

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Факультет інформатики та обчислювальної техніки

Кафедра інформаційних систем та технологій

«На правах рукопису»

УДК 004.932

До захисту допущено:

Завідувач кафедри

_____ Олександр РОЛІК

« ____ » _____ 2024 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

за освітньо-професійною програмою

«Інформаційне забезпечення робототехнічних систем»

зі спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології»

**на тему: «Система розпізнавання зовнішніх технічних
характеристик автомобілів за допомогою ШІ»**

Виконав:

студент 2 курсу, групи ІК-31мп

Стратонов Олександр Сергійович _____

Керівник:

д.т.н., доцент кафедри ІСТ

Поліщук Михайло Миколайович _____

Рецензент:

професор каф. ІПІ, д.т.н., проф.

Мельник Микола Михайлович _____

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації
немає запозичень з праць інших авторів без
відповідних посилань.

Студент _____

Київ – 2024 року

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Факультет інформатики та обчислювальної техніки
Кафедра інформаційних систем та технологій

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 126 «Інформаційні системи та технології»

Освітньо-професійна програма «Інформаційне забезпечення робототехнічних систем»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Олександр РОЛІК

«___» _____ 2024 р.

ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студенту
Стратонову Олександрю Сергійовичу

1. Тема дисертації «Система розпізнавання зовнішніх технічних характеристик автомобілів за допомогою ШІ», науковий керівник дисертації Поліщук Михайло Миколайович, д.т.н., доцент кафедри ІСТ, кандидат наук, затверджені наказом по університету від «08» 11 2024 р. № 5016-с
2. Термін подання студентом дисертації «09» 12 2024 р.
3. Об'єкт дослідження: процес розпізнавання зовнішніх технічних характеристик автомобілів.
4. Вихідні дані: Система розпізнавання автомобілів, що використовує ШІ. Розпізнавання до 5 секунд, відповідає усім вимогам безпеки даних.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити: провести аналіз існуючих рішень, дослідити джерела, обрати технології для розробки, змоделювати та розробити архітектуру системи, реалізувати бек-енд та фронт-енд частини, провести тестування, підготувати текстову та графічну частину пояснювальної записки.
6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: діаграма архітектури системи, спрощена діаграма класів, діаграма бази даних, діаграма потоків даних, діаграма послідовностей, діаграма використань, діаграма структури моделі.

7. Орієнтовний перелік публікацій: не заплановано

8. Дата видачі завдання 02.09.2024 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1.	Вивчення літератури	02.09.2024-08.09.2024	
2.	Огляд та порівняння існуючих рішень	09.09.2024-15.09.2024	
3.	Конкретизація дослідження, постановка задачі, розробка вимог	16.09.2024-22.09.2024	
4.	Дослідження та вибір технологій	23.09.2024-29.09.2024	
5.	Розробка системи та її компонентів	30.09.2024-27.10.2024	
6.	Тестування системи	28.10.2024-09.11.2024	
7.	Оформлення пояснювальної записки	10.11.2024-09.12.2024	
8.	Захист	16-24.12.2024	

Студент

Олександр СТРАТОНОВ

Науковий керівник

Михайло ПОЛІЩУК

РЕФЕРАТ

Система розпізнавання зовнішніх технічних характеристик автомобілів за допомогою ІІ: 105 с., 28 табл., 24 рис., 8 дод., 18 джерел.

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, РОЗПІЗНАВАННЯ АВТОМОБІЛІВ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ЗОВНІШНІ ХАРАКТЕРИСТИКИ АВТОМОБІЛІВ.

Стрімкий розвиток штучного інтелекту створює унікальні можливості для підвищення ефективності та автоматизації у багатьох сферах діяльності, зокрема розпізнавання та класифікації автомобілів на основі зображень або відеоматеріалів. Актуальність цієї теми зумовлена зростаючим попитом на автоматизовані інформаційні системи, які можуть забезпечувати точне розпізнавання транспортних засобів навіть у складних умовах.

Основна мета дослідження полягає у створенні багатофункціональної системи розпізнавання автомобілів, яка зможе поєднати кілька підходів до ідентифікації транспортних засобів.

Об'єкт дослідження – процес розпізнавання зовнішніх технічних характеристик автомобілів.

Предметом дослідження є методи та підходи застосування алгоритмів штучного інтелекту для автоматичного розпізнавання зовнішніх технічних характеристик автомобілів на основі аналізу зображень або відео.

Магістерська дисертація присвячена розробці системи, яка зможе поєднати три основні методи ідентифікації автомобілів: за номерними знаками, за VIN-кодом та за візуальними характеристиками. Основними проєктними рішеннями є використання глибоких нейронних мереж для забезпечення високої точності розпізнавання та інтеграція кількох методів аналізу в одному додатку. Це включає застосування згорткових нейронних мереж для виділення ключових ознак автомобіля, модулів автоматичного розпізнавання номерних знаків та модулів для аналізу VIN-кодів.

Результати дослідження мають широкий спектр потенційного застосування. Зокрема, система може використовуватися в логістиці, страхуванні, маркетингових дослідженнях.

ABSTRACT

A system for recognizing external technical characteristics of cars using AI: 105 pages, 28 tables, 24 figures, 8 appendices, 18 references.

Keywords: ARTIFICIAL INTELLIGENCE, VEHICLE RECOGNITION, NEURAL NETWORKS, VEHICLE EXTERNAL CHARACTERISTICS.

The rapid advancement of artificial intelligence offers unique opportunities for improving efficiency and automating processes across various fields, particularly in vehicle recognition and classification based on images or video materials. The relevance of this topic is driven by the growing demand for automated information systems capable of accurate vehicle recognition, even under complex conditions.

The purpose of the work is to develop a multifunctional vehicle recognition system that integrates multiple approaches to vehicle identification.

The object of this study is the process of recognizing external technical characteristics of vehicles.

The subject of the study is the methods and approaches for applying artificial intelligence algorithms for the automatic recognition of external vehicle characteristics based on image or video analysis.

This master's thesis is dedicated to developing a system that combines three main vehicle identification methods: by license plates, by VIN codes, and by visual characteristics. The main design solutions involve the use of deep neural networks to ensure high recognition accuracy and the integration of several analysis methods within a single application. This includes using convolutional neural networks (CNN) to extract key vehicle features, modules for automatic license plate recognition, and modules for VIN code analysis.

The system has a wide range of potential applications, particularly in logistics, insurance, and market research. The implementation of such solutions will not only improve the efficiency of these industries but also contribute to the development of new innovative directions in the field of automated vehicle recognition.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	8
ВСТУП.....	9
1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОТОЧНОГО СТАНУ ТЕХНОЛОГІЇ....	11
1.1 Опис доменної області.....	11
1.1.2. Сфери застосування технології розпізнавання автомобілів.....	12
1.1.3 Виклики та особливості роботи в доменній області.....	14
1.2 Огляд сучасного стану технології розпізнавання автомобілів.....	15
1.3 Аналіз існуючих рішень.....	17
1.4 Встановлення тематики дослідження.....	24
1.4.1 Визначення проблематики дослідження.....	25
1.4.2 Важливість дослідження для вдосконалення існуючих рішень.....	25
1.4.3 Обґрунтування вибору мети та завдань дослідження.....	26
Висновки до розділу 1.....	26
2 ОБґРУНТУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО ПІДХОДУ ТА МЕТОДІВ РЕАЛІЗАЦІЇ СИСТЕМИ.....	28
2.1 Постановка задачі.....	28
2.2 Розробка вимог.....	29
2.2.1 Функціональні вимоги.....	30
2.2.2 Нефункціональні вимоги.....	31
2.2.3 Системні вимоги.....	32
2.3 Вибір засобів розробки.....	34
2.3.1 Вибір мови програмування.....	34
2.3.2 Вибір реляційної бази даних.....	35
2.3.3 Вибір бібліотек для моделі CNN.....	35
2.3.4 Вибір фронт-енд технології.....	36
2.4 Аналіз і порівняння методів машинного навчання та комп'ютерного зору.....	37
2.5. Підхід до класифікації зображень.....	45
Висновки до розділу 2.....	46
3 РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ АВТОМОБІЛІВ.....	48
3.1 Архітектура системи.....	48
3.1.1 Використання діаграм для моделювання системи.....	49
3.2 Реалізації серверної та клієнтської частини.....	51
3.2.1 Серверна частина.....	52
3.2.2 Клієнтська частина.....	53
3.3 Моделювання та розробка CNN моделі.....	54

3.3.1 Опис та попередня обробка набору даних.....	54
3.3.2 Створення моделей для навчання.....	57
3.4 Огляд специфікацій зберігання та обробки даних.....	70
Висновки до розділу 3.....	71
4 ТЕСТУВАННЯ СИСТЕМИ.....	73
Висновки до розділу 4.....	77
5 СТВОРЕННЯ СТАРТАП ПРОЕКТУ.....	78
5.1 Опис ідеї проекту.....	78
5.2 Технологічний аудит ідеї проекту.....	81
5.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту.....	82
5.4 Розроблення ринкової стратегії проекту.....	93
5.5 Розроблення маркетингової концепції стартап-проекту.....	97
Висновки до розділу 5.....	102
ВИСНОВКИ.....	104
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	105
ДОДАТОК А.....	107
ДОДАТОК Б.....	108
ДОДАТОК В.....	109
ДОДАТОК Г.....	110
ДОДАТОК Д.....	111
ДОДАТОК Е.....	112
ДОДАТОК Ж.....	113
ДОДАТОК И.....	114

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

AI – штучний інтелект (Artificial Intelligence)

ML – машинне навчання (Machine Learning)

CNN – згорткова нейронна мережа (Convolutional Neural Network)

ANPR – автоматичне розпізнавання номерних знаків (Automatic Number Plate Recognition)

CV – комп'ютерний зір (Computer Vision)

YOLO – алгоритм розпізнавання об'єктів (You Only Look Once)

API – інтерфейс програмування додатків (Application Programming Interface)

SQL – мова структурованих запитів (Structured Query Language)

R-CNN - регіональна згорткова нейронна мережа (Regional Convolutional Neural Network)

DB – база даних (Database)

JSON – JavaScript Object Notation (формат передачі даних).

HTTP – HyperText Transfer Protocol (протокол передачі даних).

HTTPS – HyperText Transfer Protocol Secure (захищений протокол передачі даних).

CSV – Comma-Separated Values (формат файлів для збереження даних).

OCR – Optical Character Recognition (оптичне розпізнавання символів).

FTP – File Transfer Protocol (протокол передачі файлів).

JWT – JSON Web Token (стандарт безпечної передачі даних).

ВСТУП

Стрімкий розвиток машинного навчання та штучного інтелекту створює унікальні можливості для підвищення ефективності та автоматизації у багатьох сферах діяльності. Однією з таких сфер є розпізнавання та класифікація об'єктів, зокрема автомобілів, їх номерних знаків і VIN-кодів, на основі зображень або відеоматеріалів. Актуальність цієї теми зумовлена зростаючим попитом на автоматизовані інформаційні системи, які можуть забезпечувати точне розпізнавання транспортних засобів навіть у складних умовах.

На сьогоднішній день традиційні методи, що передбачають ручну обробку даних, виявляються неефективними через їхню тривалість і залежність від людського фактора. Сучасні технології, такі як комп'ютерний зір і згорткові нейронні мережі дозволяють автоматизувати процеси розпізнавання з високою точністю, що є критично важливим для масштабного аналізу в реальному часі. Однак, більшість існуючих рішень зосереджені лише на одному аспекті розпізнавання, наприклад, ідентифікації номерного знака, і не враховують можливість комплексного аналізу, що включає визначення моделі, марки, кольору автомобіля або аналіз VIN-коду.

Необхідність розробки комплексної системи, яка поєднує розпізнавання автомобілів за їх зовнішніми характеристиками, номерним знаком і VIN-кодом, зумовлена потребою в універсальному інструменті для розв'язання широкого спектру задач. Наприклад, така система може бути використана для автоматичного штрафування за порушення правил дорожнього руху, моніторингу паркувальних зон, комерційного аналізу автомобілів на торговельних майданчиках, а також у правоохоронній діяльності для відстеження автомобілів, що перебувають у розшуку.

Основними проєктними рішеннями є використання глибоких нейронних мереж для забезпечення високої точності розпізнавання та інтеграція кількох методів аналізу в одному додатку. Це включає застосування згорткових нейронних мереж для виділення ключових ознак автомобіля, модулів автоматичного розпізнавання номерних знаків та модулів для аналізу VIN-кодів. Комбінування

цих технологій дозволить створити багатофункціональну систему, яка працюватиме в реальному часі та буде адаптуватися до різних умов експлуатації.

Результати дослідження мають широкий спектр потенційного застосування. Зокрема, система може використовуватися в логістиці, страхуванні, маркетингових дослідженнях, транспортній інфраструктурі та правоохоронних органах. Впровадження таких рішень не лише підвищить ефективність роботи цих галузей, але й сприятиме розвитку нових інноваційних напрямів у сфері автоматизованого розпізнавання транспортних засобів.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОТОЧНОГО СТАНУ ТЕХНОЛОГІЙ

Використання штучного інтелекту та комп'ютерного зору для розпізнавання автомобілів є важливим у розвитку інформаційних систем. Ці нові технології автоматично впізнають автотранспорт за допомогою зображень або відео, розширюючи області застосування в безпеці, логістиці, регулюванні дорожнього руху та інших галузях.

В цьому розділі буде здійснений докладний аналіз предметної області, розглянуто поточний рівень розвитку технологій розпізнавання автомобілів і надано огляд існуючих рішень у цій галузі. Це допоможе встановити основні проблеми, що постають перед сучасними системами, і обґрунтувати шляхи подальших досліджень.

1.1 Опис доменної області

Системи автоматизованого розпізнавання транспортних засобів стають усе більш популярними та широко використовуються в різних сферах. Їхнє головне завдання полягає в ідентифікації транспортних засобів та їхніх характеристик за допомогою зображень або відеопотоку, використовуючи методи комп'ютерного зору та штучного інтелекту. Такі рішення можуть застосовуватися в багатьох галузях: від управління дорожнім рухом і контролю безпеки на дорогах до автоматизованих систем оплати за проїзд та організації паркувальних місць.

Центральною технологією цих систем є розпізнавання номерних знаків автомобілів (ANPR — Automatic Number Plate Recognition). Ця технологія дозволяє точно ідентифікувати автомобіль за його унікальним реєстраційним номером, а також відстежувати його рух і поведінку на дорозі. Завдяки технологіям машинного навчання і комп'ютерного зору, ці системи можуть не тільки розпізнавати номери, але й визначати марку, модель, колір автомобіля та навіть прогнозувати його можливу поведінку на дорозі.

