtered = cv2.GaussianBlur(img, (7, 7), 1.2)

plt.figure(figsize=(10, 4))
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.title("Original Image")
plt.imshow(img, cmap="gray")
plt.axis("off")

plt.subplot(1, 2, 2)
plt.title("Gaussian Filtered")
plt.imshow(gaussian_filtered, cmap="gray")
plt.axis("off")

plt.show()
cv2.imwrite("gaussian_filtered.jpg", gaussian_filtered)

#Listing 7.2 Медіанна фільтрація
import cv2
```

```

import matplotlib.pyplot as plt

img = cv2.imread("photo_2025-10-10_12-42-33.jpg",
cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
median_filtered = cv2.medianBlur(img, 5)

plt.figure(figsize=(10, 4))
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.title("Original Image")
plt.imshow(img, cmap="gray")
plt.axis("off")

plt.subplot(1, 2, 2)
plt.title("Median Filtered")
plt.imshow(median_filtered, cmap="gray")
plt.axis("off")

plt.show()
cv2.imwrite("median_filtered.jpg", median_filtered)

#Listing 7.3 Вейвлет фільтрація
import cv2
import pywt
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

img = cv2.imread("photo_2025-10-10_12-42-33.jpg",
cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
coeffs2 = pywt.dwt2(img, 'db2')
cA, (cH, cV, cD) = coeffs2

threshold = 30
cH = pywt.threshold(cH, threshold, mode='soft')
cV = pywt.threshold(cV, threshold, mode='soft')
cD = pywt.threshold(cD, threshold, mode='soft')

```

```

wavelet_filtered = pywt.idwt2((cA, (cH, cV, cD)), 'db2')
wavelet_filtered = np.uint8(np.clip(wavelet_filtered, 0, 255))

plt.figure(figsize=(10, 4))
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.title("Original Image")
plt.imshow(img, cmap='gray')
plt.axis("off")
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.title("Wavelet Filtered")
plt.imshow(wavelet_filtered, cmap='gray')
plt.axis("off")

plt.show()
cv2.imwrite("wavelet_filtered.jpg", wavelet_filtered)

#Listing 7.4 Профіль сигналу зображення
import cv2
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

def image_profile(image_path, orientation='horizontal',
position=None):

    img_gray = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
    h, w = img_gray.shape

    if orientation == 'horizontal':
        y = h // 2 if position is None else int(position)
        y = max(0, min(h - 1, y))
        profile = img_gray[y, :]
        x_axis = np.arange(w)
        line_desc = f"row {y}"
    else:
        x = w // 2 if position is None else int(position)

```

```

    x = max(0, min(w - 1, x))
    profile = img_gray[:, x]
    x_axis = np.arange(h)
    line_desc = f"column {x}"

fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(12, 4))
axes[0].imshow(img_gray, cmap='gray')
if orientation == 'horizontal':
    axes[0].axhline(y, color='red', linewidth=1)
else:
    axes[0].axvline(x, color='red', linewidth=1)
axes[0].set_title(f"Image with {line_desc}")
axes[0].axis('off')
axes[1].plot(x_axis, profile)
axes[1].set_title(f"Intensity profile along {line_desc}")
axes[1].set_xlabel('Pixel index')
axes[1].set_ylabel('Intensity (0-255)')
axes[1].grid(True, alpha=0.3)

plt.tight_layout()
plt.show()

image_profile("wavelet_filtered.jpg", orientation='horizontal',
position=1000)

```

#Listing 8 Модуль реалізації мети інформаційної системи  
розрахунків та виявлення вибоїв

```

import cv2
import numpy as np
from ultralytics import YOLO
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd

model = YOLO("best (1).pt")
test_image = "photo_2025-10-23_11-55-33.jpg"

```

```

    results = model.predict(source=test_image, conf=0.1,
verbose=False)
    img_gray = cv2.imread(test_image, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
    img_color = cv2.imread(test_image)
    if img_gray is None or img_color is None:
        raise FileNotFoundError(f"Error image: {test_image}")

    img_color_contours = img_color.copy()

    pixel_to_meter = 0.005
    k = 0.0008
    MIN_CONTOUR_AREA = 30
    MIN_RATIO_USE_CONTOUR = 0.15
    total_volume = 0.0
    roi_data = []
    depth_map_full = np.zeros_like(img_gray, dtype=np.float32)

    boxes = results[0].boxes.xyxy.cpu().numpy()
    confs = results[0].boxes.conf.cpu().numpy()

    h, w = img_gray.shape

    for idx, (box, conf) in enumerate(zip(boxes, confs), start=1):
        x1, y1, x2, y2 = box.astype(int)

        x1 = max(0, min(x1, w - 1))
        x2 = max(0, min(x2, w - 1))
        y1 = max(0, min(y1, h - 1))
        y2 = max(0, min(y2, h - 1))
        if x2 <= x1 or y2 <= y1:
            continue

        roi_gray = img_gray[y1:y2, x1:x2]
        if roi_gray.size == 0:
            continue

```

```

roi_h, roi_w = roi_gray.shape
roi_area = roi_h * roi_w

blur = cv2.GaussianBlur(roi_gray, (5, 5), 0)
_, thresh_inv = cv2.threshold(
    blur, 0, 255, cv2.THRESH_BINARY_INV + cv2.THRESH_OTSU
)
_, thresh_norm = cv2.threshold(
    blur, 0, 255, cv2.THRESH_BINARY + cv2.THRESH_OTSU
)

def get_main_contour(th):
    contours, _ = cv2.findContours(
        th, cv2.RETR_EXTERNAL, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE
    )
    if not contours:
        return None, 0.0
    cnt = max(contours, key=cv2.contourArea)
    area = cv2.contourArea(cnt)
    return cnt, area

cnt_inv, area_inv = get_main_contour(thresh_inv)
cnt_norm, area_norm = get_main_contour(thresh_norm)

def score(area):
    if roi_area == 0:
        return 0
    ratio = area / roi_area
    if ratio < 0.01 or ratio > 0.9:
        return 0.1 * ratio
    return ratio

score_inv = score(area_inv) if cnt_inv is not None else 0

```

```

score_norm = score(area_norm) if cnt_norm is not None else
0

if score_inv == 0 and score_norm == 0:
    main_cnt = None
    area_main = 0
elif score_inv >= score_norm:
    main_cnt = cnt_inv
    area_main = area_inv
else:
    main_cnt = cnt_norm
    area_main = area_norm

mask = np.zeros_like(roi_gray, dtype=np.uint8)

if main_cnt is not None and area_main >= MIN_CONTOUR_AREA:
    cv2.drawContours(mask, [main_cnt], -1, 255, thickness=-
1)

    kernel = np.ones((5, 5), np.uint8)
    mask = cv2.dilate(mask, kernel, iterations=2)
    filled_area = np.count_nonzero(mask)
    filled_ratio = filled_area / roi_area if roi_area > 0
else 0

    if filled_ratio < MIN_RATIO_USE_CONTOUR:
        mask[:, :] = 255
    else:
        mask[:, :] = 255

I_max = np.max(roi_gray[mask > 0])
depth_map = k * (I_max - roi_gray.astype(np.float32))
depth_map_masked = depth_map * (mask.astype(np.float32) /
255.0)

```

```

volume = float(np.sum(depth_map_masked) * (pixel_to_meter
** 2))
total_volume += volume

roi_color = img_color[y1:y2, x1:x2].copy()
contours_mask, _ = cv2.findContours(
    mask, cv2.RETR_EXTERNAL, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE
)
if contours_mask:
    cv2.drawContours(roi_color, contours_mask, -1, (0, 255,
0), 1)

    for cnt_local in contours_mask:
        cnt_global = cnt_local + np.array([[x1, y1]])
        cv2.drawContours(img_color_contours, [cnt_global],
-1, (0, 0, 255), 1)
        plt.figure(figsize=(5, 5))
        plt.imshow(cv2.cvtColor(roi_color, cv2.COLOR_BGR2RGB))
        plt.title(f"ROI {idx} with Pothole Area\nConfidence:
{conf:.2f}")
        plt.axis('off')
        plt.show()

    depth_norm = cv2.normalize(
        depth_map_masked, None, 0, 255, cv2.NORM_MINMAX
    ).astype(np.uint8)
    heatmap_roi = cv2.applyColorMap(depth_norm,
cv2.COLORMAP_JET)
    plt.figure(figsize=(5, 5))
    plt.imshow(cv2.cvtColor(heatmap_roi, cv2.COLOR_BGR2RGB))
    plt.title(f"ROI {idx} Depth Heatmap")
    plt.axis('off')
    plt.show()

depth_map_full[y1:y2, x1:x2] = np.maximum(
    depth_map_full[y1:y2, x1:x2],

```

```

        depth_map_masked
    )

    density_gravel = 1700
    density_crushed = 1600

    gravel_kg = volume * density_gravel
    crushed_kg = volume * density_crushed

    roi_data.append({
        "ROI": idx,
        "Confidence": float(conf),
        "Volume_m3": volume,
        "Gravel_kg": gravel_kg,
        "Crushed_kg": crushed_kg
    })

    depth_norm_full = cv2.normalize(
        depth_map_full, None, 0, 255, cv2.NORM_MINMAX
    ).astype(np.uint8)
    heatmap_full = cv2.applyColorMap(depth_norm_full,
cv2.COLORMAP_JET)

    cv2.imwrite("/content/pothole_detected_contours.jpg",
img_color_contours)
    cv2.imwrite("/content/pothole_depth_heatmap.jpg", heatmap_full)

    plt.figure(figsize=(6, 6))
    plt.imshow(cv2.cvtColor(img_color_contours, cv2.COLOR_BGR2RGB))
    plt.title("All Potholes with Areas")
    plt.axis('off')
    plt.show()

    plt.figure(figsize=(6, 6))
    plt.imshow(cv2.cvtColor(heatmap_full, cv2.COLOR_BGR2RGB))
    plt.title("Overall Depth Heatmap")

```

