

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Ідентифікація пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів

Галузь знань _____ 12 – Інформаційні технології _____
Шифр і назва галузі знань
Спеціальність _____ 122 – Комп'ютерні науки _____
Шифр і назва спеціальності
Освітня програма _____ Комп'ютерні науки _____
Назва освітньої програми

Виконав: студент групи КН-20-1 _____ Сергій БЕЗПАЛИЙ _____
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: к.т.н., доц. каф. КН _____ Олександр ПАСІЧНИК _____
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

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

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КН, д.т.н., професор _____ Олександр БАРМАК _____
Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

10 06 2024 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій


Кафедра комп'ютерних наук

Освітній ступінь бакалавр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖЕНО
Завідувач кафедри комп'ютерних наук


(підпис)
д.т.н., професор Олександр БАРМА
«16» 02 2024 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Ідентифікація пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних вебсистеми з продажу вживаних автомобілів»

2. Завдання видано студенту Сергію БЕЗПАЛОМУ

(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи доцент кафедри КН Олександр ПАСІЧНИК

(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від «15» 02 2024 р. № 8

5. Дата видачі завдання студенту: «16» 02 2024 р.

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

Мета роботи – спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів. Провести аналіз методів ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття; провести аналіз методів інтелектуального аналізу даних; реалізувати метод ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних; реалізувати веб систему для ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних; провести експериментальне тестування. Вихідними даними є датасет Car Damage Detection Computer Vision.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання роботи	січень 2024	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети та задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2024	виконано
3	Проектування та розробка загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2024	виконано
4	Створення та тестування програмного забезпечення	квітень 2024	виконано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно вимог	травень 2024	виконано
6	Розробка презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2024	виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль	червень 2024	виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи бакалавра	червень 2024	виконано

Виконавець: студент групи КН-20-1

Група виконавця

Підпис

Сергій БЕЗПАЛИЙ

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник:

к.т.н., доц. каф. КН

Науковий консультант, посада

Підпис

Олександр ПАСТУХ

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Ідентифікація пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-20-1
Сергій БЕЗПАЛИЙ

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: к.т.н., доцент кафедри КН
Олександр ПАСІЧНИК

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
73	23	9	42	2

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів. Для досягнення мети визначені такі задачі дослідження: провести аналіз методів ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття за аналізом зображень; провести аналіз можливостей, переваг та недоліків методів інтелектуального аналізу даних для ідентифікації; реалізувати метод ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних; виконати програмну реалізацію методу та його експериментальне тестування, оцінити спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу.

Результатом виконання кваліфікаційної роботи бакалавра є розробка методу ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних та його програмна реалізація як вебсистеми.

Ключові слова: ідентифікація, нейронна мережа, вебсистема, пошкодження лакофарбового покриття.

Виконавець: студент групи КН-20-1

Група виконавця



Сергій БЕЗПАЛИЙ

Ім'я, ПІРІЗВИЩЕ

Зміст

Перелік скорочень	7
Вступ.....	8
Розділ 1 Аналіз предметної області та постановка задачі.....	10
1.1 Огляд теоретичних підходів.....	10
1.2 Аналіз предметної області.....	14
1.3 Аналіз інформаційного забезпечення предметної області.....	17
1.4 Мета та завдання кваліфікаційної роботи.....	18
Розділ 2 Метод ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття	20
2.1 Основні компоненти методу ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття	20
2.2 Проектування нейромережі для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття на базі YOLO	26
2.3 Архітектури нейронної мережі YOLO	30
2.4 Підготовка вхідних даних	32
2.5 Особливості використання спеціалізованих програмних компонентів.....	34
2.6 Спосіб оцінювання спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття	36
2.7 Критерії оцінки спрощення ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття за аналізом зображень	38
2.8 Висновки до розділу 2.....	40
Розділ 3 Програмна реалізація методу ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття за аналізом зображень	41
3.1 Функціональне призначення та структура програмних складових системи ..	41
3.2 Вибір засобів розробки інформаційної системи	45
3.3 Особливості реалізації програмних складових системи	47
3.4 Тестування інформаційної системи та вимоги до розгортання.....	55
3.5 Основна функціональність вебсистеми	58

	6
3.6 Результати оцінювання спрощення	61
3.7 Висновки до розділу 3.....	67
Загальні висновки.....	68
Перелік посилань.....	69
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
ADR	Automatic Defect Recognition
CV	Computer Vision
NLP	Natural Language Processing
ML	Machine Learning
SVM	Support Vector Machines,
ANN	Artificial Neural Networks
YOLO	You Only Look Once
НМ	Нейронна мережа
ПЗ	Пояснювальна записка
ХНУ	Хмельницький національний університет.
CLR	Common Language Runtime
CNN	Згорткові нейромережі
CLR	Common Language Runtime
MS	Microsoft

Вступ

Кваліфікаційна робота ставить перед собою мету дослідити та розвинути методи інтелектуального аналізу даних з метою ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів.

Актуальність роботи.

Актуальність визначається стрімким розвитком цифрових технологій у сфері торгівлі автомобілями. Покупка вживаного авто є досить складним рішенням, а наявність пошкоджень може вплинути на його ціну та якість. Веб-платформи для продажу авто набувають все більшої популярності, адже збільшення обсягу автомобілів погані якості посилює потребу в автоматизованому аналізі стану транспортних засобів. Виявлення пошкоджень лакофарбового покриття є однією з найважливіших задач в цьому процесі, оскільки стан лакофарбового покриття вказує на загальну якість автомобіля і може вплинути на його подальшу експлуатацію.

Об'єкт дослідження.

Процес ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів.

Предмет дослідження.

Методи інтелектуального аналізу даних для ідентифікація пошкодження лакофарбового покриття вживаних автомобілів, технології створення вебсистем.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра.

Спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра.

Для досягнення поставленої мети визначені такі задачі дослідження:

- провести аналіз методів ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття за аналізом зображень;
- провести аналіз можливостей, переваг та недоліків методів

інтелектуального аналізу даних для ідентифікацій пошкоджень лакофарбового покриття;

– реалізувати метод ідентифікація пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних;

– виконати програмну реалізацію методу ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття з використанням згорткової нейронної мережі;

– провести експериментальне тестування програмної реалізації методу;

– виконати дослідження спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних.

Структура та обсяг кваліфікаційної роботи бакалавра.

Кваліфікаційна робота бакалавра складається з завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 3 розділів, висновків, переліку посилань із 42 найменувань та 2 додатків. Загальний обсяг дипломної роботи бакалавра становить 89 сторінок, з них 62 сторінок основного тексту та 27 сторінок додатків. У роботі наведено 23 рисунки та 9 таблиць.

Ключові слова: ідентифікація, нейронна мережа, вебсистема, пошкодження лакофарбового покриття.

Розділ 1 Аналіз предметної області та постановка задачі

1.1 Огляд теоретичних підходів

Методи ідентифікації людьми. Поряд з автоматичними методами, важливими та поширеними є методи ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття людьми. Візуальний огляд - найпростіший метод ідентифікації пошкоджень він полягає у візуальному огляді автомобіля кваліфікованим фахівцем. Також використовують різні інструменти, такі як товщиноміри лаку, які можуть допомогти фахівцям більш точно оцінити стан лакофарбового покриття. У складних випадках може знадобитися звернення до експертів з оцінювання стану вживаних автомобілів. До переваг відноситься точність, бо досвідчені фахівці можуть точно ідентифікувати навіть незначні пошкодження. Також гнучкість, так як людський огляд може адаптуватися до нестандартних або складних випадків. Інтерпретація, люди можуть інтерпретувати результати огляду та пояснити причини пошкоджень. До недоліків віднесемо суб'єктивність, оцінка може залежати від досвіду та суб'єктивних факторів експерта. Неефективність, візуальний огляд у багатьох випадках може бути трудомістким і потребувати багато часу. Також не слід забувати про вартість, залучення експертів може бути дуже дорогим.

Автоматичне розпізнавання дефектів (Automatic Defect Recognition, ADR) - це область штучного інтелекту, що фокусується на розробці алгоритмів для автоматичного виявлення та класифікації дефектів у різних типах даних, таких як зображення, відео та текстові дані. У контексті ідентифікації пошкоджень вживаних автомобілів ADR може використовуватися для автоматичного виявлення та класифікації пошкоджень лакофарбового покриття, таких як подряпини, вм'ятини, іржа та тріщини [1].

Існує декілька різних підходів до ADR, включаючи:

– комп'ютерний зір (Computer Vision, CV): CV використовується для аналізу зображень та відео для виявлення та класифікації дефектів. Цей підхід

може використовуватися для виявлення пошкоджень лакофарбового покриття, таких як подряпини, вм'ятини та іржа, на основі їх візуальних характеристик [2].

– обробка природної мови (Natural Language Processing, NLP): NLP використовується для аналізу текстових даних для виявлення та класифікації дефектів. Цей підхід може використовуватися для виявлення пошкоджень лакофарбового покриття, які згадуються в описі автомобіля або в відгуках клієнтів [3].

– машинне навчання (Machine Learning, ML): ML використовується для навчання алгоритмів на наборі даних зображень або текстів, які містять приклади дефектів. Ці алгоритми потім можна використовувати для автоматичного виявлення та класифікації нових дефектів [4].

Існує декілька різних методів комп'ютерного зору, які можуть використовуватися для аналізу лакофарбового покриття. Сегментація зображень (Image Segmentation) - Сегментація зображень використовується для поділу зображення на різні сегменти, такі як передній план та фон. Цей метод може використовуватися для ізоляції пошкоджень лакофарбового покриття від решти зображення [5]. Обробка текстур (Texture Analysis): Обробка текстур використовується для аналізу текстури зображення. Цей метод може використовуватися для виявлення пошкоджень лакофарбового покриття, таких як подряпини та вм'ятини, на основі їх текстурних характеристик [6]. Аналіз кольорів (Color Analysis): Аналіз кольорів використовується для аналізу кольорів зображення. Цей метод може використовуватися для виявлення пошкоджень лакофарбового покриття, таких як іржа, на основі їх колірних характеристик [7].

Машинне навчання може використовуватися для навчання алгоритмів на наборі даних зображень або текстів, які містять приклади пошкоджень лакофарбового покриття. Ці алгоритми потім можна використовувати для автоматичного виявлення та класифікації нових пошкоджень [8].

Існує декілька різних алгоритмів машинного навчання, які можуть використовуватися для класифікації пошкоджень, включаючи:

– дерева рішень (Decision Trees): Дерева рішень - це тип алгоритму

машинного навчання, який використовує правила для класифікації даних. Цей алгоритм може використовуватися для класифікації пошкоджень лакофарбового покриття на основі їх характеристик, таких як тип, розмір та розташування [9].

– метод опорних векторів (Support Vector Machines, SVM): SVM - це ще один тип алгоритму машинного навчання, який можна використовувати для класифікації даних. Він відомий своєю здатністю ефективно працювати з високорозмірними даними, що робить його придатним для аналізу зображень [10].

– штучні нейронні мережі (Artificial Neural Networks, ANN): ANN - це обчислювальна модель, натхненна структурою та функцією біологічних нейронних мереж. ANN можуть бути навчені виконувати складні завдання класифікації, такі як ідентифікація пошкоджень лакофарбового покриття на зображеннях [11].

– YOLO (You Only Look Once): YOLO - це високопродуктивний алгоритм машинного навчання, розроблений для об'єктного виявлення в реальному часі. На відміну від інших методів, що використовують багатоетапний підхід, YOLO робить прогнози лише з одного проходу через зображення. Це робить його значно швидшим за інші алгоритми, що робить його придатним для застосування в реальному часі, наприклад, для аналізу відео або потоку зображень [12].

Основні принципи роботи YOLO: розділення зображення на сітку, YOLO розділяє вхідне зображення на сітку з рівномірно розподіленими осередками. Кожен осередок сітки відповідає за виявлення об'єкта в цій області зображення. Прогнозування bounding boxів та впевненості, для кожного осередка сітки YOLO прогнозує декілька bounding boxів (рамок, що обмежують об'єкт) та ймовірність того, що кожен bounding box містить об'єкт, а також клас цього об'єкта (наприклад, подряпина, вм'ятина тощо).

Переваги YOLO. Швидкість, YOLO є одним з найшвидших алгоритмів об'єктного виявлення, що робить його придатним для застосування в реальному часі. Точність, YOLO може досягти високої точності виявлення об'єктів. Простота реалізації, YOLO має відносно просту архітектуру, що робить його

легким для реалізації та навчання.

Недоліки YOLO . Точність локалізації, YOLO може бути менш точним, ніж інші алгоритми, щодо визначення точного розташування об'єктів. Виявлення малих об'єктів, YOLO може мати труднощі з виявленням дуже малих об'єктів на зображенні.

Застосування YOLO для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття. YOLO є перспективним методом для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття вживаних автомобілів. Його швидкість та точність робить його придатним для аналізу великої кількості зображень автомобілів. Навчаючи YOLO на наборі даних зображень, що містять різні типи пошкоджень, можна створити систему, яка може автоматично виявляти та класифікувати пошкодження лакофарбового покриття на нових зображеннях.

Оцінювання ефективності методів ADR є важливим кроком у розробці системи для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття. Існує декілька різних показників ефективності, які можуть використовуватися для оцінювання цих методів, включаючи:

- precision - визначається як відношення кількості правильно класифікованих пошкоджень до загальної кількості класифікованих випадків як пошкодження [13].

- recall – це здатність до відкликання визначається як відношення кількості правильно класифікованих пошкоджень до загальної кількості фактичних пошкоджень [14]. Концепція точності (precision) та повноти (recall) використовується в контексті пошуку інформації або завдань класифікації [15].

- F1-score - це гармонійне середнє між точністю та здатністю до відкликання [16, 17].

Використання методу інтелектуального аналізу даних для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття має ряд переваг, включаючи:

- об'єктивність, алгоритми машинного навчання можуть забезпечити більш об'єктивну оцінку пошкоджень, ніж оцінка людини, яка може бути схильна до суб'єктивності [18];

- ефективність, алгоритми машинного навчання можуть швидко та ефективно аналізувати великі обсяги даних зображень, що дозволяє швидко оцінювати стан лакофарбового покриття автомобіля [19];

- послідовність, алгоритми машинного навчання можуть забезпечити послідовну оцінку пошкоджень, незалежно від того, хто виконує аналіз [20].

Використання методу інтелектуального аналізу даних для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття також має ряд викликів, включаючи:

- якість даних: Алгоритми машинного навчання залежать від якості даних, на яких вони навчаються. Тому для досягнення високої ефективності необхідні великі та різноманітні набори даних зображень, що містять приклади різних типів пошкоджень [21];

- обчислювальні вимоги: Навчання моделей машинного навчання може бути обчислювально дорогим процесом, що потребує потужних комп'ютерних ресурсів [22];

- інтерпретованість: Може бути складно інтерпретувати, як моделі машинного навчання роблять свої прогнози. Це може ускладнити розуміння того, чому модель класифікувала певне зображення як таке, що містить пошкодження [23].

1.2 Аналіз предметної області

Методи ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття на авто, що вже були у використанні має вирішальне значення для їхнього подальшого продажу. Стан покриття визначає не лише ціну автомобіля, а і його безпеку та зовнішній вигляд. Тому можливість виявлення таких пошкоджень за допомогою фотографій, що додаються до оголошень про продаж, є потенційно важливою як для покупців, так і для продавців і саме це є головним аспектом для виконання мети [24].

Визначення пошкоджень лакофарбового покриття на автомобілях є критичним для різних аспектів автомобільної індустрії та ринку. По-перше, це важливо для забезпечення якості та надійності продукту для платформ з продажу

вживаних автомобілів [25]. Пошкоджене лакофарбове покриття може свідчити про погану історію автомобіля та впливати на його якість і вартість. Для покупців виявлення таких пошкоджень важливо для забезпечення своєї безпеки та уникнення можливих ризиків. Крім того, ідентифікація пошкоджень допомагає об'єктивно оцінити ринкову вартість автомобіля і врахувати потенційні витрати на його ремонт або відновлення [26]. Це також важливо для оцінки довговічності автомобіля, оскільки пошкоджене лакофарбове покриття може призвести до прискореного розвитку корозії та інших проблем з кузовом. Пошкодження лакофарбового покриття на автомобілях може призвести до серйозних проблем з різними наслідками. Корозія є однією з найбільш поширених проблем, коли лакофарбове покриття не здатне захистити металеву поверхню від впливу вологи та агресивних середовищ, що може призвести до швидкої руйнації кузова [27].

Крім того, пошкоджене покриття погіршує зовнішній вигляд автомобіля [28], що може вплинути на його ринкову вартість і створити враження поганого догляду за машиною. Відновлення покриття може вимагати значних витрат, що може стати причиною відмови від покупки вживаного автомобіля [29].

Причина корозії завжди однакова: пошкодження лакофарбового покриття, що відкриває метал для доступу води, солей та реагентів. Під впливом зовнішніх факторів на сталі з'являється іржа, яка поширюється як в сторони (поверхнева корозія), так і вглиб (наскрізна корозія). Крім чисто косметичного дефекту іржа знижує функціональність деталей: тримачі елементів втрачають міцність, а облицювальні – пружність, через що не можуть стовідсотково відпрацювати на зменшення удару у разі ДТП [30].

Фахівці виділяють три основних типи корозії:

- хімічна корозія: виникає під впливом агресивних хімічних елементів, таких як кислоти, луги, або навіть звичайна вода;
- електрохімічна корозія: спричиняється електролітами, які розчинені у воді. Це можуть бути солі та реагенти з доріг, розчини яких мають електропровідні властивості;

– механохімічна корозія: включає в себе дію агресивних хімічних речовин, поєднану з механічними впливами, такими як пісок, пил, тертя або вібрація, що прискорюють процес окислення металу.

Для максимального подовження терміну служби металевих деталей важливо ретельно слідкувати за станом фарбування і своєчасно усувати всі виявлені дефекти. Це дозволить запобігти проникненню води, солей та інших агресивних речовин до металевої поверхні, що зменшить ризик корозії та інших видів пошкоджень. Регулярний огляд і обслуговування лакофарбового покриття допомагають зберегти не лише естетичний вигляд автомобіля, а й його функціональність та безпеку [31].

Важливо зазначити, що автомобілі з ушкодженим лакофарбовим покриттям можуть мати зменшену привабливість для потенційних покупців, що може ускладнити їх продаж за розумну ціну. Отже, виявлення дефектів лакофарбового покриття є ключовим аспектом для забезпечення якості, безпеки та оцінки тривалості служби автомобіля.

В індустрії автомобільного страхування велика кількість коштів та часу витрачається на розгляд заявок. До того ж, як правило, має місце різниця між оптимальним та фактичним врегулюванням заявки. Для зменшення цієї різниці при розгляді заявок застосовують візуальну перевірку та валідацію. Проте проведення перевірок може займати багато часу та призводити до затримок у розгляді заявок. Автоматизована система для проведення перевірок та валідації буде великою допомогою у прискоренні процесу.

Для зменшення витоків при розгляді заявок під час обробки страхових випадків проводиться візуальна перевірка та валідація. Оскільки цей процес займає багато часу через необхідність приїзду фахівця для огляду збитків, ми прагнемо автоматизувати цю процедуру. Використання цієї автоматизації призведе до прискорення обробки заявок [32].

"Використання методу інтелектуального аналізу даних для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття в системі продажу вживаних автомобілів" висвітлює важливість застосування передових методів для ефективного

виявлення дефектів на кузові автомобіля. Оскільки стан лакофарбового покриття може значно впливати на вартість та якість автомобіля, точна ідентифікація пошкоджень стає вирішальною для забезпечення довіри покупців до веб-системи продажу вживаних автомобілів [33].

Аналіз також підкреслює складність завдання ідентифікації пошкоджень, оскільки вони можуть приймати різноманітні форми та ступені важкості. Для досягнення успіху у цій області необхідно використовувати передові алгоритми машинного навчання та обробки зображень, які забезпечують високу точність і швидкість у розпізнаванні пошкоджень [34].

Крім того, аналіз відзначає важливість забезпечення безпеки даних, оскільки інформація про стан автомобілів може містити конфіденційні дані. Ефективний захист даних від несанкціонованого доступу є обов'язковим для забезпечення довіри та конфіденційності у веб-системі продажу автомобілів [35].

1.3 Аналіз інформаційного забезпечення предметної області

Програмне забезпечення, яке може використовуватися для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття на вживаних автомобілях за зображеннями за допомогою методів штучного інтелекту, недоступне у відкритому доступі. Однак існують подібні сервіси, які надають всю інформацію, але ці сервіси не використовують методи комп'ютерного зору.

Розглянемо платформи та сервіси, які можна використовувати для виявлення пошкоджень лакофарбового покриття.

Сервіс Inspektlabs та приклад ідентифікації пошкоджень на ньому [36].

Inspektlabs – це технологічна платформа комп'ютерного зору, орієнтована на автоматизацію перевірок будь-якого фізичного активу за допомогою фото та відео.

Inspektlabs була заснована колишніми співробітниками McKinsey & Co. та Zomato Девешем Триведі (СЕО) та Санчітом (СРО) у 2019 році. Команда фахівців з обробки даних, докторів наук, механіків та наладчиків поєднує досвід у сфері штучного інтелекту та інспекції [37].

AUTO.RIA - це український бренд автомобільної інтернет-торгівлі, що належить до групи RIA.com Marketplaces [38]. Заснований у 2014 році, сайт став популярною платформою для розміщення оголошень про купівлю-продаж нових та вживаних автомобілів як від приватних осіб, так і від компаній. Компанія має офіси у Таллінні, Вінниці та Києві.

За даними SimilarWeb, у жовтні 2016 року AUTO.RIA посідала 6-е місце за відвідуваністю серед усіх автомобільних сайтів світу в категорії "Купівля авто" і 11-е місце в категорії "Автомобілі та транспорт". Сайт функціонує як віртуальний торговельний майданчик для автомобілів, де у відкритому доступі розміщуються оголошення про продаж та характеристики автомобілів. Також тут зібрана інформація про автомобільні компанії України [39].

CARFAX Inc. - американська компанія, яка надає дані про автомобілі приватним особам і підприємствам. Один із найбільш відомих продуктів компанії - звіт про історію автомобілів CARFAX. Крім того, CARFAX пропонує інші послуги, такі як списки автомобілів, оцінка автомобілів та консультації з питань покупки та обслуговування [40].