Ця дипломна робота фокусується на створенні системи, яка не тільки ідентифікує автомобілі за їхніми номерами, але й визначає їх зовнішні особливості. Це означає, що система зможе розпізнавати автотранспортні засоби за їхнім виглядом, кольором, формою та іншими унікальними характеристиками, що полегшує відрізнєння між автомобілями одного бренду чи моделі. Застосування комп'ютерного зору та глибокого навчання дозволяє здійснити більш точну ідентифікацію автомобілів, навіть у випадках, коли номерний знак недоступний або пошкоджений. Це розширює можливості системи й підвищує її ефективність в ситуаціях, де традиційні методи можуть бути недостатніми. Наприклад, у випадках забезпечення безпеки на обмежених територіях або моніторингу паркувальних зон, де важливо точно визначити тип транспортного засобу, використовуються відповідні сценарії. Підвищення рівня функціональності та надійності системи досягається завдяки комплексному підходу до розпізнавання автомобілів за обома критеріями.

Також буде реалізований додатковий підхід розпізнавання за VIN-номером (Vehicle Identification Number). VIN є унікальним ідентифікатором, що присвоюється кожному автомобілю на етапі виробництва, і містить важливу інформацію про модель, виробника та рік випуску [1]. Системи, що підтримують розпізнавання за VIN, можуть отримувати ці дані з автомобіля або з бази даних.

Таким чином, комплексна система що надає пошукові та розпізнавальні можливості за трьома методиками пошуку стане комплексним рішенням, яке допоможе автоматизувати роботу в багатьох напрямках.

1.1.2. Сфери застосування технології розпізнавання автомобілів

Основні напрямки використання подібної системи:

- системи розпізнавання автомобілів. Широко використовуються в організації та моніторингу дорожнього руху. Вони допомагають відстежувати потік автомобілів, виявляти порушників правил дорожнього руху, фіксувати перевищення швидкості та інші порушення;

- автоматизовані системи паркування. Ці системи використовують розпізнавання автомобілів для автоматизації процесів в'їзду і виїзду на паркувальні майданчики, реєстрації часу стоянки і розрахунку вартості паркування. Також вони можуть надавати дані в режимі реального часу про наявність вільних місць;

- системи контролю доступу. У багатьох охоронних системах використовуються технології розпізнавання транспортних засобів для контролю доступу до приватних або закритих територій, що підвищує рівень безпеки та автоматизує процес перевірки транспортних засобів;

- оцінка автомобілів на площадках та їх минуле. Такі системи автоматично розпізнають автомобілі, що продаються, за їхніми зовнішніми ознаками, такими як бренд, модель, кольори та стан. Це може значно полегшити процес пошуку та збирання інформації про автомобілі для майбутніх покупців. Системи розпізнавання можуть перевіряти зображення, що завантажені на платформи для продажу, та надавати користувачам докладну інформацію про автомобіль, включаючи його технічні характеристики, історію обслуговування і попередніх власників;

- системи розпізнавання автомобілів в правоохоронних органах. Такі втоматично ідентифікують транспортні засоби за їхніми номерними знаками та зовнішніми характеристиками. Це дозволяє поліції ефективно відслідковувати порушників правил дорожнього руху, таких як перевищення швидкості, порушення правил паркування або проїзд на заборонений сигнал світлофора. Системи здатні в режимі реального часу зчитувати номерні знаки та співставляти їх з базами даних, що дозволяє миттєво виявляти розшукувані автомобілі, ті, що не мають страховки або належать порушникам. Такі технології автоматизують процеси виписування штрафів і можуть негайно повідомляти поліцію про місцезнаходження транспортних засобів, які є в розшуку;

- енциклопедичні системи. Розпізнавання автомобілів корисне для любителів, які хочуть розширити свої знання про різні марки та моделі. Ці системи можуть бути використані для розробки програм або платформ, які

дозволяють користувачам впізнавати автомобілі на дорозі, на виставках або навіть на автопарадах. Завдяки застосуванню технологій комп'ютерного зору, користувачі можуть швидко отримати інформацію про автомобілі, які їх цікавлять, включаючи дані про виробника, технічні характеристики, відгуки власників та рекомендації щодо обслуговування.

У результаті аналізу основних напрямків використання технології розпізнавання автомобілів можна зробити висновок, що моя система має потенціал для впровадження широкого спектру функціональностей. Я прагну розробити мультизадачну систему, яка поєднуватиме можливості автоматичного розпізнавання автомобілів за номерними знаками, VIN-номерама, а також за їх візуальними характеристиками.

Це дозволить застосунку використовуватися в різних сферах: від забезпечення безпеки на дорогах і моніторингу порушень, до інтеграції з торговими майданчиками для спрощення процесу купівлі-продажу автомобілів та надання детальної інформації для автолюбителів. Завдяки своїй гнучкості та багатофункціональності, система стане ефективним інструментом для багатьох користувачів, включаючи правоохоронні органи, комерційні структури та кінцевих споживачів.

1.1.3 Виклики та особливості роботи в доменній області

Технології розпізнавання автомобілів, хоч і демонструють високий потенціал для різних застосувань, стикаються з рядом викликів та технічних обмежень. Ці проблеми зумовлені як особливостями самих транспортних засобів, так і зовнішніми факторами, що впливають на роботу систем розпізнавання. Нижче описані основні виклики, з якими стикаються розробники та користувачі таких систем.

Одним з ключових викликів у розпізнаванні автомобілів є різноманітність форм, розмірів, кольорів і конструктивних особливостей транспортних засобів. Крім того, існують значні відмінності в стандартах номерних знаків у різних країнах, що ускладнює розробку універсальної системи для глобального

використання. Наприклад, у деяких країнах використовуються літери та цифри, що можуть бути важко розпізнані через схожість їхніх форм. Також велику роль відіграють відмінності у відстані між символами на номерних знаках та їх кольорова гама, що може ускладнити роботу системи в умовах слабкого освітлення [2].

Іншим важливим викликом для систем розпізнавання є якість зображень і відео, з яких система отримує дані. Фактори, такі як погана освітленість, атмосферні умови (дощ, туман, сніг), а також висока швидкість руху автомобіля, можуть суттєво впливати на здатність системи точно розпізнати автомобіль або його номерний знак. Навіть сучасні алгоритми глибокого навчання можуть мати труднощі з обробкою даних низької якості, що вимагає застосування додаткових методів покращення зображення та складних алгоритмів пост-обробки.

Оскільки системи розпізнавання автомобілів обробляють персональні дані (наприклад, реєстраційні номерні знаки та VIN-коди), важливим аспектом залишається дотримання вимог конфіденційності та безпеки. Використання таких систем повинно відповідати регіональним та міжнародним стандартам щодо зберігання та обробки даних. Наприклад, в Європі системи повинні відповідати вимогам GDPR, що вимагає високого рівня захисту персональних даних [3]. Це вимагає впровадження захищених каналів передачі даних, шифрування інформації та строгого управління доступом до систем.

1.2 Огляд сучасного стану технології розпізнавання автомобілів

Технологія комп'ютерного зору є однією з головних технологій, яка використовується в сучасних системах розпізнавання автомобілів. За допомогою алгоритмів комп'ютерного зору, системи можуть аналізувати зображення та відеопотоки, розпізнаючи автомобілі серед інших об'єктів, визначаючи їх номерні знаки та візуальні ознаки. Сучасні методи дозволяють системам ефективно виконувати ці завдання навіть у складних умовах, наприклад, при слабкому освітленні або великій кількості об'єктів у кадрі.

Методи комп'ютерного зору включають аналіз контурів об'єктів, виявлення країв та обробку текстури. Застосування глибокого навчання (зокрема, згорткових нейронних мереж) значно покращило можливості розпізнавання складних об'єктів, таких як автомобілі, за рахунок здатності мереж навчатися на великих наборах даних і визначати закономірності.

Машинне навчання та глибоке навчання є основою сучасних систем розпізнавання автомобілів. Глибоке навчання, зокрема, дозволяє системам ефективно обробляти великі обсяги даних і покращувати точність розпізнавання завдяки самообучуваним моделям. Найбільш ефективними алгоритмами для розпізнавання автомобілів є згорткові нейронні мережі (CNN), такі як YOLO (You Only Look Once) та R-CNN.

YOLO відома своєю швидкістю і можливістю розпізнавати об'єкти в режимі реального часу, що робить її популярною для застосування в системах моніторингу дорожнього руху [4]. R-CNN, з іншого боку, демонструє високу точність у виявленні об'єктів, завдяки здатності фокусуватися на окремих ділянках зображення, що дозволяє використовувати її для більш детальних аналізів, таких як виявлення характеристик автомобіля (модель, колір, тип).

Сучасні моделі машинного навчання постійно вдосконалюються завдяки доступу до великих обсягів даних та швидкому розвитку обчислювальних потужностей. Використання графічних процесорів (GPU) для навчання моделей значно прискорює процес обробки інформації і робить системи розпізнавання більш ефективними та точними.

Коли системи розпізнавання автомобілів працюють разом з іншими технологіями, такими як Інтернет речей (IoT), GPS і хмарні обчислення, вони отримують більше можливостей і більше функцій.

- IOT. дані в реальному часі передаються сенсорами на паркувальних майданчиках або дорогах. Це дозволяє системам розпізнавати автомобілі та відстежувати їх переміщення без використання камер у будь-якому місці;

- GPS. Інтеграція дозволяє відстежувати місцезнаходження автомобіля в режимі реального часу, що є важливим для логістичних та безпекових завдань;

- хмарні сервери дозволяють обробляти великі кількості даних, що забезпечує швидкий доступ до даних і підвищує точність розпізнавання за допомогою аналізу історичних даних.

Ці інтеграції роблять сучасні системи розпізнавання автомобілів більш гнучкими та масштабованими, дозволяючи використовувати їх в різних сценаріях: від дорожнього моніторингу до комерційних платформ і безпеки.

1.3 Аналіз існуючих рішень

Існуючі рішення для автоматизованого розпізнавання автомобілів мають свої переваги та недоліки, але головна їх відмінність від моєї системи полягає в тому, що жодна з них не забезпечує комплексного підходу до пошуку автомобілів за трьома ключовими критеріями: номерним знаком, візуальними характеристиками (такими як марка, модель, колір) і VIN-номером. Більшість сучасних рішень фокусуються на окремих аспектах, таких як розпізнавання номерних знаків або обробка зображень для виявлення об'єктів на дорозі. Натомість розроблювана система пропонує інтегрований підхід, який об'єднує всі ці можливості в одному застосунку, забезпечуючи більш точну і багатофункціональну ідентифікацію автомобілів. Це відкриває нові перспективи для застосування системи у різних сферах, включаючи правоохоронні органи, комерційні платформи та приватні сервіси для автолюбителів.

OpenALPR (automatic license plate recognition) — одна з найпопулярніших комерційних систем для розпізнавання номерних знаків. Вона розроблена з використанням алгоритмів машинного навчання та комп'ютерного зору і призначена для автоматичної ідентифікації реєстраційних номерів автомобілів на зображеннях та відео [5]. OpenALPR підтримує великий спектр стандартів номерних знаків, що робить її придатною для використання в різних країнах.

Система підтримує різні стандарти номерних знаків, що робить її корисною для різних завдань у багатьох країнах, від безпеки до управління транспортними потоками.

OpenALPR використовує технологію оптичного розпізнавання символів (OCR), що дозволяє розпізнавати символи на реєстраційних номерах навіть при поганій якості зображення. Система може бути використана як на стаціонарних камерах спостереження, так і на мобільних пристроях, що робить її універсальним інструментом для різноманітних галузей застосування.



Рисунок 1.1 — Розпізнавання номерів за допомогою OpenALPR

Основні функціональні можливості OpenALPR:

- реєстрація та ідентифікація номерних знаків у реальному часі. OpenALPR здатна обробляти зображення та відеопотоки в реальному часі, що дозволяє використовувати систему для моніторингу транспорту на дорогах, контролю в'їзду на парковки або приватні території. Важливою особливістю є те, що система може ідентифікувати номерні знаки з різних кутів і при різних умовах освітлення, що робить її надзвичайно ефективною навіть у складних ситуаціях.
- підтримка різних форматів номерних знаків. OpenALPR підтримує стандарти номерних знаків багатьох країн, що робить її універсальною для використання в різних регіонах. Алгоритми системи можуть адаптуватися до різних форматів символів, їх розмірів і розташування на номерному знаку, що забезпечує високу точність розпізнавання в різних країнах;
- інтеграція з іншими системами. OpenALPR має відкритий API, що дозволяє інтегрувати її з іншими системами або платформами. Це може бути

корисним для застосування у безпекових системах, транспортних і логістичних комплексах або комерційних проєктах. Наприклад, систему можна інтегрувати з програмним забезпеченням для управління паркувальними майданчиками або з базами даних для перевірки реєстрацій автомобілів;

- можливості хмарної обробки. Система підтримує обробку даних як на локальних серверах, так і у хмарі. Це дозволяє зменшити навантаження на локальні обчислювальні потужності та збільшити швидкість обробки даних. Крім того, використання хмарних рішень забезпечує масштабованість і легке впровадження системи в різних проєктах, від невеликих парковок до великих транспортних мереж;

- аналітика і звітність. OpenALPR також надає розширені можливості для збору аналітики і формування звітів на основі даних, отриманих від системи. Це дозволяє користувачам отримувати детальну інформацію про транспортні потоки, кількість ідентифікованих автомобілів, час їхнього проїзду через контрольовані точки тощо. Ця функціональність корисна для управління транспортною інфраструктурою або аналізу даних у сфері безпеки.

Carnet.ai - це система, яка використовує штучний інтелект та комп'ютерний зір для повного розпізнавання автомобілів. Ця нова платформа відрізняється від традиційних систем, які працюють на основі ANPR, завдяки тому, що Carnet.ai може ідентифікувати автомобілі за їх зовнішніми ознаками, такими як бренд, модель, фарба і дизайн. Основна ціль цієї системи полягає у забезпеченні більш детального та точного аналізу автомобілів з метою комерційного, безпечного та аналітичного використання.

- комплексне розпізнавання транспортних засобів. Carnet.ai пропонує не тільки можливість розпізнавання номерних знаків, але й повний аналіз автомобіля на основі його візуальних ознак. Система здатна ідентифікувати марку, модель, рік випуску та колір автомобіля. Це дозволяє використовувати її в сценаріях, де розпізнавання лише номерного знака є недостатнім, наприклад, при оцінці ринкової вартості автомобіля або в маркетингових дослідженнях;

- швидкість і точність розпізнавання. Система використовує моделі глибокого навчання для високоточного розпізнавання транспортних засобів навіть у складних умовах, таких як слабка освітленість, висока швидкість руху або нестандартні кути зйомки. Завдяки постійному вдосконаленню моделей машинного навчання, Carnet.ai досягає високої точності в розпізнаванні марок і моделей автомобілів, навіть для рідкісних або ексклюзивних транспортних засобів;

- інтеграція з різними джерелами даних. Carnet.ai може бути інтегрована з іншими системами для забезпечення повної картини про автомобіль, включаючи його історію обслуговування, пробіг, попередніх власників і навіть аварійні записи. Система також може використовувати дані з публічних баз даних, що дозволяє забезпечити точний і повний аналіз автомобілів для правоохоронних органів, страхових компаній або маркетингових платформ.