```
plt.axis('off')
plt.show()
total_gravel_kg = sum(d['Gravel_kg'] for d in roi_data)
total_crushed_kg = sum(d['Crushed_kg'] for d in roi_data)
print(f"\nTotal pothole volume: {total_volume:.4f} m³")
print(f"Total gravel needed: {total_gravel_kg:.2f} kg")
print(f"Total crushed stone needed: {total_crushed_kg:.2f} kg")
df = pd.DataFrame(roi_data)
print("\nPer-ROI Material Estimates:")
display(df)

if not df.empty:
    plt.figure(figsize=(8, 5))
    plt.bar(df['ROI'], df['Volume_m3'], color='skyblue')
    plt.xlabel("ROI")
    plt.ylabel("Volume (m³)")
    plt.title("Volume per ROI")
    plt.show()
```

## ДОДАТОК Б (обов'язковий)

### КОПІЯ ОПУБЛІКОВАНОЇ НАУКОВОЇ СТАТТІ



КІБЕРБЕЗПЕКА: освіта, наука, техніка

№ 3 (31), 2025

CYBERSECURITY:  
EDUCATION, SCIENCE, TECHNIQUE

ISSN 2663 - 4023

[DOI 10.28925/2663-4023.2025.31.1025](https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.31.1025)

УДК 004.056.53:004.94

**Гика Дмитро Вікторович**

студент магістратури факультету інформаційних технологій  
Хмельницький національний університет, Хмельницький, Україна  
ORCID: 0009-0004-2040-8756  
[hykadima@gmail.com](mailto:hykadima@gmail.com)

**Павлова Ольга Олександрівна**

доктор філософії, доцент,  
завідувач кафедри комп'ютерної інженерії та інформаційних систем  
Хмельницький національний університет, Хмельницький, Україна  
ORCID: 0000-0001-7019-0354  
[pavlova@khmnu.edu.ua](mailto:pavlova@khmnu.edu.ua)

**Лисий Микола Іванович**

доктор технічних наук, доцент,  
професор кафедри транспортних засобів та інженерної підтримки захисту державного кордону  
Національна академія державної прикордонної служби України ім. Богдана Хмельницького, Хмельницький, Україна  
ORCID: 0000-0002-9858-706X  
[lisy3152@ukr.net](mailto:lisy3152@ukr.net)

#### МЕТОД РОЗРАХУНКУ ПОШКОДЖЕНЬ ДОРОЖНЬОГО ПОЛОТНА НА ПРИКОРДОННИХ ДІЛЯНКАХ З ВИКОРИСТАННЯМ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

**Анотація:** У межах проведеного дослідження здійснено аналіз та порівняння сучасних підходів і технологічних рішень, спрямованих на оцінювання стану транспортних маршрутів, дорожніх покриттів та шляхів прикордонних територій. Метою роботи є вдосконалення та оптимізація процесів, пов'язаних із моніторингом, діагностикою та плануванням відновлювальних робіт для підвищення ефективності діяльності відповідних служб. Проаналізовано міжнародний досвід визначення технічного стану доріг, методики розрахунку показників якості, а також досліджено використання інноваційних технологій, що забезпечують підвищення точності оцінки та автоматизацію обробки даних. Запропоновано власну концепцію системи виявлення пошкоджень дорожнього полотна, розрахунку витратних матеріалів та обсягів робіт на підготовчому етапі. Система ґрунтується на застосуванні технологій штучного інтелекту та комп'ютерного зору з використанням методів аналізу зображень і відеоматеріалів, отриманих за допомогою відеореєстратора. Реалізовано алгоритм навчання спеціалізованої нейронної мережі на основі сучасної моделі YOLOv8, що забезпечує автоматичне виявлення дефектів на дорожньому покритті та їхню кількісну оцінку для подальшого визначення масштабів пошкоджень, необхідних ресурсів і меж ділянок деформації. Запропоновано систему організації та збереження результатів у локальних або хмарних базах даних, що сприяє ефективному управлінню інформаційними потоками. Розроблений підхід має широкі перспективи застосування для оцінювання стану прикордонних зон будь-якої держави з метою оборони, аналітичного моніторингу та швидкого прийняття рішень. Окрім того, удосконалена методика може бути використана для автоматизації контролю стану рокадних, ґрунтових і щебеневих доріг, що дозволить значно підвищити оперативність і якість ремонтних робіт у сільській, гірській та прикордонній місцевостях.

**Ключові слова:** комп'ютерний зір, штучний інтелект, нейронна мережа, ROI, дефекти дорожнього покриття, гравійні дороги, вибоїна, оцінка об'єму пошкоджень, YOLOv8.



## ВСТУП

Уряд України та Міністерство внутрішніх справ підтримали ініціативу Держприкордонслужби щодо облаштування власними силами прикордонних доріг з покращеним покриттям вздовж кордону з країнами ЄС. Прикордонна дорога – це один з важливих елементів прикордонної інфраструктури, який дозволяє забезпечувати більш якісний контроль та оперативно реагувати на зміни в обстановці. Наявність доріг з покращеним покриттям дозволить органам охорони кордону швидко реагувати на зміну обстановки на кордоні. Прикордонні дороги, зокрема рокадні дороги облаштовуються суцільною лінією вздовж кордону та повинні забезпечити пересування прикордонних нарядів, висування, розгортання, маневр і розосередження резервів підрозділу на транспортних засобах у будь-яку пору року. Тому, утримання їх у працездатному стані є важливим державним завданням, рис. 1.



*Рис. 1: Облаштування прикордонної рокадної дороги*

Одним із аспектів утримання прикордонних доріг є розрахунок фактичної потреби в фінансових ресурсах на поточний дрібний ремонт та експлуатаційне утримання конкретної ділянки дороги, що потребує проведення щорічного моніторингу технічного стану доріг. Для оцінки стану автомобільних доріг, виявлення дефектів покриття доріг застосовують пересувні лабораторії, обладнання яких дозволяє оцінити масштаби пошкоджень, їх розташування. Такий спосіб, з погляду забезпечення безпеки охорони кордону не прийнятний, оскільки рух по прикордонних рокадних [1] дорогах здійснюють лише транспортні засоби ДПСУ. Найпростіший варіант оцінки ступеня пошкодження доріг із застосуванням ручного вимірювального інструменту очевидно малоефективний, потребує суттєвих витрат часу та залучення особового складу. З огляду на це, актуальним стає використання автоматизованих систем для моніторингу стану дорожнього покриття, що дозволяють підвищити точність і ефективність виявлення дефектів. Найбільш перспективним є застосування програмно-апаратних засобів комп'ютерного зору, у поєднанні із можливостями відеореєстраторів.

Технології машинного зору та штучного інтелекту активно впроваджуються в аналіз стану дорожнього покриття [2]. Камери, встановлені на транспортних засобах або дронах, знімають відео або роблять фотознімки дороги. Потім ці дані обробляються за допомогою алгоритмів машинного навчання, які можуть автоматично розпізнавати дефекти та класифікувати їх. Цей метод дозволяє швидко і точно виявляти дефекти на великих площах, знижуючи витрати на інспекцію.

Ґрунтові та рокадні дороги є важливими елементами транспортної інфраструктури, особливо в прикордонних або сільських регіонах, де вони часто виступають основними шляхами пересування. Такі дороги, як правило, мають нестабільну структуру покриття, що зумовлено використанням природних матеріалів - ґрунту, щебеню чи гравію. Через



це традиційні методики оцінки технічного стану дорожнього полотна, що застосовуються для асфальтованих магістралей, не завжди є релевантними або ефективними. Наприклад, показники, які базуються на вимірюванні рівності покриття чи індексах візуальної якості, не здатні повноцінно відобразити характерні дефекти для таких типів доріг. Водночас аналіз геометричних нерівностей або деформацій може давати лише часткове уявлення про їхній реальний стан. Тому у випадку дослідження ґрунтових і рокадних шляхів доцільно орієнтуватися на більш гнучкі підходи, що враховують природні особливості дорожнього покриття. Оцінювання може проводитись із використанням параметрів, які характеризують швидкість зміни шорсткості поверхні, глибину колійності, наявність ерозійних процесів, западин, дренажних каналів і втрат матеріалу. Ці показники дозволяють комплексно описати стан дороги та її придатність для пересування. Однак варто враховувати, що кожна ділянка має власні природні та кліматичні особливості - різний склад ґрунтів, тип рослинності, рівень вологості, кількість опадів та інтенсивність руху. Усе це створює суттєві труднощі для стандартизації підходів і розробки універсальних методів оцінювання.