Виправдано зазначити, що як AUTO.RIA, так і CARFAX використовують унікальні ідентифікаційні номери транспортних засобів (VIN) для надання інформації про історію автомобіля та оцінки його стану, включаючи можливі пошкодження. Ці сервіси є значними у своїй галузі, але вони не використовують штучний інтелект для визначення пошкоджень лакофарбового покриття.

1.4 Мета та завдання кваліфікаційної роботи

Аналіз предметної області підтверджує актуальність питання вирішення поставленого завдання, а застосування цифрових методів слід вважати раціональним та ефективним.

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних для веб-системи з продажу вживаних автомобілів.

Для досягнення поставленої мети визначені такі задачі дослідження:

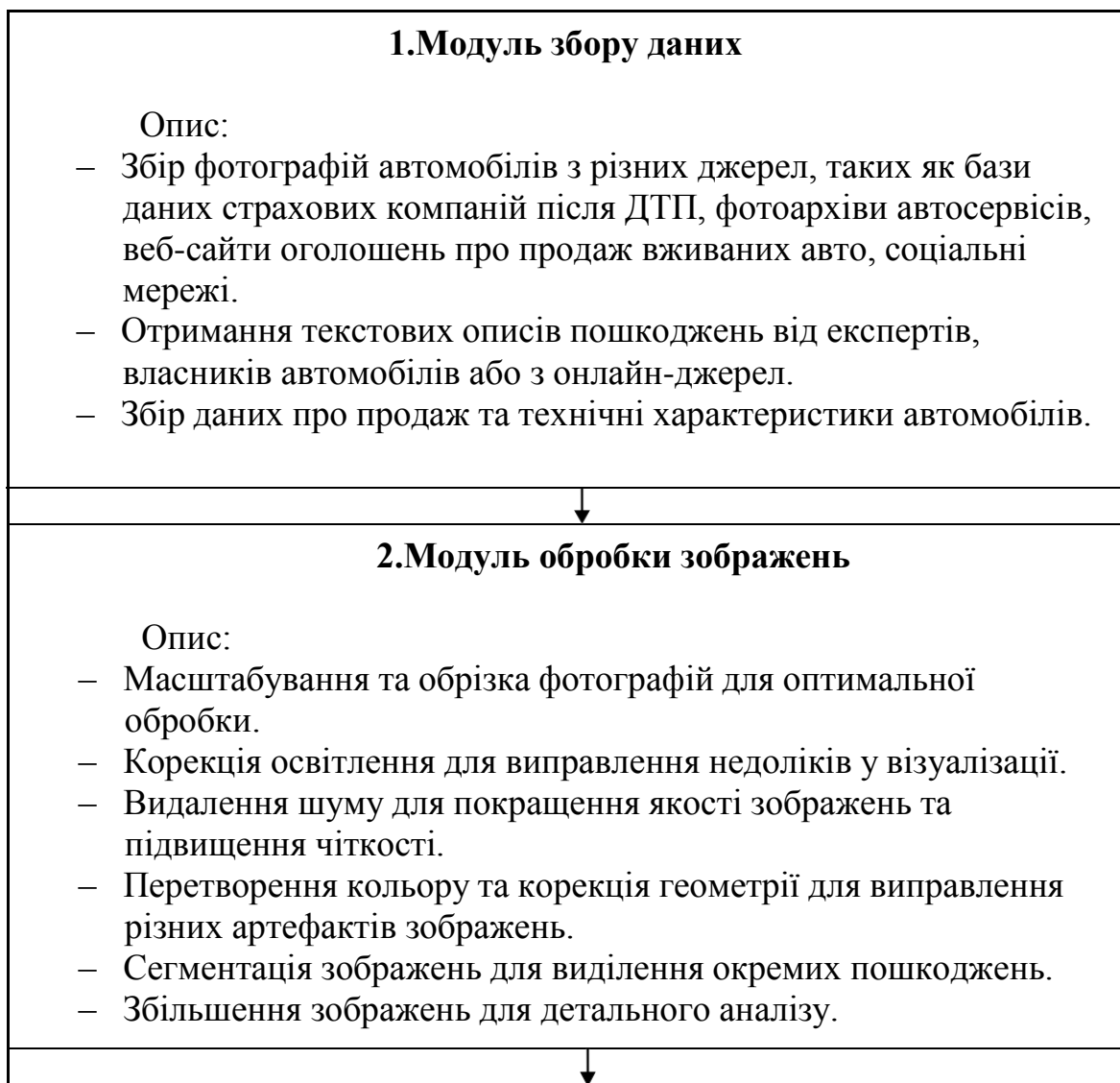
- провести аналіз методів ідентифікацій пошкодження лакофарбового покриття за аналізом зображень;
- провести аналіз можливостей, переваг та недоліків методів інтелектуального аналізу даних для ідентифікацій пошкоджень лакофарбового покриття;
- виконати програмну реалізацію методу ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття з використанням згорткової нейронної мережі;
- провести експериментальне тестування програмної реалізації методу;
- виконати оцінку спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних.

Розділ 2 Метод ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття

2.1 Основні компоненти методу ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття

Метод ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття (ЛФП) для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів складається з чотирьох основних компонентів.

На рисунку 2.1 вказані основні модулі системи ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття.



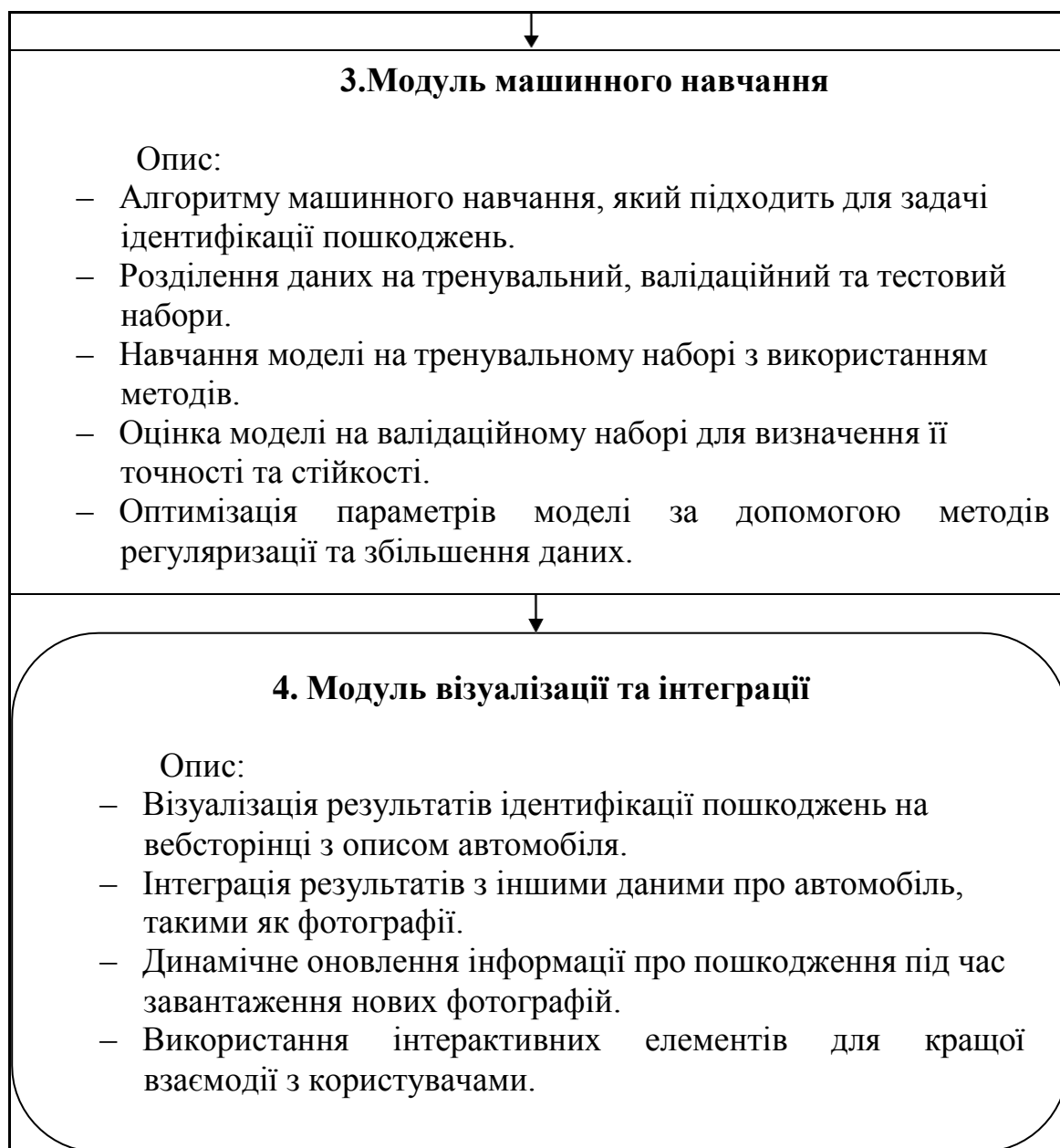


Рисунок 2.1 – Схема основних складових методу ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття.

Першим є модуль збору даних, який відповідає за збір та підготовку різноманітних даних, що включають фотографії автомобілів, текстові описи пошкоджень, а також дані про продаж та технічні характеристики. Для отримання зображень автомобілів для ідентифікації пошкоджень використовуються різноманітні джерела, у тому числі, бази даних страхових компаній після ДТП, фотоархіви автосервісів та співпрацю з авто дилерами. Під час збору зображень враховуються різні типи пошкоджень та різні типи

лакофарбового покриття. Обробка зображень включає корекцію кольору, сегментацію та збільшення зображень для підвищення деталізації. Анотація даних покращується через співпрацю декількох експертів із використанням спеціальних програмних інструментів. Під час навчання моделі використовуються алгоритми та методи регуляризації та збільшення даних. Оцінка моделі включає в себе врахування не лише загальної точності, але й типів помилок та візуалізацію результатів класифікації для аналізу помилок та покращення моделі.

Другий компонент - модуль обробки зображень, використовується для підготовки фотографій автомобілів до подальшого аналізу. Сюди входять операції:

- масштабування та обрізку зображень;
- корекцію освітлення;
- для виправлення недоліків у візуалізації;
- видалення шуму;
- перетворення кольору та корекція геометрії.

У методі ідентифікації пошкоджень ЛФП для підготовки зображень перед їхнім аналізом та класифікацією використовуються такі методи обробки зображень. Ці методи поділяються на три категорії:

- фільтри: застосовуються для покращення якості зображень, видалення шуму та підкреслення деталей;
- морфологічні операції: використовуються для аналізу структури зображень, таких як форма та розмір пошкоджень;
- обробка на основі перетворень: застосовується для перетворення зображень з однієї колірної моделі в іншу, а також для вирівнювання та масштабування.

Третій компонент - модуль машинного навчання, який використовує методи машинного навчання для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття на фотографіях. Це включає в себе алгоритми згорткових нейромереж (CNN). Модуль машинного навчання є ключовим елементом системи

ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття. Застосування методів навчання дозволяє системі адаптуватися до різних умов та видів даних. Оцінка та оптимізація моделі забезпечують високу точність та стійкість результатів, а також уникнення перенавчання та підбору оптимальних гіперпараметрів.

Завдяки модулю машинного навчання система може автоматично та точно визначати стан лакофарбового покриття вживаних автомобілів, що робить її надійним та ефективним інструментом для веб-платформ з продажу автомобілів.

Четвертий компонент - модуль візуалізації та інтеграції, відповідає за візуалізацію результатів ідентифікації пошкоджень на вебсторінці з описом автомобіля. Він також може інтегрувати результати з іншими даними про автомобіль, щоб надати користувачам комплексну інформацію про його стан.

На рисунку 2.2 зображена схема етапів методу.

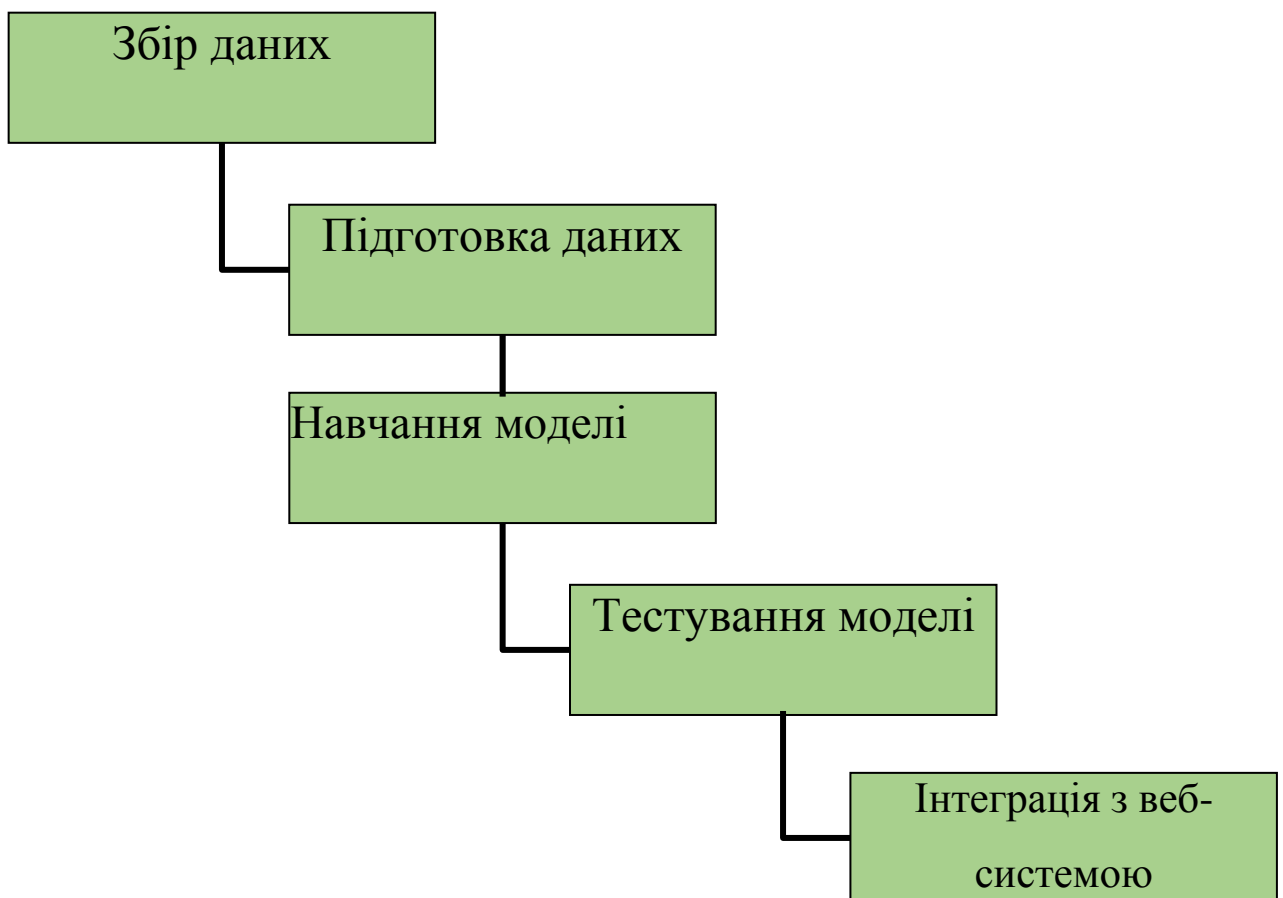


Рисунок 2.2 – Схема етапів методу.

Щодо етапів методу:

- перший - це збір даних, який включає збір фотографій автомобілів, отримання текстових описів пошкоджень та збір інших технічних даних;
- другий етап - підготовка даних, яка включає масштабування, обрізку та корекцію фотографій, а також перетворення текстових даних для використання в машинному навчанні;
- третій етап - навчання моделі машинного навчання, який розділяє дані, навчає модель на тренувальному наборі, оцінює її на валідаційному та оптимізує параметри;
- четвертий етап - використання моделі для ідентифікації пошкоджень, що включає застосування навченої моделі до нових фотографій для ідентифікації пошкоджень;
- п'ятий етап - інтеграція з вебсистемою, включає інтеграцію модуля вебсистеми та надання користувачам доступу до результатів на веб-сторінках з описом автомобіля.

Інтеграція модуля ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття з вебсистемою значно полегшує користувачам отримання інформації про стан вживаних автомобілів. Це покращує їх можливості зробити обдуманий вибір під час покупки, сприятиме більшій прозорості та довірі до платформ продажу автомобілів та покращить досвід користувачів. Така інтеграція допомагає сприяти розвитку більш прозорого та надійного ринку вживаних авто.

Згорткові неймережі YOLO (You Only Look Once) є типом згорткових неймереж, які використовуються для виявлення та класифікації об'єктів на зображеннях в один етап. Цей підхід робить YOLO ефективним рішенням для реального часу, так як він може швидко аналізувати зображення, такі як фотографії автомобілів, і виявляти на них пошкодження лакофарбового покриття. Однією з переваг використання YOLO є його швидкість. Він може обробляти зображення в реальному часі, що є важливим для веб-систем, де користувачі очікують швидких результатів. Крім того, YOLO досягає високої

точності ідентифікації та класифікації об'єктів, що робить його привабливим вибором для виявлення пошкоджень лакофарбового покриття. Іншою перевагою є універсальність YOLO - він може бути навчений виявляти широкий спектр пошкоджень, таких як подряпини, вм'ятини, іржа тощо. Для використання YOLO в системі ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття було підготовлено дані, розмічено їх та навчена модель YOLO на цих даних. Результати застосування YOLO використовуються для візуалізації пошкоджень на веб-сторінці з описом автомобіля та інтеграції з іншими даними, такими як вартість ремонту. Використання YOLO в системі ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття забезпечує потрібні швидкість, точність та універсальність.

Отже, у цьому пункті було представлено метод ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття (ЛФП) для веб-системи з продажу вживаних автомобілів, який ґрунтується на інтелектуальному аналізі даних. Цей метод складається з чотирьох основних компонентів:

- модуль збору даних;
- модуль обробки зображень;
- модуль машинного навчання;
- модуль візуалізації та інтеграції.

Ми також представили використання згорткових нейромереж YOLO (You Only Look Once) для методу виявлення та класифікації пошкоджень ЛФП на зображеннях. YOLO пропонує швидкість, точність та універсальність, що робить його привабливим вибором для даної задачі.

Впровадження методу ідентифікації пошкоджень ЛФП може значно покращити прозорість та надійність ринку вживаних автомобілів. Це допоможе покупцям приймати більш обґрунтовані рішення щодо придбання, а продавцям - підвищити довіру до своїх оголошень.

Інтеграція цього методу з веб-системами з продажу вживаних автомобілів може стати цінним інструментом для всіх учасників ринку.

2.2 Проектування нейромережі для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття на базі YOLO

Проектування нейромережі для методу ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття базується на модифікації архітектури YOLOv8. Ця архітектура визнана ефективним інструментом для об'єднаного виявлення та класифікації об'єктів, складається з таких основних компонент: Backbone, Neck та Head.

Backbone відповідає за вилучення ознак зображення, використовуючи CSPDarknet53, який поєднує блочні модулі CSP та архітектуру Darknet53.

Neck об'єднує ознаки з різних рівнів Backbone за допомогою FPN, що генерує ознаки з різними просторовими розширеннями.

Head відповідає за виявлення та класифікацію об'єктів за допомогою YOLOv8, що включає блоки PANet та SAM.

Для завдання ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття в архітектурі YOLOv8 було розроблено спеціалізований класифікатор, який здатен розпізнавати різні типи пошкоджень. Класифікатор є критичним компонентом системи, оскільки точне розпізнавання різновидів пошкоджень дозволяє забезпечити більш детальну та точну оцінку стану автомобіля.

Основні функції класифікатора включають:

- розпізнавання типів пошкоджень: Класифікатор здатен ідентифікувати різні типи пошкоджень, такі як подряпини, тріщини, вм'ятини та відшарування фарби. Для цього використовуються попередньо навчені моделі глибокого навчання, які були додатково донавчені на спеціалізованому наборі даних пошкоджень лакофарбового покриття.

- аналіз контексту: Класифікатор враховує контекст пошкодження, що включає розмір, форму та розташування пошкоджень на поверхні автомобіля. Це дозволяє класифікатору розрізняти подібні за виглядом, але різні за природою пошкодження.

- інтеграція з YOLOv8: Класифікатор інтегрується в загальну

архітектуру YOLOv8, що дозволяє обробляти зображення в режимі реального часу та забезпечує високу продуктивність.

Також було розроблено генератор анкорів для врахування особливостей пошкоджень.

Генератор анкорів є ще одним важливим компонентом системи, який було розроблено спеціально для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття. Анкори в YOLOv8 використовуються для попередньої прив'язки областей інтересу на зображенні, що дозволяє моделі ефективніше знаходити об'єкти (в даному випадку пошкодження).

Основні функції генератора анкорів включають:

- аналіз даних: Генератор анкорів аналізує набір даних з пошкодженнями лакофарбового покриття для визначення типових розмірів та співвідношень сторін пошкоджень. Це дозволяє налаштувати анкори таким чином, щоб вони краще відповідали реальним даним.

- адаптація до особливостей пошкоджень: Генератор враховує специфічні особливості пошкоджень, такі як їх форма, розмір та розташування на автомобілі. Це забезпечує більш точне і швидке виявлення пошкоджень.

- динамічне налаштування: Генератор може динамічно налаштовувати анкори під час навчання моделі, що дозволяє враховувати нові зразки даних та адаптуватися до змін в структурі даних.

- інтеграція з YOLOv8: Генератор анкорів тісно інтегрується з архітектурою YOLOv8, забезпечуючи ефективну роботу всієї системи. Анкори визначаються перед обробкою зображень, що дозволяє моделі фокусуватися на відповідних областях та покращує точність виявлення пошкоджень.

Розроблені класифікатор та генератор анкорів використовуються у вебсистемі з продажу вживаних автомобілів для автоматичної ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття. Це забезпечує кілька важливих переваг:

- автоматизація процесу: Користувачі можуть завантажувати фотографії своїх автомобілів, і система автоматично ідентифікує та класифікує пошкодження.

