

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ МІСЬКОГО
ГОСПОДАРСТВА імені О. М. БЕКЕТОВА

**Навчально-науковий Інститут енергетичної, інформаційної та
транспортної інфраструктури**
Кафедра автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій

РОЗРАХУНКОВО-ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА
ДО ВИПУСКНОЇ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ МАГІСТРА

**на тему: «Розробка автоматизованої системи виявлення
вибоїн на дорогах за відеопотоком методами
комп'ютерного зору»**

Виконав: здобувач вищої освіти
4 курсу, групи Сінж 2022-1
напряму підготовки (спеціальності)
151 «Автоматизація та комп'ютерно-
інтегровані технології»
Димченко М.В.

(прізвище та ініціали)

Керівник: Арсеньєва О.П., д.т.н., проф.
(прізвище та ініціали, наук. ступ., вч. звання)

Рецензент: Попов А.В., к.т.н., доц.
(прізвище та ініціали, наук. ступ., вч. звання)

Харків – 2026 рік

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МІСЬКОГО ГОСПОДАРСТВА ІМЕНІ О. М. БЕКЕТОВА**

**Навчально-науковий інститут енергетичної, інформаційної та транспортної
інфраструктури**

Кафедра автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій

Освітньо-кваліфікаційний рівень – бакалавр

Спеціальність – 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»

Галузі знань – 15 «Системна інженерія»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри АКИТ

 **Олег БАРАНОВ**

«19» червня 2026 р.

**ЗАВДАННЯ
НА ВИПУСКНУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА**

Димченка Максима Вадимовича

(прізвище, ім'я, по батькові здобувача вищої освіти)

1. Тема роботи Розробка автоматизованої системи виявлення вибоїн на дорогах за відеопотоком методами комп'ютерного зору

затверджені наказом університету від « 22 » 05 2026 року № 440-03

Керівник роботи Арсеньєва О. П., д.т.н., проф.

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

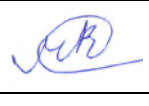
2. Строк подання роботи здобувачем вищої освіти « 10 » травня 2026 р.

3. Вихідні дані до роботи: програмно-апаратні засоби виявлення вибоїн на дорогах із використанням технологій комп'ютерного зору та моделей машинного навчання.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити): Аналіз сучасних методів виявлення дефектів дорожнього покриття із використанням комп'ютерного зору та машинного навчання; архітектура моделей детекції об'єктів сімейства YOLO; аналіз особливостей використання платформи Raspberry Pi; розробка структури автоматизованої системи виявлення вибоїн із використанням камери та програмного середовища Node-RED; реалізація програмного модулю обробки відеопотоку та інтеграція моделі машинного навчання у систему; проведення навчання та тестування моделі YOLO для задачі виявлення вибоїн;

5. Перелік графічного матеріалу (презентація на 20 слайдах). Загальна структура автоматизованої системи. Організація обробки відеопотоку у Node-RED. Детектор об'єктів у реальному часі YOLO. Навчання моделі та оцінка. Оцінювання моделі на тестовій вибірці. Порівняння еталонних анотацій та результатів детекції.

6. Консультанти розділів проєкту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Аналіз предметної області	Арсеньєва О. П., професор		
Проектування автоматизованої системи	Арсеньєва О. П., професор		
Розробка системи комп'ютерного зору на основі машинного навчання	Арсеньєва О. П., професор		
Охорона праці	Консультант розділу (кафедра ОПтаБЖ)		

7. Дата видачі завдання « 25 » травня 2026 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання розділів	Примітка
1.	Передпроектні дослідження	26.05.2026	Виконано
2.	Аналіз предметної області	28.05.2026	Виконано
3.	Проектування автоматизованої системи	01.06.2026	Виконано
4.	Розробка системи комп'ютерного зору на основі машинного навчання	05.06.2026	Виконано
5.	Тестування результатів моделювання	10.06.2026	Виконано
6.	Охорона праці	10.06.2026	Виконано

Здобувача вищої освіти _____



(підпис)

Керівник _____



(підпис)

РЕФЕРАТ

У роботі розглядається: аналіз сучасних методів виявлення дефектів дорожнього покриття із використанням комп'ютерного зору та машинного навчання; архітектура моделей детекції об'єктів сімейства YOLO; аналіз особливостей використання платформи Raspberry Pi для задач обробки відеопотоку в реальному часі; розробка структури автоматизованої системи виявлення вибоїн із використанням камери та програмного середовища Node-RED; дослідження та набір даних для навчання моделі з виявлення вибоїн на дорогах; реалізація програмного модулю обробки відеопотоку та інтеграція моделі машинного навчання у систему; проведення навчання та тестування моделі YOLO для задачі виявлення вибоїн; виконання експериментального дослідження ефективності роботи системи в умовах реального відеопотоку.

Структура роботи представлена вступом, розділами аналізу методів та технологій виявлення дефектів дорожнього покриття; проєктування автоматизованої системи виявлення вибоїн; розроблення системи комп'ютерного зору на основі машинного навчання; розділом з охорони праці, висновками і переліком використаних джерел.

Випускна кваліфікаційна робота бакалавра містить 4 розділи загальним обсягом 99 сторінок, на яких розміщено 25 ілюстрацій, 5 таблиць. При написанні кваліфікаційної роботи було використано 15 джерел інформації.

Ключові слова: автоматизована система, комп'ютерний зір, машинне навчання, глибоке навчання, YOLO, виявлення вибоїн, детекція об'єктів, дорожнє покриття, відеопотік, Raspberry Pi, нейронна мережа, моніторинг дорожньої інфраструктури.

ABSTRACT

The paper considers: analysis of modern methods for detecting road surface defects using computer vision and machine learning; architecture of object detection models of the YOLO family; analysis of the features of using the Raspberry Pi platform for real-time video stream processing tasks; development of the structure of an automated pothole detection system using a camera and the Node-RED software environment; research and data collection for training a model for detecting potholes on roads; implementation of a video stream processing software module and integration of a machine learning model into the system; training and testing of the YOLO model for the pothole detection task; experimental study of the system's efficiency in real video stream conditions.

The structure of the paper is presented by an introduction, sections on the analysis of methods and technologies for detecting road surface defects; design of an automated pothole detection system; development of a computer vision system based on machine learning; section on labor protection, conclusions and a list of sources used.

The bachelor's final qualification work contains 4 sections with a total volume of 99 pages, which include 25 illustrations, 5 tables. 15 sources of information were used when writing the qualification work.

Keywords: automated system, computer vision, machine learning, deep learning, YOLO, pothole detection, object detection, road surface, video stream, Raspberry Pi, neural network, road infrastructure monitoring.

ЗМІСТ

ВСТУП	8
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА ТЕХНОЛОГІЙ ВИЯВЛЕННЯ ДЕФЕКТІВ ДОРОЖНЬОГО ПОКРИТТЯ	10
1.1 Проблематика моніторингу стану дорожнього покриття в Україні	10
1.2 Основні типи дефектів дорожнього покриття	14
1.3 Аналіз сучасних методів комп'ютерного зору для виявлення дефектів доріг	19
1.4 Аналіз програмно-апаратних платформ для реалізації систем реального часу	22
1.5 Постановка задачі дослідження	26
Висновки за розділом.....	28
РОЗДІЛ 2. ПРОЄКТУВАННЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ВИБОЇН	29
2.1 Загальна структура автоматизованої системи	29
2.2 Обґрунтування вибору апаратного забезпечення	32
2.3 Проєктування програмної архітектури системи	35
2.4 Організація обробки відеопотоку у Node-RED	38
Висновки за розділом.....	40
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА СИСТЕМИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ.....	42
3.1 Аналіз та підготовка набору даних для навчання	42
3.2 Попередня обробка та аугментація зображень.....	45
3.3 Архітектура моделі YOLOv11.....	47
3.4 Навчання моделі виявлення вибоїн.....	50

3.5 Реалізація програмного модуля детекції та інтеграція моделі у систему обробки відеопотоку	58
3.6 Оцінювання моделі на перевіірочній вибірці	62
3.7 Оцінювання моделі на тестовій вибірці	63
3.8 Порівняння еталонних анотацій та результатів детекції	65
3.9 Перевірка системи на відеофрагментах доріг Харківської області .	66
Висновки за розділом.....	69
РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ	72
4.1 Організаційно-правові основи забезпечення безпеки праці	72
4.2 Характеристика об'єкта та виявлення потенційних небезпек	75
4.3 Дослідження ризику реалізації потенційних небезпек на об'єкті проектування та розробка заходів щодо їх попередження	78
Висновки до розділу	83
ВИСНОВКИ	84
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	87
ДОДАТОК А. Презентація.....	89

ВСТУП

Актуальність теми дослідження.

У сучасних умовах стан дорожньої інфраструктури України, особливо у прифронтових регіонах, значно погіршився внаслідок військової агресії, інтенсивного руху важкої техніки та недостатнього рівня своєчасного обслуговування дорожнього покриття. Однією з найбільш поширених проблем є утворення вибоїн, які негативно впливають на безпеку дорожнього руху, підвищують ризик аварійних ситуацій, спричиняють пошкодження транспортних засобів та збільшують витрати на експлуатацію автомобільного транспорту.

Традиційні методи моніторингу дорожнього покриття базуються переважно на ручному обстеженні доріг або використанні дороговартісних спеціалізованих комплексів, що ускладнює оперативне виявлення дефектів у реальному часі. У зв'язку з цим актуальним є застосування сучасних методів комп'ютерного зору та машинного навчання для автоматизованого аналізу відеопотоку з метою виявлення пошкоджень дорожнього покриття.

Особливого значення набуває використання компактних та енергоефективних обчислювальних платформ, таких як Raspberry Pi 5, які дозволяють створювати мобільні та доступні системи моніторингу дорожнього стану. Використання моделей сімейства YOLO, забезпечує можливість високошвидкісного виявлення об'єктів у відеопотоці навіть в умовах складного освітлення, тіней та руху транспорту. Інтеграція таких моделей дозволяє реалізувати гнучку систему збору, обробки та передачі даних у режимі реального часу.

Таким чином, розробка автоматизованої системи виявлення вибоїн на дорогах за відеопотоком методами комп'ютерного зору є актуальним завданням, спрямованим на підвищення ефективності моніторингу дорожньої інфраструктури та безпеки дорожнього руху.

Мета дослідження – розробка автоматизованої системи виявлення вибоїн на дорогах за відеопотоком із використанням методів комп’ютерного зору та машинного навчання.

Для досягнення мети необхідно виконати наступні *завдання*:

- провести аналіз сучасних методів виявлення дефектів дорожнього покриття із використанням комп’ютерного зору та машинного навчання;
- дослідити архітектури моделей детекції об’єктів сімейства YOLO;
- проаналізувати особливості використання платформи Raspberry Pi для задач обробки відеопотоку в реальному часі;
- розробити структуру автоматизованої системи виявлення вибоїн із використанням камери та програмного середовища Node-RED;
- підготувати та дослідити набір даних для навчання моделі виявлення вибоїн;
- реалізувати програмний модуль обробки відеопотоку та інтеграцію моделі машинного навчання у систему;
- провести навчання та тестування моделі YOLO для задачі виявлення вибоїн;
- виконати експериментальні дослідження ефективності роботи системи в умовах реального відеопотоку.

Об’єкт дослідження – процес автоматизованого моніторингу стану дорожнього покриття за відеопотоком.

Предмет дослідження – методи та програмно-апаратні засоби виявлення вибоїн на дорогах із використанням технологій комп’ютерного зору та моделей машинного навчання.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА ТЕХНОЛОГІЙ ВИЯВЛЕННЯ ДЕФЕКТІВ ДОРОЖНЬОГО ПОКРИТТЯ

1.1 Проблематика моніторингу стану дорожнього покриття в Україні

Стан дорожньої інфраструктури є одним із ключових факторів, що визначають ефективність транспортної системи держави, рівень безпеки дорожнього руху та економічну стабільність регіонів. Автомобільні дороги забезпечують перевезення пасажирів, доставку вантажів, функціонування логістичних маршрутів, роботу екстрених служб та підтримку економічної діяльності. Водночас якість дорожнього покриття безпосередньо впливає на швидкість пересування транспорту, витрати на експлуатацію транспортних засобів, рівень аварійності та комфорт учасників дорожнього руху.

Для України проблема моніторингу стану дорожнього покриття в останні роки набула особливої актуальності. Значна частина автомобільних доріг зазнає інтенсивного навантаження внаслідок зростання обсягів транспортних перевезень, збільшення кількості великовантажного транспорту та недостатнього рівня своєчасного ремонту. Окрім цього, важливим негативним фактором стали наслідки військової агресії, які особливо відчутні у прифронтових та деокупованих регіонах України (рисунки 1.1). Постійний рух важкої військової техніки, пошкодження транспортної інфраструктури внаслідок вибухів, порушення логістичних маршрутів та ускладнення проведення ремонтних робіт призводять до прискореного руйнування дорожнього покриття.

Одним із найбільш поширених дефектів дорожнього полотна є вибоїни. Вони утворюються внаслідок механічного руйнування верхніх шарів асфальтобетонного покриття під дією транспортних навантажень, температурних коливань, вологи та інших зовнішніх факторів. Особливо

швидко процес деградації дорожнього покриття відбувається у періоди замерзання та відтавання, коли вода проникає у мікротріщини дорожнього полотна, а подальше розширення льоду призводить до руйнування структури покриття.

Вибоїни становлять суттєву небезпеку для учасників дорожнього руху. Наявність дефектів на дорожньому полотні збільшує ризик дорожньо-транспортних пригод, особливо при русі на високій швидкості або в умовах недостатньої видимості. Для автомобільного транспорту вибоїни спричиняють пошкодження шин, підвіски, рульового керування та інших елементів транспортного засобу. У випадку мотоциклів або велосипедів навіть незначні дефекти дорожнього покриття можуть призводити до втрати керованості та створювати критичні аварійні ситуації.



Рисунок 1.1 – Приклади пошкодженого дорожнього покриття у міських та прифронтових районах

Окремою проблемою є складність оперативного виявлення дефектів дорожнього покриття на великих територіях. Традиційні методи контролю стану доріг базуються переважно на ручному обстеженні, використанні спеціалізованих дорожніх лабораторій або періодичному візуальному огляді працівниками дорожніх служб. Такі підходи потребують значних фінансових та часових витрат, а також не забезпечують постійного моніторингу дорожньої мережі в режимі реального часу.

Ручне інспектування доріг має низку суттєвих недоліків. По-перше, результати оцінювання можуть залежати від людського фактора та суб'єктивного сприйняття інспектора. По-друге, проведення обстеження на великих ділянках потребує значної кількості персоналу та спеціалізованої техніки. По-третє, швидкість оновлення інформації про стан дорожнього покриття є недостатньою для оперативного реагування на нові пошкодження. Це особливо критично для регіонів із високою інтенсивністю транспортного руху або для територій, де дорожня інфраструктура зазнає швидких змін.

У сучасних умовах все більшого поширення набувають автоматизовані системи моніторингу дорожнього покриття, засновані на використанні методів комп'ютерного зору, машинного навчання та аналізу відеопотоку. Основною перевагою таких систем є можливість автоматичного виявлення дефектів без необхідності постійної участі людини. Камери, встановлені на транспортних засобах або стаціонарних пунктах спостереження, можуть забезпечувати безперервний збір інформації про стан дорожнього полотна, а алгоритми комп'ютерного зору – виконувати аналіз отриманих даних у реальному часі.

Особливу ефективність у задачах детекції об'єктів демонструють сучасні моделі глибокого навчання. Одним із найбільш поширених підходів є використання моделей сімейства YOLO (You Only Look Once), які забезпечують високу швидкість обробки зображень та достатню точність виявлення об'єктів. Такі моделі дозволяють виконувати аналіз відеопотоку в режимі реального часу навіть на компактних обчислювальних платформах.

Для створення доступних та мобільних систем моніторингу дорожнього покриття перспективним є використання одноплатних комп'ютерів, зокрема Raspberry Pi 5. Дана платформа поєднує достатню обчислювальну потужність, енергоефективність, компактність та порівняно низьку вартість. Це дозволяє реалізовувати автономні системи аналізу відеопотоку без використання дорогих серверних рішень. Використання Raspberry Pi 5 у поєднанні з камерою та програмним середовищем Node-RED дозволяє створити гнучку систему збору та обробки даних із можливістю інтеграції у сучасні інформаційні системи моніторингу транспортної інфраструктури.

Важливим аспектом є також складність умов, у яких повинна функціонувати система виявлення вибоїн. Реальні дорожні сцени характеризуються наявністю змінного освітлення, тіней від транспортних засобів та навколишніх об'єктів, погодних умов, різних типів дорожнього покриття та перешкод у кадрі. Крім того, вібрації камери під час руху транспортного засобу та швидка зміна ракурсу можуть ускладнювати процес детекції дефектів. У зв'язку з цим для навчання моделей машинного навчання необхідно використовувати набори даних, які максимально відображають реальні умови експлуатації системи.

У даній роботі планується використання загальнодоступного набору даних дорожніх вибоїн із різними умовами освітлення, наявністю тіней, рухом транспортних засобів та іншими факторами, характерними для реальних дорожніх сцен. Це дозволяє забезпечити більш високу стійкість моделі до впливу зовнішніх факторів та підвищити якість роботи системи в умовах реального використання.

Основні фактори, що впливають на погіршення стану дорожнього покриття наведено у таблиці 1.1.

Використання Raspberry Pi 5 у поєднанні з камерою та програмним середовищем Node-RED дозволяє створити гнучку систему збору та обробки

даних із можливістю інтеграції у сучасні інформаційні системи моніторингу транспортної інфраструктури.

Таблиця 1.1 – Основні фактори руйнування дорожнього покриття

Фактор	Характер впливу
Інтенсивний рух транспорту	Призводить до механічного зношування покриття
Рух великовантажної техніки	Викликає локальні перевантаження дорожнього полотна
Температурні коливання	Спричиняють утворення тріщин та деформацій
Волога та опади	Руйнують внутрішню структуру покриття
Недостатнє обслуговування	Призводить до накопичення дефектів
Наслідки військових дій	Викликають механічні пошкодження дорожньої інфраструктури

Таким чином, проблема автоматизованого моніторингу стану дорожнього покриття є важливим напрямом розвитку сучасних інтелектуальних транспортних систем. Використання методів комп'ютерного зору та моделей глибокого навчання дозволяє підвищити оперативність виявлення дефектів, зменшити залежність від ручного контролю та створити передумови для побудови ефективних систем аналізу дорожньої інфраструктури у реальному часі.

1.2 Основні типи дефектів дорожнього покриття

Автомобільні дороги в процесі експлуатації постійно зазнають впливу транспортних навантажень, кліматичних факторів та механічного зношування. Під дією цих факторів поступово відбувається деградація дорожнього покриття, що проявляється у виникненні різноманітних дефектів. Наявність пошкоджень погіршує експлуатаційні характеристики дорожнього полотна, знижує безпеку руху та збільшує витрати на утримання транспортної інфраструктури.

Дефекти дорожнього покриття можуть мати різний характер, форму та ступінь небезпеки. У більшості випадків їх виникнення є наслідком комплексного впливу декількох факторів одночасно. До основних причин належать перевищення допустимого навантаження на дорожнє полотно, старіння матеріалів, помилки під час будівництва або ремонту доріг, недостатня якість дренажу, температурні деформації, а також вплив атмосферних опадів і циклів замерзання та відтавання.

У сучасних системах моніторингу дорожньої інфраструктури важливим завданням є не лише виявлення наявності дефекту, але й визначення його типу, розмірів та ступеня небезпеки. Це дозволяє оцінювати технічний стан дороги та визначати пріоритетність ремонтних робіт. Для систем комп'ютерного зору класифікація дефектів також є важливою, оскільки різні типи пошкоджень мають відмінні візуальні характеристики та можуть потребувати різних підходів до детекції.

Одним із найбільш поширених дефектів дорожнього покриття є тріщини (рисунк 1.2). Вони можуть виникати внаслідок старіння асфальтобетонного покриття, температурних деформацій або дії повторюваних навантажень від транспортних засобів.

Тріщини можуть мати різну форму та напрямок. Поздовжні тріщини проходять уздовж напрямку руху транспорту та часто виникають через нерівномірне осідання основи дороги або неякісне з'єднання смуг покриття.

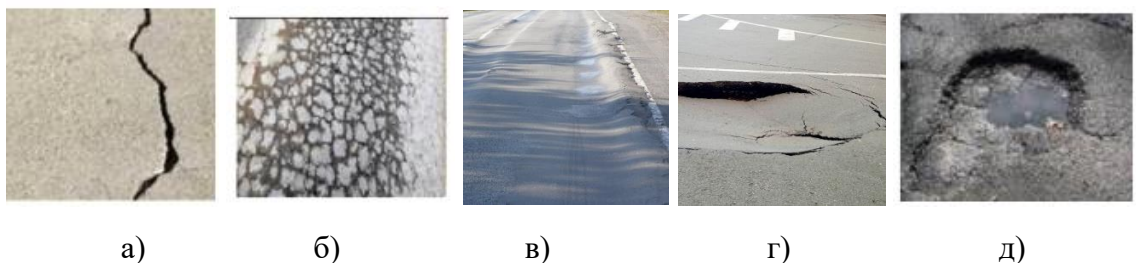


Рисунок 1.2 – Приклади різних типів дефектів дорожнього покриття: а) тріщина, б) сітчасті тріщини, в) колійність, г) просадки, д) вибоїни

Іншим поширеним видом дефектів є колійність дорожнього покриття. Вона проявляється у вигляді заглиблень у місцях постійного руху коліс транспортних засобів. Колійність виникає через пластичні деформації асфальтобетонного шару або недостатню міцність основи дорожнього полотна. Наявність колії погіршує керованість транспортного засобу та збільшує ризик втрати контролю, особливо під час опадів або ожеледиці.

До серйозних дефектів дорожнього покриття також належать просадки та деформації поверхні дороги. Вони можуть бути спричинені порушенням структури основи дорожнього полотна, вимиванням ґрунту або перевантаженням окремих ділянок дороги. Подібні дефекти часто супроводжуються нерівностями поверхні та створюють значний дискомфорт для водіїв.

Особливе місце серед дефектів дорожнього покриття займають вибоїни. Вибоїна являє собою локальне руйнування верхнього шару дорожнього полотна з утворенням заглиблення різної форми та розміру. Саме цей тип дефектів є одним із найбільш небезпечних для учасників дорожнього руху, оскільки може призводити до різких ударних навантажень на транспортний засіб, пошкодження шин, елементів підвіски та втрати керованості автомобілем.

Процес утворення вибоїн зазвичай починається з виникнення дрібних тріщин у дорожньому покритті. Під дією вологи та механічних навантажень відбувається поступове руйнування матеріалу асфальтобетону, що з часом призводить до відокремлення фрагментів покриття та формування заглиблення. Особливо швидко цей процес відбувається у зимово-весняний період через циклічне замерзання та відтавання води.

Вибоїни можуть мати різні геометричні характеристики. Вони відрізняються за площею, глибиною, формою країв та ступенем контрастності відносно навколишнього дорожнього покриття. У реальних умовах це створює додаткові труднощі для автоматизованих систем комп'ютерного зору,

оскільки вибоїни можуть частково перекриватися тінями, забрудненнями або транспортними засобами.

Для задач автоматизованого виявлення дорожніх дефектів важливим є врахування візуальних особливостей різних типів пошкоджень. Наприклад, тріщини характеризуються вузькою лінійною структурою, тоді як вибоїни мають складну текстуровану форму з вираженими межами та перепадами яскравості. Колійність часто проявляється у вигляді довгих деформацій із плавними переходами. Таким чином, алгоритми комп'ютерного зору повинні враховувати не лише форму об'єкта, але й його текстурні та контрастні характеристики.