Процеси збору даних для аналізу таких доріг також суттєво відрізняються від традиційних методик. Найпростіший і водночас один із найнадійніших способів - це візуальне спостереження, яке передбачає безпосередню участь інспектора. Хоча цей метод забезпечує високу точність, він є трудомістким і потребує значних часових та фінансових витрат, що обмежує його практичне використання на великих територіях. Сучасні технології пропонують альтернативу - використання сенсорних приладів, лазерного сканування, безпілотних літальних апаратів або систем комп'ютерного зору. Кожен із цих підходів має свої переваги та обмеження, які залежать від рельєфу, доступності місцевості та умов проведення моніторингу.

Використання дистанційних технологій дозволяє значно прискорити процес оцінювання стану доріг, особливо у важкодоступних або прикордонних зонах. Зокрема, комбінація відеофіксації з транспортного засобу та автоматизованого аналізу зображень дає можливість визначити наявність ям, тріщин, природних дренажів та інших дефектів без необхідності тривалої польової роботи. Такий гібридний підхід поєднує переваги людського спостереження з точністю алгоритмів комп'ютерного зору, забезпечуючи більш об'єктивні результати при мінімізації витрат ресурсів. Крім технічного моніторингу, важливо також оцінювати економічні аспекти утримання таких доріг. У світовій практиці[3-4] використовуються різноманітні підходи до визначення вартості обслуговування та ремонту, які базуються на аналізі життєвого циклу дороги, оцінці частоти оновлення покриття та обсягів використаних матеріалів. Для ґрунтових і щебених шляхів актуальним є визначення відносних витрат, пов'язаних із відновленням дефектних ділянок, витратою паливно-мастильних матеріалів, оплатою праці персоналу та залученням техніки. Такий підхід дозволяє прогнозувати необхідні ресурси для підтримання експлуатаційної придатності дороги на належному рівні.

**Постановка проблеми:** руйнування ґрунтових та насипних доріг, особливо після осінньо-зимового періоду, є актуальною для багатьох регіонів України. Рух важкої сільськогосподарської техніки, тракторів та комбайнів призводить до утворення глибоких колій і вибоїн, що значно ускладнює подальший рух транспорту. Традиційне вирівнювання таких доріг за допомогою грейдера дає лише тимчасовий ефект, оскільки після дощів або снігу дефекти з'являються повторно. У зв'язку з цим, сучасна практика дорожнього будівництва дедалі більше орієнтується на метод стабілізації ґрунту, який дозволяє створювати більш стійкі та довговічні покриття без необхідності завою додаткового щебеню чи інших матеріалів.



Метод стабілізації ґрунтового покриття передбачає змішування наявних на ділянці матеріалів (ґрунт, каміння, пісок, відсів) із в'язкими речовинами, такими як цемент і полімерні стабілізатори, із подальшим ущільненням. Технологічний процес складається з кількох етапів: рівномірного внесення в'язкої речовини за допомогою спеціальних розкидачів, подрібнення та змішування матеріалів на глибину 25-40 см універсальними фрезами, проливання полімерним розчином, повторного перемішування, планування та профілювання, а також ущільнення важкими віброкатками. Завдяки такому підходу за робочу зміну можливо реконструювати значні площі дорожнього полотна, забезпечуючи його рівність і стійкість до змін погодних умов.

Впровадження в Україні вже отримало практичне застосування завдяки сучасним фрезам та мульчерам Seppi Starsoil та Multiforst, що дозволяє ефективно стабілізувати дороги на промислових об'єктах, сонячних станціях, тракторних бригадах чи деревопереробних підприємствах. Покриття, побудоване методом стабілізації, характеризується тривалішим терміном служби, високою міцністю, вологостійкістю та здатністю витримувати навантаження до 11 т на вісь. За потреби дороги можна додатково посипати гравієм або покрити шаром асфальту 3-5 см, що додатково підвищує її довговічність. Ця технологія дозволяє значно скоротити терміни та вартість будівництва, забезпечуючи при цьому надійність і безпеку дорожнього покриття.

Таким чином світові та вітчизняні практики уже використовують власні методики подолання проблем дорожнього покриття, тому росте попит в необхідності нових конкурентних методів.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій:** Під час аналізу існуючих підходів до виявлення дефектів дорожнього полотна було досліджено низку робіт, що охоплювали різні методики моніторингу та оцінки стану доріг. Більшість попередніх робіт зосереджена на асфальтованих магістралях через більш високий автомобільний трафік та стабільніші умови для виявлення дефектів, таких як западини та тріщини. Наприклад, алгоритм RDD-YOLO[6], що базувався на YOLOv8, зосереджувався на класифікації дефектів та визначенні їхніх типів і приблизної зони, працюючи на двох етапах: спершу визначалася наявність пошкодження, а потім його характеристика.

Метод POT-YOLO[7] був спрямований на виділення дірок та контурів дефектів на дорожньому покритті з використанням гаусівської фільтрації та модулів SPPF та E-SPPF у YOLOv8. Це дозволяло об'єднувати схожі ознаки, адаптувати ваги на картах ознак і зменшувати обчислювальні витрати.

Хоча ці підходи демонструють прогрес у виявленні дефектів асфальтових доріг, для ґрунтових і щебеневих шляхів завдання є складнішим через природну неоднорідність покриття, сезонні зміни та вплив кліматичних факторів. Тут ключовим є оцінювання дефектів, характерних для таких доріг: ерозійні заглиблення, колії, дренажні канали, втрати щебеню чи гравію.

Існують підходи, що комбінують сенсорні дані та комп'ютерний зір. Деякі роботи застосовували транспортні засоби з лазерними системами[8] для реєстрації нерівностей та акселерометри для визначення вібрації поверхні, що разом із GPS-фіксацією дозволяло повторювані та точні вимірювання стану дороги. Інші методики передбачали використання тестових відеозаписів[9], наприклад, при руху на автомобілі, з камерою високої роздільної здатності. Дефекти на ґрунтових дорогах у таких підходах визначалися на основі перепадів висоти, хоча точне виділення меж дефектів обмежене через складність покриття.

Серед сучасних робіт для ґрунтових та щебеневих доріг відзначаються підходи, які застосовують недорогі системи комп'ютерного зору та БПЛА для автоматичного



виявлення ям, колій та нерівностей, що дозволяє швидко оцінювати стан важкодоступних ділянок. Інші роботи використовують супутникові знімки високої роздільної здатності та алгоритми машинного навчання для прогнозування стану ґрунтових доріг, включно з деформаціями, ерозією та втратою покриття, що дає змогу оперативно визначати критичні ділянки. Окремі дослідження застосовують подвійні потоки нейронних мереж для сегментації та класифікації дефектів, одночасно враховуючи текстурні й геометричні характеристики дороги, що підвищує точність детекції на неструктурованих поверхнях.

Таким чином, наявні підходи демонструють значний прогрес у сфері автоматизованого моніторингу доріг, але дослідження саме ґрунтових і рокадних шляхів залишаються обмеженими. Саме ця обставина визначає науковий вакуум, який і намагається заповнити наше дослідження, зокрема шляхом застосування комп'ютерного зору для детекції дефектів та оцінки стану таких доріг.