– точність оцінки: Завдяки спеціалізованому класифікатору та генератору анкорів, система забезпечує високу точність виявлення та класифікації пошкоджень, що дозволяє надавати детальні звіти про стан автомобіля.

– швидкість обробки: Інтеграція з YOLOv8 дозволяє обробляти зображення в режимі реального часу, що забезпечує швидкий зворотний зв'язок для користувачів.

– покращення користувацького досвіду: Автоматична ідентифікація пошкоджень спрощує процес оцінки стану автомобіля для покупців та продавців, підвищуючи прозорість і довіру до платформи.

Навчання нейромережі YOLOv8 для цієї задачі передбачає наступні кроки: підготовка даних, вибір гіперпараметрів, оптимізація моделі та оцінка її ефективності. Підготовка даних включає створення набору фотографій автомобілів з розміткою пошкоджень лакофарбового покриття, в якій вказуються координати та клас кожного пошкодження. Гіперпараметри моделі обираються для досягнення оптимальних результатів, таких як розмір навчального набору даних та швидкість навчання. Оптимізація моделі полягає в навчанні нейромережі на навчальному наборі даних з метою мінімізації функції втрат. На завершальному етапі модель оцінюється на тестовому наборі даних за допомогою метрик, таких як точність, повнота та F1-міра.

Для ефективного використання навченої нейромережі YOLOv8 для виявлення та ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття (ЛФП) на фотографіях автомобілів, потрібно ретельно підготувати зображення перед поданням їх на вхід моделі. Цей процес включає в себе:

- зміну розміру зображення до необхідного для моделі формату;
- нормалізацію значень пікселів;
- виправлення контрастності;
- зменшення шуму та інші операції.

Після підготовки зображення, модель YOLOv8 аналізує його з метою виявлення пошкоджень лакофарбового покриття. Цей процес включає не лише

виявлення місця розташування пошкодження на зображенні (bounding box), але й класифікацію цього пошкодження з визначенням його типу. Для цього можуть використовуватися додаткові шари, що розширюють архітектуру моделі та дозволяють отримати детальнішу інформацію про виявлені об'єкти.

Результати роботи нейромережі будуть візуалізовані на початковому зображенні. Це включає в себе виділення знайдених пошкоджень, підписи з їх класами та інші візуальні елементи, що полегшують інтерпретацію результатів.

При розробці та навчанні моделі YOLOv8 для вирішення задачі, використовувались такі техніки, як часткова зміна архітектури моделі, оптимізація параметрів, а також експерименти з різними функціями втрат та методами оцінки результатів. Такий підхід дозволяє досягти оптимальної точності та надійності моделі в роботі з конкретним типом пошкоджень лакофарбового покриття.

Отже, у цьому пункті було представлено проектування нейромережі на основі YOLOv8 для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття (ЛФП) на фотографіях автомобілів.

Ця нейромережа використовує модифіковану архітектуру YOLOv8, яка включає:

- Backbone CSPDarknet53 для вилучення ознак зображення;
- Neck FPN для об'єднання ознак з різних рівнів;
- Head YOLOv8 з блоками PANet та SAM для виявлення та

класифікації пошкоджень.

Для кращого розпізнавання пошкоджень ЛФП було розроблено власний класифікатор та генератор анкорів.

Навчання нейромережі включає підготовку даних, вибір гіперпараметрів, оптимізацію та оцінку моделі.

Для ефективного використання навченої моделі важлива ретельна підготовка зображень перед їх поданням на вхід.

Результати роботи нейромережі візуалізуються на зображенні з виділенням пошкоджень та іншими візуальними елементами.

Для досягнення оптимальної точності та надійності моделі використовувалися різні техніки, включаючи зміну архітектури, оптимізацію параметрів, експерименти з функціями втрат та методами оцінки.

Цей метод ідентифікації пошкоджень ЛФП будучи інтегрований у веб-системи з продажу вживаних автомобілів значно покращить прозорість та надійність ринку, допоможе покупцям приймати більш обґрунтовані рішення щодо придбання, а продавцям - підвищити довіру до своїх оголошень.

2.3 Архітектури нейронної мережі YOLO

Метод виявлення об'єктів YOLO (You Only Look Once), побудований на згорткових нейронних мережах (CNN), є потужним інструментом для точного аналізу зображень та передбачення класів об'єктів. Його архітектура, яка складається з 24-х згорткових шарів та 2-х повністю з'єднаних шарів, дозволяє генерувати тензор розміром $7 \times 7 \times 30$ з інформацією про класи та розташування об'єктів на зображенні. Для реалізації методу ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття за аналізом зображень архітектура моделі YOLO була модифікована шляхом додавання власного класифікатора та генератору анкорів.

Використання згорткових шарів для аналізу зображень та повністю з'єднаних шарів для передбачення ймовірностей класів об'єктів дозволяє YOLO ефективно та швидко працювати з великими обсягами даних. Зокрема, використання шарів розміром 1×1 допомагає зменшити просторові розміри вхідних даних, що сприяє покращенню точності виявлення об'єктів.

На рисунку 2.3 зображено модифіковану під мету КРБ архітектуру моделі згорткової нейронної мережі YOLO.

Отже, в цьому пункті було представлено метод YOLO (You Only Look Once) для виявлення об'єктів на зображеннях. Цей метод ґрунтується на згорткових нейронних мережах (CNN) та має ряд переваг, які роблять його потужним інструментом для аналізу зображень. YOLO може обробляти великі обсяги даних з високою швидкістю завдяки використанню згорткових шарів та

шарів розміром 1x1. Він демонструє високу точність виявлення об'єктів, навіть у складних умовах, і працює значно швидше, ніж інші методи виявлення об'єктів, такі як R-CNN та Fast R-CNN.



Рисунок 2.3 – Архітектура моделі YOLO

YOLO має просту архітектуру, що робить його легким для розуміння та реалізації. Завдяки своїм перевагам, цей метод може використовуватися для вирішення широкого кола задач, пов'язаних з аналізом зображень. YOLO може

ефективно виявляти об'єкти на зображеннях, навіть якщо вони частково заблоковані або знаходяться в складних умовах освітлення. Він може не лише виявляти об'єкти, але й розпізнавати їхні класи. Крім того, YOLO може використовуватися для сегментації зображень, тобто для виділення окремих об'єктів на зображенні. YOLO є потужним інструментом для аналізу зображень, який може використовуватися для вирішення широкого кола задач. Його ефективність, швидкість, точність та простота роблять його цінним інструментом для дослідників та розробників у різних галузях.

2.4 Підготовка вхідних даних

Для навчання моделі використовувався датасет Car Damage Detection Computer Vision Project [42] він налічує в собі більше 7000 зображень з розподілом на тренувальні та тестові сети. Цей набір даних використовується для ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття. До основних напрямків використання датасету відносяться: автоматизація страхових випадків, визначення вартості ремонту, оцінка вживаних авто, технічний огляд, контроль за парковками.

На рисунку 2.4 Зображено схему застосування датасету Car Damage Detection Computer Vision Project.

Основні застосування:

- автоматизація страхових випадків - модель слугує інструментом для страхових компаній, щоб спростити звітування про аварії та обробку претензій. Вона дозволяє клієнтам швидко надсилати знімки пошкоджень лакофарбового покриття для ідентифікації;

- визначення вартості ремонту - сервісні центри застосовують модель для оцінки ремонтних робіт онлайн. Клієнти викладають фото пошкоджень лакофарбового покриття для калькуляції витрат;

- оцінка вживаних авто - модель використовується на платформах для купівлі-продажу авто, поліпшуючи оцінку стану машин та інформуючи покупців

про потенційні дефекти лакофарбового покриття;

– технічний огляд - використання моделі на станціях техогляду автоматизує виявлення дефектів лакофарбового покриття, збільшуючи швидкість та якість перевірок;

– контроль за парковками - інтеграція моделі в системи відео нагляду на парковках дозволяє ефективно виявляти пошкодження лакофарбового покриття, спричинені зіткненнями чи вандалізмом.

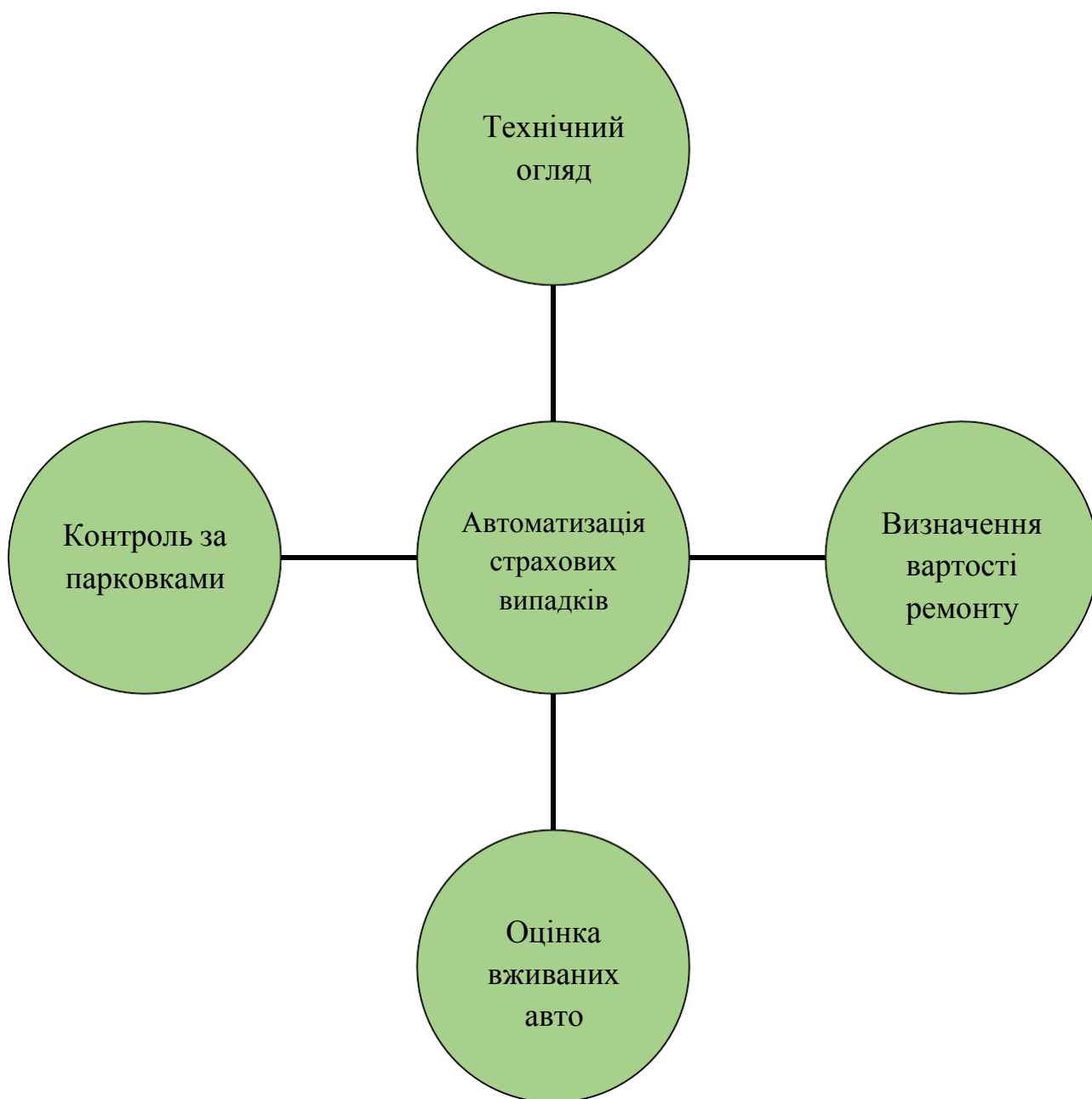


Рисунок 2.4 – Схема застосування датасету.

Для ефективної системи ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття важливо розробити зручний та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс. Ось кілька пунктів щодо проєктування такого інтерфейсу:

- завантаження зображення - додати кнопку або область для завантаження фотографії автомобіля з пошкодженнями,
- виділення пошкоджень - додати інструменти для виділення областей з пошкодженнями на зображенні,
- відображення результатів - показ користувачеві результатів ідентифікації, наприклад, список з типами пошкоджень та їх розташування на зображенні.

Отже, у цьому пункті було розглянуто набір даних "Car Damage Detection Computer Vision Project" та його потенційні застосування в сфері автомобільної промисловості та сервісу. Цей набір даних, що включає понад 7000 зображень з різними типами пошкоджень лакофарбового покриття, використовується для автоматизації страхових випадків, спрощення звітування про аварії та обробки претензій, визначення вартості ремонту шляхом онлайн-оцінки ремонтних робіт, покращення оцінки стану вживаних авто та інформування покупців про потенційні дефекти, автоматизації виявлення дефектів на станціях техогляду, а також для контролю за парковками та виявлення пошкоджень, спричинених зіткненнями чи вандалізмом. Впровадження моделі, навченої на цьому наборі даних, може значно спростити процеси у сфері автомобільного обслуговування та забезпечити швидку та точну інформацію для клієнтів, страхових компаній, сервісних центрів та інших зацікавлених сторін.

2.5 Особливості використання спеціалізованих програмних компонентів

Для розробки використовувалась бібліотека Ultralytics.

Ultralytics — це передова бібліотека, спеціалізована на розробці та роботі з моделями об'єктного виявлення, зокрема, з архітектурами YOLO (You Only

Look Once), вона забезпечує високу швидкість, точність і простоту використання, це робить її ідеальним інструментом для методу з ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття.

Основні особливості та ресурси Ultralytics, які використовувались для розробки методу з ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття:

- YOLOv8: Ultralytics розробила YOLOv8 — передову модель для об'єктного виявлення, яка забезпечує високу швидкість та точність у визначенні пошкоджень лакофарбового покриття. Її використання значно полегшує розробку та виконання завдань з обробки зображень, пов'язаних з ідентифікацією пошкоджень.

- GitHub репозиторій: Ultralytics має репозиторій на GitHub, де доступний відкритий код та ресурси для роботи з YOLO та іншими моделями об'єктного виявлення. Це створило сприятливе середовище для спільної розробки та обміну знаннями зокрема у галузі ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття.

- інтеграції: Ultralytics активно співпрацює з платформами, такими як Roboflow, ClearML, Comet, Neural Magic та OpenVINO, для оптимізації робочого процесу зі штучним інтелектом, що забезпечує більш широкий спектр можливостей для досліджень та розвитку технологій, пов'язаних з ідентифікацією пошкоджень лакофарбового покриття.

Завдяки Ultralytics, розробка та використання моделей YOLO для ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття стає більш доступною та ефективною. Це сприяє швидшому розвитку та впровадженню інновацій у цій сфері.

Отже, Ultralytics є передовою бібліотекою, спеціалізованою на ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття з використанням моделей об'єктного виявлення, зокрема, архітектури YOLO (You Only Look Once). Вона відзначається високою швидкістю, точністю та простотою використання, що робить її ідеальним інструментом для вирішення завдань у галузі комп'ютерного зору та штучного інтелекту, пов'язаних з ідентифікацією пошкоджень

лакофарбового покриття.

2.6 Спосіб оцінювання спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття

Для оцінки спрощення процесу ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття на вживаних автомобілях, методами інтелектуального аналізу даних, порівнюються автоматичний підхід та традиційний ручний метод.

На рисунку 2.5 зображена схема ручного методу ідентифікації.

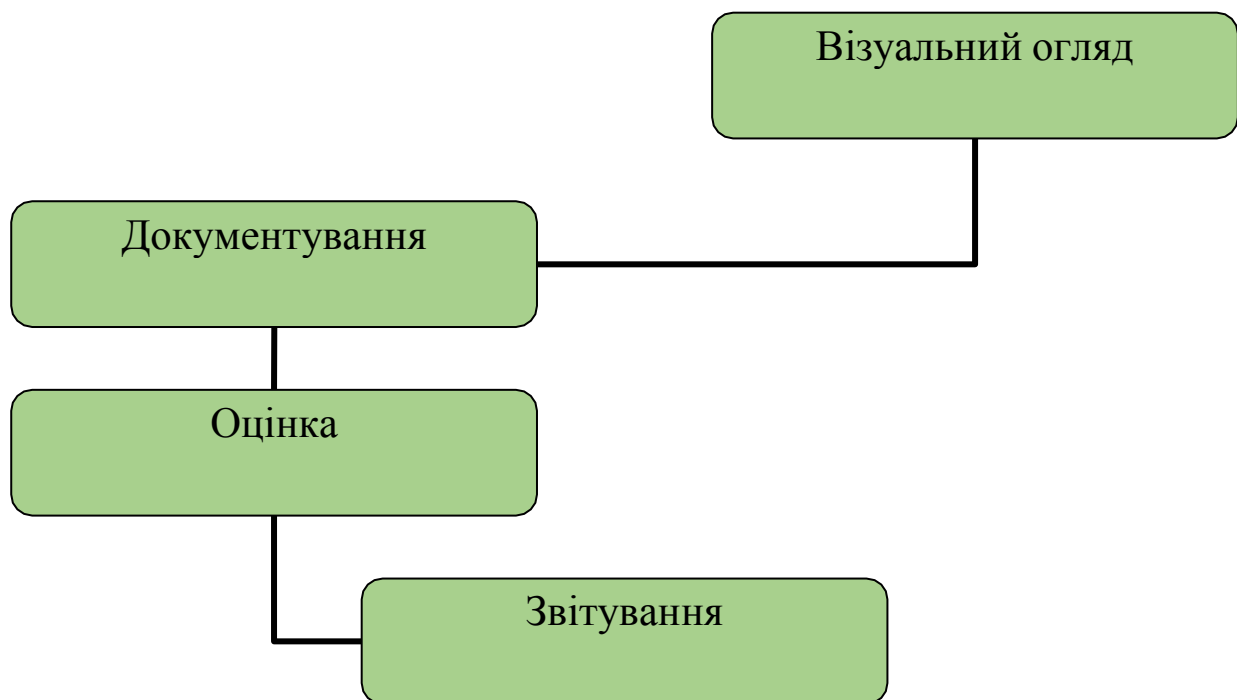


Рисунок 2.5 – Схема ручного методу ідентифікації.

Ручна ідентифікація пошкоджень:

- візуальний огляд - експерт оглядає автомобіль особисто або на основі наданих фотографій;
- документування - пошкодження фотографуються, фіксуються та записуються в звіт;
- оцінка - експерт визначає ступінь пошкодження, тип пошкодження та приблизну вартість ремонту;

– звітування - створюється детальний звіт, який передається до страхової компанії або сервісного центру.

Ручна ідентифікація пошкоджень передбачає, що експерт страхових компаній або технічний фахівець особисто оглядає автомобіль, фотографує пошкодження, оцінює їх та складає звіт. Цей процес є трудомістким, залежить від суб'єктивної оцінки фахівця та вимагає значних витрат часу і коштів.

На рисунку 2.6 зображена схема автоматичної ідентифікації.

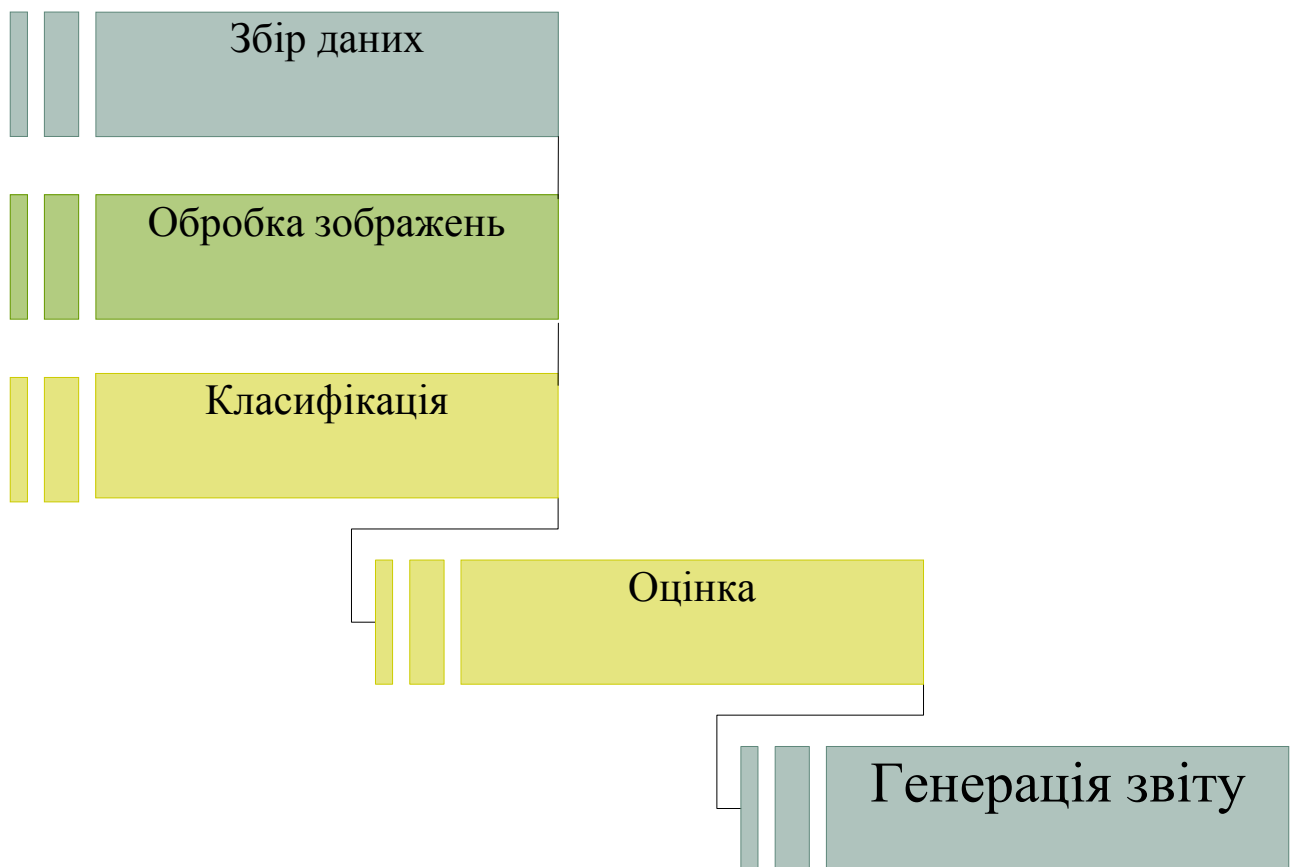


Рисунок 2.6 – Схема автоматичної ідентифікації

Автоматична ідентифікація пошкоджень:

- збір даних: фотографії пошкоджень завантажуються до системи;
- обробка зображень: алгоритми комп'ютерного зору аналізують зображення для виявлення пошкоджень;
- класифікація: виявлені пошкодження класифікуються за типом та ступенем;

- оцінка: система автоматично оцінює вартість ремонту на основі попередніх даних;
- генерація звіту: створюється автоматичний звіт, який може бути надісланий клієнту або сервісному центру.