У задачах машинного навчання значну роль відіграє якість навчального набору даних. Для ефективного навчання моделей необхідно використовувати зображення, що містять різні типи дефектів за різних умов освітлення, погодних умов та стану дорожнього покриття. Особливо важливим є включення прикладів із тінями, нерівномірним освітленням, рухомими транспортними засобами та складними фоновими об'єктами, оскільки саме такі ситуації найчастіше зустрічаються в умовах реальної експлуатації системи.

У контексті даної роботи основна увага приділяється саме задачі виявлення вибоїн як найбільш небезпечного та поширеного типу дефектів дорожнього покриття. Для цього планується використання моделей глибокого навчання сімейства YOLO, які забезпечують можливість швидкого та точного аналізу відеопотоку в режимі реального часу. Процес утворення вибоїн зазвичай починається з виникнення дрібних тріщин у дорожньому покритті. Особливо важливим є включення прикладів із тінями, нерівномірним освітленням, рухомими транспортними засобами та складними фоновими об'єктами, оскільки саме такі ситуації найчастіше зустрічаються в умовах реальної експлуатації системи.

Характеристики основних дефектів дорожнього покриття представлено у таблиці 1.2.

Таблиця 1.2 – Основні типи дефектів дорожнього покриття

Тип дефекту	Основні причини виникнення	Особливості прояву
Поздовжні тріщини	Осідання основи, температурні деформації	Лінійні пошкодження вздовж дороги
Поперечні тріщини	Температурні коливання	Тріщини поперек напрямку руху
Сітчасті тріщини	Втомне руйнування покриття	Сітчаста структура пошкоджень
Колійність	Інтенсивний рух транспорту	Заглиблення у смугах руху
Просадки	Руйнування основи дороги	Нерівності та деформації поверхні
Вибоїни	Руйнування верхнього шару покриття	Локальні заглиблення різної форми

Для автоматизованих систем моніторингу важливим є не лише факт виявлення дефекту, але й можливість оцінювання його небезпечності. Наприклад, невеликі поверхневі тріщини можуть потребувати лише профілактичного ремонту, тоді як глибокі вибоїни становлять безпосередню загрозу для безпеки дорожнього руху. Саме тому сучасні системи комп'ютерного зору поступово переходять від простого виявлення дефектів до інтелектуального аналізу їх характеристик.

Ще однією особливістю дорожніх дефектів є їх динамічний характер. Пошкодження дорожнього покриття можуть швидко збільшуватися під впливом погодних умов та транспортного навантаження. У зв'язку з цим актуальним є створення систем безперервного моніторингу, які дозволяють оперативно оновлювати інформацію про стан дорожньої інфраструктури та вчасно виявляти нові дефекти.

Таким чином, аналіз типів дефектів дорожнього покриття свідчить про складність задачі автоматизованого моніторингу доріг. Різноманітність форм пошкоджень, змінність умов навколишнього середовища та необхідність роботи в режимі реального часу обумовлюють доцільність використання

сучасних методів комп'ютерного зору та моделей глибокого навчання для побудови ефективних систем виявлення дефектів дорожнього полотна.

1.3 Аналіз сучасних методів комп'ютерного зору для виявлення дефектів доріг

У сучасних умовах розвиток технологій комп'ютерного зору відкриває широкі можливості для автоматизації моніторингу дорожньої інфраструктури. Використання цифрових камер, відеопотоку та алгоритмів аналізу зображень дозволяє значно підвищити швидкість і точність виявлення дефектів дорожнього покриття порівняно з традиційними методами ручного обстеження.

Методи комп'ютерного зору для аналізу стану доріг можна умовно поділити на класичні алгоритми обробки зображень та сучасні підходи на основі машинного навчання і глибоких нейронних мереж. Класичні методи базуються на аналізі контурів, текстур, перепадів яскравості та геометричних характеристик об'єктів. До них належать алгоритми порогової обробки, виділення границь, сегментації зображень та аналізу текстур.

Одним із поширених підходів є використання детекторів границь, наприклад алгоритмів Canny або Sobel, які дозволяють виділяти контури дефектів дорожнього покриття. Такі методи є відносно простими в реалізації та не потребують значних обчислювальних ресурсів. Однак їх ефективність суттєво залежить від умов освітлення, якості дорожнього полотна та наявності шумів на зображенні.

Іншим напрямом є використання методів сегментації, при яких зображення розділяється на області з подібними характеристиками. Це дозволяє виділяти пошкоджені ділянки дороги за кольором або текстурою. Проте в реальних умовах дорожні сцени часто містять тіні, розмітку,

транспортні засоби та інші об'єкти, що ускладнює роботу класичних алгоритмів.

Основним недоліком традиційних методів комп'ютерного зору є їх недостатня стійкість до змін умов зовнішнього середовища. Для стабільної роботи такі алгоритми потребують попереднього налаштування параметрів під конкретні умови зйомки, що обмежує можливість їх використання у реальних системах моніторингу.

У зв'язку з цим останніми роками все більшого поширення набувають методи машинного навчання та глибокого навчання. На відміну від класичних алгоритмів, нейронні мережі здатні автоматично визначати важливі ознаки об'єктів без необхідності ручного опису характеристик дефектів.

Особливо ефективними для задач аналізу дорожнього покриття (рисунок 1.3) є згорткові нейронні мережі (CNN). Такі моделі дозволяють виконувати класифікацію та детекцію дефектів безпосередньо на зображеннях або відеокадрах. CNN-моделі забезпечують високу точність навіть за складних умов освітлення та наявності сторонніх об'єктів у кадрі.

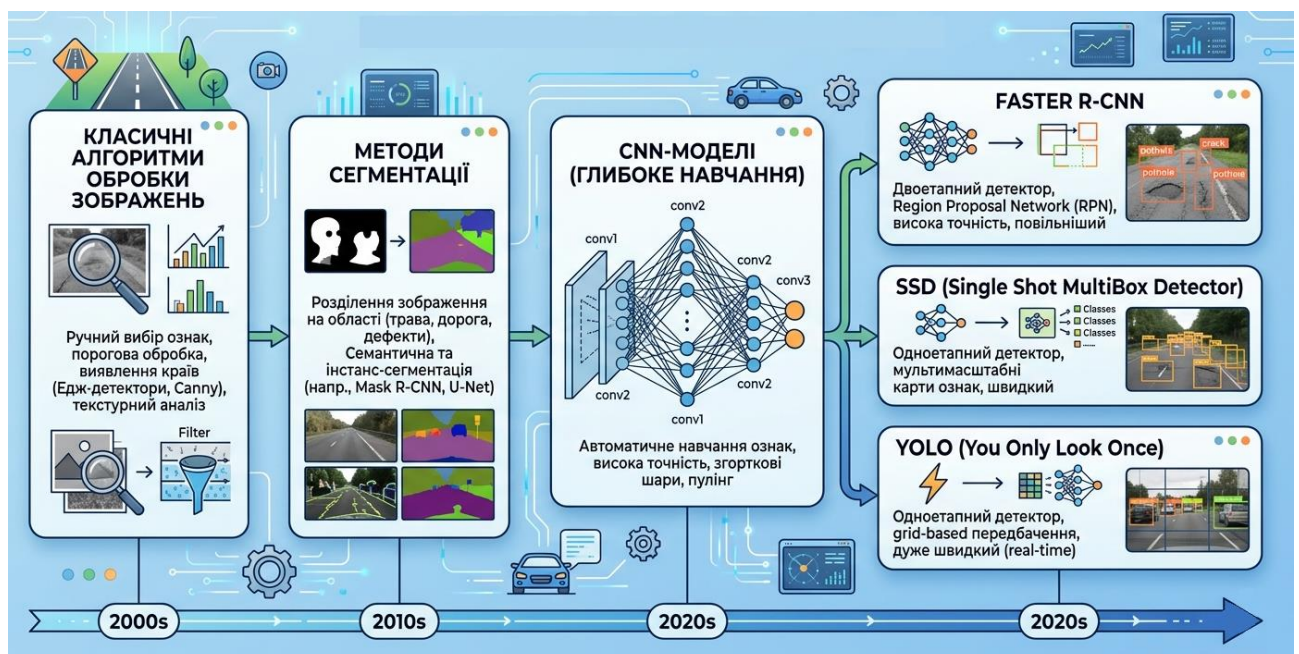


Рисунок 1.3 – Еволюція методів комп'ютерного зору для виявлення дефектів доріг

Для задач виявлення дефектів дорожнього покриття широко використовуються моделі детекції об'єктів, серед яких найбільш відомими є Faster R-CNN, SSD та YOLO. Модель Faster R-CNN забезпечує високу точність виявлення об'єктів, проте має значні обчислювальні вимоги та меншу швидкість роботи. SSD характеризується кращою швидкістю, однак може поступатися точністю при виявленні невеликих об'єктів.

Однією з найефективніших моделей для задач аналізу відеопотоку є сімейство моделей YOLO. Основною перевагою YOLO є поєднання високої швидкості роботи та достатньої точності детекції. На відміну від багатьох інших моделей, YOLO виконує виявлення об'єктів за один прохід нейронної мережі, що дозволяє працювати в режимі реального часу.

Сучасні версії YOLO забезпечують ефективне виявлення навіть невеликих об'єктів у складних сценах. Це особливо важливо для задачі виявлення вибоїн, оскільки дефекти можуть мати різні розміри, форму та рівень контрастності. Крім того, моделі YOLO добре адаптуються до використання на компактних обчислювальних пристроях, зокрема на платформі Raspberry Pi 5.

Основні характеристики сучасних методів виявлення дефектів доріг наведено у таблиці 1.3.

Важливою особливістю сучасних систем комп'ютерного зору є можливість роботи з відеопотоком у реальному часі. У таких системах аналіз виконується послідовно для кожного кадру відео, що дозволяє оперативно виявляти дефекти дорожнього покриття під час руху транспортного засобу. Для реалізації подібних систем важливими є не лише точність моделі, але й швидкодія обробки кадрів.

Для інтеграції алгоритмів комп'ютерного зору у прикладні системи часто використовуються середовища потокового програмування, наприклад Node-RED. Такі середовища дозволяють організувати передачу відеоданих, запуск моделей машинного навчання та взаємодію між компонентами системи

без складної низькорівневої розробки. У таких системах аналіз виконується послідовно для кожного кадру відео, що дозволяє оперативно виявляти дефекти дорожнього покриття під час руху транспортного засобу.

Таблиця 1.3 – Порівняння методів комп’ютерного зору для виявлення дефектів доріг

Метод	Переваги	Недоліки
Класичні алгоритми обробки зображень	Простота реалізації, низькі вимоги до ресурсів	Низька стійкість до змін освітлення
Методи сегментації	Виділення областей пошкоджень	Чутливість до шумів
CNN-моделі	Висока точність аналізу	Значні обчислювальні ресурси
Faster R-CNN	Висока точність детекції	Низька швидкодія
SSD	Баланс швидкості та точності	Гірша робота з малими об’єктами
YOLO	Робота в реальному часі, висока швидкість	Зниження точності для дуже дрібних об’єктів

Таким чином, сучасні методи комп’ютерного зору дозволяють ефективно автоматизувати процес моніторингу дорожнього покриття. Серед існуючих підходів найбільш перспективними для задачі виявлення вибоїн у режимі реального часу є моделі сімейства YOLO, які поєднують високу швидкість роботи, достатню точність та можливість використання на компактних обчислювальних платформах.

1.4 Аналіз програмно-апаратних платформ для реалізації систем реального часу

Сучасні системи комп’ютерного зору, що працюють із відеопотоком у режимі реального часу, потребують використання ефективних програмно-апаратних платформ, здатних забезпечити достатню швидкодію обробки даних, стабільність роботи та можливість інтеграції з периферійними

пристроями. Особливо актуальним це є для систем автоматизованого моніторингу дорожнього покриття, де аналіз відеоданих повинен виконуватися без значних затримок під час руху транспортного засобу.

При виборі платформи для реалізації систем комп'ютерного зору важливими є декілька факторів: продуктивність процесора та графічної підсистеми, енергоспоживання, підтримка камер та інтерфейсів передачі даних, можливість запуску моделей машинного навчання, вартість обладнання та простота програмної інтеграції.

Для задач комп'ютерного зору традиційно використовуються персональні комп'ютери або серверні системи з високопродуктивними графічними прискорювачами. Такі рішення забезпечують високу швидкість роботи моделей глибокого навчання, однак мають значні габарити, високе енергоспоживання та вартість. Це обмежує їх використання у мобільних або автономних системах моніторингу.

У зв'язку з розвитком вбудованих систем значного поширення набули компактні одноплатні комп'ютери та edge-платформи, які дозволяють виконувати обробку даних безпосередньо на пристрої. До найбільш відомих платформ цього типу належать Raspberry Pi, NVIDIA Jetson та Orange Pi.

Платформи серії NVIDIA Jetson орієнтовані насамперед на задачі штучного інтелекту та комп'ютерного зору. Вони містять вбудовані GPU-прискорювачі, що забезпечують високу продуктивність при виконанні моделей глибокого навчання. Основним недоліком таких платформ є їх вища вартість та енергоспоживання порівняно з іншими рішеннями.

Однією з найбільш популярних платформ для навчальних та прикладних проєктів є Raspberry Pi 5 (рисунок 1.4). Дана платформа поєднує компактність, низьке енергоспоживання, доступну вартість та достатню продуктивність для реалізації задач комп'ютерного зору середньої складності.

Raspberry Pi 5 оснащений багатоядерним процесором ARM-архітектури, підтримує сучасні інтерфейси підключення камер, мережевих пристроїв та

зовнішніх накопичувачів. Порівняно з попередніми версіями платформи суттєво покращено продуктивність центрального процесора та швидкість роботи з пам'яттю, що дозволяє ефективніше виконувати обробку відеопотоку та запуск моделей машинного навчання.

Для реалізації систем комп'ютерного зору на Raspberry Pi широко використовуються бібліотеки OpenCV, TensorFlow Lite, PyTorch та інші програмні засоби машинного навчання. Завдяки підтримці Linux-подібних операційних систем платформа забезпечує можливість гнучкої інтеграції різних програмних компонентів.

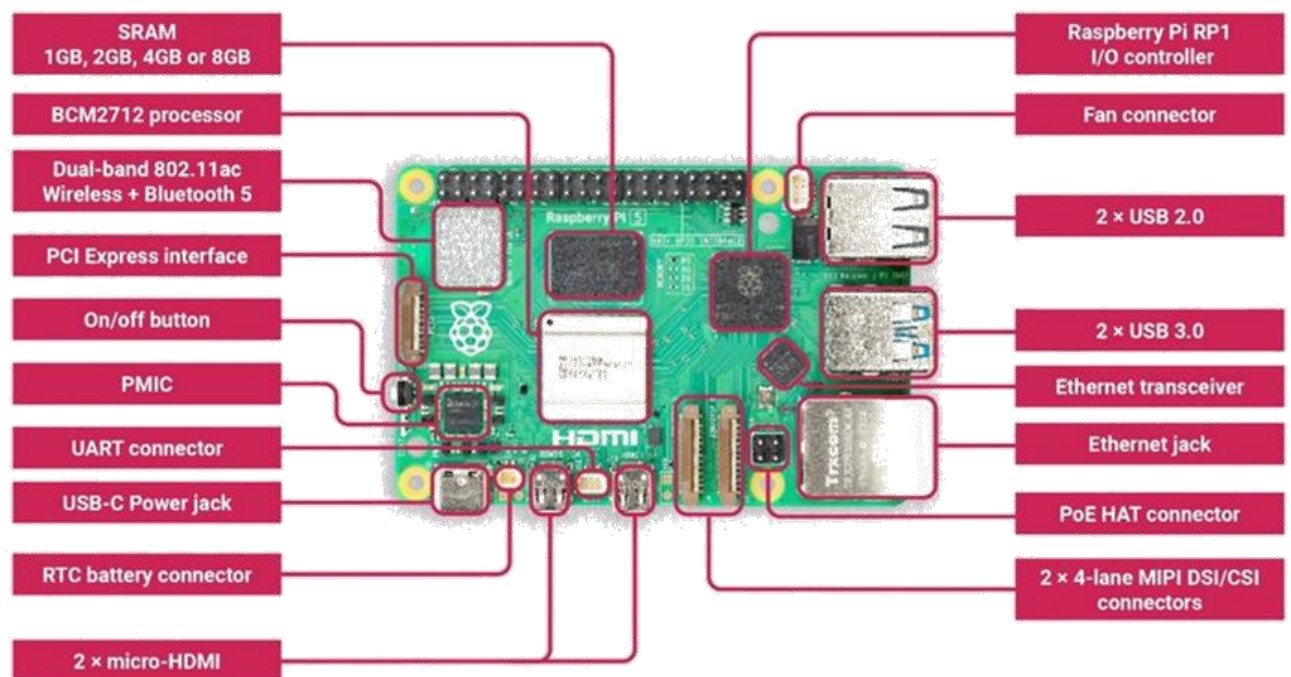


Рисунок 1.4 – Мікрокомп'ютер Raspberry Pi 5

Важливим аспектом при побудові систем реального часу є організація передачі та обробки поточкових даних. Для цього часто використовуються середовища візуального програмування, зокрема Node-RED. Node-RED дозволяє організовувати обробку відеопотоку, передачу повідомлень між модулями системи, інтеграцію із зовнішніми сервісами та візуалізацію результатів роботи системи.

Основною перевагою Node-RED є модульний принцип побудови застосунків. Логіка роботи формується у вигляді потоків даних між функціональними вузлами, що значно спрощує інтеграцію компонентів комп'ютерного зору, камер, систем збереження даних та веб-інтерфейсів.

Для задач аналізу відеопотоку важливе значення має підтримка камер та можливість роботи з поточковими протоколами передачі відео. Raspberry Pi 5 підтримує як офіційні CSI-камери, так і USB-камери та RTSP-потoki. Це дозволяє створювати як локальні, так і розподілені системи моніторингу дорожнього покриття.

При реалізації систем реального часу важливим є також баланс між точністю моделі та швидкістю обробки кадрів. Використання надто складних моделей може призвести до затримок обробки відеопотоку, що знижує ефективність системи. У зв'язку з цим для компактних платформ часто використовуються оптимізовані моделі детекції, наприклад модифікації YOLO, адаптовані для роботи на edge-пристроях.

Порівняльні характеристики основних платформ наведено у таблиці 1.4.

Таблиця 1.4 – Порівняння платформ для систем комп'ютерного зору

Платформа	Переваги	Недоліки
Персональний комп'ютер	Висока продуктивність	Великі габарити та енергоспоживання
NVIDIA Jetson	Оптимізація для AI та GPU	Висока вартість
Raspberry Pi 5	Компактність, доступність, низьке енергоспоживання	Обмежені ресурси порівняно з GPU-системами

Таким чином, аналіз сучасних програмно-апаратних платформ показує, що для реалізації автоматизованої системи виявлення вибоїн доцільним є використання платформи Raspberry Pi 5 у поєднанні з середовищем Node-RED та моделями глибокого навчання сімейства YOLO. Дане рішення забезпечує достатню продуктивність для обробки відеопотоку в режимі реального часу при збереженні компактності та доступної вартості системи.

Серед різних типів дефектів дорожнього покриття найбільшу небезпеку для учасників дорожнього руху становлять вибоїни, які можуть призводити до аварійних ситуацій.

1.5 Постановка задачі дослідження

Проведений аналіз сучасного стану дорожньої інфраструктури, існуючих типів дефектів дорожнього покриття, методів комп'ютерного зору та моделей машинного навчання показав актуальність створення автоматизованих систем моніторингу доріг у режимі реального часу. Особливо важливим це є для умов України, де значна частина дорожнього покриття перебуває у незадовільному стані через інтенсивне транспортне навантаження та наслідки військової агресії.

Серед різних типів дефектів дорожнього покриття найбільшу небезпеку для учасників дорожнього руху становлять вибоїни, які можуть призводити до аварійних ситуацій, пошкодження транспортних засобів та погіршення безпеки руху. Традиційні методи контролю стану доріг мають низку недоліків, пов'язаних із високою вартістю обстеження, значними часовими витратами та неможливістю оперативного моніторингу великих територій.

Використання сучасних методів комп'ютерного зору та моделей глибокого навчання дозволяє автоматизувати процес виявлення дефектів дорожнього покриття за відеопотоком. Найбільш перспективними для реалізації систем реального часу є моделі сімейства YOLO, які забезпечують високу швидкість обробки кадрів та достатню точність детекції об'єктів.

Для реалізації системи доцільним є використання компактної платформи Raspberry Pi 5, що дозволяє створити мобільне та енергоефективне рішення з можливістю роботи безпосередньо на транспортному засобі. Використання середовища Node-RED забезпечує зручну інтеграцію компонентів системи, організацію передачі відеоданих та взаємодію між програмними модулями.

У рамках даної роботи необхідно розробити автоматизовану систему виявлення вибоїн на дорогах за відеопотоком (рисунок 1.5), яка забезпечуватиме:

- отримання відеопотоку з камери;
- обробку відеокадрів у режимі реального часу;
- виявлення вибоїн за допомогою моделі машинного навчання;
- відображення результатів детекції;
- можливість подальшого розширення системи для інтеграції у системи моніторингу дорожньої інфраструктури.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі основні задачі:

- виконати аналіз існуючих підходів до виявлення дефектів дорожнього покриття;
- обґрунтувати вибір моделі детекції об'єктів;
- розробити структуру програмно-апаратної системи;
- підготувати набір даних для навчання моделі;
- реалізувати навчання та тестування моделі YOLO;

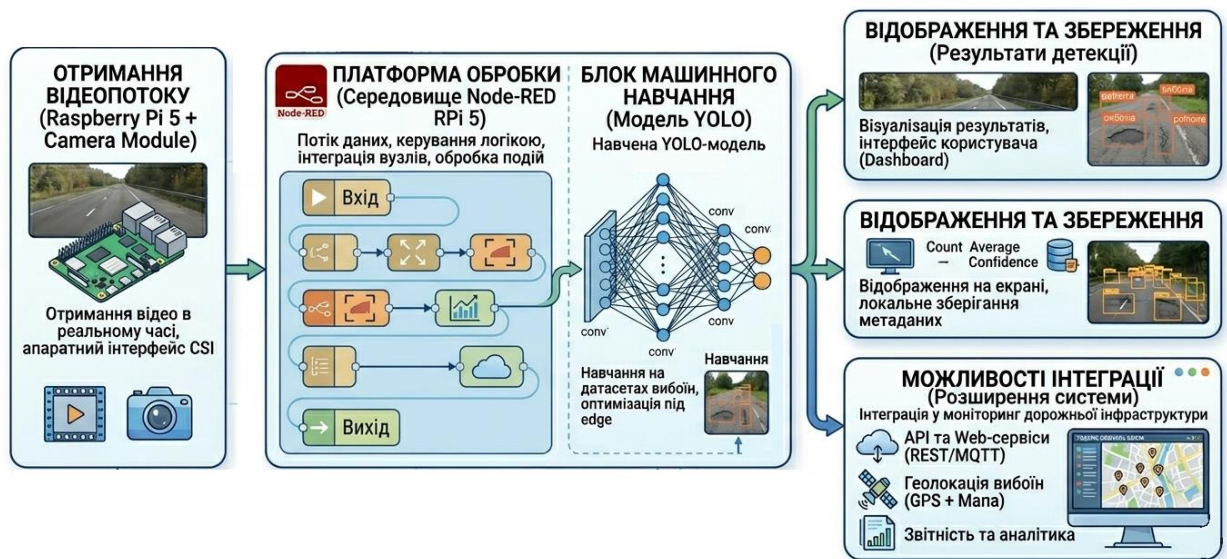


Рисунок 1.5 – Узагальнена схема задачі автоматизованого виявлення вибоїн

Таким чином, постановка задачі дослідження полягає у створенні програмно-апаратної системи комп'ютерного зору для автоматизованого виявлення вибоїн на дорогах у режимі реального часу із використанням моделей глибокого навчання та компактної обчислювальної платформи.