**Цілі статті:** У цьому дослідженні ми хочемо розробити та вдосконалити механізми детекції дорожніх пошкоджень прикордонної ділянки, а також втілити власні методи розрахунку об'ємів вибоїн та кількості ресурсів для їх ремонту. Створити інформаційну систему в декомпонованому форматі, яка зможе гнучко редагуватись та функціонувати відповідно до нових вимог.

## ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Перш за все використовується поняття ROI це Region of interest що означає ділянки які опрацьовуються та в подальшому обраховуються їх контури та об'єм. Для об'єму були використані формулу інтегралу перепаду яскравості пікселів[15-16]:

$$V = \sum_{x,y \in ROI} d(x,y) \cdot A_{pixel} \quad (1)$$

Де  $V$  – це об'єм в  $m^3$  визначеної зони вибоїни, а  $d(x,y)$  – глибина пікселя в конкретній точці, яка апроксимується через перепад яскравості:

$$d(x,y) = k \cdot (I_{max} - I(x,y)) \quad (2)$$

Де  $I_{max}$  – це максимальна яскравість виділеної зони,  $I(x,y)$  – це яскравість конкретного пікселя,  $k$  – це коефіцієнт перепаду яскравості у метри,  $A_{pixel}$  – це площа одного пікселя в  $m^2$ .

Коефіцієнт перепаду  $k$  не є стабільним і він теж залежить від фото, в цьому випадку він був  $k = 0,0005$  бо ROI – зони були маленькі і не дуже добре освітлені, тому ми отримуємо відомість, що якщо перепад яскравості від 0 до 255, то максимальна глибина на зображенні приблизно 5 см, то  $k \approx 0.05/255 \approx 0.0005$  через нестабільність та дрібність ROI і звісно в конкретних випадках це нормалізується, якщо вимірювання всі на одну камеру, в один вимірюваний час доби, це все переводиться під одну константу і для малих і для великих вибоїн.

Пояснення виведення формули:

$$d(x,y) = k \cdot (I_{max} - I(x,y)) \quad (3)$$

Відповідно пояснень за Гонсалесом, визначення, що яскравість (інтенсивність) пікселя  $I(x,y)$  у відбитому освітленні визначається як:



$$I(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y) \quad (4)$$

Де  $L(x, y)$  – освітлення, а  $R(x, y)$  – відбивна здатність поверхні, це загальні розуміння для подальшого перетворення. Спрощено для теорії вважається, що матеріал буде однорідним, а тому  $R(x, y) \approx const$ , опускається перепад освітлення і зберігається одне джерело світла, а отже наближено вважається, що

$$I(x, y) \propto \cos(\theta(x, y)) \quad (5)$$

Де  $\theta$  – кут між напрямком світла та нормаллю до поверхні, відповідно якщо поверхня має невеликі перепади висок, відповідно вибоїни не величезних розмірів, тоді наближено вважається, що

$$\cos(\theta) \approx 1 - \frac{1}{2} \left( \frac{\partial z}{\partial x} \right)^2 - \frac{1}{2} \left( \frac{\partial z}{\partial y} \right)^2 \quad (6)$$

При малих кутах, відповідно при відносно плоскій дорозі, інтенсивність буде змінюватись лінійно з локальним нахилом або з глибиною. Тобто при невеликих перепадах висот отримується наступна лінійна залежність:

$$I(x, y) \approx I_{max} - c \cdot z(x, y) \quad (7)$$

Де  $c$  – константа, яка враховує технічні особливості, як камера, освітленість і інші відхилення. З цього відбувається інверсія формули, і відбувається вираження глибини  $z(x, y)$  через інтенсивність:

$$z(x, y) = \frac{I_{max} - I(x, y)}{c} \quad (8)$$

Ну і відповідно, якщо замінити  $1/c = k$ , то отримується базова формула:

$$d(x, y) = k \cdot (I_{max} - I(x, y)) \quad (9)$$

З чого пояснюється формула визначення загального об'єму в теорії інтенсивності зображення, за Гонсалесом, і отримується обрахунок суми:

$$V = \sum_{x, y \in ROI} d(x, y) \cdot A_{pixel} \quad (10)$$

Де пікселі в зоні обробки визначаються глибину інтенсивності, множаться на площу, та відповідно додаються для визначення загального об'єму вибоїни.

Обрахунок маси був за формулою (11)[17]:

$$m = V \cdot \rho \quad (11)$$

Де  $m$  – маса в кг,  $V$  – об'єм та  $\rho(\rho_0)$  – густина[26]. В продемонстрованому випадку густина гравію, щобеню вираховувалось по мінімальній площині  $170 \text{ кг/м}^3$ , але підкреслю, що у випадку коректного освітлення, уже готової натренованої вибірки з більше ніж 1500 зображень густину варто розраховувати, як  $1700 \text{ кг/м}^3$ .

Щодо кольорової карти яскравості зображення, яка була допоміжною у розрахунку глибин вибоїн, то формула досить проста:



$$D_{norm} = \frac{D - D_{min}}{D_{max} - D_{min}} : 255 \quad (12)$$

$D$  – матриця глибин,  $min$  та  $max$  відповідно мінімальні та максимальні значення глибин в ROI

### МЕТОДОЛОГІЯ ДОСЛІДЖЕННЯ

Для розробки власної моделі було використано демонстраційний набір даних із платформи RoboFlow, що містив марковані зображення дефектів типу «pothole». Для забезпечення надійності результатів рекомендовано застосовувати набори даних обсягом не менше 1000 зображень, розподіляючи їх таким чином: 70–80% для навчання та 20–30% для валідації. У нашому випадку для тестування обрана аналогічна вибірка, а навчання моделі передбачає мінімум 120 епох, що є достатнім для отримання проміжних оцінок точності. Крім того, для підвищення надійності результатів передбачено використання механізму корекції, який дозволяє налаштовувати точність виявлення дефектів за допомогою спеціальної регулюючої змінної.

У роботі було використано у загальному розумінні класифікацію області на зображенні і зафіксовано в робочій мережі, що є потрібною зоною для експерименту, а що ні. Отже загальний вигляд навчання також може відобразитись як шари, які обробляють все конкретніший результат доходючи до фінальної фази готового та обробленого зразку з яким вже можна проводити подальші маніпуляції:

Знаючи шлях навчання, який використано, варто розглянути вибірку навчальних та валідуючих даних з середовища RoboFlow (рисунки 2, 3).

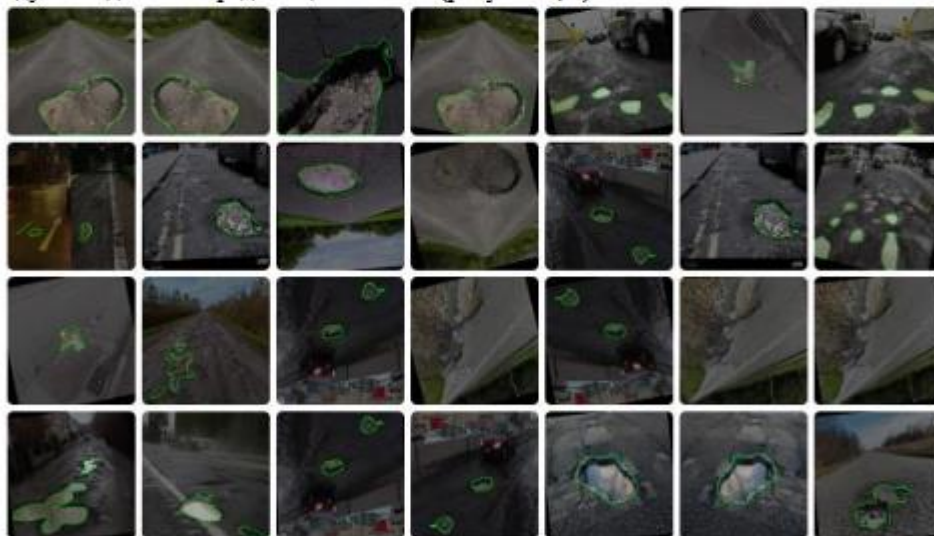


Рис. 2: Дані для навчання нейронної мережі з RoboFlow з маркуванням pothole [11]



Рис. 3: Приклад маркованих даних з обраного датасету

Експериментальний метод контурного виділення та обчислення має наступну загальну структуру (рисунок 4):



Рис. 4: Загальний принцип створення моделі для виявлення та обчислення вибоїн [12-14]

Процес роботи починається з навчання згорткової нейронної мережі (CNN) та її початкового тестування для оцінки базової ефективності. Після цього проводиться



перевірка роботи моделі на контрольних даних, що дозволяє підтвердити правильність її функціонування. Наступний етап включає оцінку результатів на нових зображеннях [15-18], які не використовувалися під час навчання, для підтвердження стабільності та надійності мережі. Далі здійснюється обчислення площі дефектів і відносних значень глибини ушкоджень дорожнього покриття; за потреби, зображення можуть додатково оброблятися методом вейвлет-фільтрації для зменшення шумів. Використовуючи кольорову карту яскравості та масштабні співвідношення, визначається приблизна кількість матеріалів, необхідних для ремонтних робіт. Вибір конкретної метрики оцінки залежить від параметрів зображення, таких як кут огляду камери та фіксована відстань до об'єкта, що дозволяє зберігати консистентність розрахунків.

### РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Для проведення мінімального експерименту, робоча модель на основі YOLOv8 [20-23] була тренувана протягом 120 епох на базі маркованого набору даних з Roboflow. Для прикладу будуть наведені діаграми епох, загальні тенденції та результати навчання на маркуванні "pothole". На рисунку 5 продемонстровано тенденцію збільшення точності до 50 епохи. На рисунках 6 та 7 представлені приклади маркованих даних та результат роботи методу на гравійній дорозі. На рисунку 8 наведена схема циклу об'єму вибоїни.

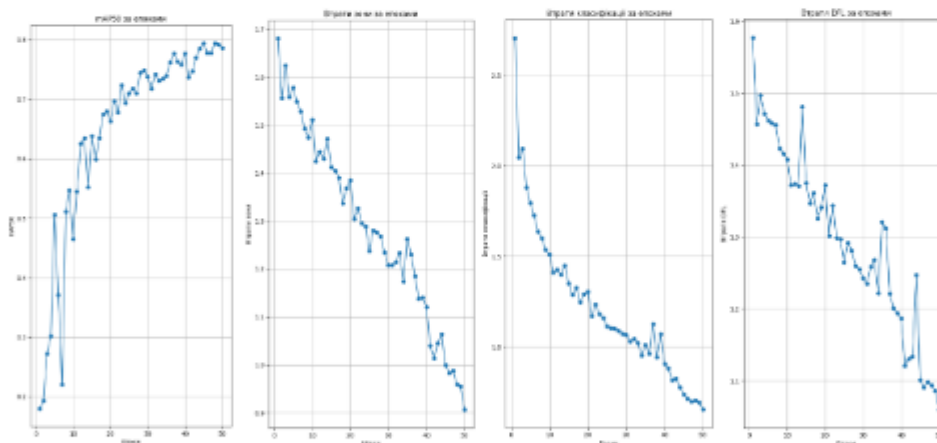