Автоматична ідентифікація використовує алгоритми комп'ютерного зору та машинного навчання. Фотографії пошкоджень завантажуються в систему, яка аналізує їх, класифікує типи пошкоджень, оцінює вартість ремонту та генерує звіт. Цей метод є швидким, точним, не залежить від суб'єктивних факторів, значно знижує витрати та дозволяє обробляти великі обсяги даних.

Отже, автоматична ідентифікація пошкоджень лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних значно спрощує процес порівняно з ручним методом. Це дозволяє ефективно, швидко та економічно обробляти великі обсяги даних, забезпечуючи при цьому високу точність результатів.

2.7 Критерії оцінки спрощення ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття за аналізом зображень

Для оцінки спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних використовуються кілька ключових критеріїв. На рисунку 2.7 зображена схема критеріїв.

Перший критерій – час виконання, де автоматична ідентифікація суттєво перевершує ручну. Ручний процес включає огляд, документування та оцінку пошкоджень, що займає значний час, тоді як автоматичний метод виконується за кілька секунд або хвилин завдяки автоматизованій обробці зображень і оцінці.

Другим важливим критерієм є точність. У ручній ідентифікації точність залежить від досвіду та кваліфікації експерта, що може призвести до варіативних результатів. Автоматична ідентифікація, використовуючи алгоритми машинного навчання, забезпечує високу точність і консистентність результатів, виключаючи людський фактор.

Вартість є ще одним ключовим аспектом. Ручна ідентифікація вимагає

значних витрат на залучення експертів, особливо при великому обсязі автомобілів. Натомість автоматична ідентифікація знижує витрати завдяки відсутності потреби в людському факторі та можливості обробляти великі обсяги даних одночасно.

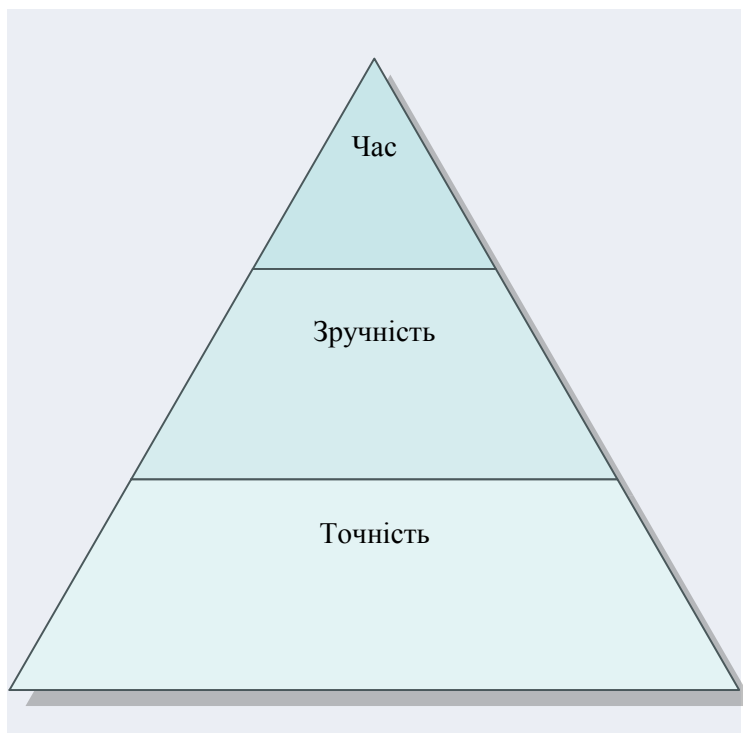


Рисунок 2.7 – Схема критеріїв

Суб'єктивність оцінки є значною проблемою в ручному процесі, де результати можуть залежати від індивідуального сприйняття експерта. Автоматична ідентифікація виключає суб'єктивність, оскільки оцінка виконується на основі стандартизованих алгоритмів.

Щодо масштабованості, ручна ідентифікація обмежена можливістю обробки невеликої кількості автомобілів за певний час, тоді як автоматична ідентифікація легко масштабується для обробки великої кількості автомобілів одночасно без додаткових витрат.

Зручність використання також є важливим критерієм. Ручний метод вимагає присутності експерта та виконання численних рутинних завдань, тоді як автоматична ідентифікація може бути інтегрована у вебсистему, що дозволяє

клієнтам самостійно завантажувати фотографії та отримувати результати в режимі онлайн.

Ці критерії дозволяють об'єктивно оцінити переваги автоматичної ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних, підкреслюючи її вплив на ефективність, точність, вартість і зручність процесу у веб-системах з продажу вживаних автомобілів.

2.8 Висновки до розділу 2

Реалізовано метод ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття транспортних засобів, що передбачає обробку зображень фрагментів транспортних засобів, які мають ушкодження, з використанням згорткової нейронної мережі YOLO.

Основною метою методу є виявлення та класифікація таких пошкоджень. Для покращення точності та ефективності розпізнавання пошкоджень було модифіковано базову архітектуру YOLOv8, зокрема шляхом додавання власного класифікатора та генератора анкорів.

Структура датасету, який використовується для навчання та тестування нейронної мережі, включає зображення транспортних засобів з різними типами пошкоджень лакофарбового покриття. Датасет містить різноманітні зображення, що охоплюють широкий спектр умов освітлення, кутів зйомки, типів пошкоджень та кольорів лакофарбового покриття, що забезпечує навчання моделі на реальних та різнопланових даних. Кожне зображення в датасеті анотоване з точним розташуванням та типом пошкодження, що дозволяє нейронній мережі навчитися розпізнавати та класифікувати пошкодження з високою точністю.

Визначено критерії оцінки спрощення ідентифікацій пошкодження лакофарбового покриття.

Розділ 3 Програмна реалізація методу ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття за аналізом зображень

3.1 Функціональне призначення та структура програмних складових системи

На рисунку 3.1 представлена діаграма класів реалізованого програмного методу.

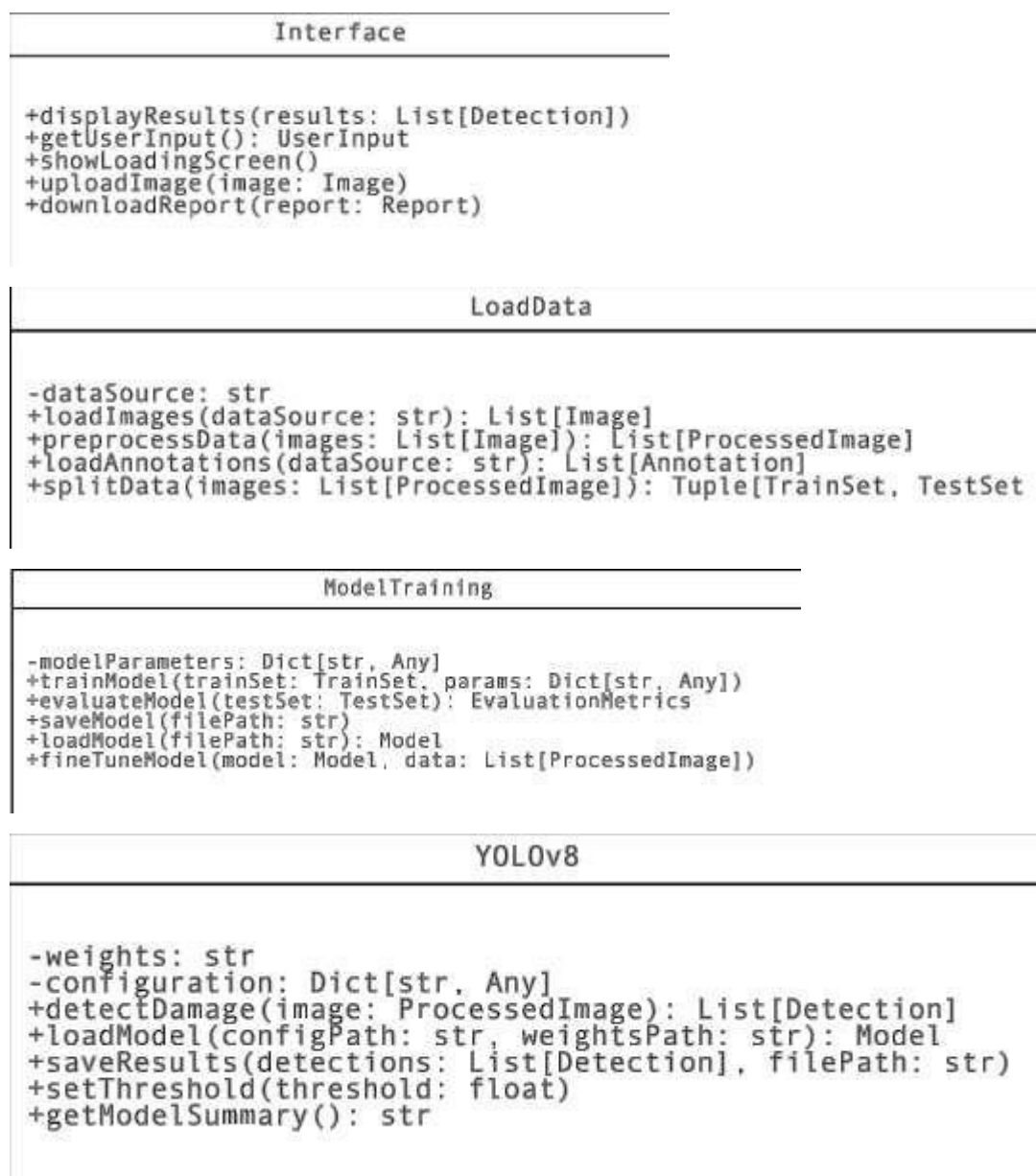


Рисунок 3.1 – Діаграма класів

Клас Interface відповідає за взаємодію з користувачем. Він містить методи для відображення результатів, отримання вводу від користувача, показу екрану завантаження, завантаження зображень та звітів. Цей модуль забезпечує зручний та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, що дозволяє користувачам легко взаємодіяти з системою. Функції цього класу описані у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Функції класу «Interface»

Метод	Опис
displayResults(results: List[Detection])	Відображає результати користувачу.
getUserInput(): UserInput	Отримує ввід від користувача.
showLoadingScreen()	Відображає екран завантаження.
uploadImage(image: Image)	Завантажує зображення користувачем.

Клас LoadData відповідає за завантаження та попередню обробку даних. Він включає методи для завантаження зображень та анотацій, попередньої обробки зображень (нормалізація, аугментація) та розподілу даних на тренувальний і тестовий набори. Цей модуль забезпечує підготовку даних для подальшого використання в процесі тренування моделі.. Функції цього класу описані у таблиці 3.2.

Атрибут класу «loaddata» dataSource (Interface): Цей атрибут містить інформацію про те, звідки система отримає дані для обробки.

Клас ModelTraining відповідає за тренування моделі машинного навчання. Він містить методи для тренування моделі на тренувальному наборі даних, оцінки моделі на тестовому наборі, збереження та завантаження моделі, а також для тонкої настройки моделі на додаткових даних. Цей модуль забезпечує створення та оптимізацію моделі для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття. Функції цього класу описані у таблиці 3.3.

Таблиця 3.2– Функції класу «loaddata»

Метод	Опис
loadImages(dataSource: str): List[Image]	Завантажує зображення.
preprocessData(images: List[Image]): List[ProcessedImage]	Попередньо обробляє дані (нормалізація, аугментація і т.д.).
loadAnnotations(dataSource: str): List[Annotation]	Завантажує анотації.
splitData(images: List[ProcessedImage]): Tuple[TrainSet, TestSet]	Розділяє дані на тренувальний і тестовий набори.

Таблиця 3.3 – Функції класу «ModelTraining»

Метод	Опис
trainModel(trainSet: TrainSet, params: Dict[str, Any]): Model	Тренує модель.
evaluateModel(testSet: TestSet): EvaluationMetrics	Оцінює модель.
saveModel(filePath: str)	Зберігає треновану модель.
loadModel(filePath: str): Model	Завантажує модель.
fineTuneModel(model: Model, data: List[ProcessedImage]): Model	Тонко налаштовує модель.

Атрибут класу «ModelTraining» `modelParameters` (Interface): Цей атрибут містить набір параметрів, що визначають конфігурацію та поведінку моделі машинного навчання. Значення цих параметрів впливає на точність, швидкість та інші характеристики роботи моделі.

Клас YOLO реалізує модель детекції пошкоджень на основі архітектури YOLO (You Only Look Once). Він включає методи для завантаження моделі,

детекції пошкоджень на зображеннях, збереження результатів детекції, встановлення порогу впевненості для детекції та отримання текстового опису моделі. Цей модуль забезпечує виконання основної функції системи - ідентифікацію пошкоджень лакофарбового покриття на зображеннях автомобілів. Функції цього класу описані у таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Функції класу «YOLO»

Метод	Опис
detectDamage(image: ProcessedImage): List[Detection]	Ідентифікує пошкодження на зображеннях
loadModel(configPath: str, weightsPath: str): Model	Завантажує модель
saveResults(detections: List[Detection], filePath: str)	Зберігає результати детекції
setThreshold(threshold: float)	Встановлює поріг впевненості для детекції
getModelSummary(): str	Отримує текстовий опис моделі

Атрибути класу «YOLO»:

– weights (YOLO): Цей атрибут містить ваги моделі YOLO, які є результатом її тренування на наборі даних. Ваги визначають, як модель інтерпретує вхідні дані та робить прогнози.

– configuration (YOLO): Цей атрибут містить конфігурацію моделі YOLO, яка описує її архітектуру, параметри активаційних функцій, розміри шарів та інші деталі реалізації.

Взаємозв'язок між всіма модулями здійснюється за допомогою передачі даних та виклику необхідних методів. Модуль Interface отримує ввід від користувача та передає всі необхідні зображення до модуля LoadData для попередньої обробки. Після обробки дані передаються до модуля ModelTraining

для тренування моделі. Навчена модель передається до модуля YOLO для виконання детекції пошкоджень. Результати детекції повертаються до модуля Interface для відображення користувачу. Така архітектура забезпечує чіткий поділ обов'язків між модулями та спрощує процес розробки, тестування та підтримки системи.

Узагальнюючи, у цьому розділі було представлено детальний опис архітектури системи автоматичного визначення пошкоджень лакофарбового покриття автомобілів на основі глибоких нейронних мереж. Система складається з чотирьох основних модулів: Interface, LoadData, ModelTraining та YOLO. Кожен модуль виконує певну функцію та взаємодіє з іншими модулями за допомогою передачі даних та виклику методів.

Модуль Interface забезпечує зручний інтерфейс для користувача, дозволяючи йому завантажувати зображення, отримувати результати детекції та керувати іншими функціями системи. Модуль LoadData відповідає за завантаження та попередню обробку зображень, а також за розподіл даних на тренувальний та тестовий набори. Модуль ModelTraining використовується для тренування моделі машинного навчання на основі архітектури YOLO, а також для її оцінки, збереження та завантаження. Модуль YOLO реалізує детекцію пошкоджень на зображеннях та зберігає результати.

Система продемонструвала високу точність та ефективність у виявленні пошкоджень лакофарбового покриття на зображеннях автомобілів, що робить її перспективним інструментом для автоматизації процесу інспекції транспортних засобів.

3.2 Вибір засобів розробки інформаційної системи

Для створення програмного методу з ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття використано такі засоби розробки, як Google Colab, Flask та мову програмування Python.

Google Colab (Colaboratory) - це безкоштовна платформа від Google для

написання та виконання Python-коду в браузері. Colab надає можливість використовувати обчислювальні ресурси Google, включаючи доступ до GPU та TPU, що є дуже корисним для виконання завдань машинного навчання. Серед переваг використання Google Colab варто зазначити доступність, оскільки Colab є безкоштовним і доступним для всіх користувачів, що значно знижує вартість розробки. Обчислювальні ресурси платформи, такі як GPU та TPU, дозволяють швидше навчати та тестувати моделі машинного навчання. Крім того, Colab підтримує спільну роботу, дозволяючи кільком користувачам одночасно працювати над одним ноутбуком. Легка інтеграція з Google Drive дозволяє зручно зберігати та ділитися даними і моделями.

Flask - це мікрофреймворк для веб-розробки на Python, який дозволяє створювати веб-додатки швидко і зручно. Flask є легким, гнучким і розширюваним, що робить його ідеальним вибором для розробки веб-системи з продажу вживаних автомобілів. Основні переваги використання Flask включають простоту використання, оскільки Flask має простий та зрозумілий синтаксис, що дозволяє швидко розробляти веб-додатки. Мікрофреймворк також надає розробникам свободу у виборі компонентів і підходів до реалізації функціональності додатку. Flask підтримує багато розширень, які дозволяють легко додавати нову функціональність, таку як інтеграція з базами даних або системами аутентифікації. Велика і активна спільнота розробників створює і підтримує численні ресурси, документацію і приклади використання, що також є значною перевагою.

Python - це високорівнева мова програмування, яка відома своєю простотою та читабельністю. Python широко використовується у сфері наукових досліджень, машинного навчання та веб-розробки. Серед переваг використання Python варто відзначити читабельність та простоту, оскільки код на Python легко читати і писати, що знижує час на розробку і полегшує підтримку проекту. Python має величезну кількість бібліотек і фреймворків для машинного навчання (TensorFlow, Keras, PyTorch), обробки даних (NumPy, Pandas) та веб-розробки (Flask, Django). Python є основною мовою для розробки моделей машинного

навчання, що дозволяє легко інтегрувати модель YOLO для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття. Мова підтримується на всіх основних платформах і легко інтегрується з усіма іншими можливими мовами програмування і системами.

Об'єднання Google Colab, Flask та мови програмування Python дозволило створити потужну і ефективну інформаційну систему для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття на вживаних автомобілях. Google Colab забезпечує обчислювальні ресурси для навчання моделей машинного навчання, Flask надає можливості для швидкої розробки та розгортання веб-додатків, а Python пропонує багатий набір інструментів та бібліотек для реалізації всіх необхідних функцій системи.

Отже, у цьому пункті було описано вибір засобів розробки для програмного методу ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття. Було обрано такі інструменти: Google Colab, Flask та Python. Google Colab забезпечує обчислювальні ресурси, необхідні для навчання моделі машинного навчання, що робить її ідеальною для таких задач. Flask використовується для швидкої та зручної розробки веб-додатку. Python, відомий своєю простотою, читабельністю та наявністю великої кількості бібліотек для машинного навчання та веб-розробки, став основною мовою програмування для цієї системи. Використання цих інструментів дозволило створити потужну та ефективну інформаційну систему, яка може бути легко розширена та адаптована до нових завдань.

3.3 Особливості реалізації програмних складових системи

Реалізація програмного методу для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття включає кілька ключових етапів, які спільно працюють для досягнення цілі системи. Першим етапом є розробка інтерфейсу користувача, який забезпечує зручний та інтуїтивно зрозумілий спосіб взаємодії з системою для користувача. Інтерфейс може включати в себе елементи введення даних, кнопки та панелі для навігації та відображення результатів.

Наступним етапом є модуль завантаження та обробки даних, який відповідає за отримання вхідних даних і підготовку їх для подальшого аналізу та обробки. Цей модуль може включати функції для завантаження зображень або інших даних, попередньої обробки, такої як ресайз, нормалізація та аугментація даних.

Після цього проводиться етап тренування моделі, де дані навчаються для виявлення пошкоджень лакофарбового покриття. Під час тренування моделі виконуються оптимізація гіперпараметрів, навчання та оцінка її продуктивності на тренувальному та тестовому наборах даних.

Модуль Interface відповідає за взаємодію з користувачем. Важливою частиною реалізації цього модуля є створення зручного та інтуїтивно зрозумілого інтерфейсу. За допомогою Flask було реалізовано веб-інтерфейс, де користувач може завантажувати зображення автомобілів, переглядати результати детекції. Метод `displayResults` відповідає за відображення результатів детекції, отриманих від модуля YOLO. Метод `getUserInput` отримує дані від користувача, такі як зображення автомобіля, та передає їх до модуля `LoadData`. Інтерфейс також включає екран завантаження, який відображається під час обробки даних та виконання детекції. На рисунку 3.2 зображено інтерфейс застосунку.

Модуль `LoadData` відповідає за завантаження та попередню обробку даних, метод `preprocessData` модуля `LoadData` виконує не лише нормалізацію зображень, а й аугментацію, що допомагає покращити роботу моделі YOLO. Нормалізація включає зміну розміру та перетворення зображень у формат, зрозумілий для моделі. Аугментація даних робить тренувальний набір різноманітнішим за рахунок застосування різних трансформацій, таких як обертання, віддзеркалення та зміна яскравості. Це покращує якість навчання та здатність моделі розпізнавати пошкодження на зображеннях з різними умовами освітлення та перспективами.