Give It a Try



Рисунок 1.2 — Carnet.ai, приклад використання

Vigilant Solutions — це потужна платформа, орієнтована на комплексне розпізнавання автомобілів і надання аналітичних інструментів для правоохоронних органів, безпекових структур та організацій, що займаються дорожнім контролем. Основна мета Vigilant Solutions — забезпечити

інтелектуальні можливості для моніторингу транспортних потоків, ідентифікації розшукуваних автомобілів та аналізу їхньої історії. Ця система є однією з найбільш повних рішень на ринку, оскільки охоплює не лише автоматичне розпізнавання номерних знаків, але й доступ до баз даних, інтеграцію з VIN-номерама та надання аналітики для поліцейських розслідувань.

Основні функціональні можливості Vigilant Solutions:

- розпізнавання номерних знаків та VIN-кодів. Vigilant Solutions використовує автоматичне розпізнавання номерних знаків для ідентифікації транспортних засобів у реальному часі. Система оснащена високоточними алгоритмами, які можуть розпізнавати автомобілі навіть у складних умовах: погана видимість, темний час доби або високі швидкості руху. Крім того, Vigilant Solutions також підтримує розпізнавання VIN-кодів — унікальних ідентифікаційних номерів автомобілів. Це дозволяє не лише ідентифікувати автомобіль, але й проводити додаткові перевірки на основі його виробничих характеристик і історії;

- інтеграція з базами даних. Одна з найбільших переваг Vigilant Solutions — це можливість інтеграції з великими базами даних, які містять інформацію про транспортні засоби, що дозволяє проводити їхню повну перевірку. Наприклад, система може інтегруватися з державними реєстрами автомобілів, базами даних страхових компаній або кримінальними базами даних, що робить її ідеальним інструментом для відстеження викрадених автомобілів або виявлення машин з підробленими документами;

- моніторинг в реальному часі та сповіщення. Vigilant Solutions підтримує функцію моніторингу в реальному часі, яка дозволяє правоохоронцям отримувати сповіщення про виявлення певного автомобіля, що перебуває в розшуку або підозрюється в порушенні. Ці сповіщення можуть бути налаштовані для автоматичного оповіщення поліцейських патрулів або аналітичних центрів у разі, якщо розшукуваний автомобіль виявлено на певній ділянці дороги чи в межах конкретної території;

- аналітика та звітність. Vigilant Solutions надає розширені інструменти для збору та аналізу даних про транспортні засоби. Наприклад, система дозволяє відстежувати історію руху автомобілів, виявляти закономірності в їхніх маршрутах і встановлювати зв'язки між різними подіями або місцями, де був виявлений автомобіль [6]. Це робить Vigilant Solutions важливим інструментом для поліцейських розслідувань, коли важливо відстежити не лише автомобіль, але й його зв'язок із різними подіями.

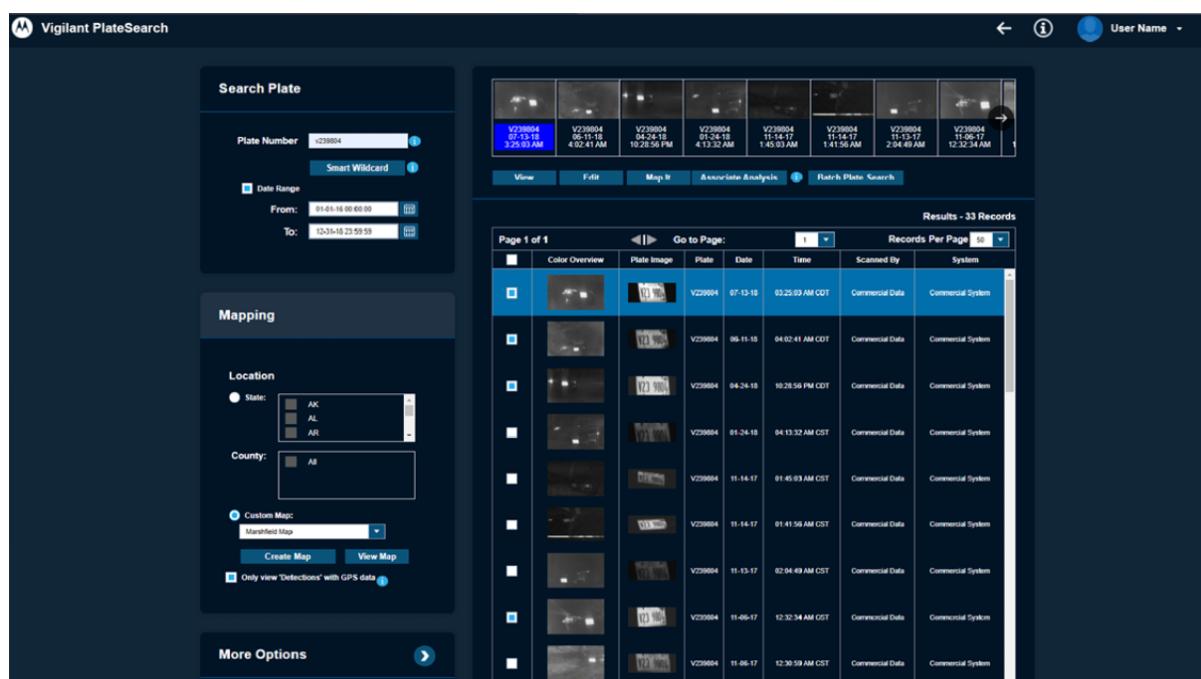


Рисунок 1.3 — Інтерфейс Vigilant Solutions

На ринку існує достатньо різних багатофункціональних систем, тому розглянемо порівняльну таблицю аналогів системи.

Таблиця 1.1 — Порівняльні характеристики систем

Функції	OpenAL PR	Carnet.ai	Vigilant Solutions	PlateSmart	Sighthound	Розроблена система
Розпізнавання	+	+	+	+	+	+

номерних знаків						
Розпізнава ння VIN-кодів	-	+	+	-	-	+
Розпізнава ння марки та моделі автомобі ля за формою	-	+	-	-	+	+
Робота в реальному часі	+	+	+	+	+	+
Інтеграція з базами даних	-	+	+	+	-	+
Хмарна обробка	+	+	+	+	+	+
Аналітика і звітність	-	+	+	-	+	+
Мобільні рішення	-	-	+	-	-	+
Рекоменда ції до обслугову вання авто	-	-	-	-	-	+

Моя система об'єднує більшість функцій, що вже присутні в існуючих рішеннях, і водночас впроваджує нові можливості, які роблять її більш

універсальною та ефективною. Поєднуючи здатність автоматично розпізнавати номерні знаки, як у системах на кшталт OpenALPR, та ідентифікувати автомобілі за VIN-кодами, як це реалізовано у Vigilant Solutions, моя система виходить за межі простого розпізнавання. Вона також інтегрує функції, які дозволяють розпізнавати візуальні характеристики автомобіля — марку, модель, колір та інші деталі, що робить її подібною до рішення Carnet.ai, але при цьому надає розширений набір інструментів.

Окрім цього, розроблювана система включає можливість працювати в реальному часі, забезпечуючи високу швидкість обробки даних, що є критично важливим у застосуваннях для правоохоронних органів та комерційних сервісів. Вона також пропонує розширену аналітику та звітність, як у Vigilant Solutions, але з додатковою гнучкістю та функціональністю, що робить її придатною для використання в різних сценаріях: від моніторингу трафіку до роботи на торгових платформах.

Важливо те, що система не лише об'єднує вже існуючі функції, але й додає нові можливості, які дозволяють автоматично проводити комплексний аналіз автомобілів за трьома ключовими критеріями: номерним знаком, VIN-кодом та візуальними характеристиками. Це робить її багатофункціональним інструментом, здатним адаптуватися до різних потреб користувачів, включаючи правоохоронців, бізнеси та автолюбителів.

1.4 Встановлення тематики дослідження

Розвиток технологій розпізнавання автомобілів значно прискорився завдяки впровадженню сучасних методів штучного інтелекту, машинного навчання та комп'ютерного зору. Однак, попри наявність численних рішень на ринку, більшість із них мають обмежений функціонал і не охоплюють усі можливі аспекти розпізнавання автомобілів, які можуть бути корисними для користувачів у різних сферах — від безпеки до комерції. Зокрема, системи фокусуються або на розпізнаванні номерних знаків, або на візуальних характеристиках автомобіля, не забезпечуючи комплексного підходу до ідентифікації транспортних засобів.

1.4.1 Визначення проблематики дослідження

Сучасні системи часто зіштовхуються з такими проблемами, як недостатня точність розпізнавання в складних умовах, обмеженість функціональних можливостей та відсутність інтеграції різних методів ідентифікації автомобілів [7]. Наприклад, технології ANPR успішно вирішують завдання розпізнавання номерних знаків, але вони не здатні забезпечити повноцінний аналіз автомобіля за іншими важливими параметрами, такими як марка, модель, колір чи VIN-код. Це обмежує можливості використання таких систем у сферах, де потрібен комплексний підхід до розпізнавання та відстеження транспортних засобів.

У контексті мого дослідження виникає необхідність у розробці системи, яка поєднає три основні методи ідентифікації автомобілів: за номерними знаками, за VIN-кодом та за візуальними характеристиками.

Такий підхід дозволить вирішити ключові проблеми сучасних рішень, забезпечивши вищий рівень точності і функціональності.

1.4.2 Важливість дослідження для вдосконалення існуючих рішень

Дослідження спрямоване на подолання недоліків сучасних систем розпізнавання автомобілів шляхом створення мультизадачної системи, яка об'єднає розпізнавання за кількома параметрами. Це дослідження є важливим, оскільки воно дозволить не лише підвищити точність і надійність таких систем, але й забезпечить їхню універсальність. Завдяки цьому, така система може бути корисною в різних сферах: від правоохоронних органів, що потребують швидкого та точного відстеження транспортних засобів, до комерційних платформ, де важливо надати користувачам комплексну інформацію про автомобілі.

Більше того, інтеграція кількох методів ідентифікації підвищує стійкість системи до умов, в яких може бути складно розпізнати автомобіль за одним критерієм. Наприклад, якщо номерний знак не читається через погану якість зображення, система зможе використати візуальні характеристики або VIN-код для ідентифікації транспортного засобу.

1.4.3 Обґрунтування вибору мети та завдань дослідження

Основна мета мого дослідження полягає у створенні багатофункціональної системи розпізнавання автомобілів, яка зможе поєднати кілька підходів до ідентифікації транспортних засобів. Це дозволить зробити систему більш гнучкою та ефективною, що значно розширить її можливості порівняно з існуючими рішеннями. Зокрема, система повинна:

- забезпечувати високоточне розпізнавання номерних знаків автомобілів у реальному часі;
- ідентифікувати автомобілі за VIN-кодом, що дозволить отримувати більш точні дані про їхні технічні характеристики та історію;
- розпізнавати автомобіль за номерним знаком;
- розпізнавати марку, модель та інші візуальні характеристики автомобіля, що дозволить використовувати систему у сферах, де візуальна ідентифікація є важливою;
- надавати доступ до історичних даних розпізнавань автомобілів.

Таким чином, вибір тематики дослідження є обґрунтованим необхідністю розробки більш універсальної та функціональної системи.

Висновки до розділу 1

Аналіз розвитку технологій розпізнавання автомобілів підкреслює їх швидке зростання та еволюцію. Від простих систем автоматичного розпізнавання номерних знаків до складних рішень на базі штучного інтелекту, здатних розпізнавати візуальні характеристики автомобілів, ця технологія стала невід'ємною частиною сучасних інформаційних систем. Розгляд предметної області допоміг встановити контекст для подальшого дослідження та визначення ключових викликів і напрямків розвитку в цій сфері.

Аналіз існуючих рішень виявив кілька важливих обмежень, зокрема вузькість функціональності більшості систем, що фокусуються на одному аспекті розпізнавання, таких як номерний знак або зовнішні характеристики автомобіля.

Ці обмеження вказують на потребу в інтеграції кількох методів ідентифікації в одному рішенні для досягнення більшої точності та універсальності.

Зосередження на комплексному підході до розпізнавання автомобілів дозволило чітко визначити завдання, які мають бути вирішені. Це включає розробку мультизадачної системи, що здатна ідентифікувати автомобілі за номерними знаками, VIN-кодами та візуальними характеристиками, забезпечуючи при цьому високу точність і швидкість обробки даних.

Порівняльний огляд існуючих рішень, таких як OpenALPR, Carnet.ai та Vigilant Solutions, продемонстрував широкий спектр доступних технологій. Кожне з них має свої унікальні переваги та недоліки, і може стати корисною основою для розробки більш гнучкої та багатофункціональної системи. Проте жодна з цих систем не об'єднує всі ключові аспекти розпізнавання, що робить запропоноване рішення перспективним для подолання виявлених обмежень.

Таким чином, це дослідження має значний потенціал для вирішення наявних викликів у сфері розпізнавання автомобілів і розвитку нових підходів, що сприятимуть підвищенню ефективності таких систем. Поєднання кількох методів ідентифікації автомобілів відкриває нові можливості для використання цієї технології в різних галузях, від безпеки до комерційних застосувань.

2 ОБҐРУНТУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО ПІДХОДУ ТА МЕТОДІВ РЕАЛІЗАЦІЇ СИСТЕМИ

2.1 Постановка задачі

Автоматичне розпізнавання автомобілів за допомогою фотографій і відео є складним процесом, який має багато важливих елементів. На концептуальному рівні кожен автомобіль розглядається як об'єкт, який має певні характеристики, такі як модель, марка, колір і рік випуску, а також додаткові дані, такі як номерний знак і номерний знак VIN. На зображенні чи відео автомобіль розташований в певних координатах кадру в геометричному контексті, тому для того, щоб ідентифікувати об'єкт, необхідно точно виділити його з фону.

Основна мета запропонованої системи розпізнавання автомобілів — забезпечити високу точність та надійність ідентифікації автомобіля за кількома критеріями, навіть у складних умовах, таких як слабка освітленість, динамічні сцени або часткове перекриття об'єкта. Для досягнення цієї мети задача розбивається на декілька ключових етапів:

Перше завдання передбачає точне виділення автомобіля на зображенні або у відеокадрі. Це включає використання методів комп'ютерного зору для виділення контурів автомобіля та виключення непотрібних елементів фону. Система повинна функціонувати на основі згорткових нейронних мереж (CNN), які забезпечують надійне виділення об'єктів з фону у різних умовах.

Друге завдання зосереджено на ідентифікації основних характеристик автомобіля, таких як модель, марка та колір. Це включає використання глибоких нейронних мереж для класифікації автомобіля за його візуальними ознаками. Зокрема, будуть застосовані попередньо натреновані моделі, адаптовані до задачі розпізнавання транспортних засобів, для підвищення точності.

Третє завдання передбачає інтеграцію системи з модулем автоматичного розпізнавання номерних знаків (ANPR), що дозволяє ідентифікувати автомобіль за його номерним знаком у випадках, коли візуальні характеристики можуть бути недостатніми для повної ідентифікації.

Четвертим завданням є додаткове підключення резервного функціоналу. Це підтримка розпізнавання VIN-коду, яка забезпечує додатковий рівень точності, що особливо корисно для перевірки технічних характеристик та історії автомобіля. Також, за умови відсутності технічних характеристик при розпізнаванні авто, буде опитаний сторонній сервіс.