Рис. 5: Графіки проходження епох із тенденція зменшення втрат в точності визначення

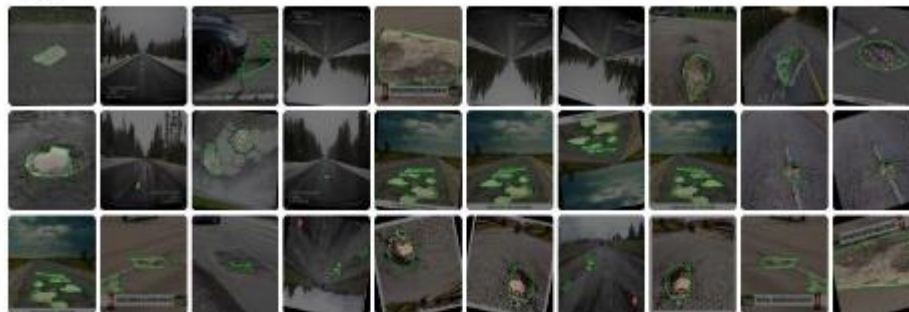


Рис. 6: Приклад маркованих даних готового набору даних з Roboflow [24-25]

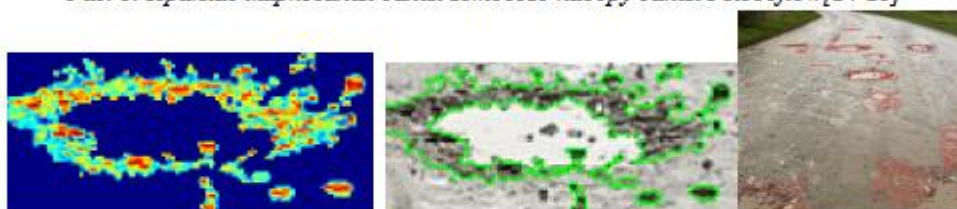


Рис. 7: Приклад роботи запропонованої нейронної мережі на гравійній дорозі

Загальний об'єм вибоїн: 0.4668 м<sup>3</sup>

Необхідний загальний гравій: 79.36 кг

Необхідний загальний щебінь: 74.69 кг

Результати першого експерименту наведені у таблиці 1.

Таблиця 1

Результати першого експерименту щодо роботи методу на гравійній дорозі

ROI	Об'єм_м <sup>3</sup>	Гравій_кг	Щебінь_кг
1	0.040030	6.805017	6.404722
2	0.042276	7.186967	6.764204
3	0.115920	19.706411	18.547210
4	0.005626	0.956369	0.900112
5	0.000990	0.168253	0.158356
...	...	...	...

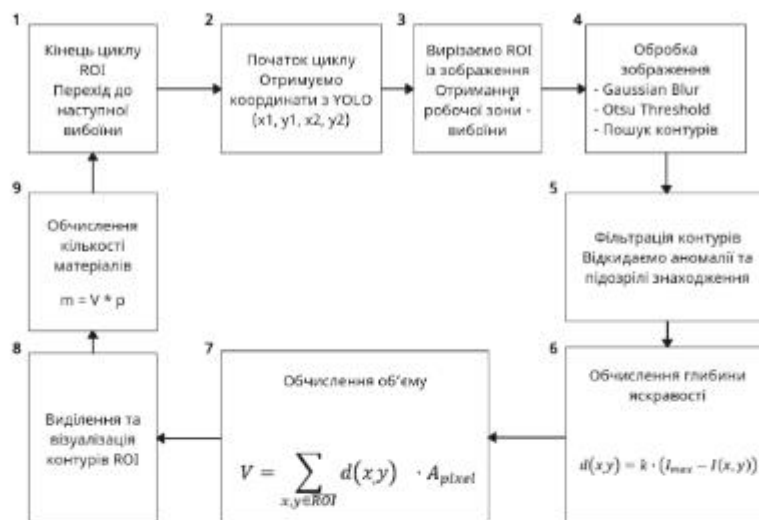


Рис. 8: Схема циклу об'єму вибоїни

Коли цикл закінчує обробку вибоїни, відбувається додавання у загальну суму, усі об'єми, які отримані протягом роботи системи записуються як окремо у таблицю розрахунку, так і загально і сумарний об'єм для зручності подальшої роботи з цими даними. Збільшивши обсяг епох, провели експеримент по великому обсягу деформацій дорожнього полотна, відповідно відкоригувавши точність щодо аналізу на зображенні, визначивши новий поріг точності та протестувавши нову модель, отримали наступний результат (рисунок 9):

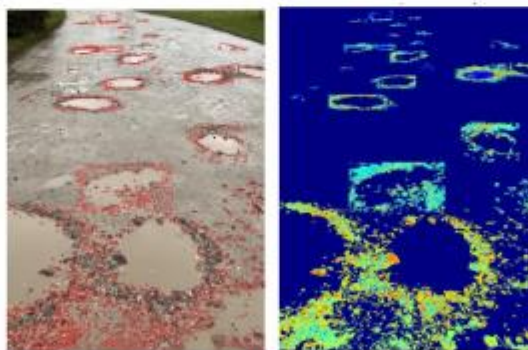


Рис. 9: Приклад роботи запропонованої нейронної мережі на актуальних фото гравійних доріг

Як наслідок отримано оцінку відносного розрахунку об'ємів та витратних матеріалів:  
 Загальний об'єм вибоїн: 1.0833 м<sup>3</sup>.  
 Необхідний загальний гравій: 184.17 кг.  
 Необхідний загальний щебінь: 173.33 кг.



Результати другого експерименту наведені у таблиці 2. Гістограма залежності об'ємів до зон виявлень представлена на рисунку 10.

Таблиця 2

## Результати другого експерименту щодо роботи методу на гравійній дорозі

ROI	Об'єм_м <sup>3</sup>	Гравій_кг	Щебінь_кг
1	0.005958	1.012809	0.953232
2	0.017010	2.891749	2.721646
3	0.141597	24.071520	22.655548
4	0.064684	10.996261	10.349422
5	0.049727	8.453628	7.956356
...	...	...	...
65	0.000204	0.034642	0.032604
66	0.037817	6.428864	6.050696
67	0.004507	0.766237	0.721164
68	0.000966	0.164288	0.154624
69	0.000690	0.117379	0.110474

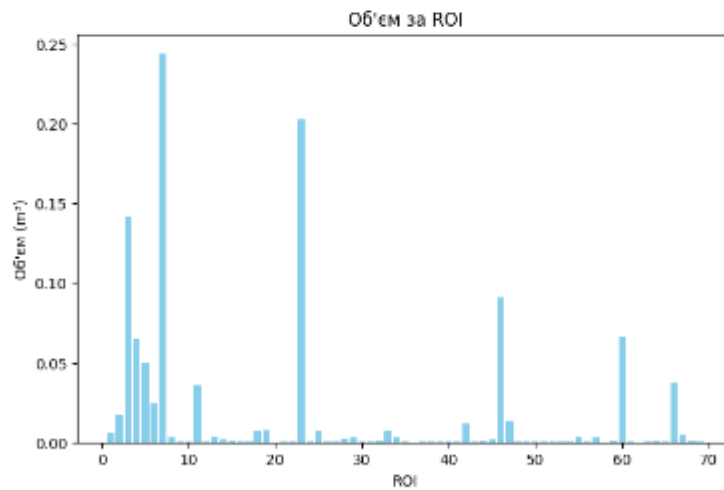


Рис. 10: Гістограма залежності об'ємів до зон виявлень



### ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ МАЙБУТНІХ ДОСЛІДЖЕНЬ

У результаті проведеного дослідження було запропоновано новий метод оцінки об'єму зон інтересу, зокрема дорожніх вибоїн на ґрунтових та щебеневих дорогах. Метод ґрунтується на аналізі різниці яскравості пікселів та визначенні площі дефекту з використанням моделі YOLOv8 у поєднанні з технологіями комп'ютерного зору, що дозволяє автоматично виявляти ями та вибоїни на переважно неасфальтованих ділянках дорожнього полотна, а також оцінювати їх об'єм та необхідну кількість матеріалів для ремонту.

Модель була навчена на базовому наборі даних із можливістю подальшого масштабування та використання більш об'ємних та маркованих даних. На тестовому наборі даних мережа демонструє ймовірність виявлення дефектів близько 80% та формування контуру приблизно з 70% точністю. Основна мета експерименту полягала у перевірці придатності цього методу для оцінки об'ємів вибоїн та планування ресурсів для їх усунення, з перспективою оптимізації часу, витрат та людських ресурсів. Подальше покращення результатів передбачає збільшення числа епох навчання та розширення набору даних, що дозволить підвищити точність і функціональні можливості системи.

Досягнуті результати демонструють життєздатність запропонованого підходу: система коректно визначає дефекти, забезпечує первинний обрахунок об'ємів та матеріалів, а також має потенціал для подальшого удосконалення метрик оцінки. Методи обробки та фільтрації зображень, включно з гаусівською, медіанною та вейвлет-фільтрацією, можуть бути застосовані для підвищення якості аналізу залежно від специфіки даних.

Система може знайти застосування у різних сферах, від моніторингу стану доріг за допомогою відеореєстраторів до контролю прикордонних ділянок, сприяючи підвищенню ефективності роботи відповідних служб. Завдяки своїй гнучкості та масштабованості, розроблений підхід має перспективи для інтеграції у світові практики оцінки стану дорожнього покриття.

### СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Kumar P.V.S. (2025). Road condition assessment: A framework for automatic detection of surface flaws. Department of CSE, VNR VJIEET, Hyderabad, Telangana, India.
2. MTU. State Practice for Unpaved Roads. URL: <https://www.mtu.edu/mtri/research/project-areas/transportation/infrastructure/unpaved-roads/2a-state-practice.pdf> (Last accessed Sep 16, 2025)
3. ScienceDirect. Investigating the cost of mechanized unpaved road maintenance operations in Uganda. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590198224001210> (Last accessed Sep 16, 2025)
4. InTrans Iowa State University. Pavement treatments overview. URL: <https://www.intrans.iastate.edu/wp-content/uploads/2018/03/RukashazaTreatments.pdf> (Last accessed Sep 16, 2025)
5. Stabilization of dirt and gravel roads - a reliably constructed road. URL: <https://agroremmash-plus.com/ua/20-korysni-statti/344-stabilizatsiya-gruntovikh-ta-nasipmikh-dorig> (Last accessed Nov 04, 2025)
6. Li Y., Yin C., Lei Y., Zhang J., Yan Y. (2025). RDD-YOLO: Road Damage Detection Algorithm Based on Improved You Only Look Once Version 8. *School of Computer Science and Technology, Dong Hua University, Shanghai*, pp. 1–10.
7. Bhavana N., Kodabagi M.M., Muthu Kumar B., Ajay P., Muthukumar N., Ahilan A. (2024). POT-YOLO: Real-Time Road Potholes Detection using Edge Segmentation based Yolo V8 Network. *International Journal of Intelligent Systems in Engineering*, pp. 15–26.



8. M. Shusnjar, Z. Pandur, H. Nevecherel, K. Lepoglavec, and M. Bacic, "Development of a new method for forest road surface condition assessment," *Gradevinar*, vol. 71, no. 12, pp. 1121–1128, 2019. <https://doi.org/10.14256/JCE.2462.2018>
9. Hoseini M., Puliti S., Hoffmann S., Astrup R. (2024). Pothole detection in the woods: a deep learning approach for forest road surface monitoring with dashcams. *International Journal of Forest Engineering*, 35(2), pp. 303–312. <https://doi.org/10.1080/14942119.2023.2290795>
10. Schmidhuber, J. Deep Learning in Neural Networks: An Overview. *Neural Netw.* 2015, 61, 85–117.
11. Pothole Computer Vision Dataset by braddwyer <https://universe.roboflow.com/braddwyer-xoufk/pothole-h4nr>
12. Zeng J., Zhong H. (2025). YOLOv8-PD: An Improved Road damage detection algorithm based on YOLOv8n model. *China People's Public Security University*, pp. 1–12.
13. Rolt J., Mukura K., Otto A. (2022). Development of a Simplified Agency Life-Cycle Costing Tool for Gravel Roads. *TRL Limited UK*, pp. 1–20.
14. Khan M., Raza M.A., Abbas G., Othmen S., Yousef A., Jumani T.A. (2024). Pothole detection for autonomous vehicles using deep learning: a robust and efficient solution. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 15(3), pp. 210–225.
15. OpenCV Documentation. URL: [https://docs.opencv.org/4.x/d2/de8/group\\_core\\_array.html#ga6d742a4795e7d849868b6812d20d8c01](https://docs.opencv.org/4.x/d2/de8/group_core_array.html#ga6d742a4795e7d849868b6812d20d8c01) (Last accessed Sep 16, 2025)