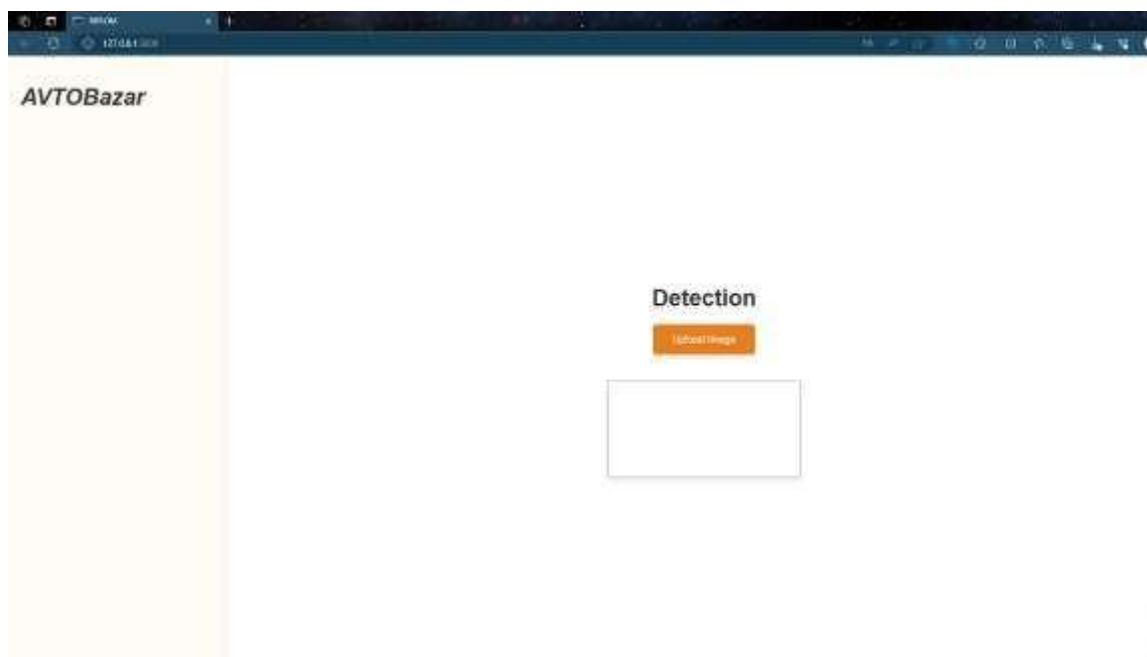


Рисунок 3.2 – Інтерфейс застосунку

На рисунку 3.3 зображено роботу даного модуля.

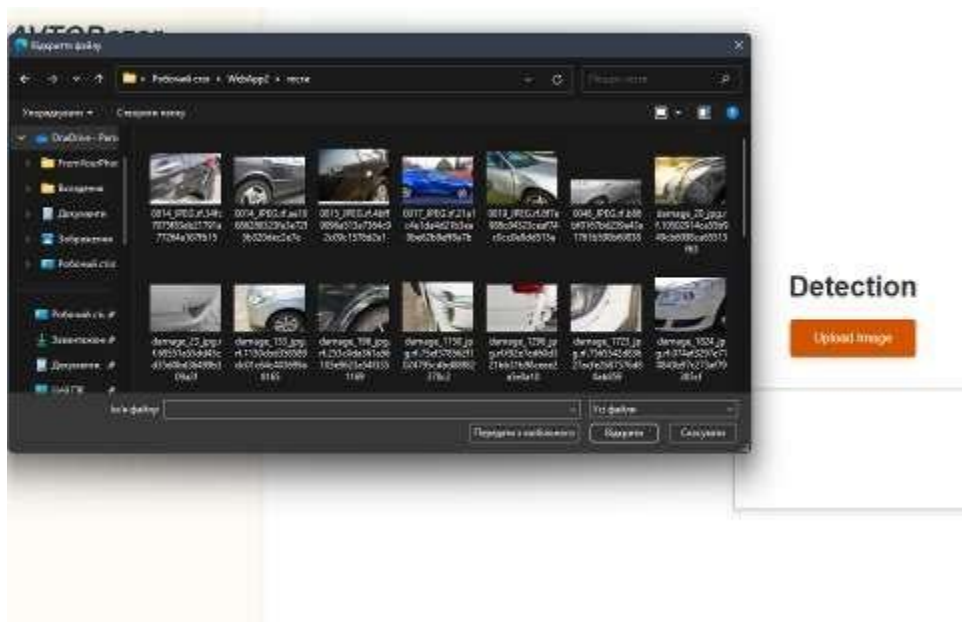


Рисунок 3.3 – Завантаження зображень

Модуль ModelTraining відповідає за тренування моделі машинного навчання. Під час тренування за допомогою методу trainModel важливо

налаштувати гіперпараметри моделі, такі як швидкість навчання, кількість епох та розмір партії. Після завершення тренування модель оцінюється на тестовому наборі даних за допомогою методу evaluateModel, який обчислює ключові метрики, включаючи точність, відгук та F1-міру. F1-міра є особливо важливою метрикою, оскільки вона враховує як точність, так і відгук моделі, що дозволяє зрозуміти її здатність до виявлення об'єктів правильно і повноцінно.

На рисунку 3.4 зображена F1-міра моделі застосунку.

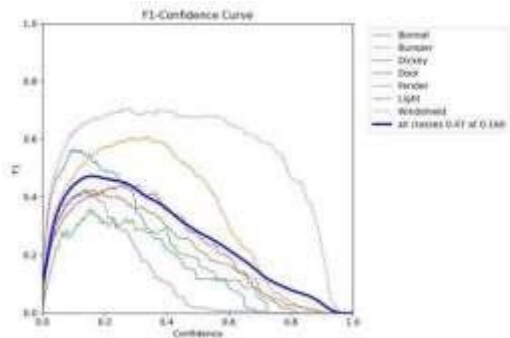


Рисунок 3.4 – F1-міра моделі застосунку

Ці метрики допомагають оцінити якість моделі та визначити, чи готова вона до використання у реальних умовах.

На рисунку 3.5 зображено процес тренування моделі в Google Colab.

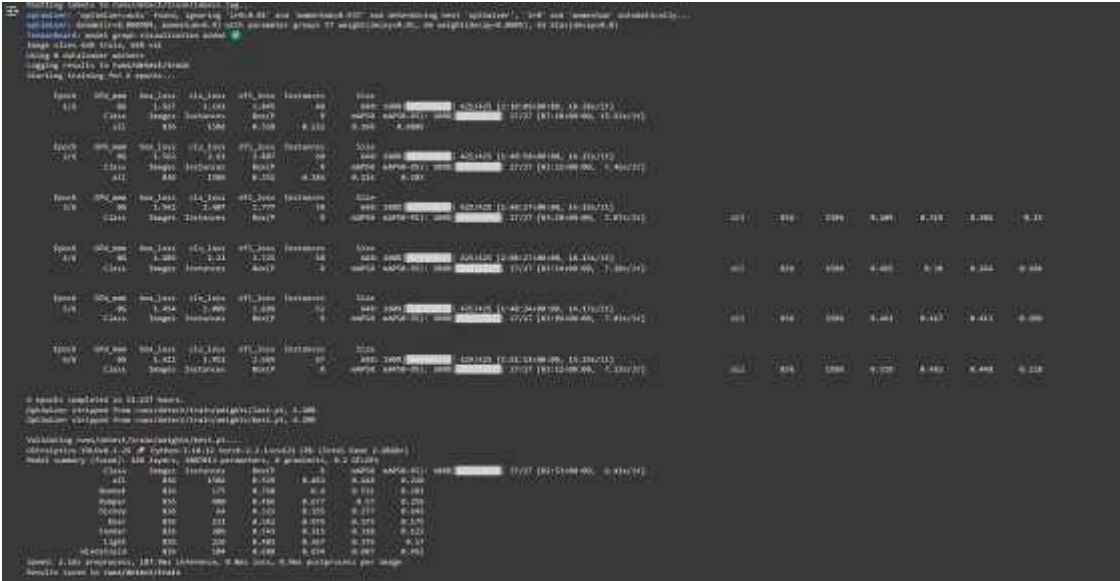


Рисунок 3.5 – Процес тренування моделі в Google Colab

Повноцінні результати тренування моделі представлені на рисунку 3.6.

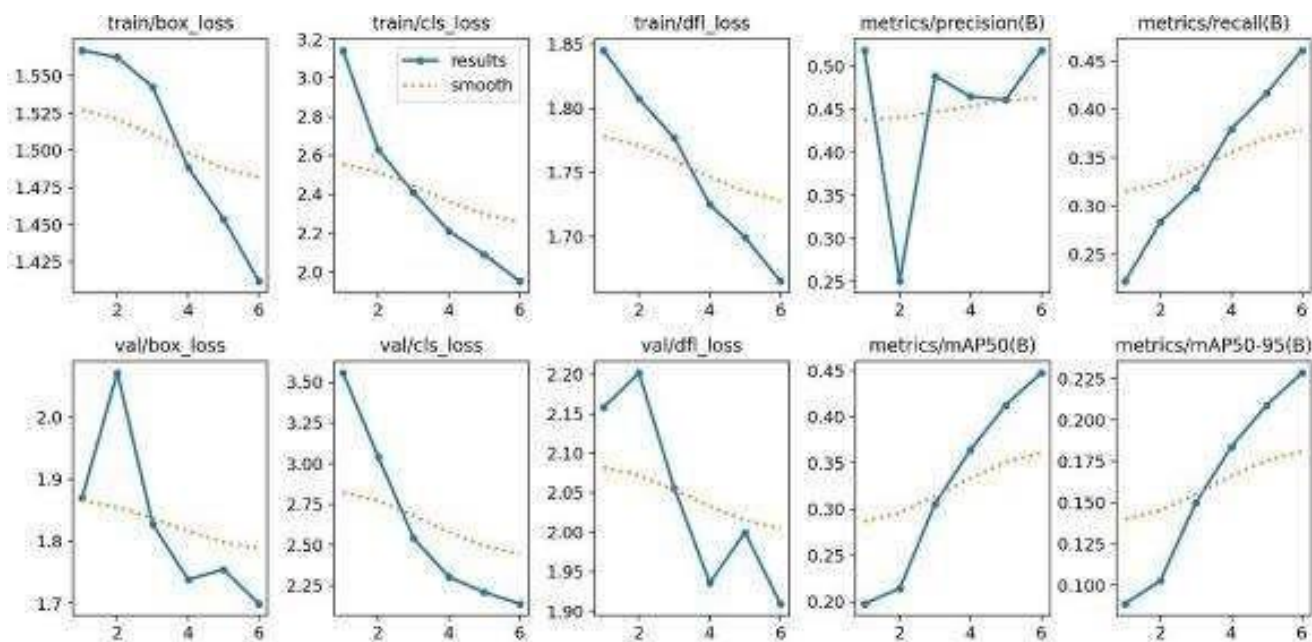


Рисунок 3.6 – Результат навчання моделі

На рисунку 3.7 зображено тестову детекцію пошкоджень за допомогою модуля YOLO.

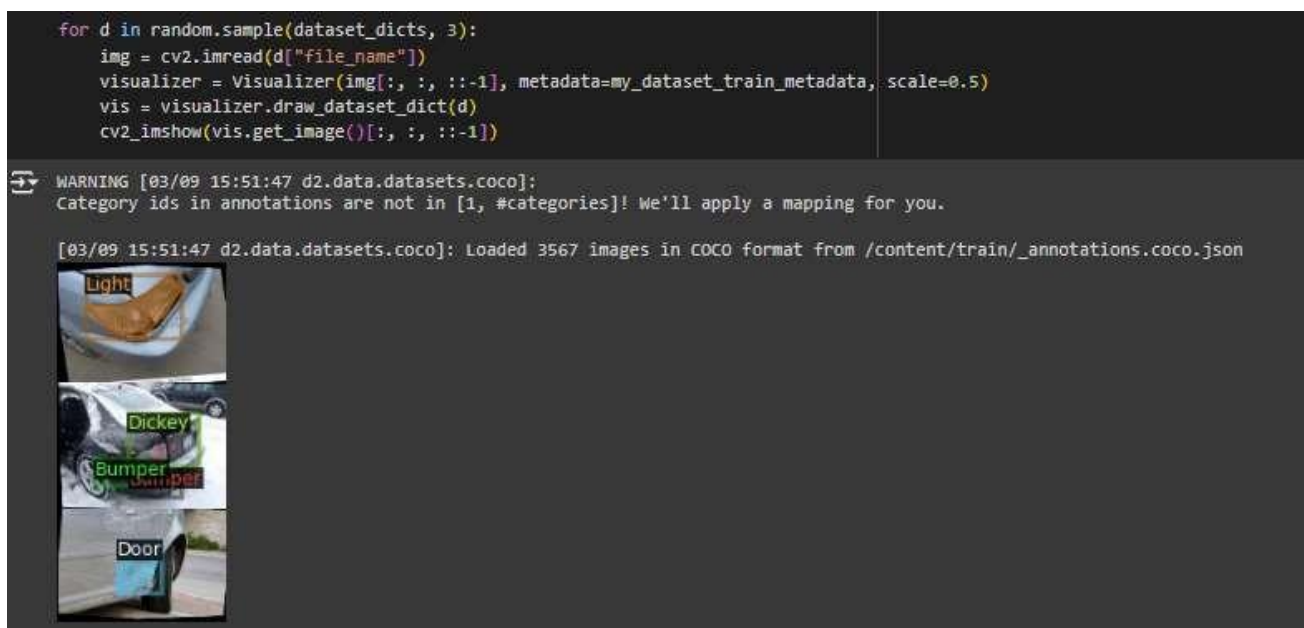


Рисунок 3.7 – Тестова детекція пошкоджень

Матриця сплутаності показує кількість правильно та неправильно класифікованих зразків для кожного класу. Результат матриці зображено на рисунку 3.8.

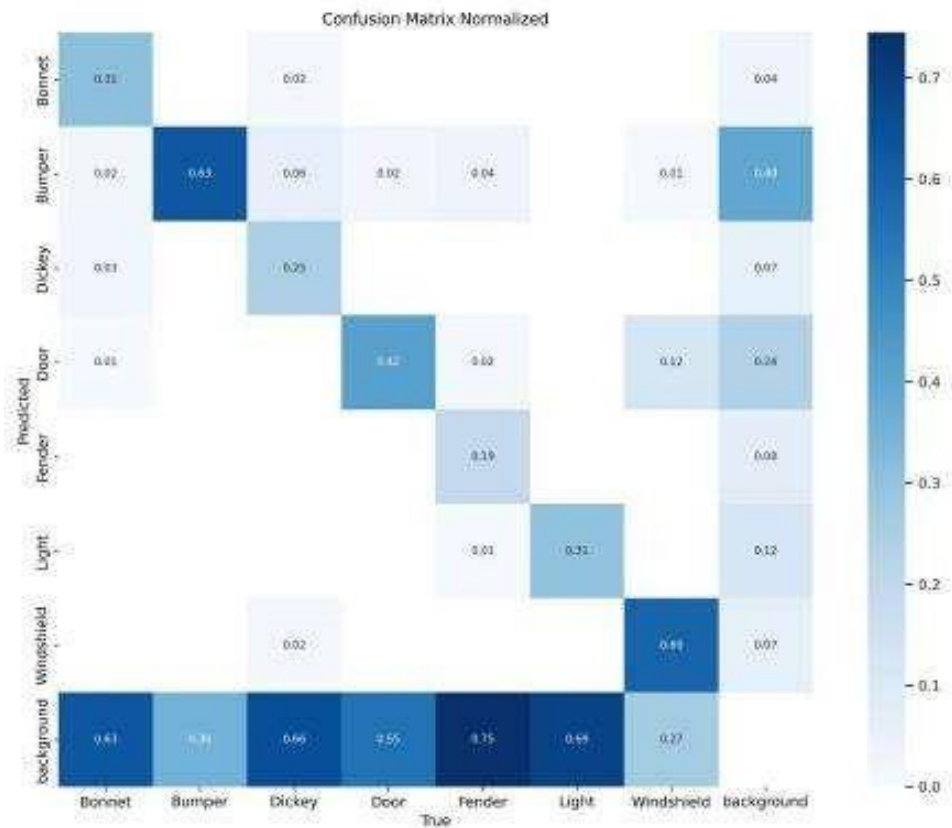


Рисунок 3.8 – Матриця сплутаності

Процес реалізації програмного методу включає декілька важливих етапів, кожен з яких був детально описаний у цьому розділі. Від створення інтуїтивно зрозумілого інтерфейсу користувача до реалізації складних алгоритмів детекції пошкоджень, кожен модуль відіграє ключову роль у забезпеченні загальної функціональності системи. Наведені зображення демонструють результати виконання основних компонентів системи, що допомагає краще зрозуміти їхню роботу та взаємодію.

Код, що представляє реалізацію програмного застосунку з використанням моделі YOLO для ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних для вебсистеми з продажу вживаних

автомобілів. Розглянемо кожну частину коду:

Імпорт бібліотек:

- `from ultralytics import YOLO`: Імпортує клас YOLO з бібліотеки Ultralytics, який використовується для об'єктного розпізнавання.
- `from flask import request, Flask, jsonify`: Імпортує класи та функції Flask для створення веб-сервера та обробки запитів.
- `from waitress import serve`: Імпортує функцію `serve` з бібліотеки Waitress для запуску веб-сервера.
- `from PIL import Image`: Імпортує клас Image з бібліотеки Python Imaging Library (PIL) для роботи з зображеннями.
- `import json`: Імпортує модуль json для роботи з JSON-даними.

Ініціалізація Flask-додатку:

- `app = Flask(__name__)`: Створює Flask-додаток.

Маршрутизація запитів:

- `@app.route("/")`: Декоратор, який встановлює маршрут для головної сторінки.
- `@app.route("/detect", methods=["POST"])`: Декоратор, який встановлює маршрут для обробки POST-запитів на виявлення об'єктів на зображенні.

Обробник головної сторінки:

- `root()`: Функція, яка повертає вміст файлу `index.html` при отриманні запиту на головну сторінку.

Обробник запиту на виявлення об'єктів:

- `detect()`: Функція, яка обробляє POST-запит на виявлення об'єктів на зображенні. Вона приймає завантажений файл зображення, передає його через мережу об'єктного розпізнавання YOLOv8 і повертає рядок JSON з координатами та інформацією про виявлені об'єкти.

Функція виявлення об'єктів на зображенні:

- `detect_objects_on_image(buf)`: Функція, яка приймає потік зображення, передає його через мережу об'єктного розпізнавання YOLOv8 та

повертає масив координат та інформації про виявлені об'єкти.

Запуск веб-сервера:

– `serve(app, host='0.0.0.0', port=8080)`: Запускає веб-сервер, який слухатиме запити на всіх мережевих інтерфейсах на порту 8080.

Отже, у цьому пункті було описано особливості реалізації програмного методу для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття. Система складається з чотирьох основних модулів:

- Interface ;
- LoadData;
- ModelTraining;
- YOLO.

Модуль Interface відповідає за взаємодію з користувачем та забезпечує зручний інтерфейс для завантаження зображень та перегляду результатів детекції. Модуль LoadData завантажує та обробляє зображення, включаючи нормалізацію та аугментацію даних. Модуль ModelTraining тренує модель машинного навчання на основі архітектури YOLO, оцінює її продуктивність та зберігає результати. Модуль YOLO використовує попередньо навчену модель для детекції пошкоджень на зображеннях та візуалізації результатів.

Взаємодія між модулями забезпечується за допомогою передачі даних та виклику методів. Кожен модуль відіграє важливу роль у загальній функціональності системи. Програмна реалізація системи включає наступні кроки: розробка інтерфейсу користувача, завантаження та обробка даних, тренування моделі та виявлення пошкоджень. За допомогою Flask було реалізовано веб-інтерфейс, де користувач може завантажувати зображення та переглядати результати детекції. Модуль LoadData завантажує зображення, нормалізує їх та застосовує аугментацію даних для покращення роботи моделі. Модель машинного навчання тренується на наборі даних зображень з пошкодженнями та без них. Модуль YOLO використовує попередньо навчену модель для детекції пошкоджень на нових зображеннях та візуалізації результатів.

3.4 Тестування інформаційної системи та вимоги до розгортання

Тестування є ключовим етапом розробки програмного методу, яке дозволяє переконатися у її коректній роботі та відповідності всім вимогам. У даному випадку тестування проводилося з метою перевірки точності та надійності системи ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття.

Один із методів тестування передбачає використання тест-кейсів. Тест-кейси є важливим елементом експериментального тестування інформаційної системи. Вони містять детально описані кроки тестування, що дозволяють перевірити виконання конкретних функцій або сценаріїв системи для підтвердження їх коректності та відповідності встановленим вимогам.

Таблиця 3.5 Тест-кейс TS0001

Тест-кейс TS0001	ID: 1	Приоритет:	Створено: 22.04.24, Безпалій С.В
Назва: Проведення тестування взаємодії з користувачем, завантаження зображень через веб-інтерфейс			
Вхідні дані: Тестове завдання: відкрити веб-сервіс, обрати фото			
Кроки		Очікуваний результат	
Запустити сервіс. Натиснути кнопку “Upload Image”		Відкриття вікна для обирання файлу.	
Результат виконання тест-кейсу: перевірку пройдено успішно.			

Після виконання усіх зазначених кроків можна побачити, успішне проходження тестування (рисунок 3.9).

Опис тест-кейсу TS0002 наведено в таблиці 3.6.



Рисунок 3.9 – Успішне проходження тестування

Таблиця 3.6 Тест-кейс TS0002

Тест-кейс ID: TS0002	Приорітет: 1	Створено: 22.04.24, Безпалій С.В
Назва: Перевірка можливостей детекції		
Вхідні дані: Тестове завдання: відкрити веб-сервіс, обрати фото,		
Кроки		Очікуваний результат
Запустити сервіс. Натиснути кнопку “Upload Image” Вибрати зображення формату png, jpeg		На обраному фото з’явиться обмежувальна рамка в місці пошкодження лакофарбового покриття.
Результат виконання тест-кейсу: перевірку пройдено успішно.		

Після натискання кнопки “Upload Image” та вибору певного зображення з’явиться результат детекції (рис 3.10).