Висновки за розділом

У першому розділі було проведено аналіз проблематики моніторингу стану дорожнього покриття та визначено актуальність автоматизації процесу виявлення дефектів доріг. Встановлено, що особливої актуальності дана задача набуває в умовах України через значне погіршення стану дорожньої інфраструктури, зокрема у прифронтових регіонах.

Було розглянуто основні типи дефектів дорожнього покриття, серед яких найбільш небезпечними визначено вибоїни. Проаналізовано особливості їх виникнення та фактори, що впливають на руйнування дорожнього полотна.

Проведений аналіз сучасних методів комп'ютерного зору показав, що класичні алгоритми обробки зображень мають обмежену ефективність у реальних умовах експлуатації через чутливість до змін освітлення та шумів. Встановлено, що більш перспективними є методи глибокого навчання на основі згорткових нейронних мереж.

У результаті аналізу моделей машинного навчання для детекції об'єктів визначено переваги моделей сімейства YOLO, які забезпечують високу швидкість роботи та можливість обробки відеопотоку в режимі реального часу.

Також було проаналізовано сучасні програмно-апаратні платформи для реалізації систем комп'ютерного зору. Визначено, що платформа Raspberry Pi 5 у поєднанні з середовищем Node-RED є доцільним рішенням для побудови компактної автоматизованої системи моніторингу дорожнього покриття.

РОЗДІЛ 2. ПРОЄКТУВАННЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ВИБОЇН

2.1 Загальна структура автоматизованої системи

Автоматизована система виявлення вибоїн на дорогах призначена для аналізу відеопотоку в режимі реального часу з метою визначення дефектів дорожнього покриття за допомогою методів комп'ютерного зору та машинного навчання. Основною особливістю системи є поєднання компактної апаратної платформи, цифрової камери та програмних засобів обробки відеоданих, що дозволяє реалізувати мобільне рішення для моніторингу дорожньої інфраструктури.

Функціонування системи базується на послідовному виконанні декількох етапів: отримання відеопотоку, попередня обробка кадрів, аналіз зображень моделлю машинного навчання, формування результатів детекції та відображення інформації користувачу. Всі компоненти системи взаємодіють між собою у режимі реального часу, що забезпечує оперативне виявлення дефектів дорожнього покриття під час руху транспортного засобу.

Основу апаратної частини системи складає Raspberry Pi 5, який виконує функції центрального обчислювального вузла. До Raspberry Pi підключається цифрова камера, що забезпечує отримання відеопотоку з дорожньої сцени. Камера встановлюється таким чином, щоб забезпечити стабільне захоплення області дорожнього покриття перед транспортним засобом.

Після отримання відеопотоку окремі кадри передаються до програмного модуля аналізу зображень. На даному етапі можуть виконуватись операції зміни роздільної здатності кадру, нормалізації зображення та підготовки даних для подальшої обробки моделлю машинного навчання. Попередня обробка дозволяє зменшити обчислювальне навантаження на систему та підвищити стабільність роботи алгоритмів детекції.

Ключовим компонентом системи є модель комп'ютерного зору на основі YOLO. Модель виконує аналіз відеокадру та визначає наявність вибоїн на дорожньому покритті. Результатом роботи є координати знайдених дефектів, а також рівень достовірності їх виявлення. Отримані результати можуть використовуватись для подальшої візуалізації або передачі до зовнішніх інформаційних систем.

Для організації взаємодії між компонентами використовується середовище Node-RED. Дане середовище забезпечує побудову логіки обробки даних у вигляді потоків повідомлень між окремими вузлами системи. Node-RED дозволяє інтегрувати модулі захоплення відео, запуску моделей машинного навчання, візуалізації результатів та передачі даних через мережу.

У загальному вигляді структура системи включає такі основні компоненти:

- модуль отримання відеопотоку;
- модуль попередньої обробки кадрів;
- модуль детекції вибоїн;
- модуль відображення результатів;
- модуль збереження або передачі даних.

Опис функцій компонентів системи представлено у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Основні компоненти автоматизованої системи

Компонент	Основне призначення
Камера	Отримання відеопотоку дорожньої сцени
Raspberry Pi 5	Обробка відеоданих та запуск моделі
Node-RED	Організація потоків даних та інтеграція компонентів
Модель YOLOv11	Виявлення вибоїн на кадрах
Веб-інтерфейс	Відображення результатів детекції
Модуль збереження даних	Архівування результатів роботи системи

Модуль отримання відеопотоку забезпечує безперервне надходження зображень із камери. Для систем реального часу важливим є забезпечення стабільної частоти кадрів та мінімальних затримок передачі відеоданих. У даній системі обробка може виконуватись як для кожного кадру, так і для вибіркових кадрів із певним інтервалом, що дозволяє оптимізувати використання ресурсів.

Модуль попередньої обробки виконує підготовку відеокadrів до подальшого аналізу. На цьому етапі можуть використовуватись алгоритми масштабування, зміни кольорового простору або фільтрації шумів. Необхідність попередньої обробки пов'язана з тим, що дорожні сцени часто містять тіні, відблиски та інші фактори, які можуть впливати на точність роботи моделі.

Модуль детекції реалізує запуск навченої моделі YOLOv11 та аналіз кадрів. Саме цей компонент виконує основне обчислювальне навантаження системи. Для кожного кадру модель визначає області, які відповідають вибоїнам, після чого формує координати обмежувальних рамок.

Результати детекції передаються до модуля відображення інформації. У системі можуть використовуватись веб-інтерфейси Node-RED Dashboard або інші засоби візуалізації, де користувач може спостерігати відеопотік із позначеними дефектами дорожнього покриття.

Додатково система може включати модуль збереження результатів або передачі даних через мережу. Це дозволяє формувати журнали виявлених дефектів, накопичувати статистику або інтегрувати систему із зовнішніми платформами моніторингу дорожньої інфраструктури.

Для підвищення ефективності роботи системи важливим є забезпечення балансу між точністю детекції та швидкістю обробки відеопотоку. Використання надто складних моделей машинного навчання може призвести до затримок у роботі системи, особливо на компактних обчислювальних

платформах. У зв'язку з цим структура системи повинна бути оптимізована з урахуванням ресурсних обмежень Raspberry Pi 5.

Узагальнену структуру автоматизованої системи наведено на рисунку 2.1.

Одним із ключових етапів проєктування автоматизованої системи виявлення вибоїн є вибір апаратного забезпечення, яке повинно забезпечувати обробку відеопотоку в режимі реального часу, підтримку моделей машинного навчання та стабільну роботу в умовах обмежених ресурсів. Для систем комп'ютерного зору важливими є продуктивність обчислювальної платформи, можливість підключення камер, енергоефективність, компактність та доступна вартість.

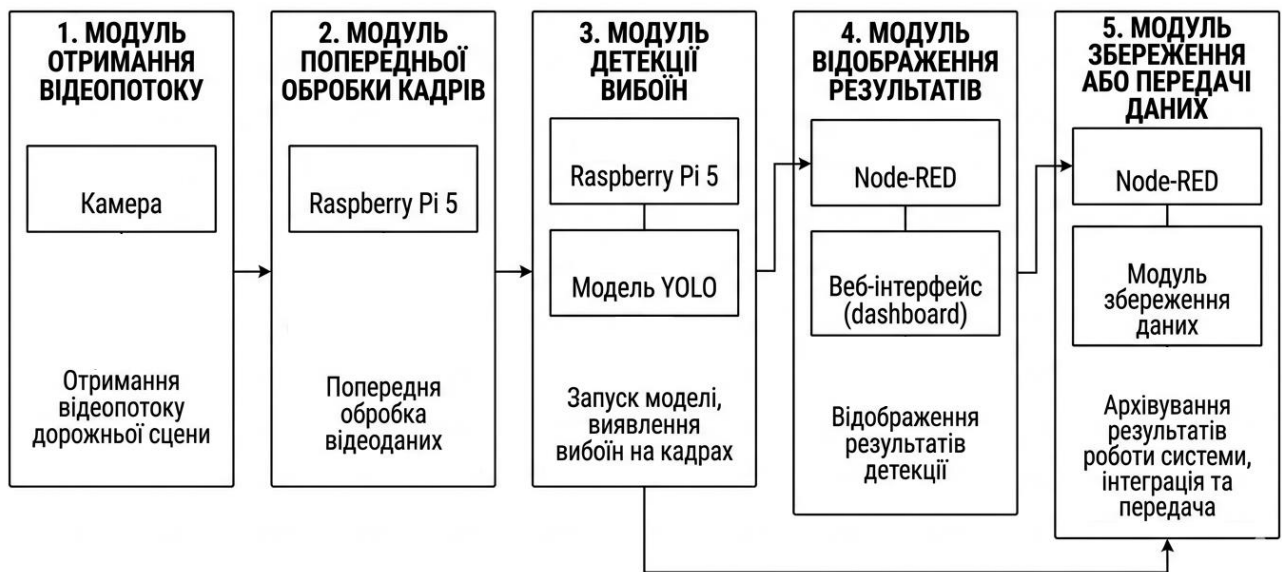


Рисунок 2.1 – Загальна структура автоматизованої системи виявлення вибоїн

2.2 Обґрунтування вибору апаратного забезпечення

У задачах аналізу відеопотоку традиційно використовуються високопродуктивні персональні комп'ютери або серверні системи з графічними прискорювачами. Такі рішення забезпечують високу швидкість

роботи моделей глибокого навчання, однак мають значні габарити, високе енергоспоживання та складність використання у мобільних системах. Для задач дорожнього моніторингу більш доцільним є використання компактних edge-пристроїв, здатних виконувати обробку даних безпосередньо на місці отримання інформації.

У даній роботі як основну обчислювальну платформу обрано Raspberry Pi 5. Даний одноплатний комп'ютер поєднує достатню продуктивність для запуску моделей комп'ютерного зору, підтримку сучасних інтерфейсів та порівняно низьку вартість. Використання Raspberry Pi 5 дозволяє створити компактну автономну систему, яка може бути встановлена безпосередньо у транспортному засобі.

Raspberry Pi 5 оснащений багатоядерним ARM-процесором, що забезпечує покращену швидкодію порівняно з попередніми поколіннями платформи. Збільшена продуктивність центрального процесора та підсистеми пам'яті дозволяє ефективніше виконувати обробку відеокадрів та запуск моделей глибокого навчання. Платформа підтримує сучасні операційні системи на базі Linux, що спрощує використання бібліотек комп'ютерного зору та засобів машинного навчання.

Для задач комп'ютерного зору важливим є також підтримка інтерфейсів підключення камер. Raspberry Pi 5 підтримує підключення камер через CSI-інтерфейс, а також роботу з USB-камерами та RTSP-потокami. Це забезпечує гнучкість при виборі джерела відеоданих та дозволяє адаптувати систему під різні умови експлуатації.

Важливою перевагою Raspberry Pi 5 є низьке енергоспоживання, що дозволяє використовувати систему в автономному режимі або жити її від бортової мережі транспортного засобу. Крім того, компактні розміри платформи спрощують інтеграцію системи у мобільні комплекси моніторингу дорожнього покриття.

Для реалізації програмної частини системи використовується середовище Node-RED, яке підтримується платформою Raspberry Pi. Node-RED дозволяє організовувати потоки даних між модулями системи, інтегрувати відеопотік, моделі машинного навчання та веб-інтерфейси відображення результатів.

У задачах автоматизованого виявлення вибоїн важливу роль відіграє камера, яка є джерелом відеоданих для системи комп'ютерного зору. Від характеристик камери безпосередньо залежить якість вхідного відеопотоку та точність роботи моделі машинного навчання.

При виборі камери необхідно враховувати роздільну здатність, частоту кадрів, кут огляду, стабільність роботи та сумісність із Raspberry Pi 5. Для задач аналізу дорожнього покриття камера повинна забезпечувати достатню деталізацію зображення, оскільки вибоїни можуть мати невеликі розміри або слабо виражені межі.

У системі може використовуватись як офіційна камера Raspberry Pi Camera Module, так і USB-камера із підтримкою передачі відеопотоку у форматі MJPEG або H.264. Використання CSI-камер забезпечує менші затримки передачі даних та стабільнішу роботу системи порівняно з деякими USB-рішеннями.

Камера встановлюється таким чином, щоб забезпечити постійний огляд дорожнього покриття перед транспортним засобом. При цьому важливо враховувати висоту встановлення, кут нахилу та можливі вібрації під час руху. Неправильне розташування камери може призводити до спотворення перспективи або появи надмірної кількості сторонніх об'єктів у кадрі.

Для підвищення якості аналізу відеопотоку бажано використовувати камери з підтримкою автоматичної адаптації до умов освітлення. Це особливо важливо для систем, які повинні працювати в різний час доби та за змінних погодних умов. Наявність механізмів автоматичного регулювання експозиції та балансу білого дозволяє підвищити стабільність роботи моделі детекції.

Підключення камери до Raspberry Pi 5 виконується через CSI або USB-інтерфейс залежно від типу використовуваного пристрою. Після підключення камера може використовуватись у програмному середовищі через бібліотеки OpenCV або засоби роботи з відеопотоком у Node-RED.

Для задач реального часу важливим є забезпечення стабільної частоти обробки кадрів. Надмірно висока роздільна здатність відео може створювати додаткове навантаження на систему та знижувати швидкість роботи моделі. У зв'язку з цим часто використовується компроміс між деталізацією зображення та швидкістю обробки відеопотоку.

Таким чином, використання Raspberry Pi 5 та цифрової камери дозволяє реалізувати компактну систему комп'ютерного зору для автоматизованого виявлення вибоїн на дорогах. Обрана апаратна конфігурація забезпечує достатню продуктивність для роботи моделей машинного навчання у режимі реального часу та створює основу для подальшої інтеграції системи у транспортні або інформаційні комплекси моніторингу дорожньої інфраструктури.

2.3 Проєктування програмної архітектури системи

Програмна архітектура автоматизованої системи виявлення вибоїн визначає логіку взаємодії між апаратними компонентами, модулями обробки відеопотоку, моделлю машинного навчання та засобами відображення результатів. Основним завданням архітектури є забезпечення стабільного отримання відеоданих, їх підготовки до аналізу, запуску моделі детекції та передачі результатів користувачу в зручній формі.

У межах роботи програмна частина системи будується за модульним принципом. Такий підхід дозволяє розділити функції системи на окремі логічні блоки та спростити подальше тестування, налагодження і розширення функціональності. Основними програмними компонентами є модуль

захоплення відеопотоку, модуль попередньої обробки кадрів, модуль детекції вибоїн, модуль формування результатів та модуль візуалізації.

Модуль захоплення відеопотоку відповідає за отримання зображення з камери, підключеної до Raspberry Pi 5. Відеопотік може надходити безпосередньо з CSI- або USB-камери. На цьому етапі важливо забезпечити стабільну частоту кадрів і мінімізувати затримки, оскільки система орієнтована на роботу в режимі реального часу.

Після отримання кадр передається до модуля попередньої обробки. Тут виконується приведення зображення до формату, необхідного для роботи моделі YOLOv11. Зокрема, може здійснюватися зміна розміру кадру, нормалізація значень пікселів, перетворення кольорового простору та відкидання зайвих ділянок зображення, які не містять дорожнього покриття. Це дозволяє зменшити обчислювальне навантаження та підвищити ефективність подальшої детекції.

Центральним елементом програмної архітектури є модуль машинного навчання, який виконує виявлення вибоїн на основі навченої моделі YOLOv11. На вхід моделі подається підготовлений відеокادر, а на виході формується набір результатів детекції: координати обмежувальних рамок, клас виявленого об'єкта та значення достовірності. Для задачі даної роботи основним класом є «вибоїна».

Після виконання детекції результати передаються до модуля постобробки. На цьому етапі можуть відкидатися об'єкти з низьким рівнем достовірності, об'єднуватися дублікати виявлень та формуватися фінальні координати дефектів на кадрі. Це дозволяє зменшити кількість помилкових спрацювань і зробити результати роботи системи більш стабільними.

Окрему роль у програмній архітектурі виконує середовище Node-RED, яке використовується для організації потоків даних між компонентами системи. Node-RED може забезпечувати запуск скриптів обробки відео, передачу результатів детекції, збереження повідомлень, формування простого

веб-інтерфейсу та інтеграцію з іншими сервісами. Завдяки візуальному принципу побудови логіки система стає більш зручною для налагодження та демонстрації.

Програмна архітектура може бути реалізована у вигляді взаємодії Node-RED із Python-скриптами. У такому випадку Node-RED відповідає за керування потоками та інтерфейсом, а Python-модулі — за роботу з камерою, обробку кадрів і запуск моделі YOLOv11. Такий підхід є доцільним, оскільки більшість бібліотек комп'ютерного зору та машинного навчання мають зручну підтримку саме у Python.

Загальна логіка роботи програмної частини має такий вигляд: камера передає відеопотік на Raspberry Pi 5, програмний модуль отримує кадр, виконує його підготовку, передає у модель YOLOv11, після чого результати детекції повертаються до Node-RED для відображення або збереження. За потреби система може додатково передавати інформацію про виявлені дефекти у файл, базу даних або зовнішню інформаційну систему.

Важливою вимогою до програмної архітектури є можливість подальшого розширення. Наприклад, у перспективі система може бути доповнена модулем визначення координат виявлених дефектів за допомогою GPS, модулем збереження історії виявлень або засобами передавання даних до хмарного сервісу. Завдяки модульній побудові такі компоненти можуть бути додані без повної зміни структури системи.

Таким чином, запропонована програмна архітектура забезпечує послідовну обробку відеопотоку, інтеграцію моделі машинного навчання та відображення результатів у режимі реального часу. Поєднання Node-RED і Python-модулів дозволяє реалізувати гнучку, зрозумілу та придатну для подальшого розвитку систему автоматизованого виявлення вибоїн на дорогах.

2.4 Організація обробки відеопотоку у Node-RED

На рисунку 2.2 представлено реалізацію потоку обробки відеоданих у середовищі Node-RED для автоматизованої системи виявлення вибоїн. Побудований потік забезпечує запуск RTSP-відеопотоку, декодування кадрів, передачу зображень до модуля комп'ютерного зору та відображення результатів у веб-інтерфейсі.

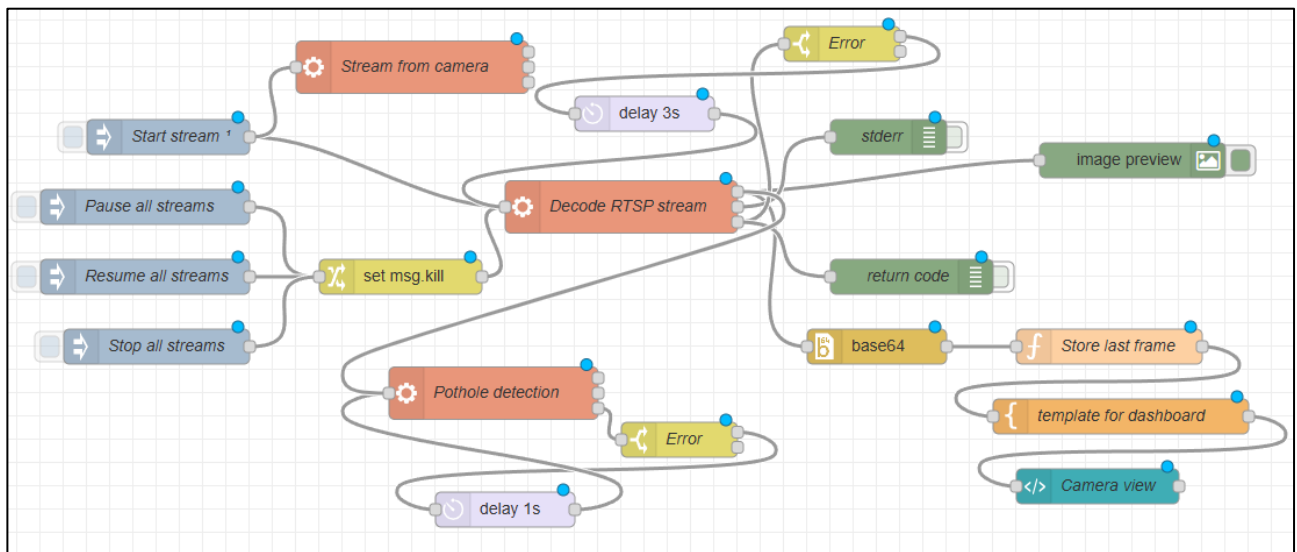


Рисунок 2.2 – Реалізація потоку обробки відеопотоку у Node-RED

Початковим елементом системи є вузол запуску потоку «Start stream», який ініціює отримання відеоданих із камери. Для керування станом системи також передбачені вузли «Pause all streams», «Resume all streams» та «Stop all streams», що дозволяють тимчасово призупиняти або повністю завершувати обробку відеопотоку без перезапуску всієї системи.

Отримання відеоданих виконується вузлом «Stream from camera», який забезпечує підключення до RTSP-потoku камери. Використання RTSP дозволяє передавати відео у режимі реального часу з мінімальними затримками та забезпечує можливість роботи як із локальними, так і з мережевими камерами.

Після отримання потоку виконується його декодування за допомогою вузла «Decode RTSP stream». На даному етапі відеодані перетворюються у послідовність окремих кадрів, придатних для подальшого аналізу моделлю машинного навчання. Для забезпечення стабільної роботи системи між вузлами використовуються елементи затримки («delay»), які дозволяють регулювати частоту обробки кадрів та зменшувати навантаження на Raspberry Pi 5.

У потоці також передбачено обробку можливих помилок під час отримання або декодування відео. Вузли «Error», «stderr» та «return code» використовуються для контролю стану виконання процесів та виведення службової інформації. Це спрощує налагодження системи та дозволяє оперативно виявляти проблеми під час роботи з RTSP-поток.

Після декодування кадри передаються до вузла «Pothole detection», який відповідає за запуск моделі YOLOv11 та виконання детекції вибоїн. На цьому етапі виконується аналіз зображення, формування координат виявлених дефектів та підготовка результатів для відображення.

Для подальшої передачі кадрів у веб-інтерфейс використовується перетворення зображення у формат Base64 за допомогою вузла «base64». Це дозволяє передавати кадри у вигляді текстового представлення та відображати їх у браузері через HTML-шаблон.

Вузол «Store last frame» використовується для збереження останнього обробленого кадру системи. Це дозволяє уникнути втрати даних під час оновлення інтерфейсу або короткочасних затримок у роботі потоку.

Відображення результатів реалізується через вузли «template for dashboard» та «Camera view». У шаблоні Dashboard формується HTML-структура для відображення поточного кадру із позначеними результатами детекції. Користувач може спостерігати відеопотік у режимі реального часу та бачити знайдені вибоїни безпосередньо у веб-інтерфейсі Node-RED.

Використання Node-RED для організації обробки відеопотоку має декілька важливих переваг:

- візуальне представлення логіки роботи системи;
- спрощення інтеграції компонентів;
- можливість швидкого налагодження потоків;
- підтримка взаємодії з Python-скриптами;
- зручне створення веб-інтерфейсів для моніторингу.

Запропонована структура потоку дозволяє гнучко змінювати окремі компоненти системи. Наприклад, за необхідності може бути додано модуль збереження координат вибоїн, передавання даних до бази даних або інтеграція з GPS-модулем для визначення місця розташування дефектів дорожнього покриття.

Таким чином, реалізований потік Node-RED забезпечує повний цикл обробки відеоданих – від отримання RTSP-потoku до відображення результатів роботи моделі комп'ютерного зору у веб-інтерфейсі користувача.

Висновки за розділом

У другому розділі було виконано проектування автоматизованої системи виявлення вибоїн на дорогах за відеопотоком із використанням методів комп'ютерного зору та машинного навчання. Сформовано загальну структуру системи, яка включає модулі отримання відеопотоку, попередньої обробки кадрів, детекції дефектів дорожнього покриття, обробки результатів та їх відображення у веб-інтерфейсі.

У результаті аналізу апаратного забезпечення обґрунтовано доцільність використання платформи Raspberry Pi 5 як центрального обчислювального вузла системи. Визначено, що дана платформа забезпечує достатню продуктивність для запуску моделей комп'ютерного зору при збереженні компактності, низького енергоспоживання та доступної вартості.