16. Gonzalez R.C., Woods R.E. (2018). *Digital Image Processing*, 4th Edition. Pearson, pp. 1–1000.
17. Holman J.P. (2010). *Heat Transfer*, 10th Edition. Southern Methodist University, pp. 1–850.
18. OpenCV Thresholding Tutorial. URL: [https://docs.opencv.org/4.x/d7/d4d/tutorial\\_py\\_thresholding.html](https://docs.opencv.org/4.x/d7/d4d/tutorial_py_thresholding.html) (Last accessed Sep 16, 2025)
19. Homedit. Density of Aggregate. URL: <https://www.homedit.com/civil-engineering/materials/concrete/density-of-aggregate/> (Last accessed Sep 16, 2025)
20. Zhou Q., Wang Z., Zhong Y., Zhong F., Wang L. (2024). Efficient Optimized YOLOv8 Model with Extended Vision. *Fujian Agriculture and Forestry University, China*, pp. 1–15.
21. Khare O.M., Gandhi S., Rahalkar A.M., Mane S. (2024). YOLOv8-Based Visual Detection of Road Hazards: Potholes, Sewer Covers, and Manholes. *International Journal of Intelligent Transportation Systems*, pp. 1–12.
22. Yaseen M. (2023). What is YOLOv8: An In-Depth Exploration of the Internal Features of the Next-Generation Object Detector. *AI Research Journal*, pp. 1–10.
23. Khalili B., Smyth A.W. (2023). SOD-YOLOv8—Enhancing YOLOv8 for Small Object Detection in Aerial Imagery and Traffic Scenes. *Remote Sensing and Image Analysis*, 6(11), 412.
24. Roboflow Documentation. URL: <https://docs.roboflow.com/> (Last accessed Sep 16, 2025)
25. Roboflow Python Package. URL: <https://roboflow.github.io/roboflow-python/> (Last accessed Sep 16, 2025)
26. Miranda M., Da Costa A., Castro J., Sagaseta C. (2023). Influence of gravel density in the behaviour of soft soils improved with stone columns. *Journal of Geotechnical Engineering*, 15(2), pp. 101–115.

**Dmytro V. Hyka**

Master's degree, Student of Information Technologies Faculty  
Khmelnyskyi National University, Khmelnytskyi, Ukraine  
ORCID: 0009-0004-2040-8756  
*hykadima@gmail.com*

**Olga O. Pavlova**

PhD, Associate Professor, Head of the Department of Computer Engineering and Informational Systems  
Khmelnyskyi National University, Khmelnytskyi, Ukraine  
ORCID: 0000-0001-7019-0354  
*pavlova@khmnu.edu.ua*

**Mykola I. Lysyi**

Doctor of Technical Sciences, Associate Professor,  
Professor of the Department of Vehicles and Engineering Support for State Border Protection  
National Academy of the State Border  
Guard Service of Ukraine named after Bohdan Khmelnytskyi, Khmelnytskyi, Ukraine  
ORCID: 0000-0002-9858-706X  
*lisyi3152@ukr.net*

### COMPUTER VISION-BASED METHOD OF CALCULATING DAMAGE TO THE ROAD PATH IN BORDER AREAS

**Abstract.** Within the framework of the conducted research, an analysis and comparison of modern approaches and technological solutions aimed at assessing the condition of transport routes, road surfaces and roads in border areas was carried out. The aim of the work is to improve and optimize the processes related to monitoring, diagnostics and planning of restoration works to increase the efficiency of the relevant services. The international experience of determining the technical condition of roads, methods for calculating quality indicators was analyzed, and the use of innovative technologies that ensure increased accuracy of assessment and automation of data processing was also investigated. An own concept of a system for detecting damage to the road surface, calculating consumables and volumes of work at the preparatory stage was proposed. The system is based on the application of artificial intelligence and computer vision technologies using methods of analyzing images and video materials obtained using a video recorder. A specialized neural network training algorithm based on the modern YOLOv8 model has been implemented, which provides automatic detection of defects on the road surface and their quantitative assessment for further determination of the extent of damage, required resources and boundaries of deformation areas. A system for organizing and storing results in local or cloud databases has been proposed, which contributes to effective management of information flows. The developed approach has broad prospects for application in assessing the state of border zones of any state for the purpose of defense, analytical monitoring and quick decision-making. In addition, the improved methodology can be used to automate monitoring of the condition of rock, dirt and gravel roads, which will significantly increase the efficiency and quality of repair work in rural, mountainous and border areas.

**Keywords:** computer vision, artificial intelligence, neural network, ROI, road surface defects, gravel roads, pothole, damage assessment, YOLOv8.

#### REFERENCES

1. Kumar P.V.S. (2025). Road condition assessment: A framework for automatic detection of surface flaws. Department of CSE, VNR VJIET, Hyderabad, Telangana, India.
2. MTU. State Practice for Unpaved Roads. URL: <https://www.mtu.edu/mtri/research/project-areas/transportation/infrastructure/unpaved-roads/2a-state-practice.pdf> (Last accessed Sep 16, 2025)
3. ScienceDirect. Investigating the cost of mechanized unpaved road maintenance operations in Uganda. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590198224001210> (Last accessed Sep 16, 2025)



4. InTrans Iowa State University. Pavement treatments overview. URL: <https://www.intrans.iastate.edu/wp-content/uploads/2018/03/RukashazaTreatments.pdf> (Last accessed Sep 16, 2025)
5. Stabilization of dirt and gravel roads - a reliably constructed road. URL: <https://agroremmash-plus.com/ua/20-korysni-statti/344-stabilizatsiya-gruntovikh-ta-nasipmikh-dorig> (Last accessed Nov 04, 2025)
6. Li Y., Yin C., Lei Y., Zhang J., Yan Y. (2025). RDD-YOLO: Road Damage Detection Algorithm Based on Improved You Only Look Once Version 8. *School of Computer Science and Technology, Dong Hua University, Shanghai*, pp. 1–10.
7. Bhavana N., Kodabagi M.M., Muthu Kumar B., Ajay P., Muthukumaran N., Ahilan A. (2024). POT-YOLO: Real-Time Road Potholes Detection using Edge Segmentation based Yolo V8 Network. *International Journal of Intelligent Systems in Engineering*, pp. 15–26.
8. M. Shushtar, Z. Pandur, H. Nevecherel, K. Lepoglavec, and M. Bacic, "Development of a new method for forest road surface condition assessment," *Gradevinar*, vol. 71, no. 12, pp. 1121–1128, 2019. <https://doi.org/10.14256/IJCE.2462.2018>
9. Hoseini M., Puliti S., Hoffmann S., Astrup R. (2024). Pothole detection in the woods: a deep learning approach for forest road surface monitoring with dashcams. *International Journal of Forest Engineering*, 35(2), pp. 303–312. <https://doi.org/10.1080/14942119.2023.2290795>
10. Schmidhuber, J. Deep Learning in Neural Networks: An Overview. *Neural Netw.* 2015, 61, 85–117.
11. Pothole Computer Vision Dataset by braddwyer <https://universe.roboflow.com/braddwyer-xoufkc/pothole-h4nrr>
12. Zeng J., Zhong H. (2025). YOLOv8-PD: An Improved Road damage detection algorithm based on YOLOv8n model. *China People's Public Security University*, pp. 1–12.
13. Rolt J., Mukura K., Otto A. (2022). Development of a Simplified Agency Life-Cycle Costing Tool for Gravel Roads. *TRL Limited, UK*, pp. 1–20.
14. Khan M., Raza M.A., Abbas G., Othmen S., Yousef A., Jumani T.A. (2024). Pothole detection for autonomous vehicles using deep learning: a robust and efficient solution. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 15(3), pp. 210–225.
15. OpenCV Documentation. URL: [https://docs.opencv.org/4.x/d2/de8/group\\_core\\_array.html#ga6d742a4795e7d849868b6812d20d8c01](https://docs.opencv.org/4.x/d2/de8/group_core_array.html#ga6d742a4795e7d849868b6812d20d8c01) (Last accessed Sep 16, 2025)