На основі цих ключових завдань система розпізнавання автомобілів буде здатна визначити модель, марку, колір, рік випуску, об'єм двигуна, характеристики ходової системи, можливі види коробки передач та інші характеристики автомобіля на зображенні або відео. У наступних підрозділах буде детальніше проаналізовано методи, що використовуються для виконання цих завдань. Кожен метод буде оцінений з точки зору ефективності, переваг та недоліків у контексті автоматизованої системи розпізнавання автомобілів. Цей аналіз спрямований на визначення оптимального підходу, який забезпечить максимальну точність і надійність системи, роблячи її придатною для застосування у сфері безпеки, комерції та аналітичних рішень.

2.2 Розробка вимог

Для забезпечення продуктивності та якості розпізнавання автомобілів і їх характеристик, важливо визначити вимоги до системи, які відповідатимуть специфіці її застосування. Вимоги до системи формують чітке уявлення про її функціональність, архітектуру та інтерфейси, а також визначають, як система повинна реагувати на різноманітні сценарії, що можуть виникнути під час експлуатації.

Функціональні вимоги окреслюють основні завдання системи, такі як розпізнавання автомобілів, ідентифікація номерних знаків та VIN-кодів, а також збір і зберігання відповідної інформації. Нефункціональні вимоги стосуються таких характеристик, як ефективність, надійність, безпека, швидкість обробки даних та масштабованість. Узгодження функціональних і нефункціональних вимог дозволяє розробити систему, яка буде стійкою до змінних умов і відповідатиме потребам користувачів.

Буде створено систему, яка забезпечуватиме простий та інтуїтивно зрозумілий веб-інтерфейс для розпізнавання автомобілів за допомогою фото чи відео. Основна функція системи полягатиме у розпізнаванні номерних знаків, VIN-кодів та інших характеристик автомобіля, таких як модель, марка, рік випуску тощо. Користувач зможе завантажувати зображення або відеофайли через веб-інтерфейс, після чого система автоматично оброблятиме отримані дані та надаватиме результати у вигляді звітів або структурованої інформації.

2.2.1 Функціональні вимоги

У цьому розділі детально описані функціональні вимоги до системи розпізнавання зовнішніх технічних характеристик.

Таблиця 2.1 — Функціональні вимоги

ID	Назва	Опис
ФВ1	Розпізнавання автомобілів на зображеннях	Система повинна ідентифікувати автомобілі за їх візуальними ознаками, такими як контури, форма і колір.
ФВ2	Розпізнавання номерних знаків	Система повинна зчитувати текст номерного знака навіть у складних умовах (часткове перекриття, слабе освітлення).
ФВ3	Розпізнавання VIN-кодів	Система повинна визначати VIN-код автомобіля, якщо він присутній на зображенні.
ФВ4	Зберігання даних у базі	Система повинна зберігати інформацію про автомобіль, включаючи його характеристики, номерний знак та VIN-код, у реляційній базі даних.
ФВ5	Інтеграція з	Система повинна підключатися до зовнішніх

	зовнішніми сервісами	сервісів для отримання додаткових характеристик або історії автомобіля.
ФВ6	Агрегація даних	Система повинна агрегувати дані про автомобілі для створення аналітичних звітів або статистики.
ФВ7	API для взаємодії	Система повинна надавати RESTful API для інтеграції з іншими додатками та передачі даних.
ФВ8	Фільтрація даних	Система повинна дозволяти налаштовувати фільтри для вибору конкретних категорій автомобілів (за моделлю, кольором, роком випуску тощо).
ФВ9	Робота в реальному часі	Система повинна обробляти відеопотік у реальному часі для розпізнавання автомобілів і номерних знаків.

2.2.2 Нефункціональні вимоги

У даному розділі ми визначимо нефункціональні вимоги для системи розпізнавання автомобілів, щоб вона могла працювати правильно та ефективно. Це включає інтеграцію, безпеку, масштабованість і продуктивність. Система повинна відповідати високим стандартам ефективності та адаптивності, оскільки вона буде працювати з великими обсягами даних, які включають зображення, відеопотоки та метадані.

Основу для створення системи, яка здатна обробляти дані в реальному часі, масштабувати свої ресурси для роботи з великою кількістю запитів і забезпечувати безпеку зібраної інформації, складають нефункціональні вимоги.

Особливу увагу слід приділити швидкості обробки, точності розпізнавання, збереженню приватності даних і сумісності з іншими сервісами.

Таблиця 2.2 — Нефункціональні вимоги

ID	Назва	Опис
НФВ1	Конфіденційність даних	Система повинна гарантувати безпеку персональних даних та забезпечувати аутентифікацію користувачів.
НФВ2	Швидкість обробки	Система повинна забезпечувати час обробки одного кадру (зображення) не більше 5 секунд.
НФВ3	Продуктивність обробки даних	Система повинна підтримувати обробку до 400 зображень або відеокадрів за хвилину.
НФВ4	Масштабованість	Система повинна підтримувати горизонтальну масштабованість, що дозволяє обробляти більший обсяг даних при додаванні серверів.
НФВ5	Моніторинг і звітність	Система повинна підтримувати модулі моніторингу та створення звітів про продуктивність, точність і надійність.
НФВ6	Точність розпізнавання	Рівень точності розпізнавання об'єктів (автомобілів, номерних знаків, VIN-кодів) повинен становити не менше 95% для зображень високої якості

2.2.3 Системні вимоги

Системні вимоги є основою для успішної розробки, розгортання та роботи системи автоматичного розпізнавання автомобілів. Вони розробляють апаратні та

програмні компоненти, необхідні для роботи серверної частини, реалізації моделей глибокого навчання (CNN) і взаємодії з користувачами через веб-інтерфейс.

У цьому розділі детально розглянуто системні вимоги до бекенд-сервера, який обробляє зображення та відео, взаємодіє з базами даних і зовнішніми API, а також працює з згортковою нейронною мережею (CNN), яка класифікує та розпізнає автомобілі на основі їх візуальних і текстових характеристик. Особлива увага приділяється вимогам до інструментів і технологій, які використовуються для реалізації системи, а також до апаратного забезпечення, необхідного для обчислень, зберігання даних і масштабованості.

Таблиця 2.3 — Системні вимоги

ID	Назва	Опис
CB1	Операційна система сервера	Сервер повинен підтримувати Linux (наприклад, Ubuntu 20.04+)
CB2	Обчислювальні ресурси	Сервер повинен мати мінімум 4 ядра CPU, 16 ГБ RAM, GPU NVIDIA Tesla T4 або вище.
CB3	Дисковий простір	Мінімум 500 ГБ SSD для зберігання бази даних та 1 ТБ для резервного сховища файлів.
CB4	Мережеві вимоги	Сервер повинен підтримувати з'єднання з пропускнуою здатністю не менше 1 Гбіт/с через HTTPS.
CB5	База даних	Використання PostgreSQL для зберігання даних

2.3 Вибір засобів розробки

У цьому розділі буде розглянуто вибір технологій для реалізації основних компонентів системи автоматичного розпізнавання автомобілів. Зважаючи на складність задач, пов'язаних із обробкою зображень, інтеграцією машинного навчання та забезпеченням ефективного взаємодії з клієнтськими додатками, вибір технологій базувався на їх продуктивності, гнучкості, сумісності та здатності масштабуватися.

Розробка системи буде здійснюватися з використанням мови програмування Python, яка забезпечує потужний інструментарій для розробки серверної частини та інтеграції моделей машинного навчання. Для роботи з базами даних було обрано реляційну базу PostgreSQL, яка поєднує стабільність, продуктивність та багатofункціональність. У роботі з базою даних буде використана ORM-бібліотека SQLAlchemy, яка значно спрощує взаємодію між кодом і базою даних.

2.3.1 Вибір мови програмування

Python було обрано як основну мову програмування для серверної частини завдяки її простоті, багатій екосистемі бібліотек і потужним можливостям інтеграції з модулями машинного навчання. Python забезпечує зручність реалізації RESTful API за допомогою фреймворків FastAPI, що дозволяє створювати продуктивні, масштабовані та легко розширювані сервіси. Крім того, Python пропонує широкий спектр інструментів для обробки зображень (наприклад, OpenCV) та роботи з моделями нейронних мереж (TensorFlow, PyTorch), що є критично важливим для цього проєкту [8]. Python також забезпечує чудову підтримку для роботи з базами даних через ORM-бібліотеки, що сприяє швидкій і безпомилковій інтеграції з реляційними та кешуючими сховищами.

2.3.2 Вибір реляційної бази даних

Для зберігання даних системи було обрано PostgreSQL, яка є однією з найпопулярніших реляційних баз даних із відкритим вихідним кодом. PostgreSQL підтримує складні SQL-запити, роботу з JSON-даними, транзакції ACID, а також масштабування та забезпечення високої продуктивності. Це дозволяє ефективно зберігати структуровану інформацію, таку як результати розпізнавання автомобілів, історичні дані, та забезпечує швидкий доступ до них через оптимізовані індекси.

Для взаємодії з PostgreSQL у проєкті буде використана бібліотека SQLAlchemy, яка є потужним інструментом для роботи з реляційними базами даних у Python. SQLAlchemy забезпечує зручність написання запитів до бази даних через об'єктно-реляційне відображення (ORM), спрощуючи процес створення, оновлення та видалення записів у базі. Це дозволяє уникнути прямого написання SQL-коду, зменшуючи ризик помилок і полегшуючи підтримку системи. Крім того, SQLAlchemy підтримує міграції бази даних, що полегшує оновлення структури бази при зміні вимог до проєкту.

2.3.3 Вибір бібліотек для моделі CNN

Для розробки згорткової нейронної мережі (CNN), яка використовується для розпізнавання автомобілів, було обрано TensorFlow. TensorFlow забезпечує простий інтерфейс для створення, навчання та тестування моделей машинного навчання, а також має вбудовану підтримку GPU, що значно пришвидшує обчислення [9]. Бібліотека також надає інструменти для розгортання моделей у продакшн-середовищі, що є важливим для інтеграції машинного навчання в серверну частину.

Загалом, вибрані технології забезпечують ефективну реалізацію, масштабованість і продуктивність системи. Python та його екосистема дозволять швидко і якісно реалізувати всі аспекти проєкту, PostgreSQL гарантує надійне

зберігання даних. TensorFlow надає інструменти для створення потужної нейронної мережі, що відповідає задачам розпізнавання зображень у проєкті.

2.3.4 Вибір фронт-енд технології

Для реалізації веб-інтерфейсу системи автоматичного розпізнавання автомобілів було обрано React.js. React.js є популярною бібліотекою JavaScript для створення інтерактивних і динамічних веб-додатків. Його основні переваги, такі як компонентна архітектура, продуктивність і широкий вибір сторонніх бібліотек, роблять його ідеальним вибором для створення адаптивного інтерфейсу, який буде однаково зручним як для настільних комп'ютерів, так і для мобільних пристроїв [10].

Адаптивний дизайн є ключовою вимогою для фронтенд-частини, оскільки застосунок має однаково ефективно працювати як на настільних браузерях, так і на мобільних пристроях. Для досягнення цієї мети буде використано CSS-фреймворк Tailwind CSS. Tailwind CSS дозволяє легко створювати адаптивні інтерфейси завдяки вбудованій підтримці медіа-запитів і утилітарних класів, які дозволяють налаштовувати стилі для різних розмірів екранів. Крім того, Tailwind CSS дозволяє уникнути надлишкового коду CSS, зберігаючи легкість і продуктивність додатка.

Фронтенд також інтегруватиме компонентні бібліотеки, такі як Material-UI для створення привабливих і функціональних елементів інтерфейсу, таких як кнопки, форми та таблиці. Це значно скоротить час розробки, оскільки більшість компонентів уже адаптовані для роботи в різних середовищах [11].

Таким чином, використання React.js у поєднанні з прогресивними підходами, такими як PWA і адаптивний дизайн за допомогою Tailwind CSS, дозволить створити функціональний і зручний веб-інтерфейс, який буде відповідати сучасним вимогам користувачів і технічним потребам системи.

2.4 Аналіз і порівняння методів машинного навчання та комп'ютерного зору

У цьому розділі буде проведено огляд різних методів машинного навчання, які застосовуються для розпізнавання об'єктів та обробки зображень. Метою є порівняння основних підходів, таких як згорткові нейронні мережі (CNN), підсилені дерева рішень, методи перенесення навчання та інші. Кожен метод має свої сильні та слабкі сторони, що робить їх придатними для різних задач і типів даних. Порівняння дозволить визначити, який з методів найбільше підходить для створення системи розпізнавання автомобілів, забезпечуючи необхідну точність, продуктивність та адаптивність до реальних умов використання.

Згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN) є одним з основних підходів для аналізу зображень і розпізнавання об'єктів. Вони складаються з ряду шарів, що спеціалізуються на виявленні характеристик (features) зображення, таких як краї, текстури, форми, деталі об'єктів і складніші візуальні ознаки. Завдяки своїй архітектурі CNN здатні автоматично витягати релевантні ознаки з зображення, що значно підвищує точність розпізнавання, роблячи їх особливо корисними для задач комп'ютерного зору, таких як класифікація, сегментація та виявлення об'єктів.

Основними складовими згорткових нейронних мереж згорткові шари (convolutional layers). В цих шарах застосовуються фільтри (kernels) для виділення локальних ознак зображення. Кожен фільтр представляє собою матрицю, яка проходить через вхідне зображення і виконує операцію згортки (convolution), виділяючи такі базові характеристики, як контури та текстури. Кілька послідовних згорткових шарів дозволяють моделі переходити від простих до складніших характеристик, які ідентифікують конкретні об'єкти.

Після згорткових шарів є шари об'єднання (pooling layers): Після кожного згорткового шару зазвичай додається шар об'єднання (наприклад, Max Pooling), який зменшує розмірність даних, зберігаючи найважливішу інформацію. Це дозволяє зменшити обчислювальні вимоги та покращити узагальнення моделі. Шари активації (Activation Layers): У CNN часто використовують нелінійну

функцію активації, таку як ReLU (Rectified Linear Unit), яка замінює негативні значення в активаціях на нуль, що дозволяє моделі краще адаптуватися до складних даних. Останнє — повнозв'язні шари (Fully Connected Layers): Вони з'єднують нейрони з усіма нейронами попереднього шару і допомагають класифікувати або виявляти об'єкти, використовуючи виділені характеристики. Ці шари часто розташовані ближче до кінця мережі і слугують для остаточної обробки інформації та передбачення результату.

В загалому, CNN мають кілька ключових характеристик, які роблять їх ефективними для задач комп'ютерного зору. Однією з головних особливостей CNN є висока точність розпізнавання, оскільки вони здатні автоматично виділяти релевантні ознаки зображень. Замість того, щоб покладатися на попередньо визначені ознаки, як це робиться в класичних методах, CNN вчаться самостійно розпізнавати важливі патерни в зображеннях, такі як контури, текстури та інші деталі [12]. Це дозволяє досягати відмінної точності в задачах розпізнавання, оскільки модель фокусується на ознаках, які найбільше впливають на точність класифікації.