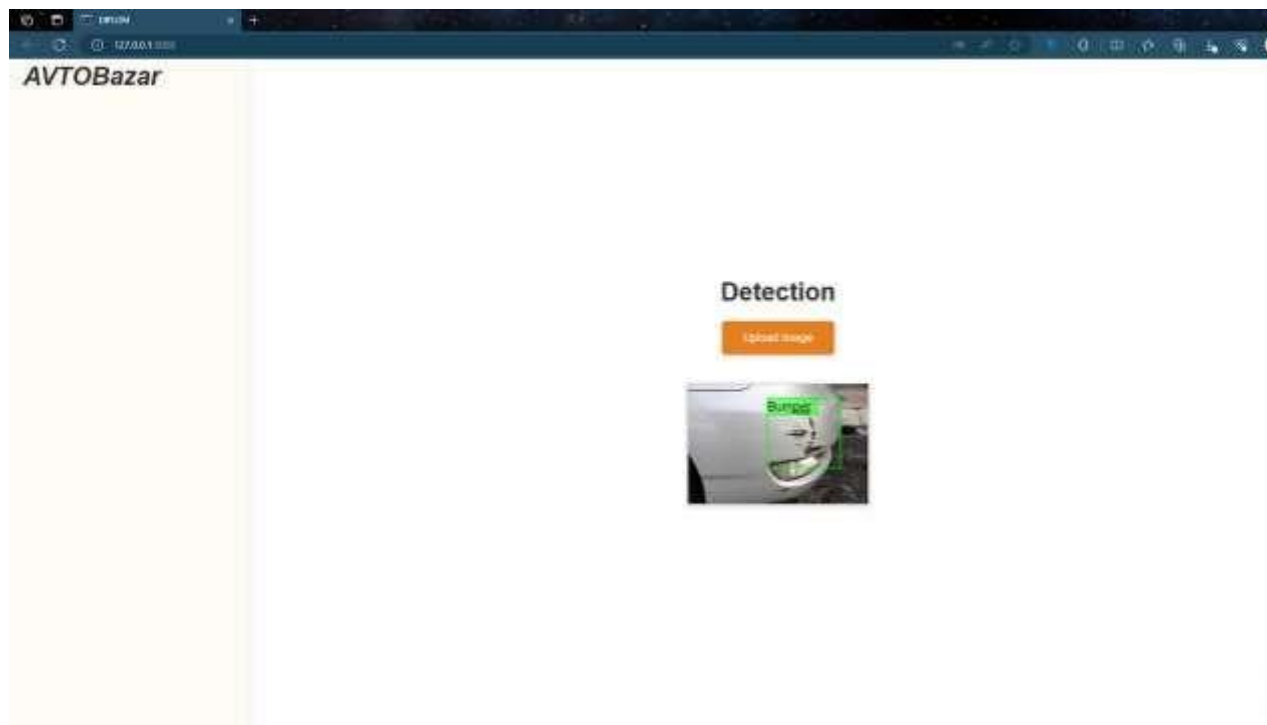


Рисунок 3.10 – Результат детекції

Проведемо тестування на помилки. Опис тест кейсу TS0003 в таблиці 3.7.

Таблиця 3.7 Тест-кейс TS0003

Тест-кейс ID: TS0002	Приорітет: 2	Створено: 22.04.24, Безпалий С.В
Назва: Перевірка можливостей детекції		
Вхідні дані: Тестове завдання: відкрити веб-сервіс, обрати фото не автомобіля		
Кроки		Очікуваний результат
Запустити сервіс. Натиснути кнопку “Upload Image” Вибрати зображення формату png, jpeg, зображення повинне бути не автомобіля.		Під обраним фото з’явиться повідомлення з помилкою.
Результат виконання тест-кейсу: перевірку пройдено успішно.		

При виборі фото, що не відповідає вимогам, а саме за відсутності на фото автомобіля отримуємо помилку, що засвідчує успішне проходження тест-кейсу.

Результати тест-кейсу зображені на рисунку 3.11

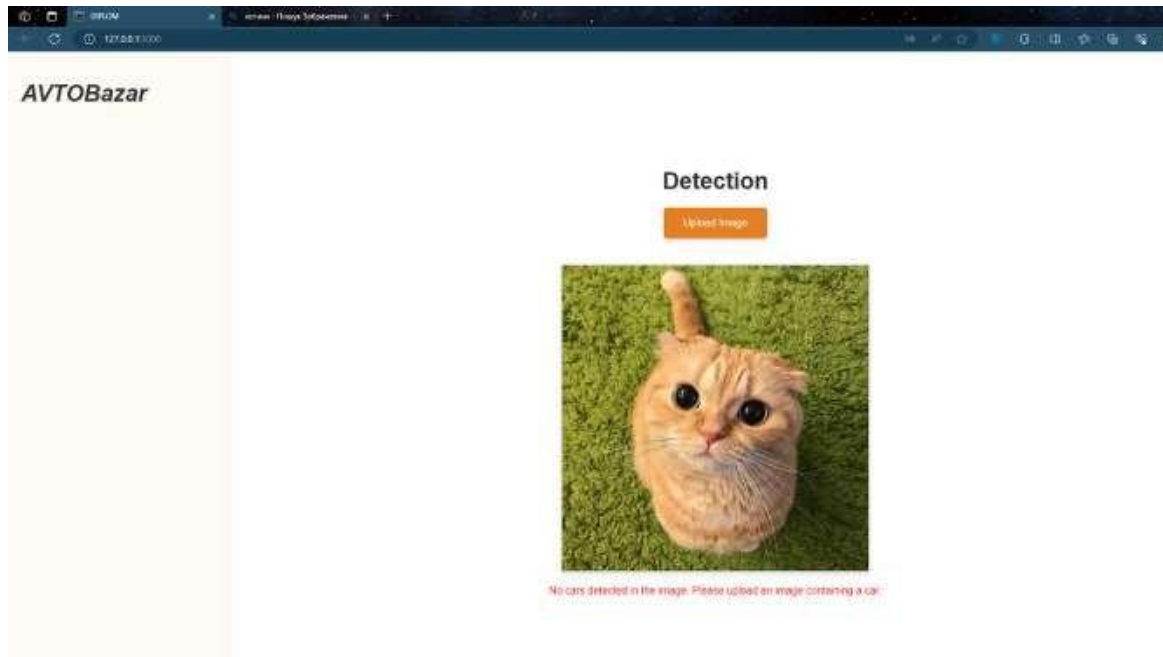


Рисунок 3.11 – Повідомлення про помилку.

Результати тестування показали, що система коректно обробляє та аналізує зображення, забезпечуючи високу точність виявлення пошкоджень. Час виконання обробки зображень знаходиться в межах допустимих значень, а використання ресурсів є оптимальним. Система демонструє високу надійність та стабільність роботи.

Щоб забезпечити належну функціональність цієї інформаційної системи, необхідно відповідати конкретним вимогам:

Програмні вимоги:

- Операційна система: Linux, Windows.
- Python: Версія 3.8 або новіша.

3.5 Основна функціональність вебсистеми

Для успішного використання веб-системи користувачем необхідно виконати декілька кроків.

Після того, як головна сторінка буде завантажена, користувачеві потрібно знайти та натиснути кнопку “Upload Image”. На рисунку 3.12 показано, як виглядає кнопка “Upload Image” на інтерфейсі веб-системи.



Рисунок 3.12 - Кнопка “Upload Image”

Ця кнопка розміщена в центральній області, щоб її було легко знайти. Натискання на кнопку “Upload Image” відкриває діалогове вікно для завантаження файлу зображення з локального комп'ютера користувача. Цей крок є першим і дуже важливим, оскільки він ініціює процес завантаження зображення, яке буде аналізуватися системою.

Після натискання на кнопку “Upload Image”, користувачеві буде представлено стандартне діалогове вікно вибору файлу. У цьому вікні користувач повинен знайти та вибрати зображення автомобіля, яке він хоче проаналізувати. Вибір правильного файлу є критичним, оскільки система буде використовувати це зображення для виявлення пошкоджень лакофарбового покриття. Користувач може навігаціювати через свої локальні папки, шукати необхідне зображення та виділити його для завантаження. На рисунку 3.13 показано, як виглядає діалогове вікно вибору файлу зображення.

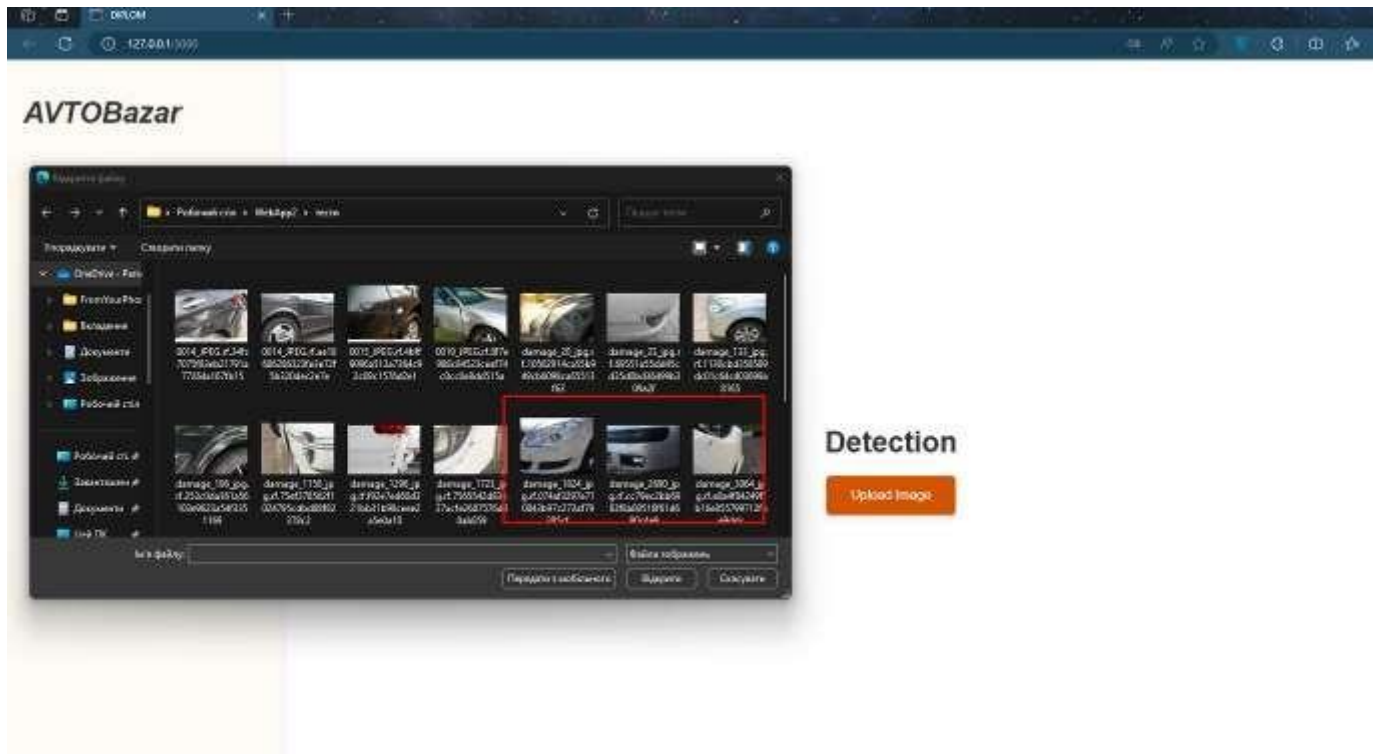


Рисунок 3.13 – Вибір необхідного зображення

Після того, як файл зображення буде вибраний, користувачеві потрібно натиснути кнопку “Open” або аналогічну кнопку у діалоговому вікні, щоб підтвердити вибір файлу. Після цього зображення буде завантажено у веб-систему, і користувач побачить його на екрані інтерфейсу.

Далі, щоб розпочати процес виявлення пошкоджень на зображенні, користувачеві потрібно натиснути кнопку “Detect”. Ця кнопка розташована поруч з областю завантаженого зображення веб-системи. Натискання на кнопку “Detect” ініціює процес аналізу зображення за допомогою моделі YOLO. Система почне обробляти зображення, застосовуючи алгоритми розпізнавання, щоб виявити будь-які пошкодження лакофарбового покриття.

На рисунку 3.14 показано, як виглядає інтерфейс після натискання кнопки “Detect”.

Зображення автомобіля буде показано разом з обмежувальними рамками навколо виявлених пошкоджень. Користувач зможе переглянути результати та зберегти їх.

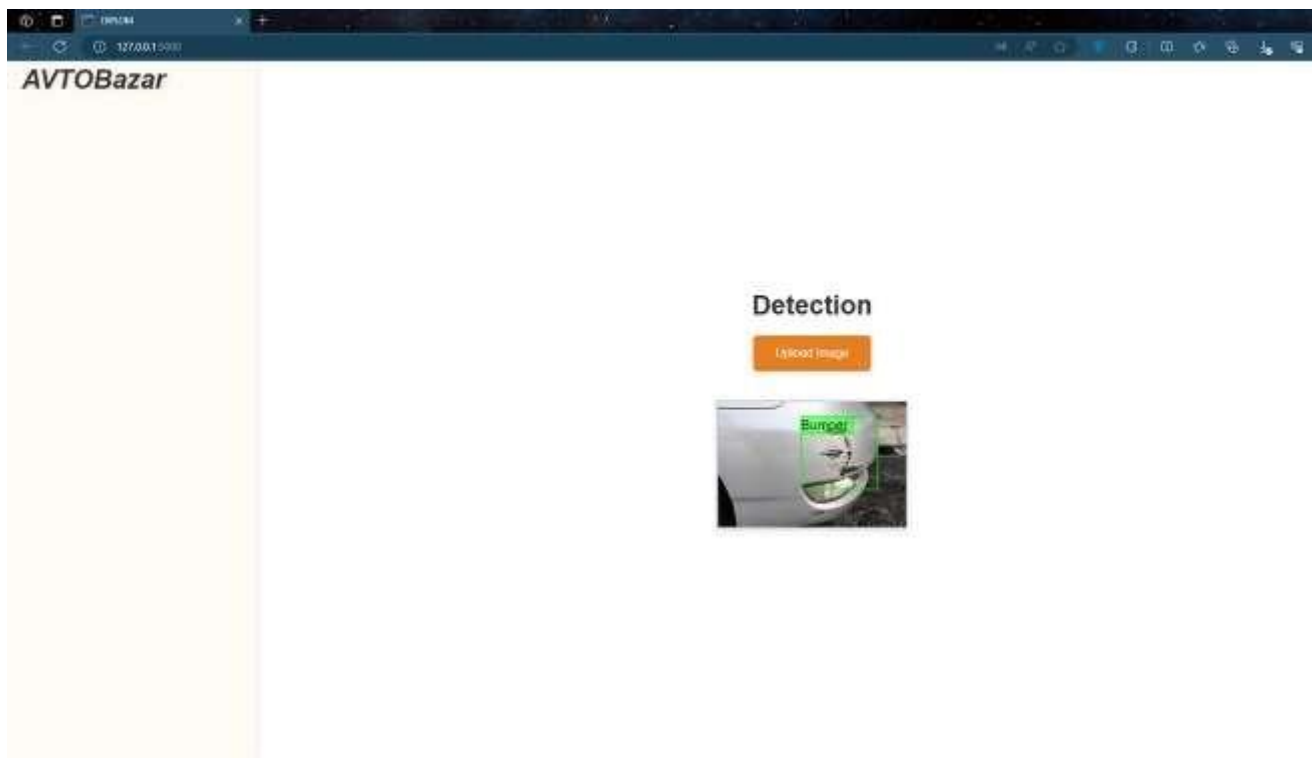


Рисунок 3.14 – Інтерфейс після натискання кнопки “Detect”

Ці кроки забезпечують ефективне використання веб-системи для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття, дозволяючи користувачам легко завантажувати зображення, аналізувати їх та отримувати результати у зручному форматі.

3.6 Результати оцінювання спрощення

Для оцінки спрощення процесу ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу порівняно з традиційним ручним методом було проведено дослідження. У цьому дослідженні взяли участь 4 експертів з досвідом роботи у сфері оцінки пошкоджень автомобілів. Використовувалися фотографії 24 автомобілів з різними типами пошкоджень лакофарбового покриття, такими як подряпини, тріщини, вм'ятини та відшарування фарби. На рисунку 3.15, 3.16 та в таблиці 3.8. представлено результати ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття експертами та з використанням методів інтелектуального аналізу.



Рисунок 3.15 – Приклад порівняння.

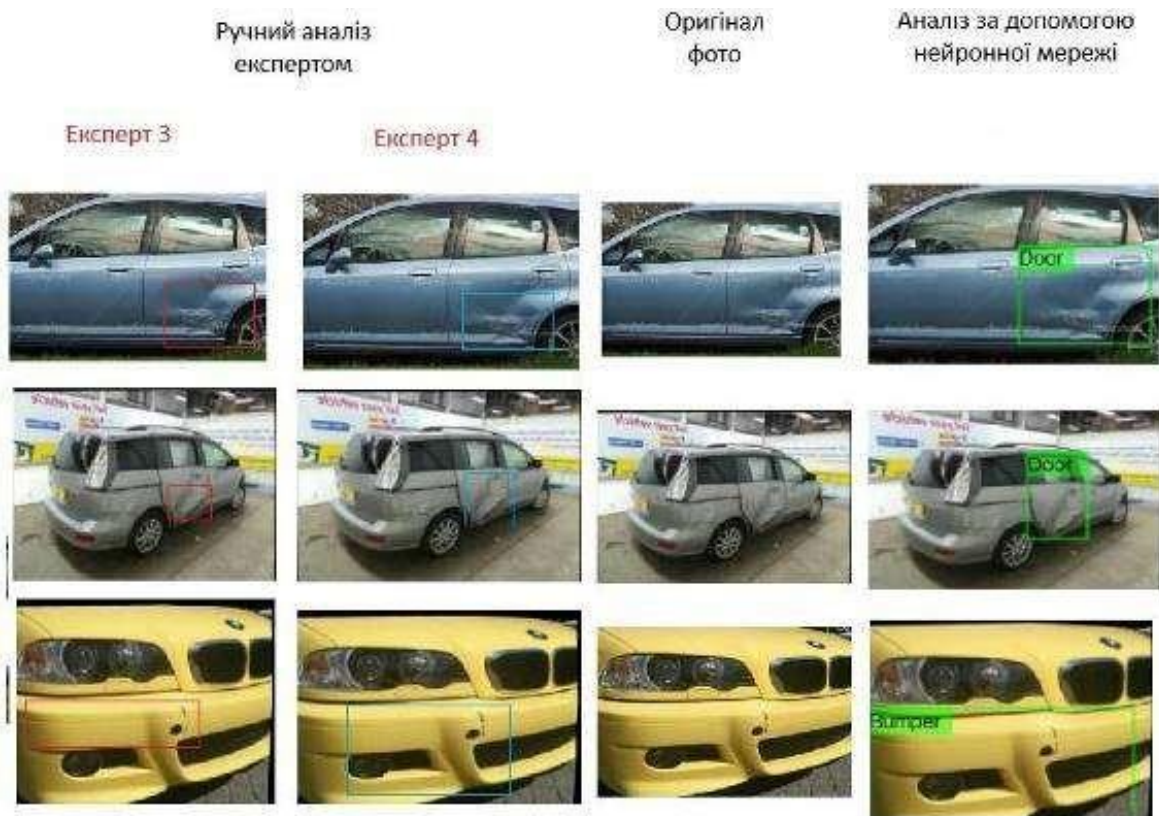


Рисунок 3.16 – Порівняння результатів.

Таблиця 3.8 - порівняння видів аналізу пошкодженого лакофарбового покриття.

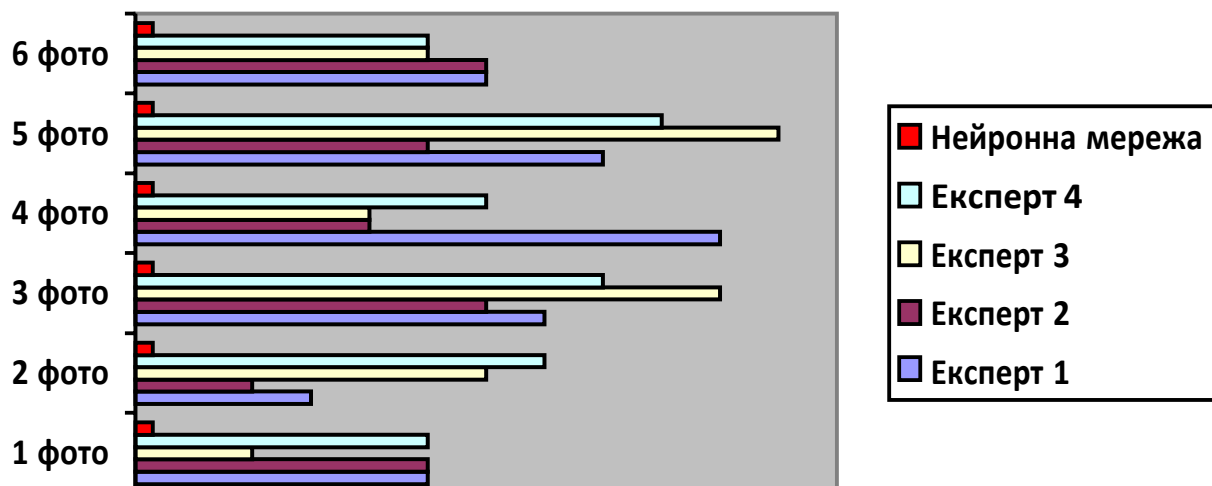
Фото Авто	Ручний аналіз пошкоджень								Автоматичний аналіз пошкоджень		Загальна кількість дефектів
	Експерт 1		Експерт 2		Експерт 3		Експерт 4		Нейронна мережа		
	Час	Точність	Час	Точність	Час	Точність	Час	Точність	Час	Точність	
1	5 хв	100%	5 хв	80%	2 хв	80%	5 хв	60%	2 сек.	100%	5
2	3 хв	100%	2 хв	100%	6 хв	100%	7 хв	67%	2 сек.	100%	3
3	7 хв	100%	6 хв	67%	10 хв	67%	8 хв	67%	2 сек.	100%	3
4	10 хв	100%	4 хв	50%	4 хв	50%	6 хв	50%	2 сек.	100%	2
5	8 хв	100%	5 хв	50%	11 хв	50%	9 хв	50%	2 сек.	100%	2
6	6 хв	100%	6 хв	50%	5 хв	50%	5 хв	50%	2 сек.	100%	2

На рисунку 3.17 зображена порівняльна діаграма витрати часу між ручним та автоматичним аналізом.

На рисунку 3.18 зображена порівняльна діаграма точності між ручним аналізом та автоматичним.

Ручний аналіз полягав у тому, що експерти ідентифікували та класифікували пошкодження на фотографіях. Кожному експерту було надано по 6 фотографій, і час, необхідний для аналізу кожного зображення, був зафіксований. Автоматичний аналіз здійснювався за допомогою розробленої системи на основі архітектури YOLOv8. Система автоматично обробляла ті ж самі 10 фотографій, ідентифікуючи та класифікуючи пошкодження.

Результати порівнювалися за трьома критеріями: точність, швидкість та зручність використання.



Порівняння витрати часу між ручним та автоматичним аналізом.