16. Gonzalez R.C., Woods R.E. (2018). *Digital Image Processing*, 4th Edition. Pearson, pp. 1–1000.
17. Holman J.P. (2010). *Heat Transfer*, 10th Edition. Southern Methodist University, pp. 1–850.
18. OpenCV Thresholding Tutorial. URL: [https://docs.opencv.org/4.x/d7/d4d/tutorial\\_py\\_thresholding.html](https://docs.opencv.org/4.x/d7/d4d/tutorial_py_thresholding.html) (Last accessed Sep 16, 2025)
19. Homedit. Density of Aggregate. URL: <https://www.homedit.com/civil-engineering/materials/concrete/density-of-aggregate/> (Last accessed Sep 16, 2025)
20. Zhou Q., Wang Z., Zhong Y., Zhong F., Wang L. (2024). Efficient Optimized YOLOv8 Model with Extended Vision. *Fujian Agriculture and Forestry University, China*, pp. 1–15.
21. Khare O.M., Gandhi S., Rahalkar A.M., Mane S. (2024). YOLOv8-Based Visual Detection of Road Hazards: Potholes, Sewer Covers, and Manholes. *International Journal of Intelligent Transportation Systems*, pp. 1–12.
22. Yaseen M. (2023). What is YOLOv8: An In-Depth Exploration of the Internal Features of the Next-Generation Object Detector. *AI Research Journal*, pp. 1–10.
23. Khalili B., Smyth A.W. (2023). SOD-YOLOv8—Enhancing YOLOv8 for Small Object Detection in Aerial Imagery and Traffic Scenes. *Remote Sensing and Image Analysis*, 6(11), 412.
24. Roboflow Documentation. URL: <https://docs.roboflow.com/> (Last accessed Sep 16, 2025)
25. Roboflow Python Package. URL: <https://roboflow.github.io/roboflow-python/> (Last accessed Sep 16, 2025)
26. Miranda M., Da Costa A., Castro J., Sagaseta C. (2023). Influence of gravel density in the behaviour of soft soils improved with stone columns. *Journal of Geotechnical Engineering*, 15(2), pp. 101–115.



## ДОДАТОК В (обов'язковий)

### ПРЕЗЕНТАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ  
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

**Інформаційна система для оцінки розміру дефектів  
прикордонної дороги із застосуванням комп'ютерного  
зору**

**Виконав:** студент групи ІСТМ-24-1  
ГИКА Дмитро Вікторович

**Керівник:** д.ф., доц.  
ПАВЛОВА Ольга Олександрівна

## Мета, Об'єкт та Предмет Дослідження 2



**Метою** кваліфікаційної роботи магістра є створення інформаційної системи розпізнавання та розрахунку дефектів на дорогах прикордонної ділянки.

**Об'єктом дослідження** є процес виявлення та обчислення рівня деформацій на дорожньому полотні.

**Предметом дослідження** є комбінація нового методу розрахунку об'єму вибоїни та згорткової нейронної мережі для виявлення області дослідження та необхідних значень на зображеннях дороги.

## Актуальність та Наукова новизна

3

**Актуальність** полягає в необхідності швидких та простих розрахунків, з метою покращення елементів оцінки робіт та наявності системи з потенційно низьким рівнем входу та імплементації в структуру організацій. Щорічне масштабування логістичних маршрутів та збільшення кількості обчислень об'ємів пошкоджень та ремонтних матеріалів сприяє необхідності розвитку нових технологій для оптимізації процесу.

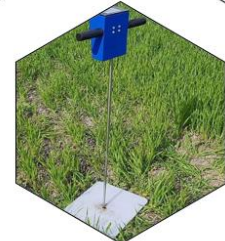
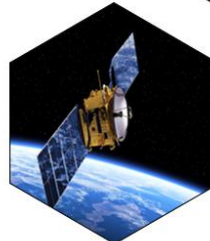
**Наукова новизна** полягає у впровадженні власної інформаційної системи, яка використовує комбінацію методів комп'ютерного зору, фільтрації, візуалізації та розрахунку об'ємів вибоїни та матеріалів для її ремонту на основі власного розробленого методу, який ґрунтується на перепаді яскравості пікселів, густині ремонтних матеріалів та створенні маски вибоїни для розрахунку.

## Розділ 1. Оцінка стану покриття

4

Елементи оцінювання стану ґрунтового дорожнього покриття:

- Інспектор
- Дрони
- LiDAR
- GRP
- Пенетрометр
- IoT-датчик
- Супутник



## Розділ 1. Проблеми застосування комп'ютерного зору на дорогах

5



- Неоднорідність покриття
- Освітлення
- Технологічні обмеження
- Сезонні зміни
- Геометричні спотворення
- Варіативність набору даних
- Моделі навчання
- Шум у кадрі

## Розділ 2. Класичні та новітні технології комп'ютерного зору

6



Класичні технології:

- Haar Cascades
- Template Matching
- Edge Detection
- Thresholding
- HOG&SVM

Новітні технології із використанням ШНМ:

- YOLO
- Faster R-CNN
- Mask R-CNN
- SSD
- RetinaNet
- DETR

## Розділ 2. Метод оцінювання об'єму дефектів ROI

7

$$(2.1) \quad V = \sum_{x,y \in ROI} d(x,y) \cdot A_{pixel} \quad \begin{array}{l} \text{де } V - \text{ це об'єм } \text{м}^3; \\ d(x,y) - \text{ це глибина яскравості пікселя;} \\ A_{pixel} - \text{ це площа пікселя в } \text{м}^2. \end{array}$$

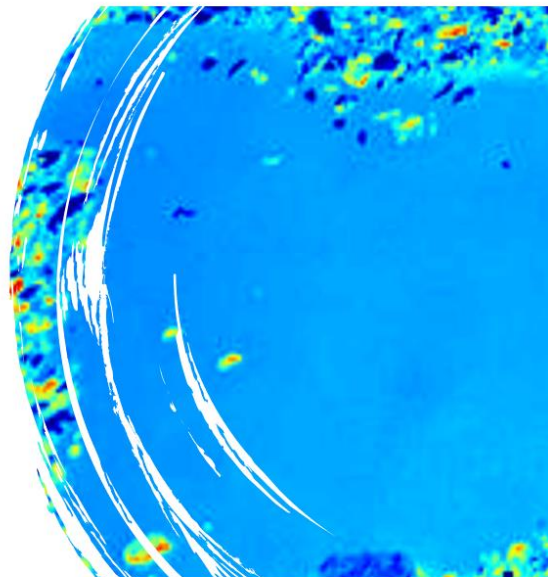


$$(2.2) \quad d(x,y) = k \cdot (I_{max} - I(x,y)) \quad \begin{array}{l} \text{де } k - \text{ це сталлий коефіцієнт перетворення яскравості у} \\ \text{метри;} \\ I_{max} - \text{ це максимальне значення яскравості, яке присутнє на} \\ \text{зоні обробки, ROI;} \\ I(x,y) - \text{ це значення яскравості пікселя в межах ROI.} \end{array}$$

## Розділ 2. Метод оцінювання об'єму дефектів ROI

8

Як висновок виведена формула (2.1) полягає у сумі глибини пікселів помножених на площу у межах ROI. А формула (2.2) є складовою розрахунку стовпця глибини яскравості. В конкретному випадку глибина пікселів це значення перепаду яскравості пікселя від знайденого мінімуму до нормального рівня дороги і як наслідок загальне значення об'єму кооперується із розрахунком густини матеріалів звідки ми отримуємо кількість ремонтних матеріалів.



### Розділ 3. Візуальна інформація для роботи системи

Першою складовою візуальної інформації є набір даних для тренування ШНМ, який має мітки для визначення вибоїн, складається із 9 738 робочих матеріалів, з яких 6 819 зображень є навчальними, 1 945 – валідаційними та 974 – тестовими. Набір даних отримано із середовища Roboflow, завантажено через лістинг для підготовки файлу для навчання та використано для прямого застосування.

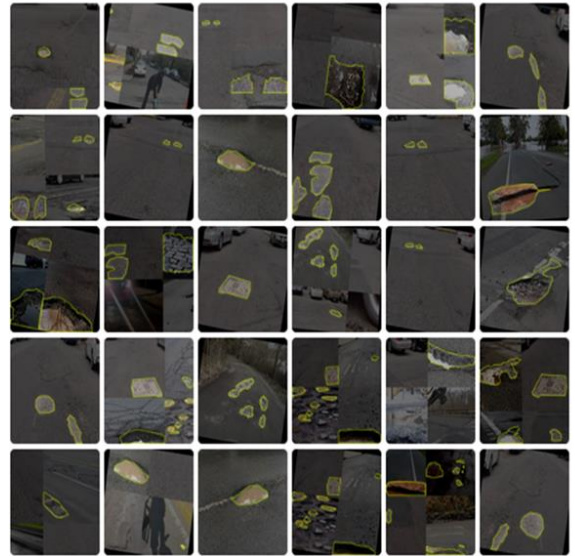


Рисунок 3.1 – Набір даних для навчання

### Розділ 3. Візуальна інформація для роботи системи

Після навчання мережі, готуються робочі матеріали, на яких буде проводитися розрахунок системи, а тому перевіряється профіль яскравості зображення і при необхідності проводиться фільтрація одним із наявних фільтрів:

- Гауса
- Медіанним
- Вейвлет фільтрацією

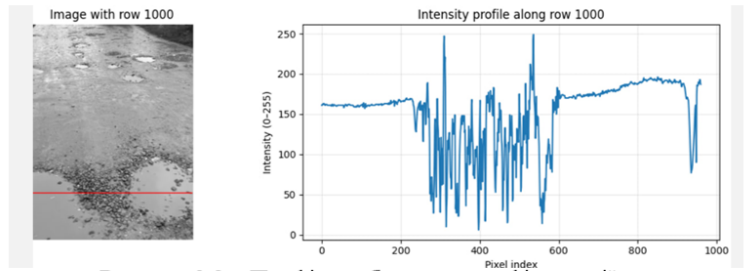


Рисунок 3.2 – Профіль зображення до фільтрації

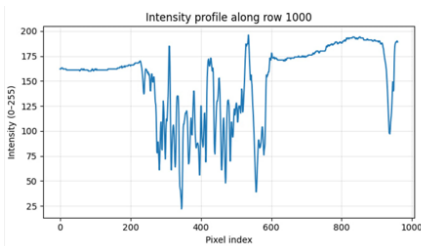


Рисунок 3.3 – Профіль після фільтру Гауса

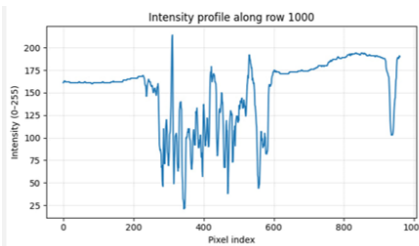


Рисунок 3.4 – Профіль після медіанного фільтру

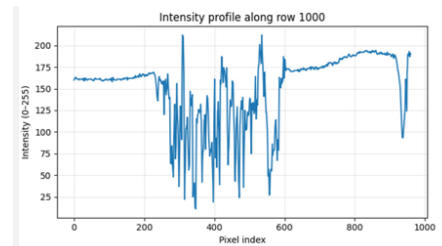


Рисунок 3.5 – Профіль після вейвлет фільтрації

### Розділ 4. Цикл виконавчого модуля інформаційної системи

Після навчання ШНМ та обробки цифрових даних, система може починати цикл обробки зображення, а саме проводити детекцію наявності вибоїн, розраховувати їх об'єм, визначати контури, проводити деталізацію та візуалізацію по кожному ROI окремо, обчислювати загальну кількість ремонтних матеріалів, зберегти всю інформацію у табличній відомості та відобразити результати роботи системи.

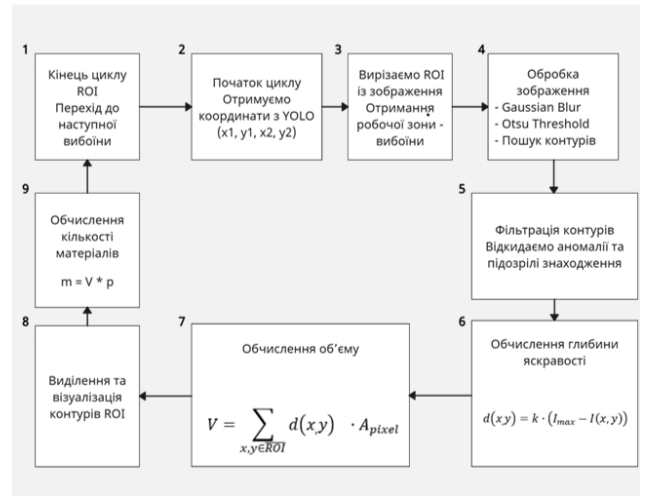


Рисунок 4.1 – Цикл виконавчого модуля

### Розділ 4. Приклад 1 роботи системи



Рисунок 4.2 – Оброблене експериментальне зображення 1 та його карта яскравості пікселів

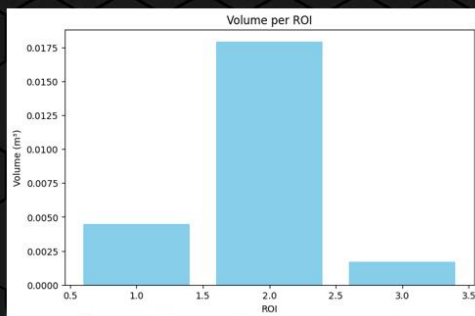


Рисунок 4.3 – Гістограма об'ємів зображення 1

- 1. Total pothole volume: 0.0241 m³
- 2. Total gravel needed: 40.94 kg
- 3. Total crushed stone needed: 38.53 kg

## Розділ 4. Приклад 2 роботи системи

13