Було розглянуто особливості використання цифрових камер у задачах аналізу дорожнього покриття та визначено основні вимоги до відеопотоку для забезпечення стабільної роботи моделі детекції. Встановлено, що якість зображення, роздільна здатність кадрів та умови освітлення безпосередньо впливають на ефективність виявлення вибоїн.

У межах проєктування програмної частини системи розроблено модульну програмну архітектуру, що забезпечує взаємодію між компонентами обробки відеоданих, моделлю машинного навчання та засобами візуалізації результатів. Визначено, що використання середовища Node-RED дозволяє спростити інтеграцію програмних модулів та організувати обробку відеопотоку у режимі реального часу.

Також було реалізовано та проаналізовано структуру потоку Node-RED для роботи з RTSP-відеопотоком, декодування кадрів, запуску моделі YOLOv11 та відображення результатів детекції у веб-інтерфейсі. Використання Node-RED дозволило організувати гнучку систему обміну даними між окремими компонентами та забезпечити можливість подальшого розширення функціональності системи.

Таким чином, у результаті виконаного проєктування сформовано програмно-апаратну основу автоматизованої системи виявлення вибоїн, придатну для подальшої реалізації, навчання моделі машинного навчання та проведення експериментальних досліджень ефективності роботи системи у реальних умовах.

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА СИСТЕМИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

3.1 Аналіз та підготовка набору даних для навчання

Якість роботи моделей машинного навчання значною мірою залежить від характеристик навчального набору даних. Для задачі автоматизованого виявлення вибоїн особливо важливим є використання зображень, що відображають реальні умови дорожнього середовища: різні типи покриття, змінне освітлення, тіні, транспортні засоби та інші фактори, які можуть впливати на процес детекції.

У межах роботи використовується загальнодоступний набір даних для виявлення дорожніх вибоїн, який містить 1784 зображення. Набір сформовано на основі фотографій та відеокадрів дорожнього покриття, отриманих у різних умовах експлуатації. Зображення містять приклади вибоїн різного розміру та форми, що дозволяє сформувати модель, стійку до змін умов навколишнього середовища.

Особливістю набору даних є наявність складних сцен, характерних для реальних дорожніх умов. На зображеннях присутні тіні від транспортних засобів і навколишніх об'єктів, нерівномірне освітлення, зміни погодних умов та часткові перекриття дорожнього покриття. Такі особливості є важливими для навчання моделі, оскільки дозволяють підвищити її здатність до узагальнення та зменшити кількість помилкових спрацювань.

Для задачі детекції об'єктів набір даних повинен містити не лише зображення, але й анотації, які визначають розташування об'єктів на кадрі. У даній роботі використовувався формат анотацій YOLO, де для кожного об'єкта задаються:

- ідентифікатор класу;
- координати центра об'єкта;
- ширина обмежувальної рамки;

- висота обмежувальної рамки.

Усі координати нормалізуються відносно розмірів зображення, що забезпечує незалежність анотацій від конкретної роздільної здатності кадру.

Структура набору даних організована відповідно до вимог моделей сімейства YOLO та включає окремі директорії для зображень і текстових файлів анотацій.

Структура набору даних показана на рисунку 3.1.



Рисунок 3.1 – Структура набору даних

Для забезпечення коректного навчання набір даних був поділений на три підмножини:

- навчальну (train);
- валідаційну (valid);
- тестову (test).

Навчальна вибірка використовується для безпосереднього навчання моделі, валідаційна – для контролю якості під час навчання та налаштування параметрів, а тестова – для фінального оцінювання роботи системи.

Розподіл даних між вибірками здійснювався у співвідношенні:

- 70 % — навчальна вибірка;
- 20 % — валідаційна вибірка;
- 10 % — тестова вибірка.

Перед початком навчання було виконано перевірку коректності анотацій. Неправильно розмічені або пошкоджені файли можуть негативно впливати на процес навчання моделі та знижувати точність детекції. Для перевірки використовувались засоби візуалізації обмежувальних рамок на зображеннях (рисунок 3.2).



Рисунок 3.2 – Приклад зображень з анотацією вибоїни

Для роботи моделі YOLOv11 було сформовано конфігураційний файл dataset.yaml, який містить шляхи до вибірок та опис класів.

Зміст конфігураційного файлу показаний на рисунку 3.3.

```
train: /dataset/train/images
val: /dataset/valid/images
test: /dataset/test/images

nc: 1

names:
  0: pothole
```

Рисунок 3.3 – Конфігураційний файл у форматі YAML для YOLO

3.2 Попередня обробка та аугментація зображень

Для забезпечення ефективного навчання моделей комп'ютерного зору важливе значення має попередня обробка навчальних зображень та застосування методів аугментації даних. У задачі виявлення вибоїв ці етапи дозволяють підвищити стійкість моделі до змін освітлення, тіней, погодних умов та інших факторів, характерних для реального дорожнього середовища.

Під час аналізу набору даних було встановлено, що зображення мають різну роздільну здатність, контрастність та умови освітлення. Крім того, деякі кадри містять шум, часткові перекриття об'єктів або значну кількість сторонніх елементів сцени. У зв'язку з цим перед навчанням моделі виконувалась попередня підготовка зображень.

Одним із основних етапів попередньої обробки було приведення всіх зображень до єдиного формату та розміру. Для навчання моделі YOLOv11 використовувались квадратні зображення розміром 832×832 пікселів. Масштабування дозволяє стандартизувати вхідні дані та забезпечити коректну роботу нейронної мережі.

Додатково виконувалась нормалізація значень пікселів, при якій значення кольорових компонентів переводились у діапазон від 0 до 1. Це дозволяє стабілізувати процес навчання моделі та покращити збіжність алгоритму оптимізації.

Для підготовки набору даних використовувались можливості бібліотек OpenCV та засобів аугментації, інтегрованих у середовище навчання моделей YOLO.

Важливим етапом підготовки даних стала аугментація зображень. Аугментація дозволяє штучно збільшити різноманітність навчального набору без необхідності отримання нових зображень. Це особливо важливо для задач комп'ютерного зору, де модель повинна бути стійкою до різних умов зйомки.

У роботі використовувались такі методи аугментації:

- горизонтальне віддзеркалення;
- зміна яскравості та контрастності;
- масштабування;
- незначний поворот зображення;
- випадкове зміщення;
- зміна насиченості кольорів.

Застосування аугментації дозволяє імітувати різні умови реального середовища, зокрема зміну положення камери, варіації освітлення та відмінності дорожнього покриття. Це сприяє підвищенню здатності моделі до узагальнення та зменшенню перенавчання.

У моделях сімейства YOLO значна частина аугментацій може виконуватись автоматично під час навчання. Для цього використовуються параметри конфігурації тренування.

```
model.train(
    data="data.yaml",
    epochs=50,
    imgsz=832,
    hsv_h=0.015,
    hsv_s=0.7,
    hsv_v=0.4,
    degrees=5,
    translate=0.1,
    scale=0.3,
    fliplr=0.5
)
```

Параметри `hsv_h`, `hsv_s` та `hsv_v` відповідають за зміну кольорових характеристик зображення, `degrees` – за випадковий поворот кадру, `translate` – за зміщення, `scale` – за масштабування, а `fliplr` – за горизонтальне віддзеркалення.

Особливо важливим для задачі виявлення вибоїн є врахування змін освітлення. У реальних умовах дорожнє покриття може містити різкі тіні, відблиски або затемнені ділянки, що ускладнює процес детекції. Використання

аугментації яскравості та контрастності дозволяє підвищити стійкість моделі до подібних факторів.

Під час підготовки даних також виконувалась перевірка коректності анотацій після застосування аугментації. Оскільки при масштабуванні або повороті зображення координати обмежувальних рамок змінюються, важливо забезпечити правильне оновлення анотацій для кожного кадру.

Використання попередньої обробки та аугментації дозволило підвищити якість навчального набору та створити більш складні умови для моделі під час тренування. Це сприяє формуванню стійкішої системи комп'ютерного зору, здатної працювати в реальних умовах дорожнього середовища.

Таким чином, попередня обробка та аугментація зображень є важливими етапами підготовки даних для навчання моделі YOLOv11. Використання цих методів дозволяє підвищити ефективність навчання, покращити здатність моделі до узагальнення та зменшити вплив зовнішніх факторів на якість детекції вибоїн.

3.3 Архітектура моделі YOLOv11

Для реалізації автоматизованої системи виявлення вибоїн у даній роботі використовується модель сімейства YOLO – YOLOv11. Дана модель належить до одноетапних детекторів об'єктів і орієнтована на швидку обробку зображень та відеопотоку у режимі реального часу. Основною перевагою YOLOv11 є поєднання високої швидкодії, оптимізованої архітектури та достатньої точності детекції навіть на компактних обчислювальних платформах.

На відміну від двоетапних моделей детекції, де спочатку визначаються області можливого розташування об'єктів, а потім виконується їх класифікація, YOLOv11 виконує локалізацію та класифікацію об'єктів за один прохід

нейронної мережі. Це дозволяє значно зменшити час обробки кадру та використовувати модель для аналізу відеопотоку в реальному часі.

Архітектура YOLOv11 базується на використанні згорткових нейронних мереж (CNN), які автоматично виділяють ознаки зображення різного рівня складності. На початкових шарах мережа визначає прості характеристики, такі як контури та текстури, а на глибших шарах — складніші просторові структури об'єктів.

У загальному вигляді модель YOLOv11 складається з трьох основних частин: Backbone; Neck; Detection Head (рисунок 3.4).

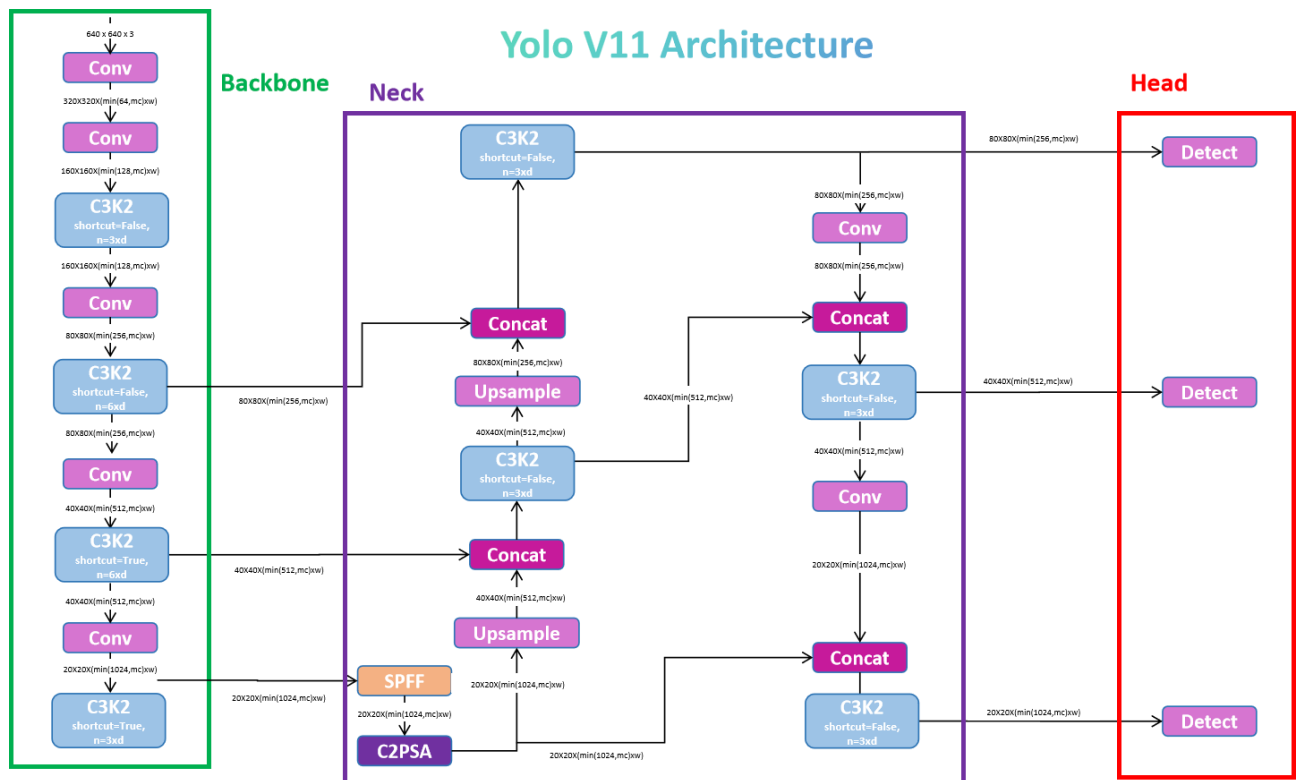


Рисунок 3.4 – Загальна архітектура моделі YOLOv11

Backbone виконує витягування ознак із вхідного зображення. Саме ця частина мережі аналізує структуру кадру та формує набір ознак, необхідних для подальшої детекції об'єктів. У сучасних версіях YOLO використовуються оптимізовані згорткові блоки, що забезпечують високу продуктивність при помірному використанні обчислювальних ресурсів.

Neck використовується для об'єднання ознак різного масштабу. Це особливо важливо для задачі виявлення вибоїн, оскільки дефекти дорожнього покриття можуть мати різні розміри. Використання багатомасштабного аналізу дозволяє покращити детекцію як великих, так і невеликих об'єктів на кадрі.

Detection Head є фінальним етапом роботи моделі. Саме тут виконується прогнозування координат обмежувальних рамок, визначення класу об'єкта та обчислення рівня достовірності детекції. Для кожного знайденого об'єкта модель формує набір параметрів, які надалі використовуються для візуалізації результатів.

У роботі використовується одна з компактних версій YOLOv11, орієнтована на роботу на edge-пристроях, зокрема на Raspberry Pi 5. Використання компактної модифікації дозволяє забезпечити прийнятну швидкість роботи системи навіть без використання дискретного графічного прискорювача.

Модель YOLOv11 працює із зображеннями фіксованого розміру. У даній роботі для навчання використовувались кадри розміром 832×832 пікселів. Перед передаванням до нейронної мережі зображення проходить етап нормалізації та масштабування.

Під час роботи модель поділяє зображення на набір областей та прогнозує для кожної області ймовірність наявності об'єкта. Для задачі даної роботи використовується один клас – «вибоїна». Якщо рівень достовірності перевищує заданий поріг, модель формує обмежувальну рамку навколо знайденого дефекту.

Важливою особливістю YOLOv11 є підтримка автоматичної оптимізації процесу навчання та вбудованих механізмів аугментації. Це дозволяє покращити стійкість моделі до змін освітлення, шумів та інших особливостей реального дорожнього середовища.

Для запуску моделі в середовищі Python використовувалась бібліотека Ultralytics. Завантаження попередньо навченої моделі виконується наступним чином:

```
from ultralytics import YOLO  
model = YOLO("yolo11n.pt")
```

У процесі навчання модель адаптується до задачі виявлення вибоїн на основі підготовленого набору даних. Після завершення навчання формується файл ваг, який використовується під час роботи системи детекції у режимі реального часу.

Для оцінювання ефективності роботи моделі використовуються такі метрики: Precision; Recall; mAP50; mAP50-95.

Метрика Precision характеризує точність виявлення об'єктів, Recall – здатність моделі знаходити всі наявні об'єкти, а mAP використовується як узагальнений показник якості детекції.

Під час експериментів було встановлено, що YOLOv11 забезпечує достатню швидкодію для аналізу відеопотоку та демонструє стійку роботу навіть за складних умов освітлення та наявності тіней на дорожньому покритті.

Таким чином, архітектура YOLOv11 є ефективним рішенням для задачі автоматизованого виявлення вибоїн. Використання одноетапної моделі детекції дозволяє поєднати високу швидкість роботи та достатню точність аналізу відеопотоку, що є важливим для реалізації системи комп'ютерного зору на платформі Raspberry Pi 5.

3.4 Навчання моделі виявлення вибоїн

Після підготовки набору даних та налаштування параметрів аугментації було виконано навчання моделі YOLOv11 для задачі автоматизованого виявлення вибоїн на дорожньому покритті. Навчання проводилось із використанням бібліотеки Ultralytics YOLO у середовищі Python.

Для реалізації навчання використовувалась попередньо навчена модель `yolo11n.pt`, оптимізована для роботи на компактних обчислювальних платформах. Використання попередньо навчених ваг дозволяє скоротити час навчання та покращити якість детекції за рахунок перенесення знань, отриманих на великих наборах зображень.

Навчання виконувалось на наборі даних, який містив 1784 зображення дорожнього покриття з анотаціями вибоїн. Для роботи моделі використовувались кадри розміром 832×832 пікселів. У процесі навчання застосовувались методи аугментації зображень, що дозволило підвищити стійкість моделі до змін освітлення, тіней та інших особливостей реальних дорожніх сцен.

Основні параметри навчання наведено нижче.

```
model.train(
    data="data.yaml",
    epochs=50,
    imgsz=832,
    hsv_h=0.015,
    hsv_s=0.7,
    hsv_v=0.4,
    degrees=5,
    translate=0.1,
    scale=0.3,
   fliplr=0.5,
    batch=8
)
```

Навчання моделі проводилось протягом 50 епох. На початкових етапах спостерігалось швидке зменшення функцій втрат та зростання метрик якості детекції. Після приблизно 40 епох покращення результатів стало менш помітним, що свідчить про поступове досягнення моделлю стабільного стану навчання.

У процесі навчання аналізувались такі функції втрат:

- `box_loss` – похибка локалізації об'єктів;
- `cls_loss` – похибка класифікації;
- `dfl_loss` – функція втрат для уточнення координат обмежувальних рамок.

За результатами навчання (рисунок 3.5) всі функції втрат демонстрували стабільне зменшення, що свідчить про коректну роботу алгоритму оптимізації та поступове покращення якості моделі.

Крім функцій втрат, у процесі навчання оцінювались метрики якості детекції: Precision; Recall; mAP50; mAP50-95.

Метрика Precision характеризує точність виявлення об'єктів та визначає частку правильних детекцій серед усіх знайдених об'єктів. Recall відображає здатність моделі знаходити всі наявні вибоїни на зображеннях. Метрика mAP50 оцінює якість детекції при порозі IoU = 0.5, а mAP50-95 є більш суворою узагальненою оцінкою якості моделі.

У результаті навчання було отримано такі фінальні значення метрик:

- Precision ≈ 0.729 ;
- Recall ≈ 0.595 ;
- mAP50 ≈ 0.653 ;
- mAP50-95 ≈ 0.308 .

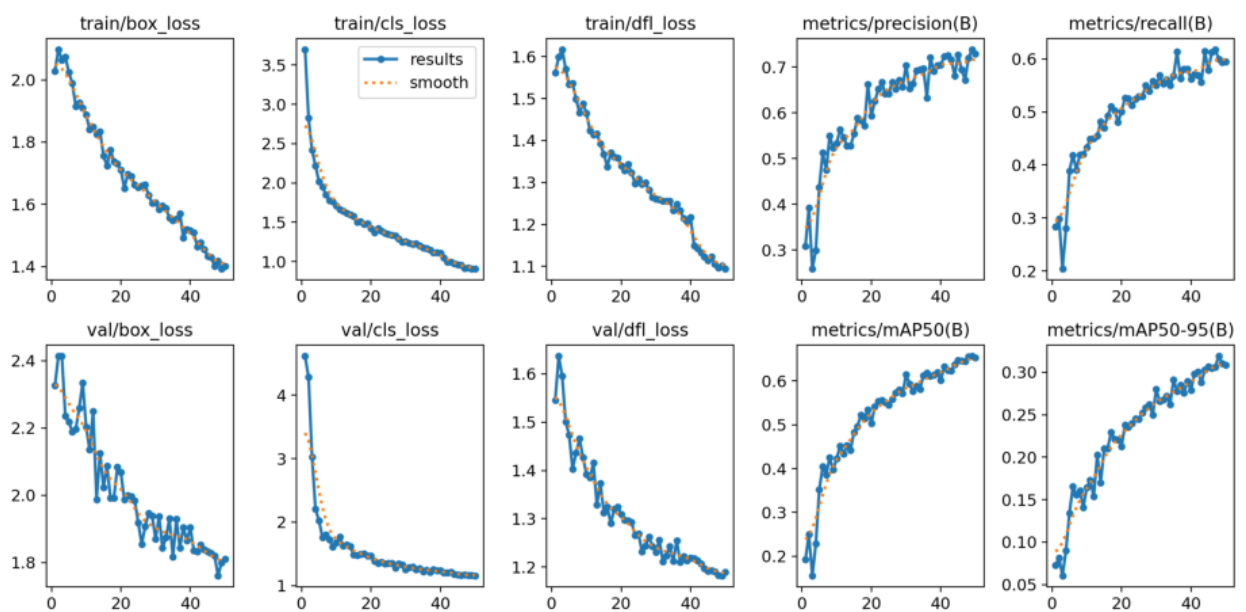


Рисунок 3.5 – Графіки зміни функцій втрат та метрик під час навчання

Отримані результати свідчать про достатню ефективність моделі для задачі виявлення вибоїн у реальних дорожніх умовах. При цьому модель

демонструє стабільне співвідношення між точністю детекції та кількістю знайдених об'єктів.

Для додаткового аналізу роботи системи використовувалась матриця помилок (confusion matrix), яка дозволяє оцінити кількість правильних і помилкових детекцій (рисунок 3.6).

Аналіз матриці помилок показав, що модель у більшості випадків коректно виявляє вибоїни, однак у складних сценах можливі помилкові спрацювання на ділянках дорожнього покриття, які мають схожу текстуру або містять тіні та нерівності.

Додатково були побудовані криві залежності Precision, Recall та F1-score від порогу достовірності детекції (рисунки 3.7-3.8). Аналіз F1-кривої показав, що оптимальне значення порогу confidence для даної моделі знаходиться приблизно на рівні 0.35. Використання такого порогу дозволяє забезпечити баланс між точністю детекції та кількістю знайдених об'єктів.