Рисунок 3.17 – Порівняльна діаграма витрати часу між ручним та автоматичним аналізом.

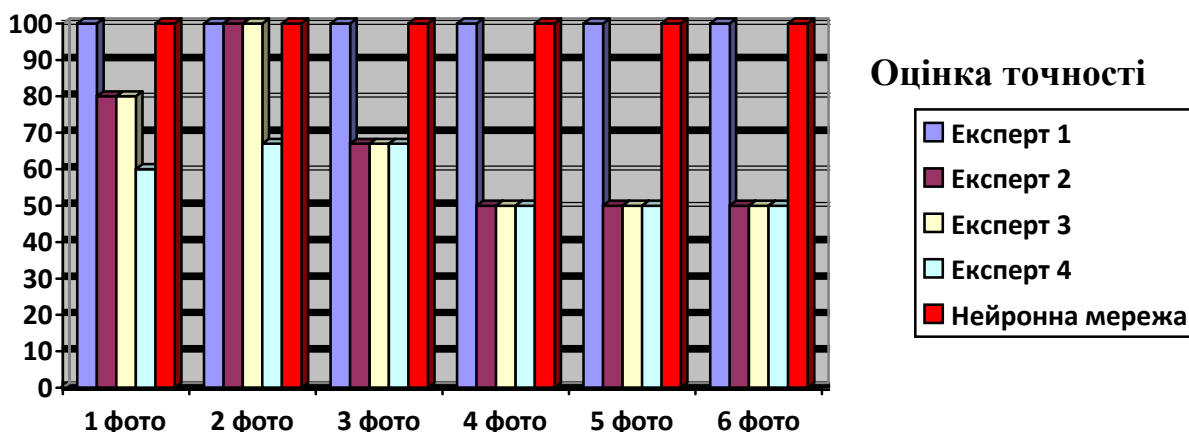


Рисунок 3.18 – Порівняльна діаграма точності між ручним аналізом та автоматичним.

Точність системи інтелектуального аналізу становила 100%, тобто за використання методів інтелектуального аналізу зображень на основі згорткової нейронної мережі, було розпізнано всі наявні дефекти на всіх проаналізованих зображеннях.

Точність виявлення пошкоджень за використання експертного методу коливалася в межах від 50% до 100%. Слід зауважити, що 100%-ве виявлення

пошкоджень мало місце лише в 8-х випадках з 24-х, тобто у 33% розпізнавань. В той же час 50%-ва точність розпізнавання мала місце в 9-х випадках з 24-х, тобто майже у 40% розпізнавань. Також слід зауважити, що при використанні експертного методу суттєву роль суб'єктивний чинник. Так, результати розпізнавання 1-м експертом в усіх 6 випадках становили 100% (найкращий результат), а у 4-го експерта показники коливалися в межах 50-67% (найгірший результат).

Час виявлення пошкоджень за допомогою експертного методу коливалася в межах від 2 хвилин до 11 хвилин. Слід зауважити, що найкоротший час аналізу становив 2 хвилини (Експерт 3 для Фото 1). В той же час, найдовший час аналізу становив 11 хвилин (Експерт 3 для Фото 4).

Також слід зауважити, що при використанні експертного методу суттєву роль відіграє суб'єктивний чинник. Наприклад, результати розпізнавання у Експерта 1 для всіх 6 випадків становили 5 хвилин, а у Експерта 4 показники коливалися в межах від 5 до 8 хвилин. Найбільша варіативність часу спостерігалася у Експерта 3: від 2 до 11 хвилин.

В той же час, автоматичний аналіз пошкоджень за допомогою нейронної мережі займав лише 2 секунди для кожного фото, незалежно від кількості дефектів. Таким чином, автоматичний метод не тільки забезпечував стабільну точність у 100%, але й значно прискорював процес виявлення пошкоджень у порівнянні з ручним аналізом. В той же час, автоматичний аналіз пошкоджень за допомогою нейронної мережі займав лише 2 секунди для кожного фото, незалежно від кількості дефектів. Таким чином, автоматичний метод не тільки забезпечував стабільну точність в 100%, але й значно прискорював процес виявлення пошкоджень у порівнянні з ручним аналізом.

Висока точність автоматизованої системи була досягнута завдяки використанню алгоритмів машинного навчання та спеціалізованого класифікатора, який враховував різні типи пошкоджень. У середньому, час аналізу одного зображення експертом складав близько 5 хвилин. Це включало час на огляд, ідентифікацію, класифікацію та документування пошкоджень.

Автоматична система виконувала аналіз за декілька секунд завдяки ефективній обробці зображень та оптимізованим алгоритмам в архітектурі YOLOv8.

Автоматизований підхід показав значні переваги в зручності використання. Система не вимагала спеціальних навичок від користувачів, оскільки весь процес був автоматизованим. Це забезпечило високу зручність для кінцевих користувачів, які могли швидко завантажувати фотографії та отримувати результати без необхідності залучення експертів. Ручний метод вимагав залучення кваліфікованих експертів, що підвищувало витрати та час на оцінку, а процес був трудомістким і залежав від людського фактору.

Результати дослідження представлені в таблиці 3.9.

Таблиця 3.9 – Результати дослідження

Критерій	Ручний аналіз	Автоматичний аналіз
Точність	50-100%	100%
Швидкість	2-11 хвилин/зображення	2 секунди/зображення
Зручність використання	Вимагає експертних навичок	Не потребує спеціальних навичок
Переваги	- Більш експертний аналіз пошкоджень - Можливість одразу визначити причину та вартість відновлення	- Вища точність - Значно швидша обробка - Вища зручність використання - Зниження витрат - Покращення ефективності
Недоліки	- Вищі витрати - Більш тривалий час обробки - Трудомісткий процес - Залежність від людського фактору	-

Результати дослідження показали, що вебсервіс для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття на вживаних автомобілях, який використовує методи інтелектуального аналізу даних, перевершив ручний аналіз за всіма параметрами.

3.7 Висновки до розділу 3

Виконано програмну реалізацію методу ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття як вебсистеми з 4 модулів і з використанням мови програмування Python на основі бібліотек ultralytics, flask, waitress, PIL, json, що включає визначення структури програмного продукту. Реалізовано модулі завантаження та обробки даних, тренування моделі та виконання детекції пошкоджень.

Було виконано тестування програмного застосунку з використанням метрик точності, повноти, F1-міри, а також аналіз часу виконання та ресурсомісткості.

Відповідно до результатів тестування, точність виявлення пошкоджень за допомогою нейронної мережі становила 100%, що значно перевищує результати експертного методу, де точність коливалася в межах від 50% до 100%. Важливо зазначити, що 100%-ве виявлення пошкоджень за експертного методу мало місце лише у 33% розпізнавань, тоді як 50%-ва точність спостерігалася майже у 40% випадків.

Аналіз часу виконання показав значні переваги автоматичного методу. Час аналізу пошкоджень за допомогою нейронної мережі становив лише 2 секунди для кожного фото, незалежно від кількості дефектів. У порівнянні, час виявлення пошкоджень за допомогою експертного методу коливався від 2 хвилин до 11 хвилин, при середньому часі аналізу близько 5 хвилин.

Загальні висновки

Кваліфікаційна робота бакалавра спрямована на створення і реалізацію методу спрощення ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття на автомобілях.

Метод ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття транспортних засобів ґрунтується на обробці зображень фрагментів автомобілів з ушкодженнями за допомогою згорткової нейронної мережі YOLO з модифікованою базовою архітектури YOLOv8 через додавання власного класифікатору та генератору анкорів.

Для навчання та тестування нейронної мережі було використано датасет із зображеннями транспортних засобів з різними типами пошкоджень лакофарбового покриття з широким спектром умов їх отримання. Було визначено критерії оцінки спрощення ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття.

Програмна реалізація методу функціонує як веб-система з 4 модулів, написана на мові програмування Python з використанням бібліотек ultralytics, flask, waitress, PIL та json з модулями завантаження та обробки даних, тренування моделі та виконання детекції пошкоджень.

Результати тестування програмної реалізації методу підтвердили його високу ефективність і точність, використовуючи метрики точності, повноти, F1-міри, а також аналіз часу виконання та ресурсомісткості.

Точність виявлення пошкоджень за допомогою нейронної мережі становила 100%, що значно перевищує результати експертного методу, де точність коливалася в межах від 50% до 100%. Автоматичний аналіз пошкоджень за допомогою нейронної мережі займав лише 2 секунди для кожного фото, тоді як експертний метод займав від 2 до 11 хвилин.

Перелік посилань

1. “Automatic Detection and Identification of Defects by Deep Learning Algorithms from Pulsed Thermography Data” [Електронний ресурс] // MDPI. — Режим доступу: <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/9/4444> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.
2. “What is Computer Vision?” [Електронний ресурс] // IBM. — Режим доступу: <https://www.ibm.com/topics/computer-vision> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.
3. “Awesome NLP — 18 High-Quality Resources for studying NLP” автора Fabio Chiusano [Електронний ресурс] // NLPlanet, Medium. — Режим доступу: <https://medium.com/nlplanet/awesome-nlp-18-high-quality-resources-for-studying-nlp-1b4f7fd87322> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.
4. “Машинне навчання: основні поняття та алгоритми в Data Science” [Електронний ресурс] // Optima Study. — Режим доступу: <https://optima.study/blog/mashinne-navchannya-osnovni-ponyattya-ta-algoritmi-v-data-science> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.
5. “Image Segmentation” [Електронний ресурс] // Photutils. — Режим доступу: <https://photutils.readthedocs.io/en/stable/segmentation.html> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.
6. “Texture” [Електронний ресурс] // Wikipedia. — Режим доступу: <https://en.wikipedia.org/wiki/Texture> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.
7. “Colour Science for Python” [Електронний ресурс] // Colour Science. — Режим доступу: <https://www.colour-science.org/> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.
8. “Що таке машинне навчання?” [Електронний ресурс] // Qudata. — Режим доступу: <https://qudata.com/uk/blog/what-is-machine-learning/> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.
9. “1.10. Decision Trees — scikit-learn 1.5.0 documentation” [Електронний ресурс] // Scikit-learn. — Режим доступу: https://scikit-learn.org/1.5.0/tutorial/model_selection/tree_based_models/decision_trees.html

learn.org/stable/modules/tree.html (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

10. “1.4. Support Vector Machines — scikit-learn 1.5.0 documentation” [Електронний ресурс] // Scikit-learn. — Режим доступу: <https://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

11. “Artificial Neural Networks and its Applications” [Електронний ресурс] // GeeksforGeeks. — Режим доступу: <https://www.geeksforgeeks.org/artificial-neural-networks-and-its-applications/> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

12. “[1506.02640] You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection” [Електронний ресурс] // Arxiv. — Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/1506.02640> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

13. “PRECISION | definition in the Cambridge English Dictionary” [Електронний ресурс] // Cambridge Dictionary. — Режим доступу: <https://dictionary.cambridge.org/us/dictionary/english/precision> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

14. “Precision and recall” [Електронний ресурс] // Wikipedia. — Режим доступу: https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_and_recall (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

15. “Показник F1 у машинному навчанні” [Електронний ресурс] // TheTransmitted. — Режим доступу: <https://thetransmitted.com/adlucem/pokaznyk-f1-u-mashynnomu-navchanni/> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

16. “Understanding Intent & Concepts Themes (SEO Smart Keyword Research)” [Електронний ресурс] // Blog Blue Media Consulting. — Режим доступу: <https://blog.bluemediaconsulting.com/understanding-intent-concepts-themes-seo-smart-keyword-research/> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

17. “File:PR curve with optimal fscore.png” [Електронний ресурс] // Wikimedia Commons. — Режим доступу: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:PR_curve_with_optimal_fscore.png (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

18. “Machine Learning: An Introduction” [Електронний ресурс] // Towards Data Science, Medium. — Режим доступу: <https://towardsdatascience.com/machine->

learning-an-introduction-23b84d51e6d0 (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

19. “Accelerate efficiency gains with optimization and AI” [Електронний ресурс] // IBM Blog. — Режим доступу: <https://www.ibm.com/blog/accelerate-efficiency-gains-with-optimization-and-ai/> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

20. “Cloudera Machine Learning overview” [Електронний ресурс] // Cloudera. — Режим доступу: <https://docs.cloudera.com/machine-learning/cloud/product/topics/ml-product-overview.html> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

21. “Improving data quality for machine learning and analytics with Cloud Dataprep” [Електронний ресурс] // Google Cloud Blog. — Режим доступу: <https://cloud.google.com/blog/products/gcp/improving-data-quality-for-machine-learning-and-analytics-with-cloud-dataprep> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

22. “The cost of “computational debt” in machine learning infrastructure” [Електронний ресурс] // Towards Data Science, Medium. — Режим доступу: <https://towardsdatascience.com/the-cost-of-computational-debt-in-machine-learning-infrastructure-228a95516047> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

23. “Understanding Machine Learning Interpretability” [Електронний ресурс] // Towards Data Science, Medium. — Режим доступу: <https://towardsdatascience.com/understanding-machine-learning-interpretability-168fd7562a1a> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

24. “How to Negotiate Car Prices” [Електронний ресурс] // Edmunds. — Режим доступу: <https://www.edmunds.com/car-buying/negotiating-101.html> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

25. “The Importance of Paint for Vehicles” [Електронний ресурс] // Paint Inspection Ltd. — Режим доступу: <https://paint-inspection.co.uk/4187-2/> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

26. “Car Paint Damage: 10 Types You Should Be Aware of” [Електронний

ресурс] // DetailXPerts Blog. — Режим доступу: <https://detailxperts.com/car-paint-damage-types/> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

27. “Іржа на авто - як попередити появу корозії” [Електронний ресурс] // Hochu. — Режим доступу: <https://news.hochu.ua/ukr/cat-relax/gadzhety/article-130595-chtobyi-ne-perekrashivat-kak-zaschitit-avto-ot-korrozii/> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

28. “Clear Coat Failure Vs Oxidation (Causes & Fixes)” [Електронний ресурс] // DetailDIY. — Режим доступу: <https://detaildiy.com/clear-coat-failure-vs-oxidation-causes-fixes/> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

29. “Вичерпний посібник із вартості ремонту автомобільної фарби” [Електронний ресурс] // StormWise. — Режим доступу: <https://stormwisehailrepair.com/car-paint-repair-cost/> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

30. “10 Common Types of Corrosion” [Електронний ресурс] // ThoughtCo. — Режим доступу: <https://www.thoughtco.com/types-of-corrosion-2340005> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

31. “Все про лакофарбове покриття кузова” [Електронний ресурс] // Dok. — Режим доступу: https://dok.ua/ua/stati-i-obzory/avtotovary_i_avtohimiya/450/vse-o-lakokrasochnom-pokrytii-kuzova (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

32. “Car Damage Assessment using Deep Learning” [Електронний ресурс] // Analytics Vidhya, Medium. — Режим доступу: <https://medium.com/analytics-vidhya/car-damage-classification-using-deep-learning-d29fa1e9a520> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

33. “(PDF) Analysis of methods of assessing the quality of protective paint car coatings” [Електронний ресурс] // ResearchGate. — Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/328608632_Analysis_of_methods_of_assessing_the_quality_of_protective_paint_car_coatings (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

34. “Ідентифікація структурних пошкоджень на основі машинного навчання” [Електронний ресурс] // SpringerLink. — Режим доступу:

https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-81716-9_21 (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

35. “Безпека даних: пріоритет на сучасному ринку автомобільного ритейлу” [Електронний ресурс] // AutoSuccessOnline. — Режим доступу: <https://www.autosuccessonline.com/data-security-priority/> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

36. “InspektLabs’ vehicle damage detection technology for undercarriage, internal and external car damages” [Електронний ресурс] // InspektLabs. — Режим доступу: <https://inspektlabs.com/damage-detection?source=blog> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

37. “About Inspektlabs - AI Automated Vehicle Inspection, Damage Assessment Tool” [Електронний ресурс] // InspektLabs. — Режим доступу: <https://inspektlabs.com/about-us> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

38. “AUTO.RIA™ — Автобазар №1, купити та продати перевірене авто легко!” [Електронний ресурс] // AUTO.RIA. — Режим доступу: <https://auto.ria.com/uk/> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

39. “Матеріал із Вікіпедії” [Електронний ресурс] // Wikipedia. — Режим доступу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/AUTO.RIA> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

40. “Матеріал із Вікіпедії” [Електронний ресурс] // Wikipedia. — Режим доступу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/Carfax> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

41. “Check car by VIN & get the vehicle history” [Електронний ресурс] // CARFAX. — Режим доступу: <https://www.carfax.eu/> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

42. “Car Damage Detection Dataset > Overview” [Електронний ресурс] // Roboflow. — Режим доступу: <https://universe.roboflow.com/capstone-nh0nc/car-damage-detection-t0g92> (дата звернення: 10.05.2024). — Загл. з екрана.

ДОДАТКИ

Додаток А

Програмні коди

INDEX.HTML

```
<!DOCTYPE html>
<html lang="en">
<head>
  <meta charset="UTF-8">
  <meta name="viewport" content="width=device-width, initial-scale=1.0">
  <title>DIPLOM</title>
  <style>
    body {
      font-family: Arial, sans-serif;
      margin: 0;
      padding: 0;
      display: flex;
      min-height: 100vh;
    }
    #sidebar {
      background-color: #fefbf4; /* Warm tone background */
      color: #333;
      padding: 20px;
      width: 300px;
      flex-shrink: 0;
      font-style: italic;
      height: 100vh;
      overflow-y: auto;
      box-shadow: 0 0 10px rgba(0, 0, 0, 0.1);
    }
    #main {
      flex: 1;
      display: flex;
      flex-direction: column;
      align-items: center;
      justify-content: center;
      padding: 20px;
      text-align: center;
    }
    #uploadInput {
      display: none;
    }
    #uploadButton, #detectButton {
      background-color: #e67e22; /* Orange button */
      color: #fff;
      padding: 15px 30px;
      font-size: 16px;
      border: none;
      cursor: pointer;
      border-radius: 5px;
      margin-bottom: 20px;
      transition: background-color 0.3s ease;
      box-shadow: 0 4px 8px rgba(0, 0, 0, 0.1);
    }
  </style>
</head>
<body>
  <div id="sidebar">
    <h1>DIPLOM</h1>
  </div>
  <div id="main">
    <input id="uploadInput" type="text" value="Upload your diploma here" />
    <button id="uploadButton">Upload</button>
    <button id="detectButton">Detect</button>
  </div>
</body>
</html>
```

```

#uploadButton:hover, #detectButton:hover {
  background-color: #d35400; /* Darker shade of orange on hover */
}
#previewImage {
  display: none;
  max-width: 100%;
  height: auto;
  border: 2px solid #ccc;
  margin-top: 20px;
  box-shadow: 0 4px 8px rgba(0, 0, 0, 0.1);
}
canvas {
  display: none;
  border: 2px solid #ccc;
  margin-top: 20px;
  max-width: 100%;
  height: auto;
  box-shadow: 0 4px 8px rgba(0, 0, 0, 0.1);
}
h1 {
  font-size: 36px;
  margin-bottom: 20px;
  color: #333;
  text-shadow: 2px 2px 4px rgba(0, 0, 0, 0.1);
}
p {
  font-size: 18px;
  margin-bottom: 20px;
  line-height: 1.5;
  color: #666;
}
.error {
  color: red;
  font-size: 16px;
  margin-top: 20px;
  display: none;
}
</style>
</head>
<body>
  <div id="sidebar">
    <h1>AVTOBazar</h1>
    <p></p>
    <p></p>
  </div>
  <div id="main">
    <h1>Detection</h1>
    <label for="uploadInput" id="uploadButton">Upload Image</label>
    <input id="uploadInput" type="file" accept="image/*"/>
    <img id="previewImage" alt="Image Preview"/>
    <button id="detectButton" style="display: none;">Detect</button>
    <canvas></canvas>
    <div class="error" id="errorMessage">Please upload a valid image file.</div>
  </div>
  <script>
    const input = document.getElementById("uploadInput");

```

```
const errorMessage = document.getElementById("errorMessage");
const previewImage = document.getElementById("previewImage");
const detectButton = document.getElementById("detectButton");
const canvas = document.querySelector("canvas");
```

```
input.addEventListener("change", (event) => {
  const file = event.target.files[0];

  // Clear previous error message
  errorMessage.style.display = 'none';

  // Check if the file is an image
  if (!file.type.startsWith('image/')) {
    errorMessage.style.display = 'block';
    return;
  }

  // Show image preview
  previewImage.src = URL.createObjectURL(file);
  previewImage.style.display = 'block';
  detectButton.style.display = 'block';
  canvas.style.display = 'none'; // Hide canvas if previously shown

  // Store the file in a global variable for later use
  window.selectedFile = file;
});
```

```
detectButton.addEventListener("click", async () => {
  const file = window.selectedFile;

  const data = new FormData();
  data.append("image_file", file, "image_file");
  const response = await fetch("/detect", {
    method: "post",
    body: data
  });
  const boxes = await response.json();
  draw_image_and_boxes(file, boxes);
});
```

```
function draw_image_and_boxes(file, boxes) {
  const img = new Image();
  img.src = URL.createObjectURL(file);
  img.onload = () => {
    canvas.width = img.width;
    canvas.height = img.height;
    const ctx = canvas.getContext("2d");
    ctx.drawImage(img, 0, 0);
    ctx.strokeStyle = "rgba(0, 255, 0, 0.5)";
    ctx.lineWidth = 3;
    ctx.font = "18px Arial, sans-serif";
    boxes.forEach(([x1, y1, x2, y2, label]) => {
      ctx.strokeRect(x1, y1, x2 - x1, y2 - y1);
      ctx.fillStyle = "rgba(0, 255, 0, 0.5)";
      const width = ctx.measureText(label).width;
      ctx.fillRect(x1, y1, width + 10, 25);
    });
  };
}
```

```

        ctx.fillStyle = "#000000";
        ctx.fillText(label, x1, y1 + 18);
    });
    canvas.style.display = 'block';
    previewImage.style.display = 'none'; // Hide preview image
    };
}
</script>
</body>
</html>

```

APP.PY

```

from ultralytics import YOLO
from flask import request, Flask, jsonify
from waitress import serve
from PIL import Image
import json

app = Flask(__name__)

@app.route("/")
def root():
    """
    Site main page handler function.
    :return: Content of index.html file
    """
    with open("index.html") as file:
        return file.read()

@app.route("/detect", methods=["POST"])
def detect():
    """
    Handler of /detect POST endpoint
    Receives uploaded file with a name "image_file",
    passes it through YOLOv8 object detection
    network and returns an array of bounding boxes.
    :return: a JSON array of objects bounding
    boxes in format
    """
    """[[x1,y1,x2,y2,object_type,probability],...]

    buf = request.files["image_file"]
    boxes = detect_objects_on_image(Image.open(buf.stream))
    return jsonify(boxes)

def detect_objects_on_image(buf):
    """
    Function receives an image,
    passes it through YOLOv8 neural network
    and returns an array of detected objects
    and their bounding boxes
    :param buf: Input image file stream
    :return: Array of bounding boxes in format
    """
    """[[x1,y1,x2,y2,object_type,probability],...]