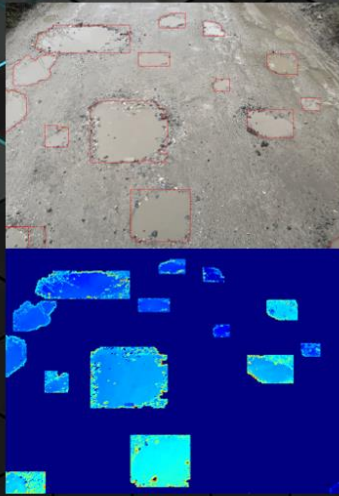


Рисунок 4.4 – Оброблене експериментальне зображення 2 та його карта яскравості пікселів

1. Total pothole volume: 0.1441 m<sup>3</sup>
2. Total gravel needed: 244.89 kg
3. Total crushed stone needed: 230.48 kg

ROI	Volume_m3	Gravel_kg	Crushed_kg
1	0,036	61,115	57,520
2	0,031	52,997	49,879
3	0,011	18,732	17,631
4	0,016	26,803	25,227
5	0,005	8,925	8,400
6	0,002	4,021	3,785
7	0,005	9,060	8,527
8	0,006	10,448	9,833
9	0,001	1,905	1,793
10	0,002	3,707	3,489
11	0,001	1,472	1,385
12	0,000	0,419	0,394
13	0,004	6,384	6,008
14	0,007	11,229	10,568
15	0,001	2,531	2,382
16	0,003	4,811	4,528
17	0,012	20,327	19,131

14

Розроблено інформаційну систему детекції вибоїн та обчислення ремонтних матеріалів для їх усунення за допомогою хмарної платформи **Google Colab**, реалізацію системи виконано на мові програмування **Python**

Створено декомпозиційну структуру, яка може легко та гнучко видозмінюватись, не несучи за собою повну зміну елементів. Розроблено функціональні блоки тренування ПНМ, фільтрації, візуалізації та модуля обрахунків, які можуть виконуватись окремо.

Тренована система показала високі значення точності детекції, як наслідок її використання є доцільним.

**Precision=0.899**  
**Recall=0.858**  
**mAP50=0.919**  
**mAP50-95=0.731**

## Висновки

Розроблений функціонал може покращуватись, видозмінюватись та впроваджуватись в інфраструктурні та логістичні середовища, для швидкого аналізу, економії ресурсів та технологічної продуктивності



15

Дякую  
за  
увагу!

### Протокол аналізу звіту подібності експертом

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

**Автор:** Дмитро ГИКА

**Співавтор:**

**Назва:** Інформаційна система для оцінки розміру дефектів прикордонної дороги із застосуванням комп'ютерного зору

**Експерт:** Ольга ПАВЛОВА

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

**Коефіцієнт подібності 1:** 3.2%

**Коефіцієнт подібності 2:** 1%

**Мікропробіли:** 5

**Заміна букв:** 0

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 1

**Дата створення звіту:** 2025-12-16 16:10:58.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

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

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

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

Обґрунтування:

2025-12-16

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт

Tue Dec 16 15:55:40 EET 2025, Медзвіт Дмитро Миколайович, Хмельницький національний університет, ХНУ

## Anti-Plagiarism (UA) v-15.284 Educational

The maximum coincidence with one document 0.0%

Dictionaries check: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Errors in the documents: 9%

ID: 253343 Title: МІР Інформаційна система для оцінки розміру дефектів привордонної дороги із застосуванням комп'ютерного зору Added in a DB: 2025-12-16 Authors: Дмитро ПІКА Heads: Ольга ПАВЛОВА Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	126367	823	2013 (2%)	32 (4%)

### Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Дипломник: Дмитро Гика

Тема: Інформаційна система для оцінки розміру дефектів прикордонної дороги із застосуванням комп'ютерного зору.

Спеціальність: 126 «Інформаційні системи і технології»

Обсяг дипломної роботи:

Кількість сторінок записки 89

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень: Метою кваліфікаційної роботи є розробка методу та інформаційної системи для оцінки розміру дефектів прикордонної дороги із застосуванням комп'ютерного зору.
2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню: Робота повністю відповідає поставленому завданню.
3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі проведено огляд стану прикордонних доріг та існуючих методів контролю їхнього стану. У другому розділі окреслено апаратні та програмні засоби, необхідні для збору даних та їхньої обробки. У третьому розділі запропоновано метод розпізнавання дефектів: описано підхід до сегментації, контурного аналізу або використання нейронних мереж для класифікації та вимірювання пошкоджень. У четвертому розділі представлено архітектуру інформаційної системи, включно з модулем обробки зображень, базою даних, інтерфейсом користувача та механізмами формування звітів.
4. Позитивні сторони роботи: отримання двох пунктів наукової новизни.
5. Негативні сторони роботи:
6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: Пояснювальна записка оформлена коректно, згідно діючих стандартів оформлення документації.

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

8. Інші зауваження: \_\_\_\_\_

9. Оцінка дипломної роботи: відмінно.

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

Бедришова І.П. Зав. кафедрой ІІІ, ХНУ

"15" грудня 2025 р.

[Signature] (підпис)

Зав. кафедри КПС  
д-р. філософії Ользі ПАВЛОВІЙ

ГИКИ Дмитра Вікторовича

---

ПІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи ІСТМ-24-1

### ЗАЯВА

З правилами чинного Положення про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті, згідно з яким виявлення академічного плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту і застосування заходів академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання спеціалізованих програмних засобів (СПЗ) StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на наявність академічного плагіату оповіщений (а). Надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних СПЗ і використання роботи для виявлення академічного плагіату в інших роботах, які перевіряються СПЗ.

Також надаю свою згоду на обробку й збереження університетом моєї роботи в Інституційному репозитарії Хмельницького національного університету.

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

10 грудня 2025 року



## РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ

КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ  
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Інформаційна система для оцінки розміру дефектів прикордонної дороги із застосуванням комп'ютерного зору  
 Автор Дмитро ГИКА  
 Освітня програма Інформаційні системи та технології  
 Рівень вищої освіти другий (магістерський)  
 Спеціальність 126 Інформаційні системи та технології  
 Науковий керівник: д.ф., доцент Ольга ПАВЛОВА

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмним засобом(ами) 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.	відповідає
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданій 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, виправданій 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 укривтя текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	

## Підтвердження:

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

- 1) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
- 2) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг з джерелами на один фрагмент речення;
- 3) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до комбінування латинських символів зі україномовними скороченнями індексів в формулах, що не є модифікацією тексту.
- 4) значна частина знайденого плагіату відноситься до списку використаних джерел

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ ідентичності/ схожості StrikePlagiarism, складає 4,2%; та системою Anti-Plagiarism складає 0%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

16.12.2025

Завідувач кафедри

Гарант освітньої програми

Керівник кваліфікаційної роботи



Ольга ПАВЛОВА  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Ольга ПАВЛОВА  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Ольга ПАВЛОВА  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