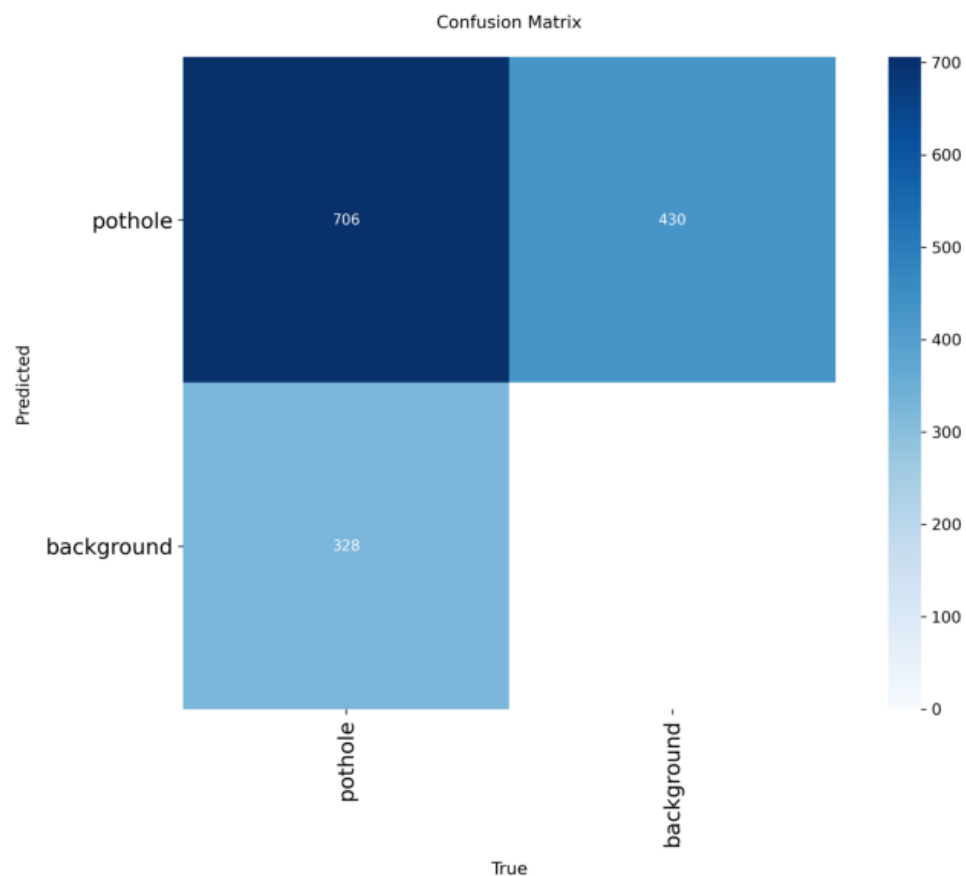


Рисунок 3.6 – Матриця помилок моделі YOLOv11

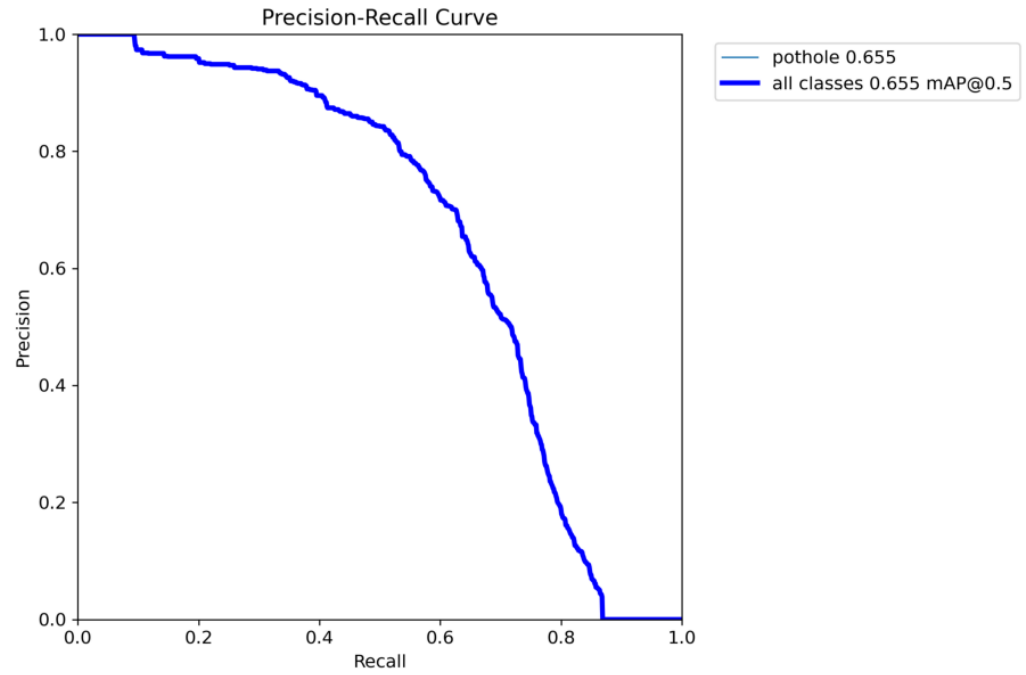


Рисунок 3.7 – Precision-Recall крива моделі

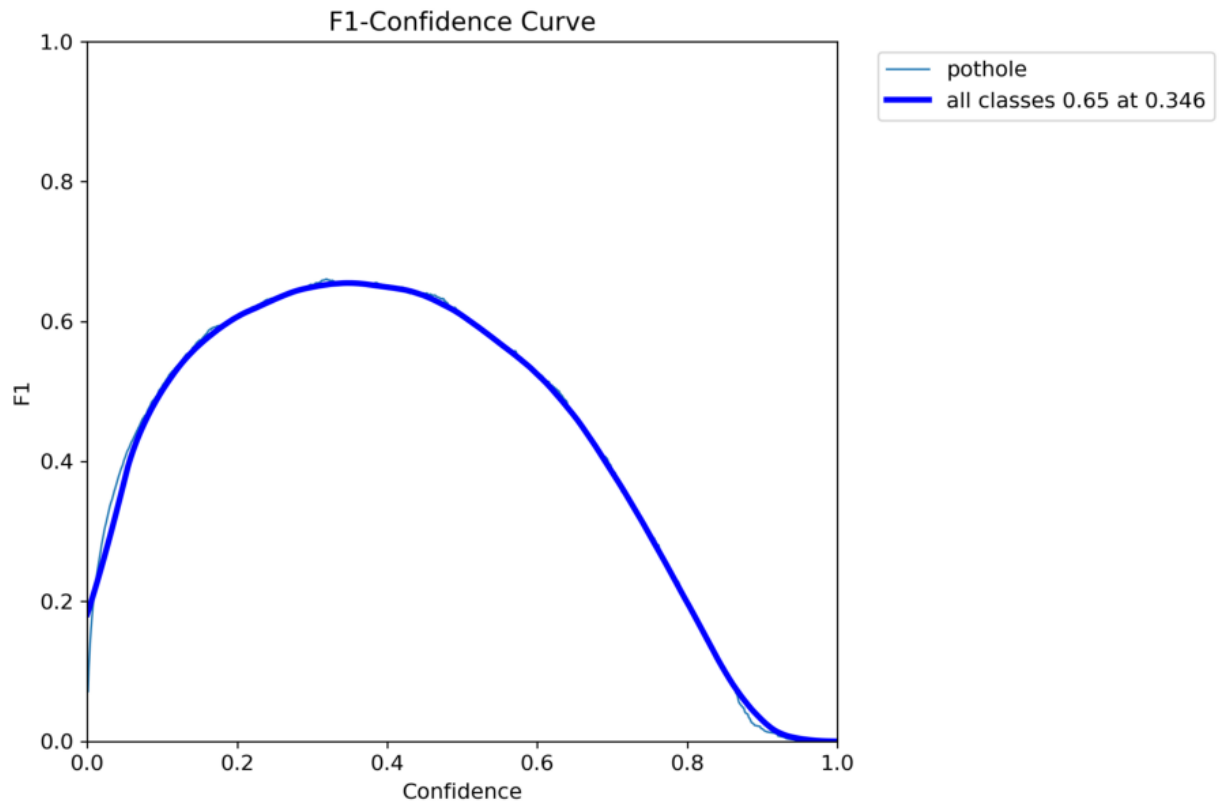


Рисунок 3.8 – F1-Confidence крива моделі

Після завершення навчання було сформовано файл `bag best.pt`, який містить параметри моделі з найкращими показниками на валідаційній вибірці. Саме ця модель надалі використовувалась у системі аналізу відеопотоку та під час проведення експериментів.

Фінальні ваги моделі мають відносно невеликий розмір, що є важливим для використання системи на платформі Raspberry Pi 5. Це дозволяє запускати модель у режимі реального часу без необхідності використання високопродуктивних графічних прискорювачів.

Під час навчання моделі здійснювався контроль коректності формування навчальних батчів та анотацій об'єктів. На рисунках 3.9-3.10 наведено приклади зображень із навчальної вибірки після застосування аугментації та масштабування.

Представлені приклади демонструють різноманітність дорожніх сцен, умов освітлення, масштабів об'єктів та ракурсів камери. У наборі даних присутні як великі локальні дефекти дорожнього покриття, так і дрібні вибоїни, що займають незначну частину кадру. Також присутні сцени з тінями, транспортними засобами та неоднорідною текстурою дорожнього полотна.



Рисунок 3.9 – Приклад навчального batch із анотаціями вибоїн

Після завершення навчання було виконано перевірку роботи моделі на валідаційній вибірці. На рисунках 3.11-3.12 наведено приклади детекції вибоїн моделлю YOLOv11 на зображеннях, які не використовувались безпосередньо для навчання.



Рисунок 3.10 – Приклад аугментованих зображень навчальної вибірки

Аналіз результатів показав, що модель успішно виявляє більшість дефектів дорожнього покриття навіть за складних умов освітлення та наявності сторонніх об'єктів у кадрі.

Водночас для деяких сцен спостерігаються помилкові або неповні детекції, що пов'язано зі складною структурою дорожнього покриття, низьким контрастом окремих дефектів та неоднорідністю набору даних.



Рисунок 3.11 – Приклад валідаційної вибірки з еталонними анотаціями

Таким чином, у результаті навчання моделі YOLOv11 було отримано працездатну систему детекції вибоїн, здатну виконувати аналіз дорожнього покриття у режимі реального часу. Отримані значення метрик свідчать про ефективність використаного підходу та підтверджують можливість застосування моделей глибокого навчання для автоматизованого моніторингу дорожньої інфраструктури



Рисунок 3.12 – Результати детекції вибоїн на валідаційних зображеннях

3.5 Реалізація програмного модуля детекції та інтеграція моделі у систему обробки відеопотоку

Після завершення навчання моделі YOLOv11 було реалізовано програмний модуль детекції вибоїн та виконано його інтеграцію у систему обробки відеопотоку. Основним завданням програмного модуля є отримання кадрів із відеопотоку, запуск моделі комп'ютерного зору, обробка результатів детекції та передавання оброблених кадрів до середовища Node-RED для подальшої візуалізації.

Програмна реалізація системи виконувалась мовою Python із використанням бібліотек OpenCV, Ultralytics YOLO та Base64-кодування зображень. Python було обрано завдяки широкій підтримці бібліотек комп'ютерного зору та машинного навчання, а також можливості інтеграції з Node-RED через вузли запуску зовнішніх скриптів.

Загальна логіка роботи програмного модуля включає такі етапи:

- отримання кадру з RTSP-потoku;
- попередня обробка кадру;
- запуск моделі YOLOv11;
- аналіз результатів детекції;
- нанесення обмежувальних рамок;
- передавання обробленого кадру у Node-RED.

На початковому етапі виконується завантаження навченої моделі best.pt, яка була отримана в результаті навчання на наборі даних із дорожніми вибоїнами.

```
from ultralytics import YOLO
model = YOLO("best.pt")
```

Після завантаження моделі виконується підключення до RTSP-потoku камери за допомогою бібліотеки OpenCV.

```
import cv2
cap = cv2.VideoCapture(
    "rtsp://127.0.0.1:8080/unicast"
)
```

RTSP-потік використовується для передавання відеоданих у режимі реального часу. Такий підхід дозволяє отримувати кадри безпосередньо з камери або відеосервера та використовувати їх для подальшого аналізу моделлю комп'ютерного зору.

Основний цикл обробки кадрів реалізовано у вигляді безперервного зчитування відеопотoku та запуску моделі YOLOv11 для кожного кадру.

```
while True:
    ret, frame = cap.read()
    if not ret:
        break
    results = model(frame)
    annotated = results[0].plot()
```

У процесі роботи модель формує список виявлених об'єктів із координатами обмежувальних рамок та значеннями достовірності детекції. Для зменшення кількості помилкових спрацювань використовується поріг confidence.

```
for box in results[0].boxes:
    conf = float(box.conf[0])
    if conf > 0.35:
        print(conf)
```

Значення порогу 0.35 було обрано на основі аналізу F1-Confidence кривої, отриманої під час експериментів із навчання моделі. Такий поріг забезпечує компроміс між кількістю знайдених вибоїн та точністю детекції.

Після виконання аналізу на кадр наносяться обмежувальні рамки та підписи з рівнем достовірності (рисунок 3.13). Для цього використовується функція plot() бібліотеки Ultralytics.

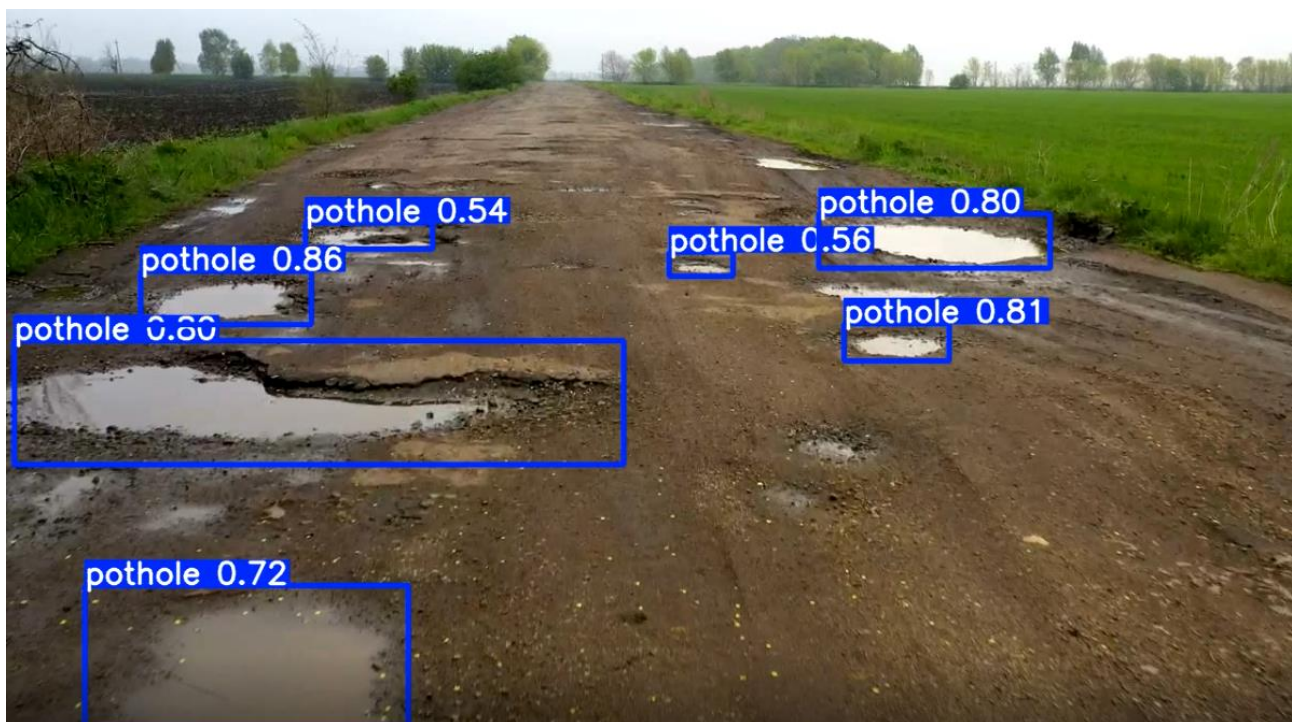


Рисунок 3.13 – Приклад роботи програмного модуля детекції

Для інтеграції з Node-RED оброблений кадр перетворюється у формат JPEG та кодується у Base64.

```
import base64
_, buffer = cv2.imencode(
    '.jpg',
    annotated
)
jpg_as_text = base64.b64encode(
    buffer
).decode()
```

Base64-представлення дозволяє передавати зображення між вузлами Node-RED у вигляді текстового повідомлення. Далі отримані дані використовуються для відображення відеопотоку у веб-інтерфейсі Dashboard.

```

```

У середовищі Node-RED було реалізовано потік обробки відеоданих, який включає: запуск RTSP-потoku; декодування відео; запуск Python-модуля детекції; передачу результатів; відображення відеопотоку у Dashboard.

Для відображення результатів використовувався вузол template, який формує HTML-сторінку Dashboard із поточним кадром відеопотоку. Веб-інтерфейс дозволяє спостерігати результати роботи системи у режимі реального часу.

У процесі інтеграції системи було враховано обмежені апаратні ресурси Raspberry Pi 5. Для забезпечення стабільної швидкодії використовувались такі методи оптимізації: зменшення роздільної здатності кадрів; використання компактної моделі YOLOv11n; обробка кадрів із затримкою між ітераціями; використання оптимізованих форматів передавання відео. Під час експериментів система демонструвала стабільну роботу в режимі реального часу та забезпечувала автоматичне виявлення вибоїн на відеопотоці. При цьому модель успішно працювала за різних умов освітлення та у сценах із наявністю транспортних засобів і тіней. Таким чином, у межах роботи було реалізовано програмний модуль автоматизованого виявлення вибоїн та виконано його інтеграцію у систему обробки відеопотоку. Поєднання Python,

OpenCV, YOLOv11 та Node-RED дозволило створити працездатну систему комп'ютерного зору, здатну виконувати аналіз дорожнього покриття у режимі реального часу на платформі Raspberry Pi 5. Під час експериментів система демонструвала стабільну роботу в режимі реального часу та забезпечувала автоматичне виявлення вибоїн на відеопотоці.

3.6 Оцінювання моделі на перевірочній вибірці

Після завершення навчання моделі YOLOv11 було проведено оцінювання її ефективності на перевірочній (validation) вибірці. Перевірочна вибірка містила 401 зображення дорожнього покриття та 1034 анотованих об'єкти класу «вибоїна». Основною метою експерименту була оцінка здатності моделі виявляти дефекти дорожнього покриття на зображеннях, які не використовувались безпосередньо під час навчання (рисунок 3.14).

У результаті перевірки було отримано такі значення: Precision (P) = 0.725; Recall (R) = 0.606; mAP50 = 0.655; mAP50-95 = 0.320.



Рисунок 3.14 – Результати оцінювання моделі на перевірочній вибірці

Отримані результати свідчать про достатню ефективність моделі для задачі автоматизованого виявлення вибоїн. Значення $Precision \approx 0.725$ означає, що більшість виявлених моделлю об'єктів дійсно відповідають дефектам дорожнього покриття. Значення $Recall \approx 0.606$ свідчить про здатність моделі знаходити значну частину наявних вибоїн на зображеннях.

Метрика $mAP50 = 0.655$ демонструє достатню якість локалізації об'єктів при порозі $IoU = 0.5$. При цьому більш суворі метрика $mAP50-95 = 0.320$ має нижче значення, що є характерним для задач детекції складних об'єктів із нечіткими межами та різною формою.

Під час аналізу результатів було встановлено, що модель успішно виявляє:

- великі локальні пошкодження дорожнього покриття;
- вибоїни з високим контрастом;
- дефекти середнього розміру;
- групи близько розташованих вибоїн.

Разом із цим у деяких випадках спостерігались:

- пропуск дрібних дефектів;
- часткове перекриття рамок;
- помилкові спрацювання на ділянках із тінями або неоднорідною текстурою дорожнього покриття.

Особливо складними для моделі виявились сцени із сильним сонячним освітленням, відблисками та низьким контрастом між дефектом і дорожнім покриттям.

3.7 Оцінювання моделі на тестовій вибірці

Після проведення перевірки на validation-вибірці було виконано тестування моделі на окремій тестовій вибірці, яка не використовувалась ні під час навчання, ні під час валідації (рисунки 3.15). Тестова вибірка містила 118

зображень дорожнього покриття з різними типами дефектів та умовами освітлення.

Метою тестування було оцінювання здатності моделі до узагальнення та перевірка її роботи на нових даних. Особливу увагу приділено поведінці системи в умовах:

- складного освітлення;
- наявності тіней;
- різних типів дорожнього покриття;
- перспективних спотворень;
- неоднорідної текстури поверхні дороги.

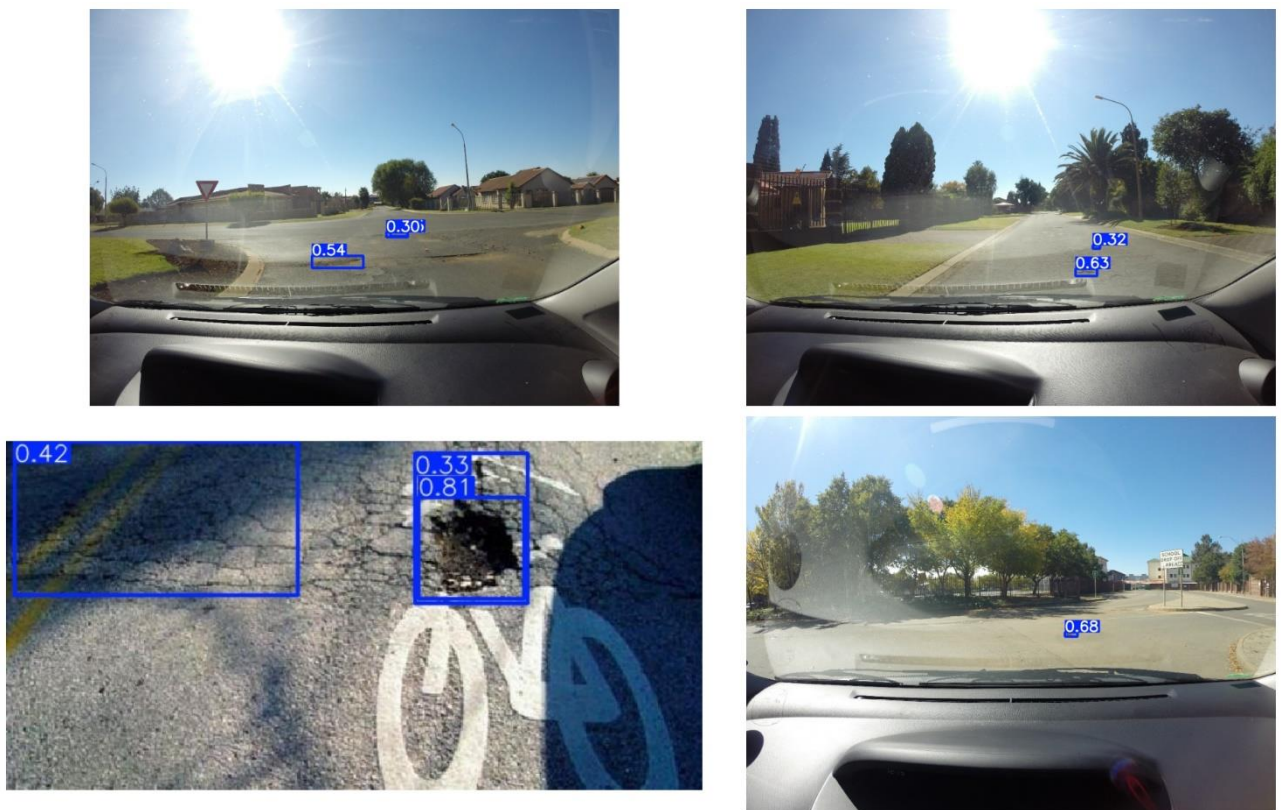


Рисунок 3.15 – Результати роботи моделі на тестовій вибірці

Аналіз результатів показав, що модель демонструє стабільну роботу на більшості тестових зображень. Успішно виявляються як окремі локальні дефекти, так і великі пошкоджені ділянки дорожнього полотна. На окремих

зображеннях спостерігались помилкові детекції, що пов'язано зі складними умовами зйомки.

3.8 Порівняння еталонних анотацій та результатів детекції

Для додаткового аналізу роботи моделі було виконано порівняння еталонних анотацій із результатами детекції YOLOv11. На зображеннях (рисунк 3.16) відображались як істинні обмежувальні рамки, сформовані під час розмітки набору даних, так і рамки, побудовані моделлю під час прогнозування.