Ще одна важлива характеристика CNN полягає у здатності автоматично виділяти ознаки без необхідності ручного втручання. Мережа поступово "навчається" виділяти ознаки, які є важливими для задачі класифікації, використовуючи згорткові та об'єднувальні шари для послідовного виділення дедалі складніших характеристик. Це дозволяє обробляти великі обсяги даних більш ефективно, оскільки виключається необхідність у ручному аналізі та виборі характеристик. CNN здатні самостійно адаптуватися до нових даних, виділяючи відповідні ознаки залежно від специфіки задачі.

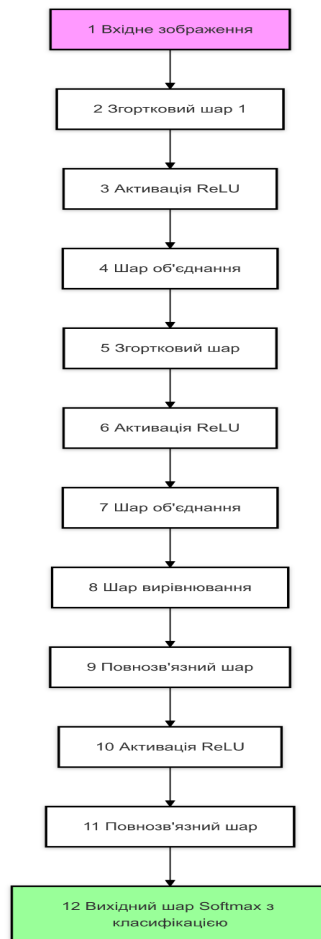


Рисунок 2.1 — Алгоритм роботи CNN мережі

Розглянемо алгоритм роботи CNN на основі наведеної діаграми. Вхідне зображення надходить у перший згортковий шар, який виділяє основні ознаки, після чого застосовується функція активації ReLU для надання нелінійності. Після цього йде шар об'єднання, який зменшує розмірність, зберігаючи найважливіші характеристики. Процес повторюється з другим згортковим шаром і відповідними шарами активації та об'єднання. Потім дані проходять через шар вирівнювання, що перетворює їх у векторний формат, який подається на повнозв'язний шар для аналізу характеристик. Далі знову застосовується активація ReLU для підвищення ефективності навчання. Після цього йде ще один повнозв'язний шар, який завершується вихідним шаром Softmax, що класифікує зображення, визначаючи ймовірність належності до кожного класу.

Також CNN чудово працюють із великими наборами даних, де є достатня кількість прикладів для навчання. Завдяки здатності до автоматичного

узагальнення CNN можуть ефективно навчатися на багатьох прикладах і створювати точну модель, здатну розпізнавати нові, раніше не бачені об'єкти. Великі набори даних дозволяють мережі точніше узагальнювати і краще розпізнавати об'єкти, оскільки наявність багатьох зразків допомагає уникнути перенавчання та зробити модель більш стійкою.

Гнучкість архітектур CNN також є важливою характеристикою, яка дозволяє адаптувати їх під різні задачі. Існує багато різновидів архітектур CNN, таких як ResNet, VGG, Inception та EfficientNet, кожна з яких розроблена з певною оптимізацією для різних типів задач. Наприклад, ResNet ефективно бореться з проблемою зникнення градієнта, завдяки залишковим зв'язкам, що дозволяє створювати дуже глибокі мережі з багатьма шарами. Inception використовує кілька фільтрів різного розміру для того, щоб одночасно вивчати характеристики на різних масштабах, що є корисним для задач, де важливі як деталі, так і загальна структура об'єкта [13]. Така архітектурна гнучкість дозволяє обрати або створити оптимальну модель для конкретної задачі, враховуючи особливості даних та вимоги до продуктивності.

Розглянемо інший тип методу машинного навчання — підсилені дерева рішень (boosted decision trees). Він є популярним методом машинного навчання, що базується на принципі ансамблювання, де кілька простих моделей об'єднуються для створення більш точної та стабільної моделі. Основна ідея цього методу полягає в тому, щоб послідовно навчати невеликі, слабкі моделі (так звані "слабкі учасники"), де кожне наступне дерево виправляє помилки, допущені попередніми моделями. У підсумку ці "підсилені" дерева формують потужну модель, яка здатна досягти високої точності, особливо у задачах класифікації.

Для реалізації підсилення часто використовується градієнтний бустинг (gradient boosting), один з найефективніших методів ансамблю для дерев рішень. У градієнтному бустингу кожне наступне дерево рішень навчається на залишкових помилках, зроблених попередньою моделлю, що дозволяє знижувати похибку і покращувати точність з кожною ітерацією. Метою є мінімізація функції втрат (loss

function) шляхом побудови нових дерев, які фокусуються на спробі виправити найсильніші помилки, допущені попередніми деревами [14].

Однією з головних особливостей підсилених дерев рішень є висока точність для задач класифікації, особливо на структурованих даних. Завдяки тому, що кожне наступне дерево фокусується на помилках попередніх дерев, метод ефективно знижує похибку, що призводить до кращої продуктивності на невеликих наборах даних або структурованих наборах з чіткими правилами. Ще одна особливість полягає в тому, що підсилені дерева рішень краще працюють на структурованих даних, які зазвичай представлені у вигляді таблиць, де кожна змінна (стовпець) містить конкретну характеристику або атрибут об'єкта. Це робить їх дуже корисними для таких задач, як прогнозування в економіці, фінансовий аналіз або аналіз біомедичних даних, де кожна змінна має окремий, добре визначений зміст.

У таких випадках підсилені дерева здатні ефективно розділити дані на основі значень атрибутів і точно прогнозувати цільові змінні. Для ідентифікації автомобілів даний метод не є тим, який підходить через те, що зображення зазвичай є неструктурованими даними і вони представляють собою набори пікселів, що містять числову інформацію без чітко визначених категорій або атрибутів. Однак підсилені дерева можуть бути корисними в задачах класифікації, де дані попередньо оброблені і мають структуру (наприклад, коли зображення перетворено на набір статистичних характеристик або ознак, таких як розподіл кольорів або текстур).

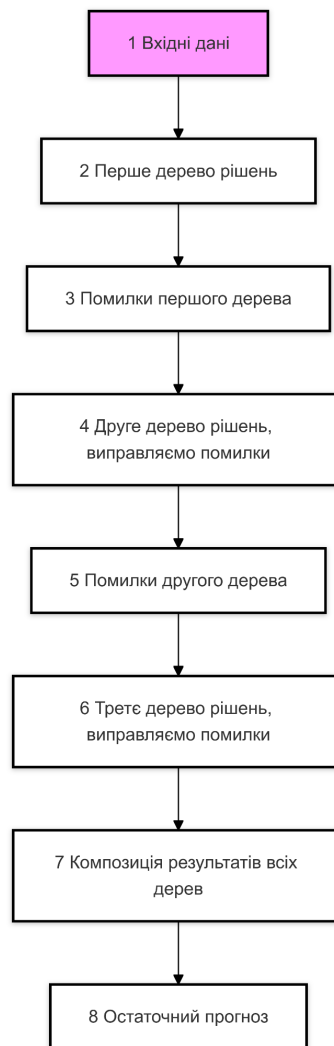


Рисунок 2.2 — Алгоритм роботи BDT

Діаграма показує процес роботи підсилених дерев рішень, де вхідні дані спершу проходять через перше дерево рішень, яке робить прогноз, але допускає певні помилки. Друге дерево навчається на цих помилках, намагаючись їх виправити. Процес повторюється з третім деревом, яке також фокусується на залишкових помилках попередніх дерев. Потім результати всіх дерев об'єднуються, формуючи ансамбль, що видає остаточний, точніший прогноз. Цей метод дозволяє покращити точність, поєднуючи кілька дерев, кожне з яких виправляє помилки попередніх.

Розглянемо ще один можливий варіант - scale-invariant feature transform (SIFT) — це алгоритм, що використовується для виявлення і опису унікальних ознак на зображеннях, які стійкі до різних трансформацій, таких як зміна

масштабу, поворот та освітлення. Він є одним з найпотужніших методів комп'ютерного зору для ідентифікації об'єктів, оскільки дозволяє надійно виявляти унікальні точки на зображенні, які залишаються видимими навіть після значних змін візуальних умов. Основна сила SIFT полягає в тому, що він дозволяє знайти ключові точки, які є відмінними для кожного зображення, і створити для них дескриптори, що служать "підписами" для цих точок.

Алгоритм SIFT починається з етапу виявлення ключових точок. Це робиться шляхом побудови так званої масштабної просторової піраміди: зображення обробляється фільтрами Гаусса з різними параметрами, щоб створити серію версій зображення з різними масштабами. Потім з цих масштабованих версій обчислюються різниці гауссіанів, які допомагають знаходити точки, що є локальними максимумами або мінімумами в просторі та масштабі. Ці точки мають високі градієнти яскравості, що вказує на наявність різких змін у структурі зображення, наприклад, кутів або країв, які є стійкими ознаками.

Коли ключові точки визначені, наступним кроком є визначення орієнтації кожної ключової точки. Це необхідно для забезпечення стійкості алгоритму до повороту зображення. Орієнтація визначається на основі градієнтів яскравості в околі ключової точки, які формують гістограму напрямків. Найбільш виражений напрямок у гістограмі стає основною орієнтацією ключової точки. Таким чином, кожна ключова точка має не лише координати, але й орієнтацію, що дозволяє SIFT бути нечутливим до поворотів об'єкта на зображенні.

Далі йде побудова дескрипторів для кожної ключової точки. Навколо кожної точки створюється вектор, що описує локальну структуру зображення. Для цього простір навколо точки розбивається на малі області, в яких обчислюються орієнтації градієнтів, і ці орієнтації збираються у вигляді гістограм. Отриманий дескриптор є вектором, що містить інформацію про розподіл градієнтів навколо ключової точки, і таким чином описує її унікальні характеристики. Завдяки цьому, дескриптори можна використовувати для порівняння між зображеннями: схожі дескриптори вказують на наявність схожих структур на різних зображеннях.

Після того, як для кожного зображення створено дескриптори, їх можна використовувати для співставлення ключових точок між різними зображеннями. Це робиться шляхом порівняння векторів дескрипторів, щоб знайти пари точок, які мають найменші відстані між своїми дескрипторами. Якщо дві точки мають подібні дескриптори, ймовірно, вони представляють ту саму фізичну точку об'єкта на зображенні, що дозволяє ідентифікувати об'єкти навіть при зміні масштабу або орієнтації.

Завдяки своїм властивостям, SIFT є надзвичайно корисним для таких завдань, як розпізнавання об'єктів, побудова панорам, відстеження об'єктів на відео та створення тривимірних моделей [15].

Незважаючи на свою ефективність, алгоритм SIFT може бути вимогливим до обчислювальних ресурсів, оскільки потребує багато обчислень для побудови масштабної просторової піраміди і обробки великих масивів даних дескрипторів. Тим не менш, завдяки своїй точності і надійності, SIFT залишається популярним інструментом у комп'ютерному зорі та широко використовується в задачах, де важливо ідентифікувати об'єкти незалежно від змін у зовнішніх умовах.

Розглянемо приклад його роботи за допомогою діаграми. Щоб знайти ключові точки на зображенні, стійкі до змін масштабу. Далі він виявляє локальні максимуми та мінімуми, які стають ключовими точками, та визначає їх орієнтацію, щоб зробити алгоритм стійким до поворотів. Після цього для кожної ключової точки створюються дескриптори, які описують локальну структуру навколо неї. Нарешті, дескриптори зіставляються між різними зображеннями для виявлення схожих об'єктів, що дозволяє розпізнавати об'єкти навіть при зміні умов.



Рисунок 2.3 — Алгоритм роботи SIFT

За результатами огляду методів машинного навчання, було обрано згорткові нейронні мережі для розпізнавання автомобілів, оскільки вони здатні ефективно виділяти ключові ознаки зображень, такі як контури та текстові символи. Вони відмінно підходять для виявлення контурів автомобіля, дозволяючи точно ідентифікувати його форму і розміри, а також для розпізнавання номерних знаків та VIN-кодів.

2.5. Підхід до класифікації зображень

Для побудови такої системи надійною основою є попереднє навчання моделі на існуючих великих датасетах. На початковому етапі ми використовуємо попередньо зібрані та анотовані датасети з зображеннями автомобілів, які

включають різні класи, такі як марки, моделі та інші характеристики. Це дозволяє навчити модель розпізнавати загальні особливості автомобілів і класифікувати їх за певними ознаками.

Процес класифікації починається з того, що зображення проходить через кілька згорткових шарів, де на кожному шарі модель навчається виділяти специфічні особливості, такі як контури, текстури і форми. Під час проходження через шари модель автоматично адаптується до витягання найбільш релевантних ознак для кожного типу автомобіля. Шари об'єднання (Pooling) знижують розмірність зображень, зберігаючи ключові ознаки, що дозволяє моделі працювати швидше та ефективніше.

Після проходження через згорткові та об'єднувальні шари, зображення надходить до повнозв'язних шарів, які виконують кінцеве узагальнення ознак. Повнозв'язні шари обробляють отримані ознаки та об'єднують їх, формуючи прогноз для кожного можливого класу. Вихідний шар, зазвичай з функцією активації Softmax, обчислює ймовірності для кожного класу, дозволяючи визначити найбільш вірогідний клас для зображення. Таким чином, модель приймає рішення на основі характеристик, витягнутих на всіх попередніх рівнях, і класифікує автомобіль у відповідний клас із заданого набору можливостей.

Висновки до розділу 2

У цьому розділі розглянуто технічні підходи та методи впровадження системи автоматичного розпізнавання автомобілів, враховуючи її функціональні, нефункціональні та системні вимоги. На основі визначених цілей було вибрано найкращі технології для кожного компонента системи, які гарантують високу продуктивність, адаптивність і масштабованість.

Ключові функції системи були визначені під час процесу формулювання вимог. Ці функції включають ідентифікацію транспортних засобів за зовнішнім виглядом, розпізнавання номерних знаків і VIN-кодів, зберігання та обробка даних, а також інтеграцію з іншими сервісами. Окрім цього, було сформовано нефункціональні вимоги до системи.

Вибір технологій для реалізації системи базувався на продуктивності та адаптивності обраних рішень. Як середовище розробки серверної частини було обрано Python, завдяки його широкій екосистемі бібліотек для роботи з даними та машинного навчання. Для зберігання даних було визначено використання PostgreSQL.

Проведений аналіз і обґрунтування технічних рішень дозволили створити комплексну архітектуру системи, яка відповідає вимогам адаптивності, точності та масштабованості. Отримані результати стали основою для подальшої реалізації системи розпізнавання автомобілів, що зможе ефективно вирішувати поставлені завдання в реальних умовах.

3 РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ АВТОМОБІЛІВ

3.1 Архітектура системи

У цьому підрозділі буде розглянуто процес моделювання інформаційної системи для розпізнавання автомобілів, що є важливим етапом у розробці її архітектури. Моделювання дозволяє візуалізувати структуру системи, визначити ключові компоненти, зрозуміти їхні взаємозв'язки та ефективно спланувати механізми їхньої взаємодії. На основі моделей будуть визначені функціональні модулі системи, зокрема, модуль розпізнавання зображень, модуль обробки номерних знаків, модуль аналізу VIN-кодів і бази даних для зберігання та обробки інформації.