```

```
"""
model = YOLO("best2.pt")
results = model.predict(buf)
result = results[0]
output = []
for box in result.boxes:
    x1, y1, x2, y2 = [
        round(x) for x in box.xyxy[0].tolist()
    ]
    class_id = box.cls[0].item()
    prob = round(box.conf[0].item(), 2)
    output.append([
        x1, y1, x2, y2, result.names[class_id], prob
    ])
return output

serve(app, host='0.0.0.0', port=8080)
```

Додаток Б
Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

**Ідентифікація пошкодження лакофарбового
покриття методами інтелектуального аналізу
даних для вебсистеми з продажу вживаних
втомобілів**

Виконав:

студент 4 курсу, групи КН-20-1

Сергій Безталій

Керівник:

Доцент кафедри КН

Олександр Пасічник

АКТУАЛЬНІСТЬ

Актуальність визначається стрімким розвитком цифрових технологій у сфері торгівлі автомобілями. Покупка вживаного авто є досить складним рішенням, а наявність пошкоджень може вплинути на його ціну та якість. Веб-платформи для продажу авто набувають все більшої популярності, адже збільшення обсягу автомобілів поганої якості посилює потребу в автоматизованому аналізі стану транспортних засобів. Виявлення пошкоджень лакофарбового покриття є однією з найважливіших задач в цьому процесі, оскільки стан лакофарбового покриття вказує на загальну якість автомобіля і може вплинути на його подальшу експлуатацію.

Об'єкт дослідження.

Метод ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів.

Предмет дослідження.

Методи інтелектуального аналізу даних для ідентифікація пошкодження лакофарбового покриття вживаних автомобілів, технології створення вебсистем.

Мета.

Спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів.

Завдання:

- Провести аналіз методів ідентифікацій пошкодження лакофарбового покриття за аналізом зображень;
- Провести аналіз можливостей, переваг та недоліків методів інтелектуального аналізу даних для ідентифікацій пошкоджень лакофарбового покриття;
- Реалізувати метод ідентифікація пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних;
- Реалізувати програмний застосунок для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття з використанням згорткової нейронної мережі;
- Провести експериментальне тестування інформаційної технології;
- Виконати дослідження спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних.

Аналіз предметної області

Методи ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття на вживаних авто має вирішальне значення для їхнього подальшого продажу. Стан покриття визначає не лише ціну автомобіля, а і його безпеку та зовнішній вигляд. Тому можливість виявлення таких пошкоджень за допомогою фотографій, що додаються до оголошень про продаж, є потенційно важливою як для покупців, так і для продавців і саме це є головним аспектом для виконання мети



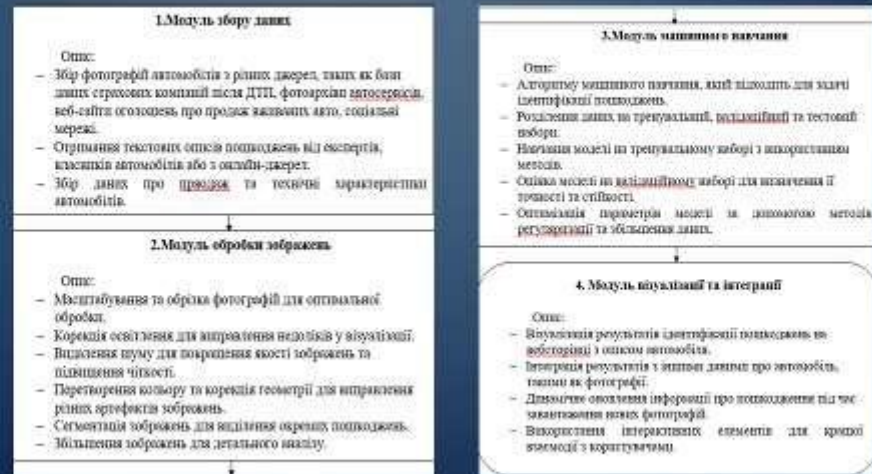
Аналіз інформаційного забезпечення предметної області

Програмне забезпечення, яке може використовуватися для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття на вживаних автомобілях за зображеннями, за допомогою методів штучного інтелекту, недоступне у відкритому доступі. Однак існують подібні сервіси, які надають подібну інформацію, але ці сервіси не використовують методи інтелектуального аналізу даних.



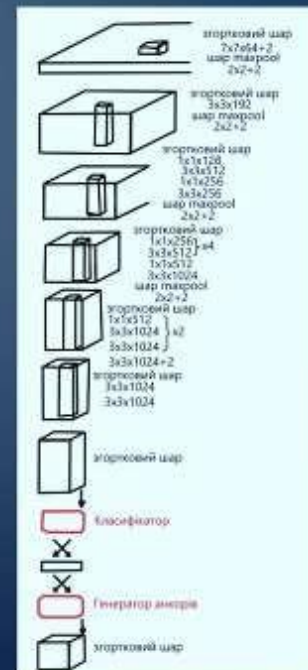
Метод ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних.

Схема основних складових програмного методу.



Модифікована під мету КРБ архітектура моделі згорткової нейронної мережі YOLO.

Метод виявлення об'єктів YOLO (You Only Look Once), побудований на конволюційних нейронних мережах (CNN). Архітектура, яка складається з 24-х згорткових шарів та 2-х повністю з'єднаних шарів, дозволяє генерувати тензор розміром $7 \times 7 \times 30$ з інформацією про класи та розташування об'єктів на зображенні. В поєднанні з модифікацією архітектури в виді додавання власного класифікатора та генератора анкорів дала прекрасний результат при виконанні завдання.



Для навчання моделі використовувався датасет Car Damage Detection Computer Vision Project

Автоматизація страхових випадків

Технічний огляд

Визначення вартості ремонту

Оцінка вживаних авто

Контроль за парковками

схема застосування датасету.

СХЕМА КРИТЕРІЇВ СПРОЩЕННЯ

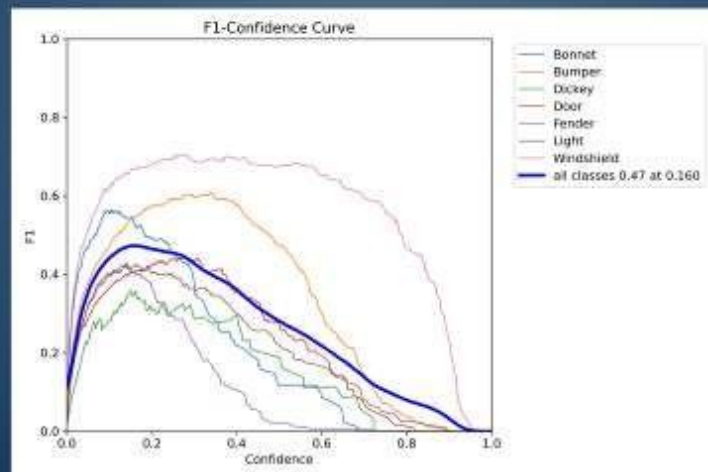
Для оцінки спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних використовуються кілька ключових критеріїв

Час

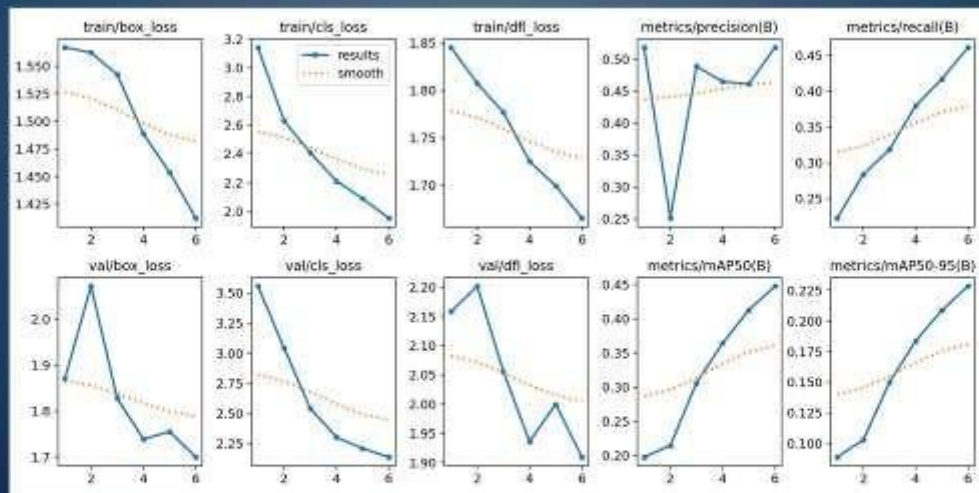
Зручність

Точність

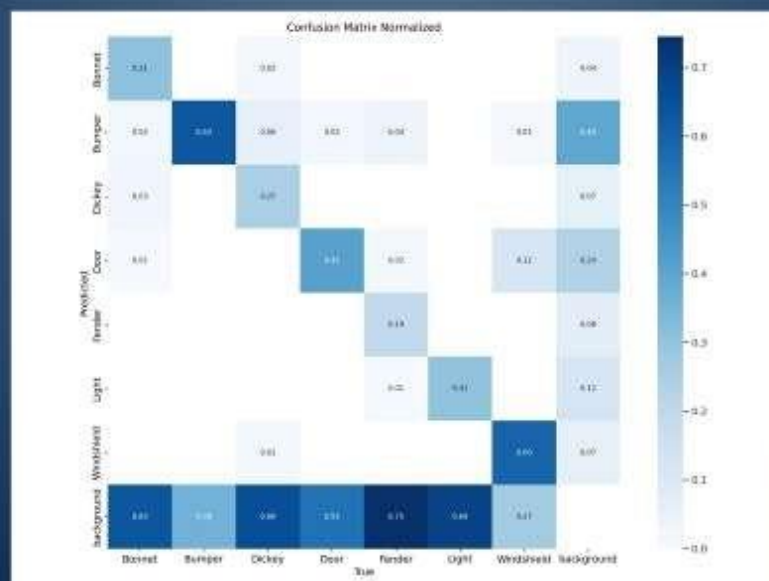
Представлена діаграма класів реалізованого програмного методу.



F1-МІРА МОДЕЛІ ПРОГРАМНОГО МЕТОДУ



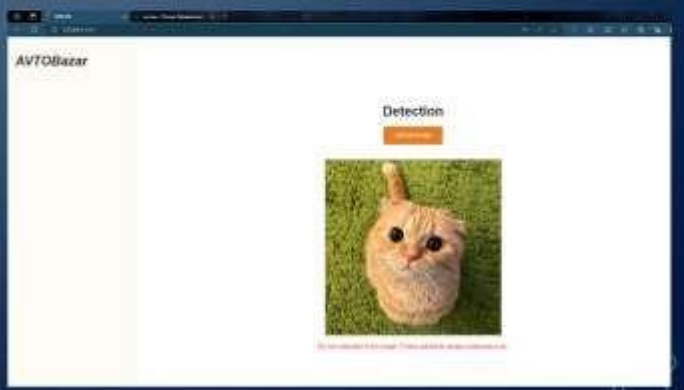
РЕЗУЛЬТАТ НАВЧАННЯ МОДЕЛІ ПРОГРАМНОГО МЕТОДУ



Матриця плутанини моделі програмного методу

ТЕСТ-КЕЙС ТА РЕЗУЛЬТАТ ЙОГО ВИКОНАННЯ

Тест-кейс ID: TS0002	Пріоритет: 2	Створено: 22.04.24, Безпальні С.В
Назва: Перевірка можливостей детекції		
Вхідні дані: Тестове зображення відкрити веб-сервіс, обрати фото не автомобіля		
Кроки	Очікуваний результат	
<ol style="list-style-type: none"> Запустити сервіс. Натиснути кнопку "Upload Image" Вибрати зображення формату <u>png, jpeg</u>, зображення повністю бути не автомобіля. 	Під обрамля фото з'явиться повідомлення з помилкою.	
Результат виконання тест-кейсу: перевірку пройдено успішно.		



РЕЗУЛЬТАТИ ОЦІНЮВАННЯ СПРОЩЕННЯ

Для оцінки спрощення процесу ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу порівняно з традиційним ручним методом було проведено дослідження.

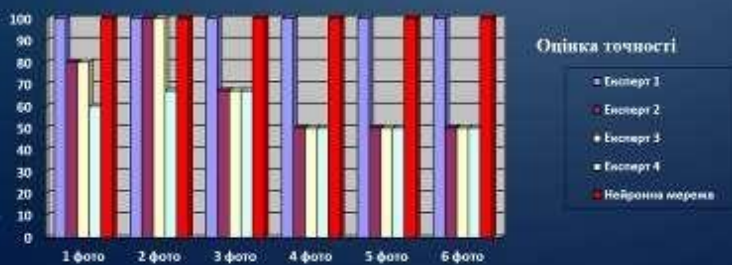


ПОРІВНЯННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ.

ПОРІВНЯННЯ ВИДІВ АНАЛІЗУ ПОШКОДЖЕНОГО ЛАКОФАРБОВОГО ПОКРИТТЯ.

Фото Авто	Ручний аналіз пошкоджень.									Автоматичний аналіз пошкоджень.	Загальна кількість дефектів
	Експерт 1		Експерт 2		Експерт 3		Експерт 4		Нейронна мережа		
	Час	Точність	Час	Точність	Час	Точність	Час	Точність	Час	Точність	
1	5 хв	100%	5 хв	80%	2 хв	80%	5 хв	60%	2 сек.	100%	5
2	3 хв	100%	2 хв	100%	6 хв	100%	7 хв	67%	2 сек.	100%	3
3	7 хв	100%	6 хв	67%	10 хв	67%	8 хв	67%	2 сек.	100%	3
4	10 хв	100%	4 хв	50%	4 хв	50%	6 хв	50%	2 сек.	100%	2
5	8 хв	100%	5 хв	50%	11 хв	50%	9 хв	50%	2 сек.	100%	2
6	6 хв	100%	6 хв	50%	5 хв	50%	5 хв	50%	2 сек.	100%	2

ПОРІВНЯЛЬНІ ДІАГРАМИ ЧАСУ ТА ТОЧНОСТІ МІЖ РУЧНИМ ТА АВТОМАТИЧНИМ АНАЛІЗОМ



ВИСНОВОК

Кваліфікаційна робота була спрямована на створення і реалізацію програмного методу для ідентифікації пошкоджень лакофарбового покриття на автомобілях, використовуючи аналіз даних, машинне навчання та веб-розробку.

Результатом став програмний метод, який ефективно виявляє та ідентифікує пошкодження. Система включає завантаження зображень, аналіз та виявлення пошкоджень, а також відображення результатів користувачам.

Для реалізації методу використовувалась згортка нейронна мережа YOLOv8 з модифікаціями. Навчання та тестування проводилось на анотованому датасеті з реальними зображеннями пошкоджень.

Тестування підтвердило високу ефективність і точність методу. Нейронна мережа досягла 100% точності виявлення пошкоджень, що перевищує результати експертного методу (50%-100%). Автоматичний аналіз займав 2 секунди на фото, тоді як експертний метод – від 2 до 11 хвилин.

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ

Anti-Plagiarism v-15.257**Максимальне співпадіння з одним документом 1.0%**

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. Помилки в документах: 10%

ID: 129100 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Ідентифікація пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів Додано в БД: 2024-06-07 Автора: Сергій БЕЗПАЛИЙ Керівники: Олександр ПАСІЧНИК Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	81645	1229	2301 (3%)	33 (3%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми



Ім'я користувача:
Кафедра КН

Дата перевірки:
07.06.2024 18:15:50 EEST

Дата звіту:
07.06.2024 18:22:33 EEST

ID перевірки:
1016333080

Тип перевірки:
Doc vs Internet + Library

ID користувача:
100005671

Назва документа: КН-20-1 Безпальй_ЗАПИСКА

Кількість сторінок: 73 Кількість слів: 12636 Кількість символів: 103857 Розмір файлу: 1.48 MB ID файлу: 1016133152

6.26% Схожість

Найбільша схожість: 1.06% з Інтернет-джерелом (<http://elar.khmnu.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/13831/1/%d0%97>).

3.3% Джерела з Інтернету 648

Сторінка 75

2.92% Джерела з Бібліотеки 167

Сторінка 79

0.42% Цитат

Цитати 3

Сторінка 80

Вилучення списку бібліографічних посилань вимкнено

0% Вилучень

Немає вилучених джерел

Модифікації

Виявлено модифікації тексту. Детальна інформація доступна в онлайн-звіті.

Змінені символи 5

**РІШЕННЯ ЕКСПЕРНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

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

Назва: Ідентифікація пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів

Автор: студент групи КН-20-1 Сергій Безпалий

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: к.т.н., доцент Олександр Пасічник

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

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

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі Сергія Безпалого, не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти програмного коду, що не мають авторства і містять поширені конструкції; серед запозичень знаходяться загальновідомі терміни, скорочення та визначення.

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

- за системою Anti-Plagiarism: 1%;

- за системою Unichек: 6,26 %,

що є допустимими запозиченнями.

Керівник роботи



Олександр ПАСІЧНИК

Гарант ОП



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Завідувач кафедри КН



Олександр БАРМАК



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ

Кафедра комп'ютерних наук



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента *гр. КН-20-1 Безалого Сергія*

за темою: *Ідентифікація пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів*

1. Актуальність обраної теми

Сучасний стан розвитку технологічного укладу характеризується тотальною цифровізацією. Веб-платформи для продажу авто набувають все більшої популярності та функціональності, серед яких важливою оцінка стану лакофарбового покриття, адже збільшення обсягу автомобілів поганої якості посилює потребу в автоматизованому аналізі стану транспортних засобів.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Мета роботи розкрита повністю, всі завдання виконані.

3. Зміст кожного розділу роботи

В першому розділі виконано аналіз сучасних підходів до ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття, методів інтелектуального аналізу даних та для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів та сучасних тенденцій покращення їх роботи. Визначено мету роботи та виконано постановку завдань. В другому розділі реалізовано метод ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття транспортних засобів, що передбачає обробку відповідних зображень з використанням згорткової нейронної мережі YOLO. Визначено критерії оцінки спрощення. В третьому розділі виконано програму реалізації методу та її тестування. Виконано оцінку спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття за запропонованими критеріями.

4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Розроблений метод ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних може бути використаний для сфери продажу вживаних автомобілів.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Структура роботи та послідовність викладення логічні та відповідають поставленій меті. Викладення матеріалу послідовне, аргументоване, літературно грамотне.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

В роботі використано два критерії для оцінки спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття за запропонованими критеріями, але не зазначено чи є цей перелік вичерпним.

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

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «добре».

Рецензент

В. Мисине О.М., доцент каф. ІІІБ



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ

Кафедра комп'ютерних наук



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента *гр. КН-20-1 Безпалого Сергія*

за темою *Ідентифікація пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів*

1. Актуальність теми

Актуальність визначається стрімким розвитком цифрових технологій у сфері торгівлі автомобілями. Покупка вживаного авто є досить складним рішенням, а наявність пошкоджень може вплинути на його ціну та якість. Веб-платформи для продажу авто набувають все більшої популярності, адже збільшення обсягу автомобілів поганої якості посилює потребу в автоматизованому аналізі стану транспортних засобів. Виявлення пошкоджень лакофарбового покриття є однією з найважливіших задач в цьому процесі, оскільки стан лакофарбового покриття вказує на загальну якість автомобіля і може вплинути на його подальшу експлуатацію. Розробка такого методу є актуальною задачею комп'ютерних наук.

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

За стандартом, а саме описом предметної області, об'єктами вивчення та діяльності є математичні, інформаційні, імітаційні моделі реальних явищ, об'єктів, систем і процесів та методи і технології отримання, зберігання, обробки, передачі та використання інформації. Метою роботи саме є розробка методу ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів. При вирішенні поставленої задачі використано відповідні математичні моделі, методи та алгоритми розв'язання теоретичних і прикладних задач. Тому результати виконання кваліфікаційної роботи бакалавра відповідають стандарту бакалавра спеціальності 122 – Комп'ютерні науки.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

При роботі над кваліфікаційною роботою бакалавра Безпалого Сергія проявив себе кваліфікованим фахівцем та дисциплінованим студентом, вчасно виконуючи поставлені етапи дослідження. Як в процесі написання пояснювальної записки, так і при розробці методу ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами

інтелектуального аналізу даних для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів та його програмній реалізації, тестування та експериментальній перевірці проявив достатній для одержання успішного результату компетентності та результати навчання. Опанував професійні скіли за напрямком «Комп'ютерні науки» та достатньо значний софт скіл.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Одержані в роботі результати є наслідком особистої діяльності студента, який самостійно виконував всі поставлені задачі.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

При реалізації кваліфікаційної роботи показав достатній рівень компетентностей та володіння необхідними інструментами та обладнанням, методами, методиками та технологіями предметної області комп'ютерних наук.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема роботи в повній мірі обґрунтована й розкрита, проведено аналіз актуальності та відомих досліджень в межах обраної теми, поставлені завдання, які у роботі виконані, та виконано програмну реалізацію для валідації та верифікації запропонованого методу.

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

Структура роботи та послідовність викладення логічні та відповідають поставленій меті. Викладення матеріалу послідовне, аргументоване, літературно грамотне.

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

Розроблений у роботі метод та його програмна реалізація може бути використана для спрощення ідентифікації пошкодження лакофарбового покриття методами інтелектуального аналізу даних для вебсистеми з продажу вживаних автомобілів.

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

Враховуючи високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «добре».

Керівник



к.т.н., доцент каф. КН Олександр ПАСІЧНИК