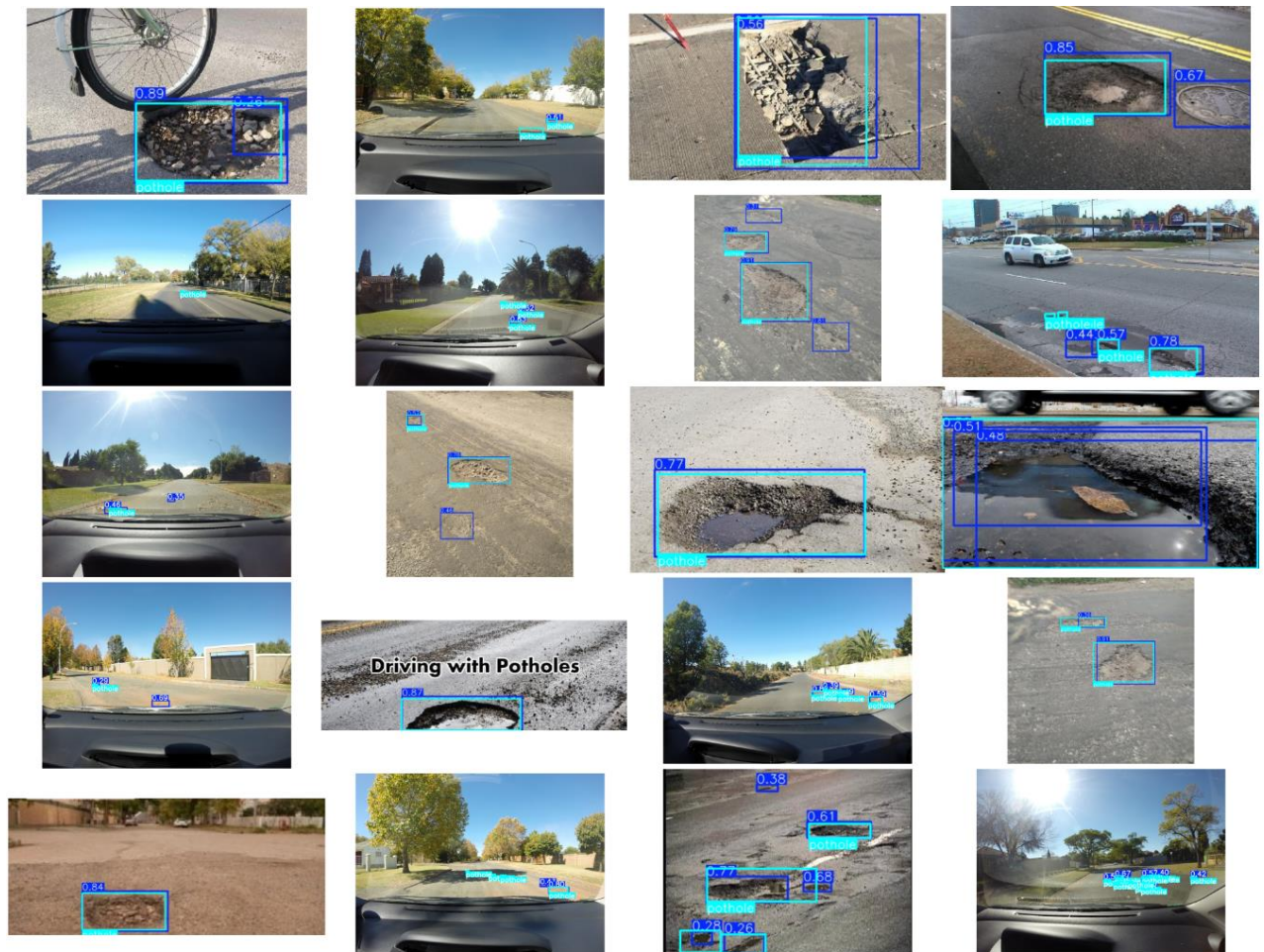


Рисунок 3.16 – Порівняння еталонних анотацій та результатів роботи моделі

Представлені результати демонструють, що модель здатна коректно визначати положення більшості вибоїн навіть за складних умов дорожнього середовища. При цьому спостерігається достатня відповідність між еталонними анотаціями та прогнозованими рамками.

В окремих випадках модель формує рамки меншого або більшого розміру, ніж еталонні. Це пояснюється складною формою дефектів дорожнього покриття та нечіткими межами окремих вибоїн.

Також аналіз показав, що модель краще працює для:

- великих дефектів;
- контрастних пошкоджень;
- вибоїн із чітко вираженими межами.

Складнішими для детекції є:

- дрібні дефекти;
- нерівності з низьким контрастом;
- ділянки з тінями;
- мокре дорожнє покриття.

3.9 Перевірка системи на відеофрагментах доріг Харківської області

Заключним етапом експериментальних досліджень стала перевірка роботи системи на відеофрагментах реальних доріг Харківської області. Використання реальних дорожніх сцен дозволяє оцінити практичну придатність розробленої системи для задач моніторингу стану дорожнього покриття (рисунок 4.4).

Для експерименту використовувались відеофрагменти з:

- сільських доріг;
- міжміських доріг;
- ділянок із пошкодженим покриттям;
- доріг із великою кількістю локальних дефектів.

Під час аналізу відеопотоку система виконувала: отримання кадрів із відео; запуск моделі YOLOv11; локалізацію вибоїн; відображення результатів детекції.

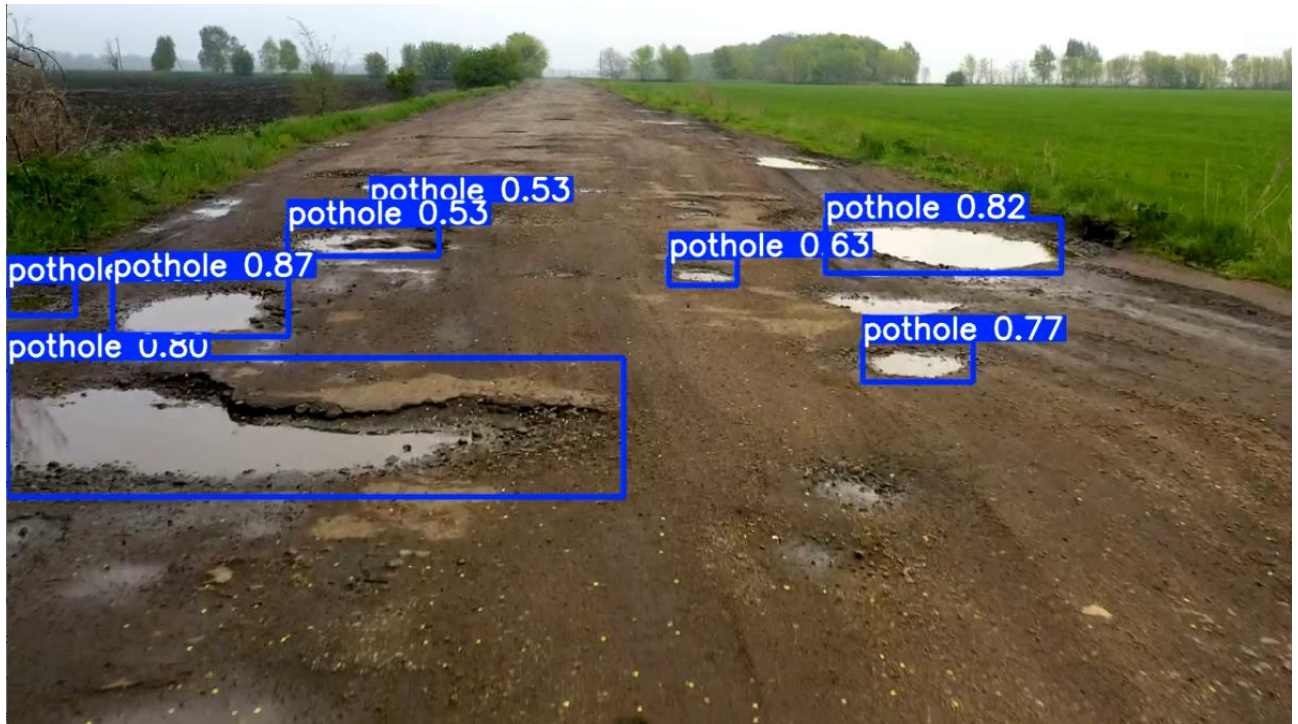


Рисунок 3.17 – Результати роботи системи на відеофрагментах доріг

Результати показали, що модель успішно виявляє значну частину дефектів дорожнього покриття навіть у складних умовах освітлення та за наявності руху камери. Особливо ефективно система працювала на ділянках із великими локальними пошкодженнями та групами вибоїн (рисунок 3.18).

У процесі тестування було встановлено, що на якість детекції впливають:

- швидкість руху транспортного засобу;
- рівень освітлення;
- різкість кадру;
- наявність тіней та відблисків;
- стан дорожнього покриття.

Окремі помилкові спрацювання спостерігались на ділянках із:

- різкими тінями;
- тріщинами дорожнього покриття;
- неоднорідною текстурою асфальту;
- калюжами та відблисками.

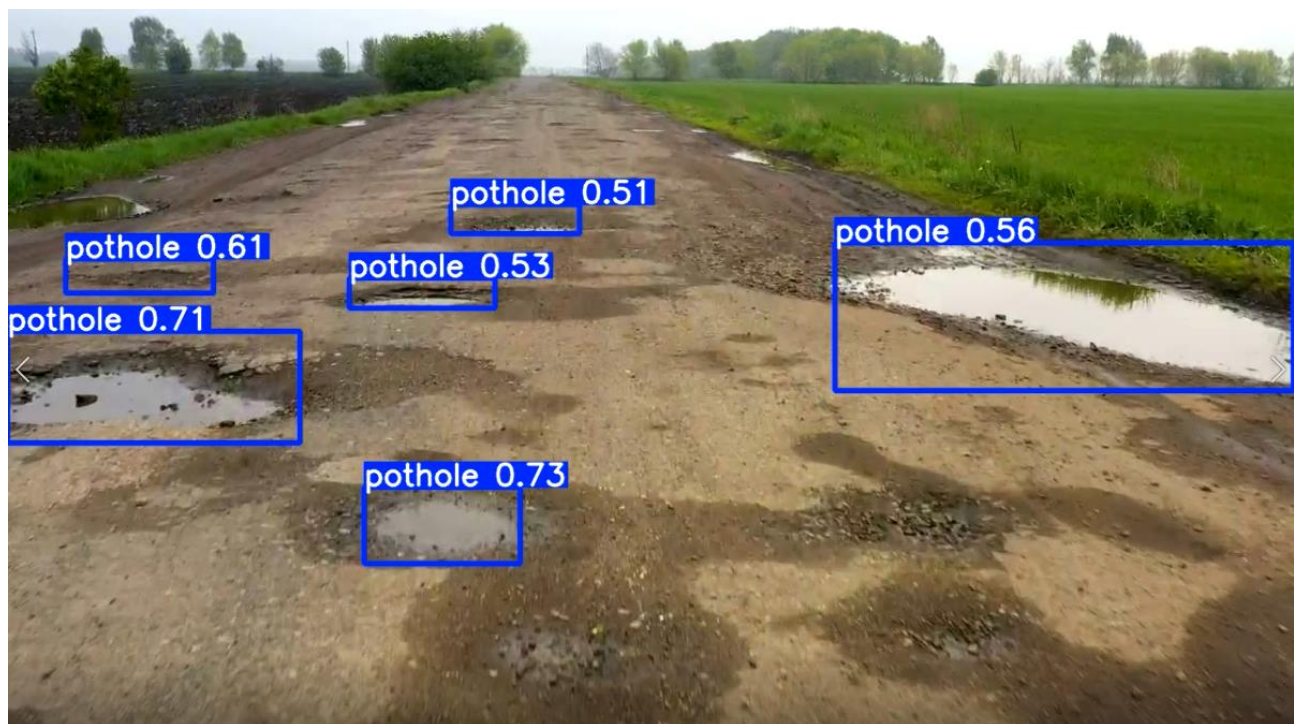
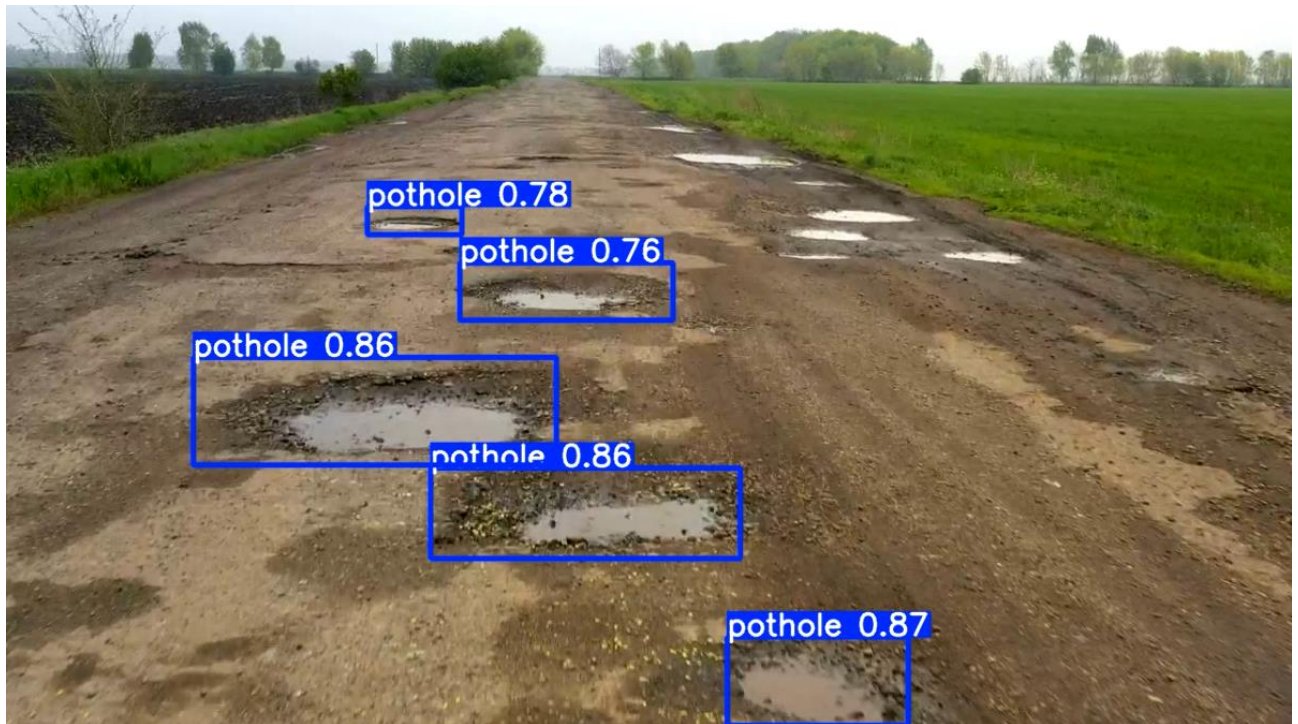


Рисунок 3.18 – Приклади детекції вибоїн на дорогах Харківської області

Проте навіть за таких умов система зберігала працездатність та демонструвала стабільну роботу в режимі реального часу. Проведені експериментальні дослідження підтвердили можливість використання розробленої системи для автоматизованого моніторингу стану дорожнього покриття та виявлення небезпечних дефектів у реальних умовах експлуатації.

Висновки за розділом

У третьому розділі було виконано розробку системи комп'ютерного зору для автоматизованого виявлення вибоїн на дорогах із використанням методів машинного навчання та моделі YOLOv11. Проведено аналіз та підготовку набору даних, що містив 1784 зображення дорожнього покриття з анотаціями вибоїн. Було сформовано структуру навчальної, валідаційної та тестової вибірок, а також виконано перевірку коректності анотацій для подальшого навчання моделі.

У процесі підготовки даних реалізовано попередню обробку та аугментацію зображень. Використання масштабування, зміни яскравості, контрастності, віддзеркалення та інших методів аугментації дозволило підвищити різноманітність навчального набору та забезпечити стійкість моделі до змін умов дорожнього середовища.

Було розглянуто архітектуру моделі YOLOv11 та визначено її основні компоненти: Backbone, Neck та Detection Head. Встановлено, що використання одноетапної архітектури детекції забезпечує можливість обробки відеопотоку у режимі реального часу при збереженні достатньої точності виявлення дефектів дорожнього покриття.

У межах роботи виконано навчання моделі YOLOv11 протягом 50 епох. Аналіз функцій втрат та метрик якості показав стабільне зменшення похибок і зростання точності детекції. За результатами фінального навчання було отримано значення $\text{Precision} \approx 0.729$, $\text{Recall} \approx 0.595$, $\text{mAP50} \approx 0.653$ та mAP50-

$95 \approx 0.308$. Отримані результати підтверджують ефективність використання моделей глибокого навчання для задачі виявлення вибоїн.

Також було реалізовано програмний модуль детекції на основі Python, OpenCV та бібліотеки Ultralytics YOLO. Реалізований модуль забезпечує отримання кадрів із RTSP-потoku, запуск моделі комп'ютерного зору, обробку результатів детекції та формування обробленого відеопотоку.

Виконано інтеграцію моделі YOLOv11 у систему обробки відеопотоку на базі Node-RED. Розроблений потік Node-RED забезпечує керування відеопотоком, запуск Python-модуля детекції та відображення результатів у веб-інтерфейсі Dashboard.

Таким чином, у результаті виконання третього розділу було створено працездатну систему комп'ютерного зору для автоматизованого виявлення вибоїн, здатну працювати у режимі реального часу на платформі Raspberry Pi 5. Отримані результати створюють основу для проведення експериментальних досліджень ефективності роботи системи в реальних умовах дорожнього середовища.

Також були проведені експериментальні дослідження розробленої системи автоматизованого виявлення вибоїн на дорогах та виконано аналіз результатів роботи моделі YOLOv11.

Проведено оцінювання моделі на перевіірочній вибірці, яка містила 401 зображення та 1034 анотованих об'єкти класу «вибоїна». У результаті тестування було отримано значення Precision ≈ 0.725 , Recall ≈ 0.606 , mAP50 ≈ 0.655 та mAP50-95 ≈ 0.320 . Отримані результати свідчать про достатню ефективність моделі для задачі автоматизованого виявлення дефектів дорожнього покриття.

Було виконано перевірку роботи системи на окремій тестовій вибірці, що не використовувалась у процесі навчання. Аналіз результатів показав, що модель демонструє здатність до узагальнення та забезпечує стабільне

виявлення вибоїн за різних умов освітлення, перспективи та типів дорожнього покриття.

У межах дослідження також проведено порівняння еталонних анотацій із результатами детекції моделі. Встановлено, що модель у більшості випадків коректно локалізує великі та середні дефекти дорожнього покриття, однак для складних сцен із низьким контрастом або тінями можливі окремі помилкові спрацювання та пропуски дрібних об'єктів.

Окрему увагу було приділено перевірці системи на відеофрагментах реальних доріг Харківської області. Проведені експерименти підтвердили працездатність системи в умовах реального дорожнього середовища. Модель успішно виконувала детекцію вибоїн у відеопотоці навіть за наявності складних умов освітлення, неоднорідної текстури дорожнього покриття та руху камери.

У результаті експериментів встановлено, що на якість роботи системи найбільше впливають: умови освітлення; наявність тіней та відблисків; швидкість руху транспортного засобу; якість та різкість відеокадру; контрастність дефектів дорожнього покриття.

Проведені дослідження підтвердили можливість використання моделей глибокого навчання та систем комп'ютерного зору для автоматизованого моніторингу стану дорожнього покриття. Розроблена система забезпечує виявлення дефектів у режимі реального часу та може бути використана як основа для подальшого розвитку інтелектуальних систем контролю дорожньої інфраструктури.

Таким чином, результати експериментальних досліджень підтвердили ефективність запропонованого підходу та доцільність використання моделі YOLOv11 у поєднанні з платформою Raspberry Pi 5 та середовищем Node-RED для реалізації автоматизованої системи виявлення вибоїн на дорогах..

РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ

4.1 Організаційно-правові основи забезпечення безпеки праці

Охорона праці є важливою складовою сучасної системи організації праці в усьому світі. Її основною метою є забезпечення безпечних та здорових умов праці, збереження життя і здоров'я працівників, попередження виробничого травматизму та професійних захворювань. У сучасних умовах питання охорони праці розглядається не лише як вимога законодавства, а і як важливий елемент соціальної відповідальності держави та роботодавців.

Розвиток сучасних технологій, автоматизація виробничих процесів, використання інформаційних систем та цифрових технологій призводять до зміни характеру праці та появи нових виробничих ризиків. Саме тому у більшості країн світу питання безпеки праці постійно вдосконалюються та адаптуються до сучасних умов діяльності підприємств.

Міжнародна практика у сфері охорони праці ґрунтується на принципі пріоритетності життя та здоров'я працівника. У багатьох країнах світу велика увага приділяється профілактиці небезпечних ситуацій, оцінці професійних ризиків, ергономії робочих місць, психофізіологічному стану працівників та автоматизації систем управління безпекою праці [16, 17].

Важливу роль у формуванні міжнародних стандартів охорони праці відіграє Міжнародна організація праці (МОП). Вона розробляє міжнародні конвенції, рекомендації та стандарти, спрямовані на забезпечення гідних і безпечних умов праці. Основними напрямками діяльності МОП є:

- попередження виробничого травматизму;
- захист прав працівників;
- розвиток систем управління охороною праці;
- впровадження ризик-орієнтованого підходу;
- покращення умов праці у різних сферах діяльності.

У країнах Європейського Союзу система охорони праці базується на комплексному підході до управління професійними ризиками. Основна увага приділяється саме профілактиці небезпек, а не лише ліквідації наслідків аварій чи нещасних випадків. Одним із головних принципів є обов'язкове проведення оцінки ризиків на робочих місцях та постійний контроль умов праці [16, 17].

Європейське законодавство у сфері охорони праці встановлює вимоги до:

- безпечної організації робочих місць;
- ергономіки;
- використання обладнання;
- електробезпеки;
- пожежної безпеки;
- організації режимів праці та відпочинку;
- психофізіологічного навантаження;
- захисту працівників під час роботи з комп'ютерною технікою та автоматизованими системами.

Особливе значення у сучасних міжнародних практиках має ризик-орієнтований підхід. Він передбачає систематичне виявлення небезпечних факторів, оцінювання рівня ризику та впровадження профілактичних заходів ще до виникнення небезпечної ситуації. Такий підхід дозволяє значно знизити рівень виробничого травматизму та підвищити ефективність системи управління охороною праці.

Для України питання вдосконалення системи охорони праці набуло особливого значення у зв'язку з євроінтеграційними процесами та необхідністю гармонізації національного законодавства із законодавством Європейського Союзу. У межах адаптації українського законодавства до європейських норм поступово впроваджуються сучасні підходи до управління безпекою праці та оцінки професійних ризиків.

Україна активно переймає міжнародний досвід у сфері охорони праці, зокрема:

- ризик-орієнтований підхід;
- систему управління професійними ризиками;
- сучасні вимоги до організації робочих місць;
- стандарти безпечної роботи з обладнанням;
- вимоги до психофізіологічної безпеки працівників;
- принципи профілактики виробничого травматизму.

Важливу роль у цьому процесі відіграє імплементація директив Європейського Союзу у національне законодавство України [16, 17]. Одним із головних напрямків є поступовий перехід від застарілої системи контролю до сучасної системи управління ризиками, яка використовується у країнах ЄС.

Основним нормативно-правовим документом у сфері охорони праці в Україні є Закон України «Про охорону праці». У процесі євроінтеграції цей закон поступово доповнюється сучасними принципами управління безпекою праці та оцінки ризиків. Також важливу роль відіграють:

- Кодекс законів про працю України;
- державні санітарні норми;
- стандарти організації безпечних умов праці.

Особливе значення адаптація міжнародних практик має для сучасних ІТ-галузей та сфер, пов'язаних із використанням автоматизованих систем, комп'ютерного зору, відеообробки та штучного інтелекту. Саме тому сучасні міжнародні стандарти охорони праці приділяють значну увагу ергономії робочих місць, організації режиму праці та відпочинку, а також зниженню психофізіологічних навантажень.

Впровадження міжнародних підходів до охорони праці дозволяє Україні підвищувати рівень безпеки праці, знижувати рівень виробничого травматизму, покращувати умови праці працівників та забезпечувати відповідність національного законодавства сучасним європейським вимогам.

Одним із головних напрямків є поступовий перехід від застарілої системи контролю до сучасної системи управління ризиками, яка використовується у країнах ЄС.

4.2 Характеристика об'єкта та виявлення потенційних небезпек

Об'єктом аналізу у розділі з охорони праці виступає робоче місце інженера-розробника автоматизованої системи виявлення вибоїн на дорогах.