Для моделювання системи буде використано нотацію UML (Unified Modeling Language), яка дозволяє створити діаграми, що відображають динаміку роботи компонентів, а також їх взаємодію. Зокрема, будуть побудовані наступні моделі:

Діаграма компонентів — для демонстрації архітектурної структури системи, включаючи серверну частину, базу даних, клієнтський інтерфейс та інтеграцію моделі CNN.

Діаграма випадків використання — для визначення ключових сценаріїв взаємодії користувача з системою, таких як завантаження зображень, отримання даних про автомобіль, перевірка VIN-коду та виведення інформації.

Діаграма послідовностей — для візуалізації порядку виконання основних операцій системи, таких як запит до серверу, передача зображення на обробку, розпізнавання автомобіля та формування звіту.

Особливу увагу буде приділено моделюванню взаємодії з даними, оскільки їхнє коректне збереження та обробка є критично важливими для точності та надійності системи. Схема бази даних буде спроектована таким чином, щоб забезпечити ефективне зберігання даних, пов'язаних із розпізнаними автомобілями, їх характеристиками, номерними знаками та VIN-кодами.

Застосування сучасних підходів до моделювання даних дозволить створити систему, яка буде легко масштабуватися і адаптуватися до нових вимог.

Таким чином, моделювання є ключовим етапом розробки, який формує основу для реалізації системи розпізнавання автомобілів, забезпечуючи її ефективність, адаптивність та зручність у використанні.

3.1.1 Використання діаграм для моделювання системи

Для початку розглянемо діаграму використань системи на додатку А.

Ця діаграма відображає взаємодію користувача із системою розпізнавання автомобілів, показуючи основні сценарії використання. Користувач має можливість авторизуватися в системі, завантажувати зображення або відео для аналізу, переглядати історію попередніх сканувань і запитувати інформацію про автомобілі за різними критеріями, такими як номерний знак, VIN-код або форма автомобіля. Система, в свою чергу, обробляє ці запити, аналізує завантажені дані та надає користувачеві результати.

Далі, розглянемо спрощену діаграму класів на додатку Б. Клас `CNNProcessor` відповідає за основну обробку зображень і відео, використовуючи згорткові нейронні мережі (CNN). Він виконує розпізнавання моделі автомобіля, номерного знака та VIN-коду на основі вхідних даних, таких як зображення або окремі кадри відео. Після обробки даних цей клас надає результати у вигляді структурованого формату для подальшої роботи.

`MediaHandler` займається обробкою медіа-даних, таких як зображення або відео. Він відповідає за попередню обробку, наприклад, виділення окремих кадрів із відео або очищення зображень, і передає ці дані для аналізу. Цей клас є проміжною ланкою між отриманням медіа-даних і їх обробкою нейронною мережею.

Клас `OutputProcessor` спеціалізується на формуванні вихідних даних для користувачів. Його основна задача — підготовка результатів обробки у зрозумілому форматі, наприклад, у вигляді звіту чи відповіді API. Також він

відповідає за експорт даних у формати, такі як PDF або Excel, і забезпечує надсилання повідомлень клієнтам.

DataManager інтегрує функції управління базою даних, включаючи підключення до неї, виконання запитів, зберігання та оновлення записів. Він служить основним інструментом для взаємодії всіх компонентів із базою даних, забезпечуючи швидкий доступ до збережених даних та їх подальшу обробку.

Клас AuthHandler забезпечує функції аутентифікації та авторизації користувачів. Він дозволяє здійснювати вхід, реєстрацію, вихід, відновлення паролів та перевірку токенів доступу. Цей клас гарантує безпеку доступу до системи та управління користувацькими сесіями.

APIClient надає функціонал для зовнішнього доступу до системи. Він забезпечує отримання інформації про автомобілі, такі як деталі за номерним знаком або VIN-кодом, а також генерацію звітів. Цей клас виступає інтерфейсом між системою та клієнтами.

IntegrationManager відповідає за взаємодію з іншими сервісами для отримання додаткової інформації про автомобілі, наприклад, технічних характеристик за VIN-кодом або номерним знаком. Він дозволяє інтегрувати дані з зовнішніх джерел і оновлювати інформацію в системі для покращення її функціоналу.

На додатку В ми маємо діаграму послідовностей. Ця діаграма послідовностей ілюструє процес взаємодії між користувачем і системою для розпізнавання автомобіля. Користувач ініціює взаємодію, входячи до системи через API, який перевіряє його облікові дані за допомогою модуля AuthHandler. Після успішної авторизації користувач завантажує медіафайл із зображенням або відео. Цей файл передається до MediaHandler для первинної обробки, після чого оброблені дані спрямовуються до CNNProcessor для виконання розпізнавання автомобіля за ключовими ознаками, такими як модель, номерний знак і VIN-код.

Результати обробки передаються назад до MediaHandler, який інтегрує отриману інформацію з додатковими даними, що запитуються через IntegrationManager. Зібрані дані зберігаються в базі даних через DataManager, а на

фінальному етапі OutputProcessor формує звіт. Користувач отримує результати у вигляді готового звіту, який надається через API. Ця послідовність демонструє чітку координацію компонентів системи для досягнення ефективного аналізу автомобільних даних.

3.2 Реалізації серверної та клієнтської частини

Система "Розпізнавання автомобілів" є програмним рішенням, яке дозволяє ефективно ідентифікувати автомобілі на основі фото чи відео даних, використовуючи сучасні технології штучного інтелекту. Головною метою системи є надання користувачам точних технічних характеристик автомобілів, таких як модель, номерний знак, VIN-код та інші важливі параметри. Архітектура системи побудована з урахуванням вимог до високої швидкості, точності та надійності. Структурна схема представлена на додатку Г.

Клієнтська частина, розроблена на основі React.js, забезпечує користувачам зручний доступ до системи через інтуїтивно зрозумілий інтерфейс. Через нього користувачі можуть завантажувати зображення чи відео для подальшої обробки. Серверна частина, реалізована на основі Python FastAPI, виконує функцію обчислювального ядра та координатора, обробляючи дані за допомогою інтеграції з трьома ключовими моделями: для розпізнавання авто за зовнішнім виглядом, номерного знака та VIN-коду. Кожна з цих моделей дозволяє отримувати специфічну інформацію, яка у підсумку об'єднується для створення повного звіту.

База даних PostgreSQL використовується для зберігання результатів обробки, історії запитів та метаданих. Це дозволяє забезпечити швидкий доступ до інформації та підтримувати високу продуктивність системи. Весь процес взаємодії між компонентами відбувається таким чином, щоб гарантувати максимальну зручність для користувача. Після завантаження даних через клієнтську частину, серверна частина обробляє їх за допомогою моделей, зберігає результати у базі даних та повертає їх користувачеві.

3.2.1 Серверна частина

У рамках реалізації серверної та клієнтської частини було створено API для обробки запитів користувачів. Це API забезпечує взаємодію між веб-інтерфейсом користувача та серверною частиною системи, яка відповідає за обробку фото та відео, розпізнавання автомобілів, номерних знаків і VIN-кодів. API було реалізовано на Python із використанням фреймворку FastAPI, який дозволяє швидко створювати та масштабувати веб-додатки з сучасними технологіями.

Нижче наведено таблицю з основними ендпоінтами в системі.

Таблиця 3.1 — Системні ендпоінти

№ п/ п	Назва методу	НТТ Р мето д	Призначення
1	/upload/image	POST	Приймає зображення автомобіля, обробляє його за допомогою моделей і повертає інформацію про автомобіль (модель, номерний знак, VIN-код, характеристики).
2	/upload/video	POST	Приймає відеофайл, обробляє покадрово та повертає список розпізнаних автомобілів із характеристиками.
3	/cars/{vin_code}	GET	Отримання інформації про автомобіль за VIN-кодом. Повертає технічні характеристики з бази даних.
4	/cars/plate/{plate_number}	GET	Отримання інформації про автомобіль за номерним знаком. Використовує базу

			даних для пошуку технічних характеристик.
5	/reports/{user_id}	GET	Дозволяє отримати історію оброблених даних і звітів, створених користувачем.
6	/auth/register	POST	Реєстрація нового користувача. Приймає дані (ім'я, email, пароль) та створює новий запис у базі даних.
7	/auth/login	POST	Авторизація користувача. Приймає email і пароль, перевіряє їх у базі даних та повертає токен для подальших запитів.
8	/auth/logout	POST	Завершує сесію користувача, анулюючи його токен.
9	/auth/profile	GET	Отримання інформації про профіль користувача. Повертає email, ім'я та історію дій.

3.2.2 Клієнтська частина

Інтерфейс побудований так, щоб користувачі могли швидко виконати основні операції, такі як завантаження зображення або відео, перегляд отриманих результатів і доступ до історії запитів. Завантажені дані передаються до серверної частини через REST API, забезпечуючи безпечну та швидку передачу інформації.

React.js, як основа клієнтської частини, дозволяє створювати адаптивні та динамічні інтерфейси. Це забезпечує швидке оновлення даних без необхідності перезавантаження сторінки, що значно підвищує комфорт роботи користувачів. Крім того, система підтримує можливість інтеграції з іншими інструментами, наприклад, для авторизації користувачів чи персоналізації інтерфейсу.

Клієнтська частина також враховує потреби у безпеці даних, що передаються, використовуючи HTTPS-з'єднання для шифрування інформації. Це дозволяє зменшити ризик перехоплення конфіденційних даних. Завдяки використанню сучасних технологій, клієнтська частина не лише зручна для користувача, але й забезпечує високу швидкість роботи та надійність системи в цілому.

3.3 Моделювання та розробка CNN моделі

3.3.1 Опис та попередня обробка набору даних

Навчання згорткової нейронної мережі (CNN) є ключовим етапом у створенні системи розпізнавання автомобілів, яка здатна автоматично визначати модель, марку, номерний знак або VIN-код транспортного засобу на основі зображень чи відео. Цей процес включає вибір відповідних даних для тренування, налаштування архітектури моделі, оптимізацію її параметрів і оцінювання точності результатів. Для забезпечення високої точності та узагальнення моделі на нових даних, необхідно використовувати великі й добре анотовані датасети, що містять різноманітні зображення автомобілів із різних ракурсів, у різних умовах освітлення та з різними характеристиками.

Основною метою є навчити модель ідентифікувати візуальні ознаки, такі як контури, текстури, логотипи або інші деталі автомобіля, які є унікальними для конкретної марки або моделі. Крім того, додаткові функції системи, зокрема розпізнавання номерних знаків та VIN-кодів, вимагають інтеграції спеціалізованих підходів у нейронну мережу. Навчання моделі включає декілька ключових етапів: передобробку даних, підготовку архітектури CNN, вибір оптимізатора та функції втрат, а також тестування результатів.

Нижче наведений перелік датасетів, які було використано для навчання моделі. Stanford Cars Dataset – цей датасет містить понад 16 000 зображень автомобілів, які охоплюють 196 різних моделей. Він ідеально підходить для задач класифікації автомобілів за маркою і моделлю, оскільки кожне зображення супроводжується точними анотаціями та класифікацією [16].



Рисунок 3.1 — Приклад даних з датасету Stanford Cars

CompCars – один із найбільших і найповніших датасетів, який включає більше 100 000 зображень автомобілів із різних ракурсів. Додатково він надає інформацію про характеристики автомобілів, такі як об'єм двигуна, тип кузова, і навіть включає зображення з реклами та реальних умов використання.

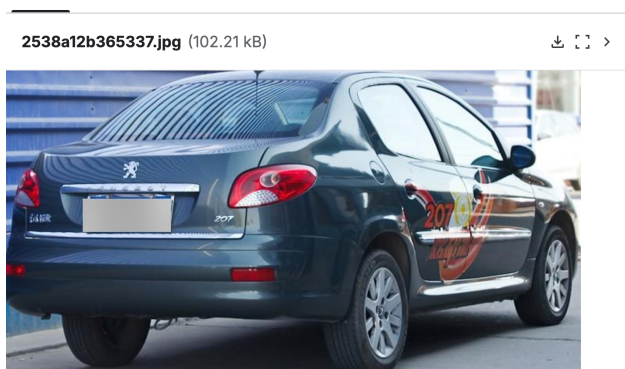


Рисунок 3.2 — Приклад даних з датасету CompCars

Car Licence Plate Detection – спеціалізований набір даних для задач розпізнавання номерних знаків автомобілів. Він містить зображення автомобілів із

різними типами номерних знаків, що дозволяє ефективно навчати модель для автоматичного розпізнавання тексту та символів на знаках.

Dataset: [Car License Plate Detection](#)



Рисунок 3.3 — Приклад даних з CLPD датасету

Cityscapes – датасет, який переважно використовується для сегментації об’єктів на зображеннях міських умов. Він включає анотовані зображення транспортних засобів у реальних дорожніх сценах і дозволяє моделі навчитися виділяти автомобілі в складних умовах, таких як погане освітлення чи велика кількість об’єктів у кадрі.

Також було знайдено та зібрано датасет, який налічує близько 350 фотографій він кодів.

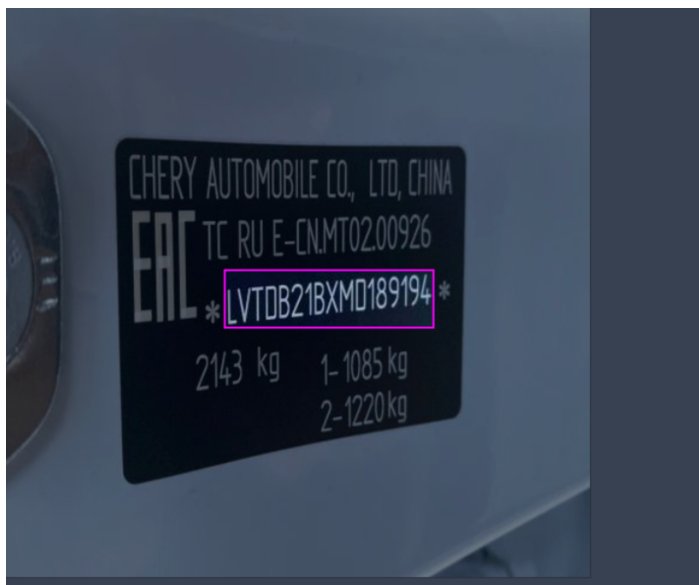


Рисунок 3.4 — Приклад з vin-code датасету

3.3.2 Створення моделей для навчання

Архітектура системи передбачає інтеграцію трьох спеціалізованих моделей глибокого навчання в одну складену модель, яка буде аналізувати вхідні дані за різними критеріями: контур автомобіля, номерний знак та VIN-код. Кожна з цих підмоделей виконує окрему задачу розпізнавання, а результати об'єднуються для отримання остаточного висновку про транспортний засіб. Такий підхід дозволяє використовувати сильні сторони кожної моделі, знижуючи загальну похибку та підвищуючи точність системи.

Універсальний алгоритм навчання всіх моделей зображено на додатку Д.