Робота інженера-розробника автоматизованої системи виявлення вибоїн на дорогах належить до сучасних видів інтелектуальної та технічної діяльності, що поєднує роботу з програмним забезпеченням, електронним обладнанням, системами комп'ютерного зору та засобами обробки відеоданих. Основною особливістю такого виду праці є постійна взаємодія працівника з комп'ютерною технікою, апаратними компонентами системи та великими обсягами інформації.

Інженер-розробник виконує налаштування комп'ютера, підключення та тестування відеокамер, розробку програмного забезпечення, навчання нейромережових моделей, аналіз відеопотоку та перевірку якості роботи системи виявлення вибоїн. Значна частина роботи проходить за персональним комп'ютером або робочою станцією, де працівник працює з програмним кодом, базами даних, відеоматеріалами та результатами роботи алгоритмів комп'ютерного зору.

Робоче місце інженера-розробника включає комп'ютерну техніку, монітори, периферійне обладнання, мережеві пристрої, комп'ютери, джерела живлення, відеокамери та інші елементи апаратно-програмного комплексу. Для виконання роботи працівник повинен тривалий час перебувати у сидячому положенні та підтримувати високий рівень концентрації уваги.

Однією з основних особливостей умов праці є значне інформаційне навантаження. Інженер працює з великим обсягом відеоданих, аналізує

результати розпізнавання об'єктів, контролює параметри роботи алгоритмів та виконує тестування системи. Робота з нейромережами та системами комп'ютерного зору потребує високої точності, уважності та постійного аналізу великої кількості технічної інформації. Усе це створює значне психоемоційне навантаження та може призводити до перевтоми, нервового виснаження та зниження концентрації уваги.

Під час роботи працівник тривалий час використовує монітори та аналізує відеозображення, що створює підвищене навантаження на органи зору. Постійна робота з текстовою інформацією, програмним кодом та відеопотоком може викликати втоми очей, сухість слизової оболонки, головний біль та погіршення загального самопочуття. Особливо значне навантаження виникає під час тестування алгоритмів або тривалого аналізу відеоматеріалів.

Тривала робота у сидячому положенні також негативно впливає на опорно-руховий апарат працівника. Через недостатню рухову активність можуть виникати болі у спині, шийі та плечах, м'язова втоми та порушення постави. Неправильна організація робочого місця або невідповідність меблів ергономічним вимогам додатково підвищують ризик розвитку професійних захворювань.

Особливістю апаратно-програмних комплексів є також значне тепловиділення обладнання. Під час навчання нейромереж та обробки відеоданих комп'ютерна техніка працює з високим навантаженням, що супроводжується підвищенням температури та шумом систем охолодження. За недостатньої вентиляції це може призводити до погіршення мікроклімату приміщення, швидкої втоми та зниження працездатності працівника.

Під час монтажу або тестування апаратної частини системи інженер може контактувати з кабелями, електронними платами, кріпленнями та іншими елементами обладнання.

Додатковим фактором ризику є психоемоційне перенапруження, пов'язане з високою відповідальністю за якість роботи системи. Помилки у роботі алгоритмів або некоректне функціонування системи можуть впливати на результати аналізу дорожнього покриття, тому працівник змушений постійно контролювати точність роботи програмного забезпечення та обладнання.

Результати аналізу небезпек зведені у таблицю, наведену нижче.

Таблиця 4.1 – Результати аналізу небезпек [18, 19]

Група факторів	Небезпечний або шкідливий фактор	Джерело виникнення	Можливі наслідки
Психофізіологічні	Інформаційне навантаження	Аналіз відеопотоку, програмування, навчання моделі	Перевтома, зниження концентрації
Психофізіологічні	Психоемоційне перенапруження	Висока відповідальність та складність роботи	Стрес, нервові виснаження
Ергономічні	Тривала робота у сидячому положенні	Постійна робота за ПК	Біль у спині, порушення постави
Ергономічні	Навантаження на органи зору	Робота з моніторами та відеоданими	Втома очей, головний біль
Електричні	Ураження електричним струмом	Електронне обладнання та блоки живлення	Електротравми
Електричні	Коротке замикання та перегрів обладнання	Високе навантаження на техніку	Пожежна небезпека
Фізичні	Підвищене тепловиділення	Робота серверів та комп'ютерів	Погіршення мікроклімату

Фізичні	Підвищений рівень шуму	Системи охолодження обладнання	Втома, подразнення
Технічні	Пошкодження компонентів системи	Неправильне підключення обладнання	Вихід обладнання з ладу

4.3 Дослідження ризику реалізації потенційних небезпек на об'єкті проектування та розробка заходів щодо їх попередження

Під ризиком у сфері охорони праці розуміють ймовірність виникнення небезпечної події або впливу шкідливого фактора, який може завдати шкоди здоров'ю працівника, спричинити травму, професійне захворювання або інші негативні наслідки. Ризик характеризується двома основними показниками – ймовірністю виникнення небезпечної ситуації та тяжкістю можливих наслідків.

Навіть у сучасних автоматизованих та інтелектуальних системах, пов'язаних із комп'ютерними технологіями та штучним інтелектом, існують ризики, які можуть негативно впливати на працівників. Для інженерів-розробників це можуть бути значне інформаційне навантаження, тривала робота за комп'ютером, психоемоційне перенапруження, електрична небезпека або несприятливі ергономічні умови праці.

Для контролю таких небезпек проводиться оцінка ризиків. Оцінка ризиків – це процес виявлення небезпечних факторів, аналізу умов праці, визначення ймовірності виникнення небезпечної події та оцінювання можливих наслідків для працівників [18, 19].

Основною метою оцінки ризиків є попередження небезпечних ситуацій та створення безпечних умов праці. Завдяки оцінюванню ризиків організація отримує можливість не лише реагувати на вже виниклі проблеми, а й заздалегідь виявляти потенційні небезпеки та впроваджувати профілактичні заходи [18, 19].

Оцінювання ризиків є важливим елементом сучасного ризик-орієнтованого підходу до охорони праці, який активно використовується у країнах Європейського Союзу та поступово впроваджується в Україні у межах євроінтеграційних процесів.

Проведення оцінки ризиків дозволяє організаціям отримати значну кількість переваг. Насамперед це сприяє підвищенню рівня безпеки праці та зниженню ймовірності виникнення нещасних випадків. Виявлення небезпечних факторів на ранньому етапі дозволяє своєчасно усувати недоліки в організації праці, технічному стані обладнання або робочому середовищі.

Важливою перевагою є також покращення умов праці працівників. Завдяки оцінюванню ризиків організація може оптимізувати робочі процеси, покращити ергономіку робочих місць, знизити рівень фізичного та психоемоційного навантаження, забезпечити належний мікроклімат та безпечне використання обладнання.

Зниження рівня виробничого травматизму дозволяє зменшити фінансові витрати, пов'язані з аваріями, простоєм обладнання, лікуванням працівників та компенсаційними виплатами.

Проведемо оцінку ризиків деяких із визначених вище небезпек шляхом побудови дерева відмов. Результати побудови, а також загальні рекомендації щодо попередження або зниження ризиків наведені нижче.

Для зниження рівня інформаційного навантаження на робочому місці інженера-розробника автоматизованої системи виявлення вибоїн на дорогах необхідно забезпечити правильну організацію праці, раціональний розподіл робочого навантаження та створення комфортних умов для роботи з інформаційними системами і відеоданими.

Одним із найважливіших заходів є раціональна організація робочого процесу [20, 21]. Великі та складні завдання необхідно розподіляти на окремі етапи, а обсяг інформації, який одночасно обробляє працівник, повинен бути оптимальним. Це дозволяє знизити психоемоційне навантаження та уникнути

перевтоми під час тривалої роботи з програмним кодом, відеопотоками та результатами роботи неймереж.

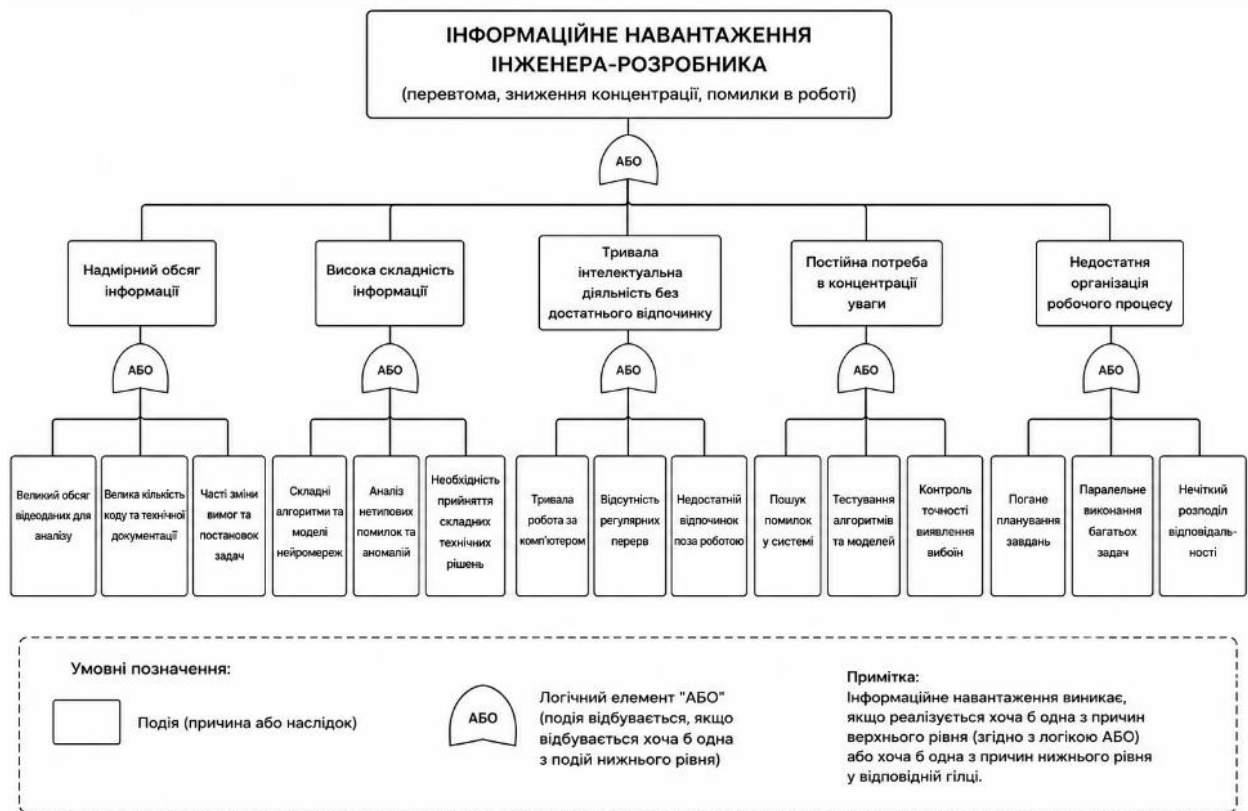


Рисунок 4.1 – Дерево відмов для небезпеки «інформаційне навантаження»

Важливе значення має правильне планування робочого часу. Працівнику необхідно забезпечити регулярні перерви під час роботи за комп'ютером. Короткочасний відпочинок дозволяє знизити втому, покращити концентрацію уваги та зменшити навантаження на нервову систему й органи зору.

Для зниження навантаження на органи зору рекомендується:

- використовувати якісні монітори;
- налаштовувати комфортний рівень яскравості та контрастності;
- забезпечувати достатнє освітлення робочого місця;
- робити вправи для очей під час перерв.

Не менш важливим є дотримання режиму праці та відпочинку. Працівники, які постійно працюють із великими обсягами інформації,

потребують достатнього часу для відновлення працездатності. Перевтома значно знижує концентрацію уваги та підвищує ймовірність помилок у роботі.

Для працівників, діяльність яких пов'язана з обробкою відеоданих та навчанням нейромереж, важливим є також періодичне чергування видів діяльності. Поєднання аналітичної роботи, програмування, тестування обладнання та технічних налаштувань дозволяє зменшити монотонність праці та знизити психоемоційне навантаження.

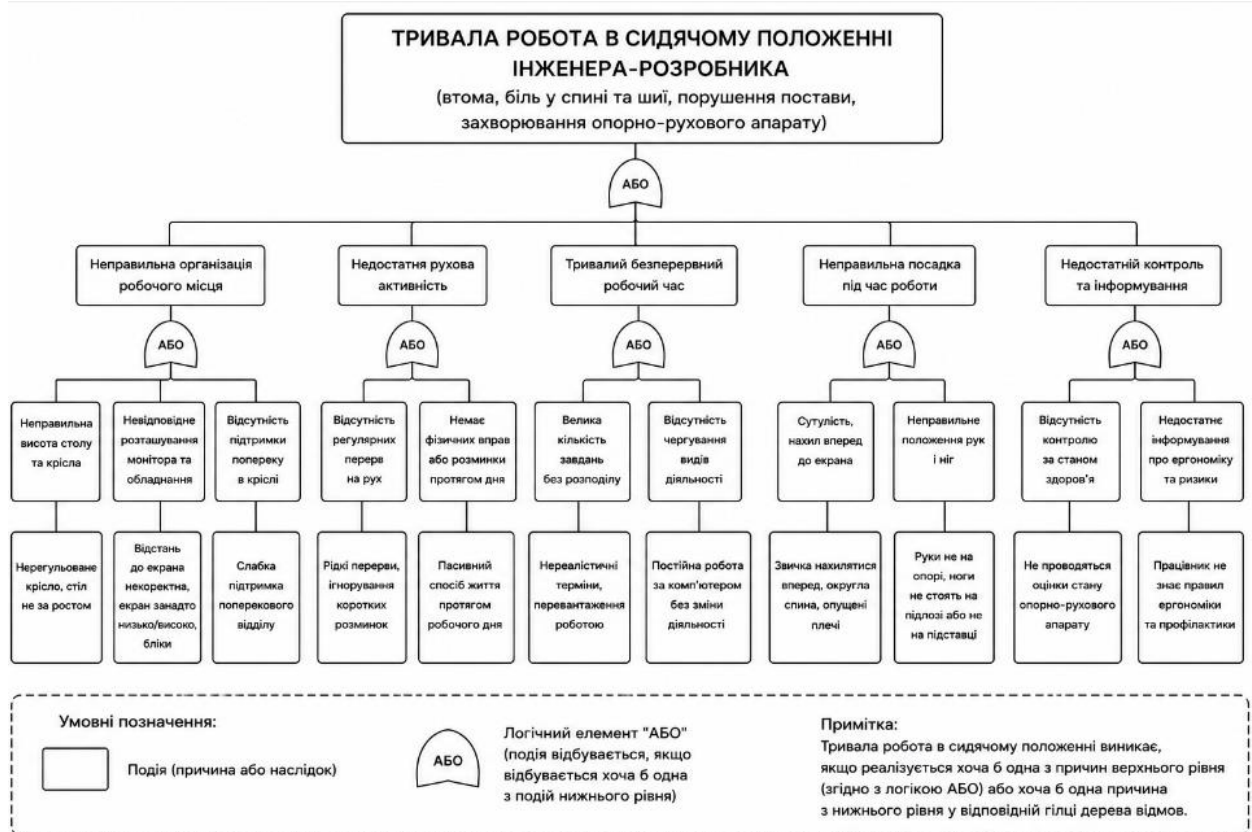


Рисунок 4.2 – Дерево відмов для небезпеки «тривала робота в сидячому положенні»

Для зниження негативного впливу тривалої роботи у сидячому положенні необхідно забезпечити правильну організацію робочого місця інженера-розробника та дотримання ергономічних вимог під час роботи з комп'ютерною технікою. Основна увага повинна приділятися створенню комфортних умов праці, підтриманню рухової активності та профілактиці захворювань опорно-рухового апарату [20, 21].

Одним із найважливіших заходів є правильна організація робочого місця. Робочий стіл і крісло повинні відповідати зросту працівника та забезпечувати зручне положення тіла під час роботи. Крісло має мати регулювання висоти, підтримку поперекового відділу хребта та можливість зміни положення спинки. Це дозволяє зменшити навантаження на спину, шию та плечі.

Важливе значення має правильне розташування монітора та периферійного обладнання. Екран повинен знаходитися на рівні очей або трохи нижче, а відстань до монітора має бути комфортною для роботи. Клавіатура та миша повинні розташовуватись таким чином, щоб руки перебували у природному положенні без надмірного напруження.

Для профілактики перевтоми та порушень опорно-рухового апарату необхідно робити регулярні перерви під час роботи за комп'ютером. Під час коротких перерв працівнику рекомендується вставати, змінювати положення тіла, виконувати легкі фізичні вправи або розминку для шиї, спини та рук. Це сприяє покращенню кровообігу та зменшенню м'язового напруження.

Особливу увагу слід приділяти рівню рухової активності протягом робочого дня. Тривале перебування у статичному положенні негативно впливає на організм, тому доцільно періодично чергувати роботу за комп'ютером із іншими видами діяльності, пов'язаними з рухом або технічним налаштуванням обладнання.

Для зменшення ризику порушення постави працівник повинен дотримуватись правильної посадки під час роботи. Спина має залишатися рівною та спиратися на спинку крісла, ноги повинні стояти на підлозі або спеціальній підставці, а плечі мають бути розслабленими. Неправильна поза під час роботи значно підвищує ризик виникнення болю у спині та шиї.

Важливу роль відіграє організація режиму праці та відпочинку. Надмірне робоче навантаження та відсутність достатнього часу для відновлення працездатності можуть призводити до хронічної втоми та погіршення стану

здоров'я працівника. Саме тому необхідно раціонально планувати робочий день та уникати тривалої безперервної роботи за комп'ютером.

Висновки до розділу

У ході проведеного аналізу було розглянуто особливості умов праці інженера-розробника автоматизованої системи виявлення вибоїн на дорогах. Встановлено, що діяльність такого працівника поєднує роботу з комп'ютерною технікою, електронним обладнанням, системами комп'ютерного зору та великими обсягами інформації. Саме тому на працівника одночасно впливають психофізіологічні, ергономічні, технічні та електричні фактори виробничого середовища.

На основі проведеного аналізу були запропоновані рекомендації щодо покращення умов праці інженера-розробника, які включають правильну організацію робочого місця, дотримання ергономічних вимог, раціональний режим праці та відпочинку, забезпечення належного мікроклімату, використання сучасних засобів автоматизації та контроль рівня інформаційного навантаження.

ВИСНОВКИ

У бакалаврській роботі було розроблено автоматизовану систему виявлення вибоїн на дорогах за відеопотоком із використанням методів комп'ютерного зору та машинного навчання. Актуальність роботи обумовлена необхідністю автоматизованого моніторингу стану дорожньої інфраструктури, особливо в умовах значного погіршення стану доріг у прифронтових регіонах України внаслідок військової агресії, інтенсивного навантаження на транспортну мережу та обмежених ресурсів для оперативного контролю дорожнього покриття.

У процесі виконання роботи було проведено аналіз сучасних підходів до автоматизованого виявлення дефектів дорожнього покриття, моделей комп'ютерного зору та методів детекції об'єктів. Встановлено, що моделі сімейства YOLO є ефективним рішенням для задач аналізу відеопотоку у режимі реального часу завдяки поєднанню високої швидкодії та достатньої точності.

У межах роботи обґрунтовано вибір програмно-апаратної платформи на базі Raspberry Pi 5, цифрової камери та середовища Node-RED для реалізації системи. Було спроектовано загальну структуру автоматизованої системи, розроблено програмну архітектуру та реалізовано механізм обробки RTSP-відеопотоку.

Для навчання моделі комп'ютерного зору використано загальнодоступний набір даних, що містив 1784 зображення дорожнього покриття з анотаціями вибоїн. Проведено підготовку даних, попередню обробку та аугментацію зображень для підвищення стійкості моделі до змін освітлення, тіней та інших факторів реального дорожнього середовища.

У роботі реалізовано та навчено модель YOLOv11 для задачі автоматизованого виявлення вибоїн. Навчання проводилось протягом 50 епох із використанням методів аугментації та оптимізації параметрів моделі. За

результатами навчання було отримано значення $\text{Precision} \approx 0.725$, $\text{Recall} \approx 0.606$, $\text{mAP50} \approx 0.655$ та $\text{mAP50-95} \approx 0.320$, що підтверджує ефективність використання моделі для задачі детекції дефектів дорожнього покриття.

Також було реалізовано програмний модуль детекції на Python із використанням бібліотек OpenCV та Ultralytics YOLO. Виконано інтеграцію моделі у систему обробки відеопотоку Node-RED та реалізовано відображення результатів роботи системи у веб-інтерфейсі Dashboard у режимі реального часу.

У процесі експериментальних досліджень проведено перевірку роботи системи на перевіірочній та тестовій вибірках, а також на відеофрагментах реальних доріг Харківської області. Результати експериментів підтвердили здатність системи автоматично виявляти вибоїни за різних умов освітлення, перспективи та якості дорожнього покриття.

Практичне значення роботи полягає у можливості використання розробленої системи для автоматизованого моніторингу стану дорожньої інфраструктури, підтримки процесів обстеження доріг та підвищення ефективності виявлення небезпечних дефектів дорожнього покриття. Запропонований підхід може бути використаний як основа для подальшого розвитку інтелектуальних транспортних систем та систем моніторингу дорожньої інфраструктури.

Перспективами подальших досліджень є: розширення набору даних із використанням українських дорожніх сцен; підвищення точності детекції дрібних дефектів; інтеграція GPS-модуля для визначення координат вибоїн; оптимізація швидкодії системи на edge-пристроях; використання декількох класів дефектів дорожнього покриття; інтеграція системи з хмарними сервісами моніторингу дорожньої інфраструктури.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. C. -Y. Wang, A. Bochkovskiy and H. -Y. M. Liao, "YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors," *2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Vancouver, BC, Canada, 2023, pp. 7464-7475, <https://doi.org/10.1109/CVPR52729.2023.00721>.
2. Bochkovskiy A., Wang C.-Y., Liao H.-Y.M. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. 2020. URL: arXiv YOLOv4 <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.10934>.
3. Jocher, G., Chaurasia, A. and Qiu, J. (2023) YOLO by Ultralytics. <https://github.com/ultralytics/ultralytics> (дата звернення: 20.05.2026).
4. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. 2nd ed. Cham : Springer, 2010. 957 p. <https://eclass.hmu.gr/modules/document/file.php/TM152/Books/Computer%20Vision%3A%20Algorithms%20and%20Applications%20-%20Szeliski.pdf> (дата звернення: 20.05.2026).
5. Russell S., Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. 4th ed. Hoboken : Pearson, 2022. 1168 p. http://lib.ysu.am/disciplines_bk/efdd4d1d4c2087fe1cbe03d9ced67f34.pdf (дата звернення: 20.05.2026).
6. Khan, M.W., Mahmood, K., Hussain, I., Talha Qureshi, M., Muhammad Sanaullah Badar, H., & Gao, W. (2024). Deep Learning Approaches for Road Damage Detection Using YOLOv8 and Custom Convolutional Neural Network. 2024 6th International Conference on Frontier Technologies of Information and Computer (ICFTIC), 284-290. <https://doi.org/10.1109/ICFTIC64248.2024.10913309>

7. Arya D., Maeda H., Ghosh S.K. et al. Global Road Damage Detection: State-of-the-Art Solutions // Proceedings of the IEEE International Conference on Big Data. 2020. P. 5533–5539. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2011.08740>.
8. Fan, Rui & Bocus, Mohammud & Zhu, Yilong & Jiao, Jianhao & Wang, Li & Fulong, Ma & Cheng, Shanshan & Liu, Ming. (2019). Road Crack Detection Using Deep Convolutional Neural Network and Adaptive Thresholding. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1904.08582>.
9. Zhang, Allen & Wang, Kelvin & Fei, Yue & Liu, Yang & Chen, Cheng & Yang, Guangwei & Li, Joshua & Yang, Enhui & Qiu, Shi. (2018). Automated Pixel-Level Pavement Crack Detection on 3D Asphalt Surfaces with a Recurrent Neural Network. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering. 34. 213-229. <https://doi.org/10.1111/mice.12409>.
10. Maeda, Hiroya & Sekimoto, Yoshihide & Seto, Toshikazu & Kashiya, Takehiro & Omata, Hiroshi. (2018). Road Damage Detection Using Deep Neural Networks with Images Captured Through a Smartphone. Arxiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1801.09454>.
11. Raspberry Pi Documentation. URL: <https://www.raspberrypi.com/documentation/> (дата звернення: 20.05.2026).
12. Node-RED Documentation. URL: <https://nodered.org/docs/> (дата звернення: 20.05.2026).
13. Shorten, C., Khoshgoftaar, T.M. A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. J Big Data 6, 60 (2019). <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>.
14. Dosovitskiy A., Beyer L., Kolesnikov A. et al. An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale. 2020. <https://arxiv.org/abs/2010.11929>.
15. Tan M., Le Q. EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training // Proceedings of the International Conference on Machine Learning. 2021. P. 10096–10106. <https://arxiv.org/abs/2104.00298>.

16. Сучасний стан охорони праці в Україні та за кордоном. – Режим доступу: <https://ratio.ua/suchasnij-stan-ohoroni-praci/>.

17. Узгодження українського законодавства з європейською нормативно-правовою базою з безпеки і гігієни праці: ключові питання. – Режим доступу: <https://oppb.com.ua/articles/uzgodzhennya-ukrayinskogo-zakonodavstva-z-yevropeyskoyu-normatyvno-pravovoyu-bazoyu-z-0>.

18. Маслова О.В., Гончарова І.П. Ризикоорієнтовні підходи в охороні праці: електронний навчальний курс / О.В. Маслова, І.П. Гончарова, Біла Церква, БІНПО ДЗВО «УМО» НАПН УКРАЇНИ, 2023. 76 с.

19. Оцінка професійних ризиків на робочому місці. – Режим доступу: <https://bezpeka.isu.net.ua/news/583717-otsinka-profesiynykh-ryzykiv-na-robochomu-mistsi>.

20. Arnold M., Goldschmitt M., Rigotti T. (2023). Dealing with information overload: a comprehensive review. *Frontiers in psychology*, 14, 1122200. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1122200>.

21. OSHA Ergonomics Overview. – Режим доступу: <https://www.osha.gov/ergonomics>.

ДОДАТОК А. ПРЕЗЕНТАЦІЯ

Кафедра автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій
Кваліфікаційна робота бакалавра

Розробка автоматизованої системи виявлення вибоїн на дорогах за відеопотоком методами комп'ютерного зору



Виконав: ст. 4 курсу, групи СІНЖ 2022-1 Димченко Максим
Науковий керівник: д.т.н., проф. Арсенєва О.П.

Задачі виявлення вибоїн на дорогах з використанням методів комп'ютерного зору

- У сучасних умовах стан дорожньої інфраструктури України, особливо у прифронтових регіонах, значно погіршився внаслідок військової агресії, інтенсивного руху важкої техніки та недостатнього рівня своєчасного обслуговування дорожнього покриття. Однією з найбільш поширених проблем є утворення вибоїн, які негативно впливають на безпеку дорожнього руху, підвищують ризик аварійних ситуацій, спричиняють пошкодження транспортних засобів та збільшують витрати на експлуатацію автомобільного транспорту
- Традиційні методи моніторингу дорожнього покриття базуються переважно на ручному обстеженні доріг або використанні дорогівартісних спеціалізованих комплексів, що ускладнює оперативне виявлення дефектів у реальному часі
- У зв'язку з цим актуальним є застосування сучасних методів комп'ютерного зору та машинного навчання для автоматизованого аналізу відеопотоку з метою виявлення пошкоджень дорожнього покриття



Мета та завдання дослідження

Мета: розробка автоматизованої системи виявлення вибоїн на дорогах за відеопотоком із використанням методів комп'ютерного зору та машинного навчання

Завдання:

- ▶ провести аналіз сучасних методів виявлення дефектів дорожнього покриття із використанням комп'ютерного зору та машинного навчання;
- ▶ дослідити архітектури моделей детекції об'єктів сімейства YOLO;
- ▶ проаналізувати особливості використання платформи Raspberry Pi для задач обробки відеопотоку в реальному часі;
- ▶ розробити структуру автоматизованої системи виявлення вибоїн із використанням камери та програмного середовища Node-RED;
- ▶ підготувати та дослідити набір даних для навчання моделі виявлення вибоїн;
- ▶ реалізувати програмний модуль обробки відеопотоку та інтеграцію моделі машинного навчання у систему;
- ▶ провести навчання та тестування моделі YOLO для задачі виявлення вибоїн;
- ▶ виконати експериментальні дослідження ефективності роботи системи в умовах реального відеопотоку

3

Мета та завдання дослідження

Об'єкт дослідження: процес автоматизованого моніторингу стану дорожнього покриття за відеопотоком

Предмет дослідження: методи та програмно-апаратні засоби виявлення вибоїн на дорогах із використанням технологій комп'ютерного зору та моделей машинного навчання

4

Проблематика моніторингу стану дорожнього покриття в Україні

Основні фактори руйнування дорожнього покриття

Фактор	Характер впливу
Інтенсивний рух транспорту	Призводить до механічного зношування покриття
Рух великотовантажної техніки	Викликає локальні перевантаження дорожнього полотна
Температурні коливання	Сприяють утворенню тріщин та деформацій
Волога та опади	Руйнують внутрішню структуру покриття
Недостатнє обслуговування	Призводить до накопичення дефектів
Наслідки військових дій	Викликають механічні пошкодження дорожньої інфраструктури

У сучасних умовах все більшого поширення набувають автоматизовані системи моніторингу дорожнього покриття, засновані на використанні методів комп'ютерного зору, машинного навчання та аналізу відеопотоку

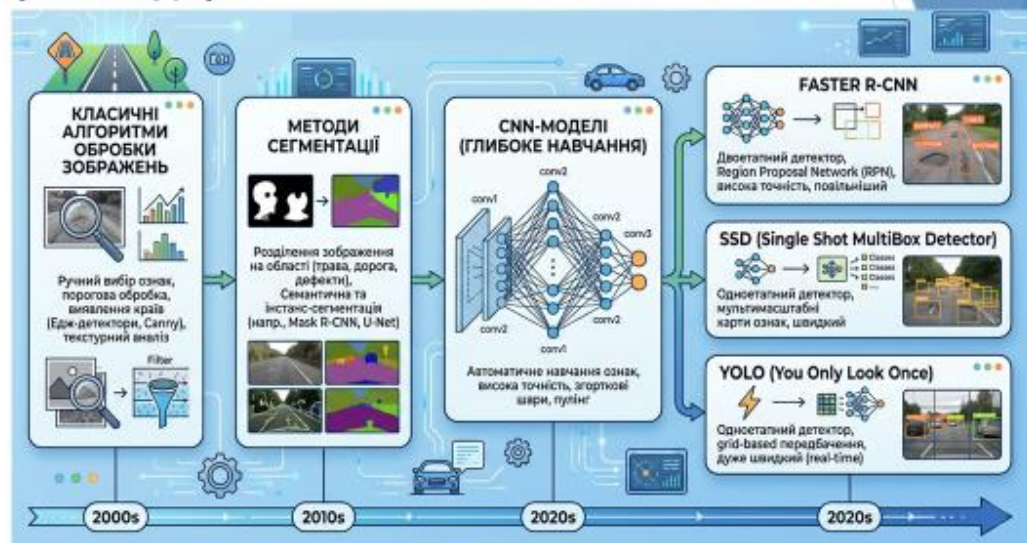
Приклади пошкодженого дорожнього покриття у міських та прифронтових районах



Особливої актуальності дана задача набуває в умовах України через значне погіршення стану дорожньої інфраструктури, зокрема у прифронтових районах. Багато людей, наприклад, волонтерів, часто вирушають саме в ці зони і подібна система була б дуже доцільною

5

Еволюція методів комп'ютерного зору для виявлення дефектів доріг



7

Опис дефектів дорожнього покриття



а) тріщина, б) сітчасті тріщини, в) колійність, г) просадки, д) вибоїни

Приклади різних типів дефектів дорожнього покриття:
а) тріщина, б) сітчасті тріщини, в) колійність, г) просадки, д) вибоїни

Тип дефекту	Основні причини виникнення	Особливості прояву
Поздовжні тріщини	Осідання основи, температурні деформації	Лінійні пошкодження вздовж дороги
Поперечні тріщини	Температурні коливання	Тріщини поперек напрямку руху
Сітчасті тріщини	Втомне руйнування покриття	Сітчаста структура пошкоджень
Колійність	Інтенсивний рух транспорту	Заглиблення у смугах руху
Просадки	Руйнування основи дороги	Нерівності та деформації поверхні
Вибоїни	Руйнування верхнього шару покриття	Локальні заглиблення різної форми

Особливе місце серед дефектів дорожнього покриття займають вибоїни. Вибоїна являє собою локальне руйнування верхнього шару дорожнього полотна з утворенням заглиблення різної форми та розміру.

Саме цей тип дефектів є одним із найбільш небезпечних для учасників дорожнього руху, оскільки може призводити до різких ударних навантажень на транспортний засіб, пошкодження шин, елементів підвіски та втрати керованості автомобілем

6

Загальна структура автоматизованої системи

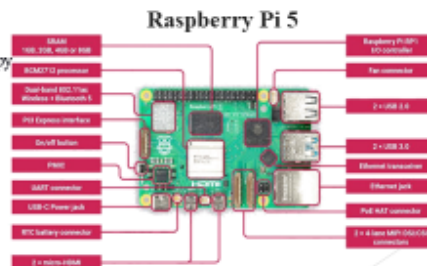


Основні компоненти автоматизованої системи

Компонент	Основне призначення
Камера	Отримання відеопотоку дорожньої сцени
Raspberry Pi 5	Обробка відеоданих та запуск моделі
Node-RED	Організація потоків даних та інтеграція компонентів
Модель YOLOv11	Виявлення вибоїн на кадрах
Веб-інтерфейс	Відображення результатів детекції
Модуль збереження даних	Архівування результатів роботи системи

Порівняння платформ для систем комп'ютерного зору

Платформа	Переваги	Недоліки
Персональний комп'ютер	Висока продуктивність	Великі габарити та енергоспоживання
NVIDIA Jetson	Оптимізація для AI та GPU	Висока вартість
Raspberry Pi 5	Компактність, доступність, низьке енергоспоживання	Обмежені ресурси порівняно з GPU-системами



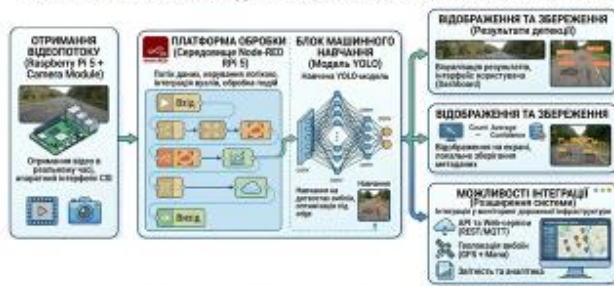
Камера для Raspberry Pi



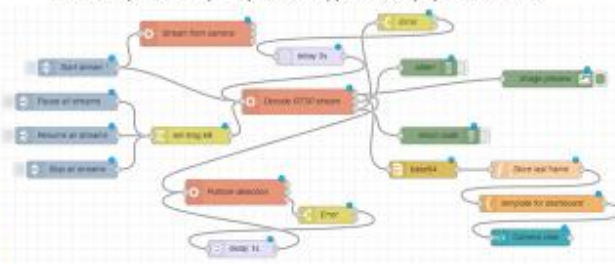
8

Організація обробки відеопотоку у Node-RED

Узагальнена схема задачі автоматизованого виявлення вибоїн



Реалізація потоку обробки відеопотоку у Node-RED



Використання Node-RED для організації обробки відеопотоку має декілька важливих переваг:

- ▶ візуальне представлення логіки роботи системи;
- ▶ спрощення інтеграції компонентів;
- ▶ можливість швидкого налагодження потоків;
- ▶ підтримка взаємодії з Python-скриптами;
- ▶ зручне створення веб-інтерфейсів для моніторингу

9

Аналіз та підготовка набору даних для навчання



Структура набору даних

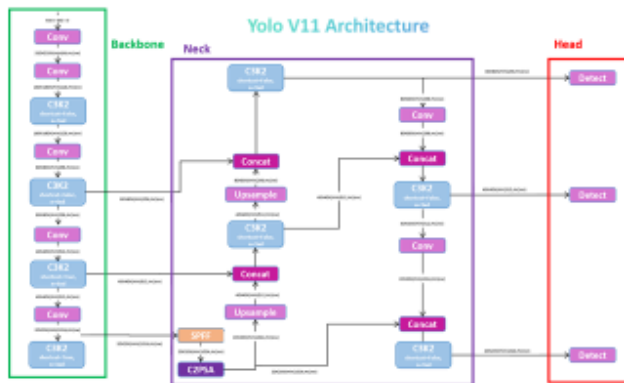
```
dataset/
├── train/
│   ├── images/
│   └── labels/
├── valid/
│   ├── images/
│   └── labels/
└── test/
    ├── images/
    └── labels/
```

- 70 % — навчальна вибірка;
- 20 % — валідаційна вибірка;
- 10 % — тестова вибірка

- ▶ У межах роботи використовується загальнодоступний набір даних для виявлення дорожніх вибоїн, який містить **1784** зображення
- ▶ Набір сформовано на основі фотографій та відеокадрів дорожнього покриття, отриманих у різних умовах експлуатації
- ▶ Зображення містять приклади вибоїн різного розміру та форми, що дозволяє сформувати модель, стійку до змін умов навколишнього середовища

10

Детектор об'єктів у реальному часі YOLO

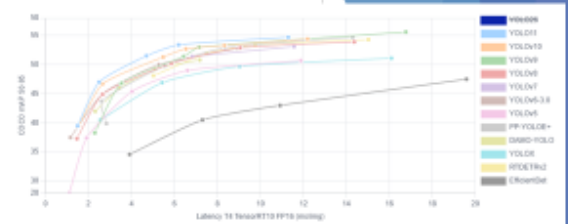


Конструктивно моделі YOLO складаються з наступних частин:
Backbone — частина, в якій вхідне зображення закодовано у вигляді ознак

Neck — це додаткові частини моделі, які обробляють зображення, закодовані ознаками

Head — один або кілька вихідних шарів, які створюють прогнози моделі

Метрики продуктивності

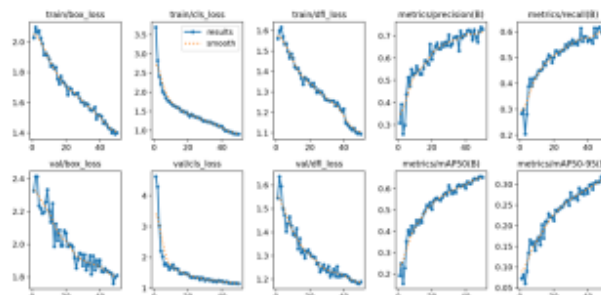


Види моделей

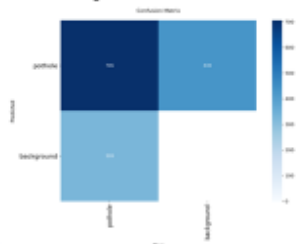
Модель	розмір (pixel)	mAP ⁵⁰⁻⁹⁵	Швидкість CPU (fps)	Швидкість TA TensorRT8 (fps)	параметри (M)	FLOPs (B)
YOLOv11s	640	39.5	56.1±0.8	15±0.0	2.6	6.5
YOLOv11m	640	47.0	90.0±1.2	2.5±0.0	9.4	21.5
YOLOv11l	640	51.5	183.2±2.0	4.7±0.1	20.1	68.0
YOLOv11x	640	53.4	238.6±1.4	6.2±0.1	25.3	86.9
YOLOv11e	640	54.7	462.8±6.7	11.3±0.2	56.9	194.9

Навчання моделі та оцінка

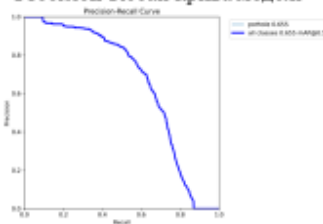
Графіки зміни функцій втрат та метрик під час навчання



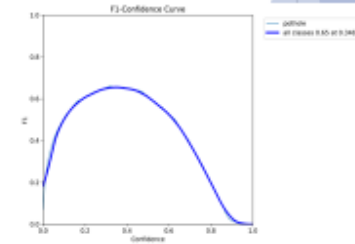
Матриця помилок моделі



Precision-Recall крива моделі



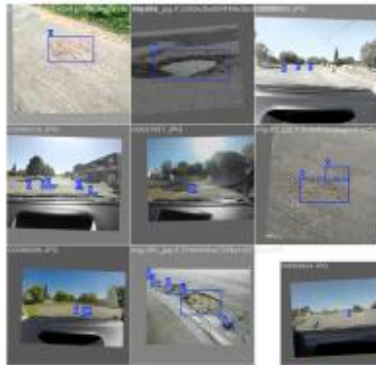
F1-Confidence крива моделі



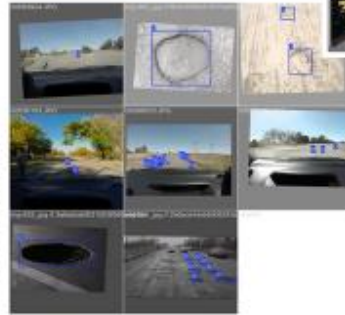
- Аналіз функцій втрат та метрик якості показав стабільне зменшення похибок і зростання точності детекції. За результатами фінального навчання було отримано значення **Precision = 0.729**, **Recall = 0.595**, **mAP50 = 0.653** та **mAP50-95 = 0.308**. Отримані результати підтверджують ефективність використання моделей глибокого навчання для задачі виявлення вибоїв

Навчання моделі та оцінка

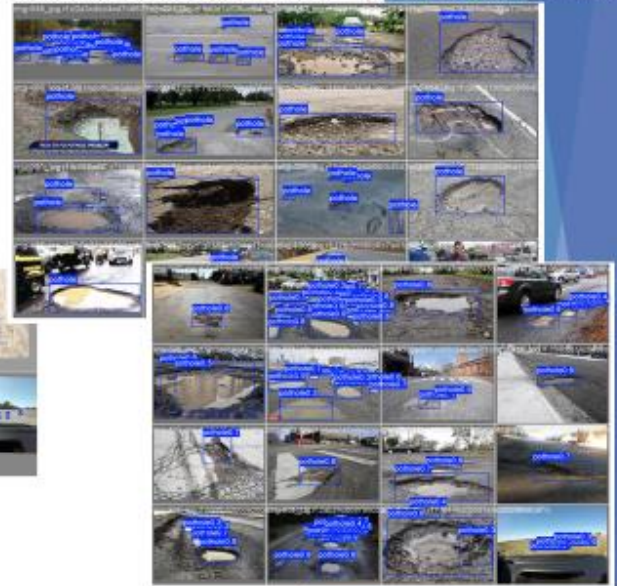
Приклад навчального batch із анотаціями вибоїв



Приклад
аугментованих
зображень
навчальної
вибірки



Приклад валідаційної вибірки з еталонними анотаціями



Оцінювання моделі на перевірочній вибірці

Результати оцінювання моделі на перевірочній вибірці



- ▶ Отримані результати свідчать про достатню ефективність моделі для задачі автоматизованого виявлення вибоїв.
- ▶ Значення Precision = 0.725 означає, що більшість виявлених моделлю об'єктів дійсно відповідають дефектам дорожнього покриття.
- ▶ Значення Recall = 0.60% свідчить про здатність моделі знаходити значну частину наявних вибоїв на зображеннях.
- ▶ Метрика mAP50 = 0.655 демонструє достатню якість локалізації об'єктів при порозі IoU = 0.5.
- ▶ Під час аналізу результатів було встановлено, що модель успішно виявляє:
 - ▶ великі локальні пошкодження дорожнього покриття;
 - ▶ вибої з високим контрастом;
 - ▶ дефекти середнього розміру;
 - ▶ групи близько розташованих вибоїв.
- ▶ Разом із цим у деяких випадках спостерігались:
 - ▶ пропуски дрібних дефектів;
 - ▶ часткове перекриття рамок;
 - ▶ помилкове спрацювання на ділянках із тінями або неоднорідною текстурою дорожнього покриття.

Оцінювання моделі на тестовій вибірці

Результати роботи моделі на тестовій вибірці



- ▶ Метою тестування було оцінювання здатності моделі до узагальнення та перевірка її роботи на нових даних. Особливу увагу приділено поведінці системи в умовах:
 - ▶ складного освітлення;
 - ▶ наявності тіней;
 - ▶ різних типів дорожнього покриття;
 - ▶ перспективних спотворень;
 - ▶ неоднорідної текстури поверхні дороги
- ▶ Аналіз результатів показав, що модель демонструє стабільну роботу на більшості тестових зображень.
- ▶ Успішно виявляються як окремі локальні дефекти, так і великі пошкоджені ділянки дорожнього полотна.
- ▶ На окремих зображеннях спостерігались помилкові детекції, що пов'язано зі складними умовами зйомки та схожістю окремих елементів дорожнього покриття з текстурою вибоїн. Незважаючи на це, модель у більшості випадків коректно локалізує небезпечні дефекти дороги.

15

Порівняння еталонних анотацій та результатів детекції

Порівняння еталонних анотацій та результатів роботи моделі



- ▶ Представлені результати демонструють, що модель здатна коректно визначати положення більшості вибоїн навіть за складних умов дорожнього середовища. При цьому спостерігається достатня відповідність між еталонними анотаціями та прогнозованими рамками
- ▶ В окремих випадках модель формує рамки меншого або більшого розміру, ніж еталонні. Це пояснюється складною формою дефектів дорожнього покриття та нечіткими межами окремих вибоїн
- ▶ Також аналіз показав, що модель краще працює для:
 - ▶ великих дефектів;
 - ▶ контрастних пошкоджень;
 - ▶ вибоїн із чітко вираженими межами.
- ▶ Складнішими для детекції є:
 - ▶ дрібні дефекти;
 - ▶ нерівності з низьким контрастом;
 - ▶ ділянки з тінями;
 - ▶ мокре дорожнє покриття

16

Перевірка роботи в режимі реального часу для відеопотоку з камери



17

Охорона праці

Група факторів	Небезпечний або шкідливий фактор	Джерело виникнення	Можливі наслідки
Психофізіологічні	Інформаційне навантаження	Аналіз відеопотоку, програмування, навчання моделі	Перевтома, зниження концентрації
Психофізіологічні	Психоемоційне перенапруження	Висока відповідальність та складність роботи	Стрес, нервові виснаження
Ергономічні	Тривала робота у сидячому положенні	Постійна робота за ПК	Біль у спині, порушення постави
Ергономічні	Навантаження на органи зору	Робота з моніторами та відеоданими	Втома очей, головний біль
Електричні	Ураження електричним струмом	Електронне обладнання та блоки живлення	Електротравми
Електричні	Коротке замикання та перегрів обладнання	Високе навантаження на техніку	Пожежна небезпека
Фізичні	Підвищене тепловиділення	Робота серверів та комп'ютерів	Погіршення мікроклімату

18

Висновки

Проведені експерименти підтвердили можливість використання розробленої системи для автоматизованого моніторингу стану дорожнього покриття у реальних умовах експлуатації.

Таким чином, розроблено автоматизовану систему виявлення вибоїн на дорогах за відеопотоком із використанням методів комп'ютерного зору та машинного навчання. Основними перевагами розробленої системи є: автоматизація процесу виявлення дефектів; можливість роботи у режимі реального часу; використання недорогого edge-обладнання; гнучкість інтеграції компонентів системи.

Перспективами подальшого розвитку є: розширення набору даних українськими дорожніми сценами; інтеграція GPS-модуля для визначення координат вибоїн; оптимізація швидкодії системи; підтримка декількох типів дефектів дорожнього покриття.

19

Дякую за увагу!

20