Перша модель фокусується на розпізнаванні автомобіля за його візуальним контуром. Це згорткова нейронна мережа (CNN), спеціально натренована на виділення характеристик форми, таких як обриси, розмір, пропорції та ключові візуальні особливості автомобіля. Ця модель створює високоузагальнені дескриптори об'єкта, що дозволяє відрізнити автомобілі за їхніми зовнішніми ознаками навіть у складних умовах (наприклад, часткове перекриття або слабе освітлення).

Друга модель відповідає за розпізнавання номерного знака автомобіля. Вона включає кілька етапів обробки: спочатку виконується локалізація номерного знака на зображенні за допомогою об'єктно-орієнтованої архітектури (наприклад, YOLO або Faster R-CNN). Після цього використовується окрема модель для обробки тексту (OCR), яка розпізнає символи на номерному знаку. Ця модель орієнтована на точне виділення тексту навіть за наявності шуму, низької якості зображення або складного фону.

Третя модель працює із VIN-кодами. Оскільки VIN-коди часто розташовані в складних для зчитування місцях і мають специфічний формат, ця модель комбінує локалізацію тексту з глибинним аналізом для верифікації символів. Вона орієнтована на точне розпізнавання тексту навіть за умов низького контрасту або нерівного освітлення.

Складена модель інтегрує результати цих трьох підмоделей через механізм об'єднання на останньому етапі. Після отримання результатів кожна з моделей повертає відповідну частину інформації: контурна модель — ідентифікацію автомобіля за виглядом, модель номерного знака — текстову інформацію з номера, модель VIN-коду — ідентифікатор. На основі цих результатів система виконує верифікацію й об'єднує інформацію в один цілісний звіт. Це дозволяє підвищити точність і надійність роботи системи, компенсуючи можливі помилки окремих моделей через комбінований аналіз.

Навчання моделі починається з підготовки вхідних даних, їх нормалізації та налаштування параметрів архітектури, що оптимізують процес навчання. Для моделі, яку ми використовуємо, основним джерелом даних є зображення автомобілів, структуровані за класами. Кожен клас представляє унікальну марку або модель автомобіля. Для того щоб забезпечити якісне навчання, було застосовано збільшення даних (data augmentation), яке включає такі трансформації, як випадковий поворот, відображення по горизонталі та зміна яскравості. Ці операції дозволяють зменшити ризик перенавчання та покращують здатність моделі узагальнювати свої знання.

EfficientNet B1 була обрана для навчання моделі завдяки її унікальним властивостям, які дозволяють досягти високої точності розпізнавання зображень при оптимальному використанні обчислювальних ресурсів. На відміну від інших архітектур глибоких нейронних мереж, EfficientNet базується на фундаментальному підході балансування параметрів моделі — ширини, глибини та роздільної здатності зображення, що дозволяє ефективно масштабувати модель для отримання точних результатів без зайвого перевантаження системи.

Архітектура EfficientNet B1 є частиною родини моделей EfficientNet, яка була розроблена компанією Google для забезпечення оптимальної продуктивності на великих наборах даних із мінімальними витратами обчислювальної потужності. Модель використовує інноваційний підхід масштабування з використанням так званого методологічного балансу compound scaling. Цей підхід дозволяє моделі одночасно збільшувати ширину (кількість фільтрів у шарах),

глибину (кількість шарів у мережі) і роздільну здатність вхідних зображень, що підвищує її здатність виявляти складні закономірності.

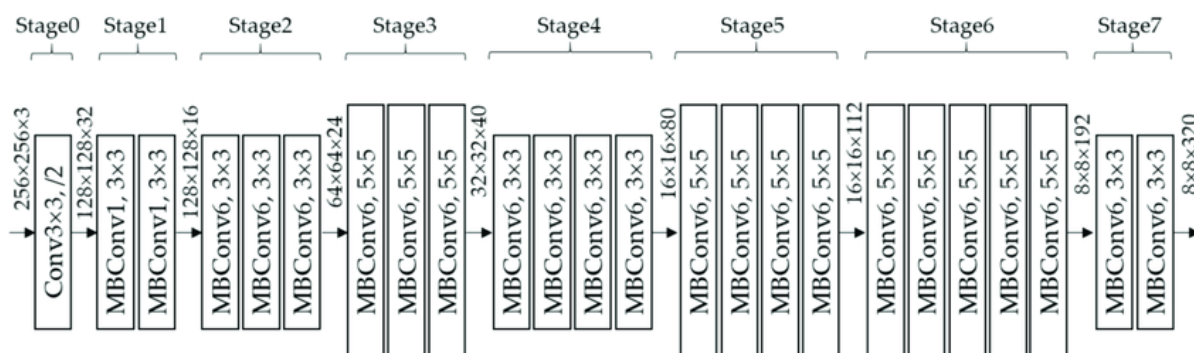


Рисунок 3.5 — Архітектура моделі Efficient B1

Stage 0 починається з базового згорткового шару (Conv2D), який приймає вхідне зображення розміром $240 \times 240 \times 3$. Цей шар використовує ядро 3×3 для початкового вилучення низькорівневих особливостей, таких як краї та текстури, і генерує 32 фільтри.

Stage 1 представляє перший набір шарів MBConv (Mobile Inverted Bottleneck Convolution) із глибиною 1. MBConv виконує роль ефективного вилучення особливостей, об'єднуючи згорткові операції з глибинною згорткою (Depthwise Convolution). Ця стадія оптимізована для обробки даних з мінімальними обчислювальними затратами.

Stage 2 розширює глибину до 2 MBConv-шарів, кожен із ядром 3×3 , що дозволяє більш детально вилучати ознаки. Цей етап забезпечує поступове нарощування складності обчислень, що готує модель до роботи з більш абстрактними характеристиками.

Stage 3 додає ще більше глибини з 2 MBConv-шарами та ядром 5×5 . Використання більшого ядра дозволяє моделі захоплювати більший контекст у зображенні, що важливо для розпізнавання форм і патернів на вищих рівнях.

Stage 4 включає MBConv-операції з глибиною 3 і ядром 3×3 . Ця стадія оптимізована для роботи з більш абстрактними характеристиками, включаючи складніші текстури й форми.

Stage 5 поглиблює мережу ще більше з 3 MBConv-шарами та ядром 5×5 . Цей рівень дозволяє вилучати більш глобальні особливості, які є критично важливими для класифікації.

Stage 6 має найглибшу структуру з 4 MBConv-шарами, які зберігають ядро 5×5 . Ця стадія завершує формування високорівневих ознак, які використовуються для остаточного розпізнавання.

Stage 7 включає завершальний MBConv із ядром 3×3 , який завершує вилучення ознак. У кінці розташований шар Global Average Pooling, який узагальнює вилучені ознаки, та повнозв'язний шар для класифікації.

Модель була навчена з використанням попередньо натренованої EfficientNet B1, що дозволило скоротити час на підготовку та забезпечити високу точність класифікації. Попередньо натренована модель забезпечує відправну точку для навчання, оскільки її шари вже адаптовані до розпізнавання базових характеристик зображень, таких як краї, текстури та кольори. Використовуючи трансферне навчання, було адаптовано EfficientNet B1 до специфічних завдань мого проекту, а саме розпізнавання автомобілів за їх зовнішніми характеристиками.

Під час навчання було змінено останні шари моделі, щоб забезпечити її здатність класифікувати зображення відповідно до специфіки мого набору даних. У попередньо натренованої моделі було замінено фінальний повнозв'язний шар, щоб відповідати кількості класів у моєму проекті. Для цього було використано оптимізатор Adam та функцію втрат CrossEntropyLoss.

Оптимізатор Adam (Adaptive Moment Estimation) було обрано завдяки його адаптивній природі та ефективності при роботі з великими та складними даними. На відміну від класичного стохастичного градієнтного спуску, Adam автоматично регулює швидкість навчання для кожного параметра, використовуючи середнє значення першого моменту та другого моменту [17]. Це дозволило оптимізатору швидше зближуватися до мінімуму функції втрат, мінімізуючи ризик "застрягання" у локальних мінімумах. У даному випадку використання Adam із невеликою швидкістю навчання (0.0001) забезпечило стабільне та поступове

оновлення ваг, що було критично важливим для досягнення високої точності класифікації, особливо при навчанні моделі на великих наборах даних, таких як CompCars.

Функцію втрат `categorical_crossentropy` було застосовано як стандарт для задач багатокласової класифікації. Ця функція втрат враховує відхилення між імовірністю, призначеною правильному класу, та фактичною міткою, поступово "каратиме" модель за некоректні прогнози. Для задачі класифікації автомобілів на різні категорії цей підхід забезпечив строгий механізм корекції, що сприяв підвищенню точності передбачень для кожного класу.

Таким чином, поєднання Adam та `categorical_crossentropy` дозволило моделі ефективно обчислювати похибки, швидко їх коригувати й адаптувати параметри для оптимізації точності класифікації. З огляду на складну архітектуру, як-от EfficientNet B1, правильний вибір оптимізатора та функції втрат відіграв вирішальну роль у досягненні високих результатів навчання, забезпечуючи як точність, так і стійкість моделі до перенавчання.

Однією з причин вибору EfficientNet B1 стало її вбудоване масштабування, яке дозволяє збільшувати роздільну здатність вхідних зображень без істотного впливу на продуктивність [18]. У моєму випадку це особливо важливо, оскільки моделі доводилося працювати з великим набором високоякісних зображень, що вимагають точного аналізу деталей, таких як контури автомобіля. Процес навчання включав використання аугментації даних для підвищення різноманітності вхідних зображень. Я застосував такі методи, як випадкове обертання, зміна яскравості, горизонтальне дзеркальне відображення, що сприяло поліпшенню здатності моделі до генералізації. Це дозволило EfficientNet B1 краще адаптуватися до реальних умов, де зображення можуть бути зроблені під різними кутами або в різному освітленні.

Результати використання EfficientNet B1 підтвердили правильність вибору. Завдяки її оптимізації для роботи з обмеженими ресурсами та здатності до високої точності класифікації, модель досягла чудових результатів у моєму проекті. Це показало, що навіть при роботі з великими й складними наборами даних можна

ефективно використовувати сучасні архітектури нейронних мереж для вирішення спеціалізованих завдань.

Метрики точності моделі дозволяють оцінити її продуктивність. Точність на тренувальних даних демонструє, наскільки модель адаптується до даних, які вона бачила. Проте основним показником є точність на валідаційних даних, що відображає, як добре модель може працювати з новими зображеннями. Якщо точність на валідації починає погіршуватися, а тренувальна точність продовжує зростати, це свідчить про перенавчання моделі, і можливо, потрібно скоригувати параметри навчання або застосувати додаткову регуляризацию.

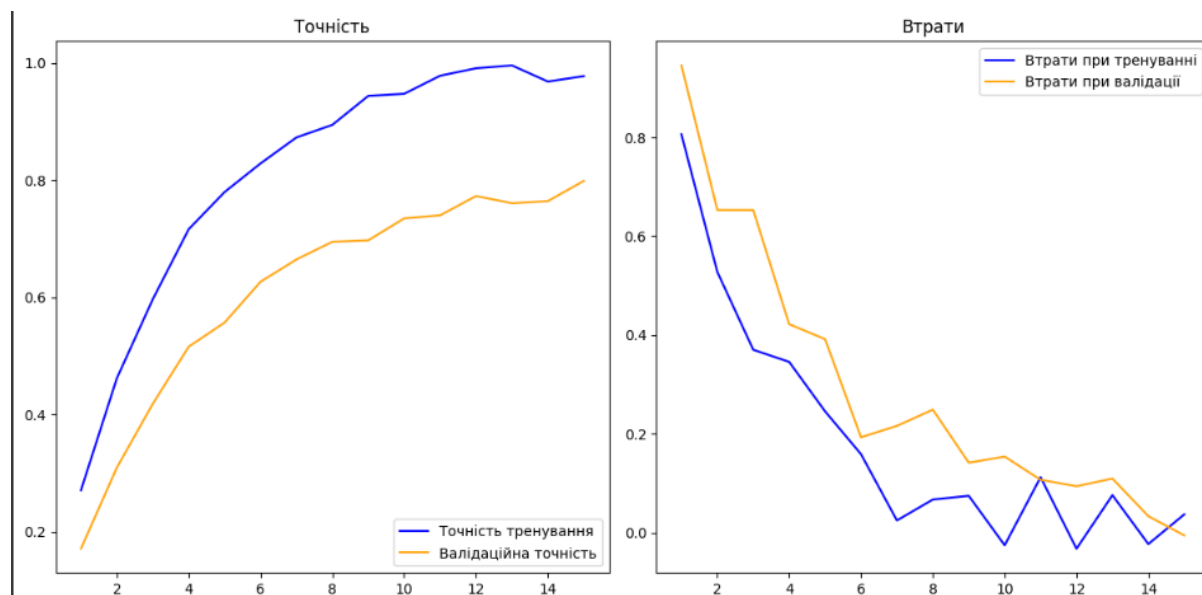


Рисунок 3.6 — Графік точності і втрат

Графіки втрат та точності, побудовані під час навчання, дозволяють відстежувати динаміку процесу. Ідеальна картина — коли тренувальна та валідаційна втрата плавно знижуються, а точність відповідно зростає. Якщо ж на якомусь етапі валідаційна втрата починає зростати, це може бути сигналом для коригування параметрів моделі або даних.

Датасет, використаний у процесі навчання моделі, містив не лише зображення автомобілів, але й метадані, що включають технічні параметри кожного транспортного засобу. Ці метадані, такі як марка, модель, рік випуску, тип

двигуна, об'єм, маса та інші технічні характеристики, були інтегровані у процес класифікації.

Використання цих даних дало змогу моделі враховувати додаткові інформаційні ознаки, які є ключовими для диференціації між схожими класами автомобілів. Це підвищило точність класифікації, особливо у випадках, коли візуальні ознаки були недостатньо вираженими або складними для ідентифікації. Таким чином, метадані стали важливим компонентом у забезпеченні надійності та ефективності моделі.

name	make	model	year	engine	cylinders	transmission	body	doors	exterior_color	
2024 Jeep Wagoneer Series II	Jeep	Wagoneer	2024	24V GDI DOHC Twin Turbo	6	8-Speed Automatic	SUV	4	White	Four-wheel Drive
2024 Jeep Grand Cherokee Laredo	Jeep	Grand Cherokee	2024	OHV	6	8-Speed Automatic	SUV	4	Metallic	Four-wheel Drive
2024 GMC Yukon XL Denali	GMC	Yukon XL	2024	6.2L V-8 gasoline direct injection, variable valve contr	8	Automatic	SUV	4	Summit White	Four-wheel Drive
2023 Dodge Durango Pursuit	Dodge	Durango	2023	16V MPFI OHV	8	8-Speed Automatic	SUV	4	White Knuckle Clearcoat	All-wheel Drive
2024 RAM 3500 Laramie	RAM		3500	24V DDI OHV Turbo Diesel	6	6-Speed Automatic	Pickup Truck	4	Silver	Four-wheel Drive
2024 Nissan Murano Platinum	Nissan	Murano	2024	24V MPFI DOHC	6	Automatic CVT	SUV	4	White	All-wheel Drive
2024 Jeep Wagoneer Base	Jeep	Wagoneer	2024	24V GDI DOHC Twin Turbo	6	8-Speed Automatic	SUV	4	Bright White Clearcoat	Rear-wheel Drive
2024 Ford F-350 Lariat Super Duty	Ford	F-350	2024	32V DDI OHV Turbo Diesel	8	10-Speed Automatic	Pickup Truck	4	Carbonized Gray Metallic	Four-wheel Drive
2024 Hyundai Tucson Hybrid Limited	Hyundai	Tucson Hybrid	2024	16V GDI DOHC Turbo Hybrid	4	6-Speed Automatic	SUV	4	White Pearl	All-wheel Drive
2024 Jeep Grand Cherokee Altitude	Jeep	Grand Cherokee	2024	ar 3.6L V-6 DOHC, variable valve control, regular unleade	6	Automatic	SUV	4	Silver Zynith	Four-wheel Drive
2024 Jeep Compass Latitude	Jeep	Compass	2024	16V GDI DOHC Turbo	4	8-Speed Automatic	SUV	4	Metallic	Four-wheel Drive
2024 RAM 3500 Tradesman	RAM		3500	oled Turbo Diesel I-6 6.7 L/408	6	Automatic	Pickup Truck	4	Granite Crystal Metallic Clearcoat	Four-wheel Drive
2024 Hyundai Santa Cruz 2.5T Limited	Hyundai	Santa Cruz	2024	16V PDI DOHC Turbo	4	8-Speed Automatic with Auto-Shift	Pickup Truck	4	Atlas	All-wheel Drive
2024 Jeep Grand Cherokee Altitude	Jeep	Grand Cherokee	2024	ar 3.6L V-6 DOHC, variable valve control, regular unleade	6	Automatic	SUV	4	Baltic Gray Metallic Clearcoat	Four-wheel Drive
2024 Chevrolet Blazer EV 2LT	Chevrolet	Blazer EV	2024	c		1-Speed Automatic	SUV	4	Sterling Gray Metallic	All-wheel Drive
2024 Hyundai Santa Cruz 2.5T XRT	Hyundai	Santa Cruz	2024	16V PDI DOHC Turbo	4	8-Speed Automatic with Auto-Shift	Pickup Truck	4	Blue Stone	All-wheel Drive
2024 Nissan Murano Platinum	Nissan	Murano	2024	24V MPFI DOHC	6	Automatic CVT	SUV	4	Deep Ocean Blue	All-wheel Drive
2024 Ford Explorer Timberline	Ford	Explorer	2024	16V GDI DOHC Turbo	4	10-Speed Automatic	SUV	4	Star White	Four-wheel Drive
2024 Volkswagen Taos 1.5T SE	Volkswagen	Taos	2024	4 gasoline direct injection, DOHC, variable valve control	4	7-Speed DSG Automatic with Tiptronic	SUV	4	Blue	All-wheel Drive
2024 Volkswagen Jetta 1.4T S	Volkswagen	Jetta	2024	4 gasoline direct injection, DOHC, variable valve control	4	8-Speed Automatic with Tiptronic	Sedan	4	Pyrite Silver Metallic	Front-wheel Drive
2024 RAM 3500 Tradesman	RAM		3500	oled Turbo Diesel I-6 6.7 L/408	6	Automatic	Pickup Truck	4	Bright White Clearcoat	Four-wheel Drive
2024 Dodge Hornet R/T	Dodge	Hornet	2024	16V GDI DOHC Turbo Hybrid	4	6-Speed Automatic	SUV	4	HOT TAMALE	All-wheel Drive
2024 Hyundai Tucson SEL	Hyundai	Tucson	2024	16V PDI DOHC	4	8-Speed Automatic	SUV	4	White Pearl	Front-wheel Drive
2024 GMC Terrain Denali	GMC	Terrain	2024	4 gasoline direct injection, DOHC, variable valve control	4	Automatic	SUV	4	Ebony	All-wheel Drive
2024 Hyundai Santa Cruz 2.5L SEL	Hyundai	Santa Cruz	2024	16V PDI DOHC	4	8-Speed Automatic	Pickup Truck	4	Blue Stone	All-wheel Drive
2024 Ford Explorer XLT	Ford	Explorer	2024	16V GDI DOHC Turbo	4	10-Speed Automatic	SUV	4	Star White	Rear-wheel Drive
2024 Jeep Compass Limited	Jeep	Compass	2024	DOHC	4	8-Speed Automatic	SUV	4	Baltic Gray Metallic Clearcoat	Four-wheel Drive
2024 Chrysler Pacifica Touring-L	Chrysler	Pacifica	2024	24V MPFI DOHC	6	9-Speed Automatic	Passenger Van	4	Diamond Black	All-wheel Drive
2024 Chevrolet Blazer EV 2LT	Chevrolet	Blazer EV	2024	c		1-Speed Automatic	SUV	4	Radiant Red	All-wheel Drive
2024 RAM 2500 Tradesman	RAM		2500	16V MPFI OHV	8	Automatic	Pickup Truck	4	Granite	Four-wheel Drive
2024 Nissan Murano SV	Nissan	Murano	2024	24V MPFI DOHC	6	Automatic CVT	SUV	4	White	Front-wheel Drive
2024 Ford Transit-250 148 WB Medium Roof Cargo	Ford	Transit-250	2024	24V PDI DOHC Flexible Fuel	6	Automatic	Cargo Van	3	Oxford White	Rear-wheel Drive
2023 Jeep Grand Cherokee 4xe Trailhawk	Jeep	Grand Cherokee 4xe	2023	16V GDI DOHC Turbo Hybrid	4	8-Speed Automatic	SUV	4	Diamond Black	Four-wheel Drive
2024 Kia EV6 GT	Kia	EV6	2024	c		Automatic	SUV	4	Yacht Blue	All-wheel Drive
2024 Volkswagen Jetta 1.4T SE	Volkswagen	Jetta	2024	4 gasoline direct injection, DOHC, variable valve control	4	8-Speed Automatic with Tiptronic	Sedan	4	Pyrite Silver Metallic	Front-wheel Drive
2024 Ford Mustang Mach-E Premium	Ford	Mustang Mach-E	2024	c		1-Speed Automatic	SUV	4	Vapor Blue	All-wheel Drive
2024 Chevrolet Silverado 1500 RST	Chevrolet	Silverado 1500	2024	16V GDI OHV	8	Automatic	Pickup Truck	4	Summit White	Four-wheel Drive
2024 Kia Seltos EX	Kia	Seltos	2024	16V MPFI DOHC	4	Automatic CVT	SUV	4	Steel Gray	All-wheel Drive
2024 Chevrolet Blazer 3LT	Chevrolet	Blazer	2024	24V GDI DOHC	6	9-Speed Automatic	SUV	4	Copper Bronze	All-wheel Drive
2024 GMC Terrain SLE	GMC	Terrain	2024	4 gasoline direct injection, DOHC, variable valve control	4	Automatic	SUV	4	Summit White	All-wheel Drive
2024 RAM 3500 Tradesman	RAM		3500	oled Turbo Diesel I-6 6.7 L/408	6	Automatic	Pickup Truck	4	Bright White Clearcoat	Four-wheel Drive
2024 Jeep Wrangler Sport S	Jeep	Wrangler	2024	gasoline direct injection, DOHC, intercooled turbo, premi	4	Automatic	SUV	4	Hydro Blue Pearlcoat	Four-wheel Drive
2024 Jeep Grand Cherokee 4xe Trailhawk	Jeep	Grand Cherokee 4xe	2024	16V GDI DOHC Turbo Hybrid	4	8-Speed Automatic	SUV	4	Silver Zynith	Four-wheel Drive

Рисунок 3.7 — Метадані датасету

Під час тестування нейронної мережі для розпізнавання автомобілів було проведено детальний аналіз її продуктивності. Було досліджено роботу моделі на випадкової фотографіях і на тестовому наборі даних, що включав зображення автомобілів різних марок, моделей та ракурсів, щоб оцінити точність класифікації.

Особливу увагу було приділено коректності передбачень, визначенню слабких місць у розпізнаванні та перевірці стійкості моделі до варіацій зображень, таких як зміна освітлення чи шум.

Результати тестування продемонстрували здатність моделі ефективно ідентифікувати автомобілі, що підтверджує доцільність обраного підходу до побудови нейронної мережі.



Рисунок 3.8 — Результат валідації розробленої мережі

Після цього була розроблена мережа по розпізнаванню він кодів. Вона отримує вхідні зображення розміром 32 на 128 пікселів у відтінках сірого, які спочатку проходять через блоки згорткових шарів. Ці шари відповідають за вилучення важливих ознак із зображень, таких як контури, текстури та інші візуальні характеристики. Для зменшення просторових розмірів і концентрації на важливих деталях використовується MaxPooling2D.

На цьому етапі застосовуються дві послідовності згортки: перша має 32 фільтри, а друга — 64.

Далі мережа трансформує вихідні просторові ознаки у послідовність шляхом шару Reshape, де вихідний тензор перетворюється у формат часових кроків (32 кроки) та ознак на кожному кроці. Це забезпечує готовність даних до обробки рекурентними шарами.

Для обробки послідовності використовується два шари GRU, кожен з яких має 128 нейронів. Ці шари дозволяють враховувати контекст попередніх символів під час класифікації, що є критично важливим для розпізнавання VIN-коду як послідовності символів. Для запобігання перенавчання використано регуляризацию у вигляді Dropout із ймовірністю 0.2.

Фінальним етапом є шар Dense з функцією активації softmax, який виконує класифікацію кожного символу VIN-коду. Він складається з 36 вихідних нейронів, що відповідають усім можливим символам (цифри 0–9 та літери A–Z).

Модель навчалася за допомогою оптимізатора Adam, що забезпечує ефективне коригування ваг, та функції втрат `sparse_categorical_crossentropy`, яка підходить для багатокласової класифікації. Метрикою оцінки обрано точність (accuracy). Навчання проводилося на наборі зображень VIN-кодів, забезпечуючи збалансованість даних для різних символів. Для тестування мережі було виділено окрему валідаційну вибірку, що дозволяло оцінювати її ефективність у реальних умовах.

На рисунку додатку Е зображена архітектура розробленої мережі. Цей графік відображає динаміку тренувальної і валідаційної точності та втрат під час навчання моделі розпізнавання VIN-кодів.

На графіку ліворуч видно, що точність тренування поступово зростає з кожною епохою, досягаючи високих значень. Валідаційна точність також зростає, проте дещо повільніше, що може вказувати на поступове узагальнення моделі до даних, яких вона раніше не бачила.

Графік праворуч демонструє втрати моделі. Втрати на тренуванні швидко зменшуються на початкових етапах, що вказує на ефективне навчання моделі. Втрати на валідації також знижуються, але менш рівномірно, що може бути наслідком варіативності в даних або невеликого перенавчання.

Загалом, модель показує адекватну тенденцію до зменшення втрат і зростання точності, що свідчить про ефективне навчання.

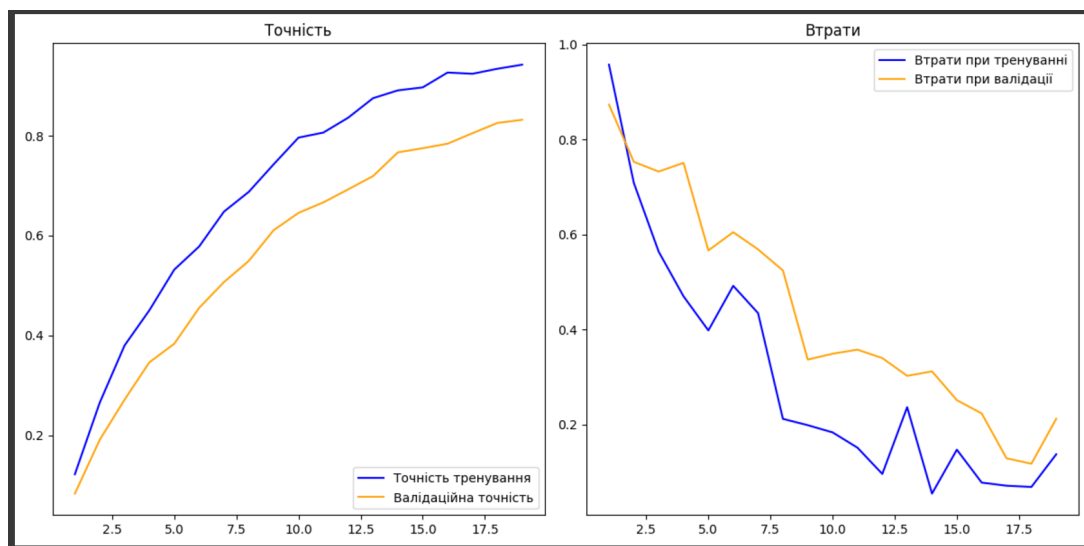


Рисунок 3.9 — Точність і втрати мережі по розпізнаванню він кодів

VGG16 була обрана для реалізації цієї моделі з метою використання попередньо навченої архітектури, яка добре себе зарекомендувала у завданнях класифікації зображень. Її популярність пояснюється простотою дизайну та здатністю ефективно витягувати ознаки завдяки глибокій архітектурі. У порівнянні з EfficientNet B1, VGG16 має більш зрозумілу та менш складну структуру, що дозволяє зосередитися на налаштуванні кінцевих шарів для виконання специфічного завдання — визначення координат чотирьох кутів номерного знака.

Архітектура VGG16 складається з послідовності згорткових шарів (Convolutional Layers), кожен з яких супроводжується операціями підвибірки (MaxPooling). Всі згорткові шари використовують ядра фіксованого розміру. Глибина ознак поступово збільшується, забезпечуючи багаторівневу репрезентацію вхідного зображення. Цей підхід дозволяє ефективно витягувати локальні та глобальні ознаки, які є ключовими для точного визначення місцеположення номерних знаків.

Для вирішення специфічного завдання в кінці моделі додано кілька повнозв'язних шарів (Dense), які працюють із витягнутими ознаками. Завершальний шар має 4 нейрони з активаційною функцією sigmoid, що дозволяє

моделі передбачати координати чотирьох кутів номерного знака в межах нормалізованого інтервалу.

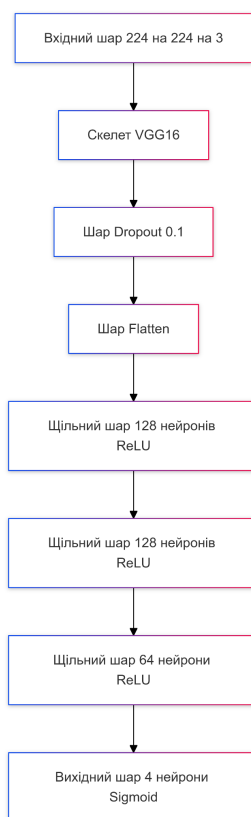


Рисунок 3.10 — Архітектура донавченої VGG16

У порівнянні з EfficientNet B1, VGG16 є менш ресурсомісткою і потребує менше параметрів для налаштування, що робить її зручнішою для швидкої інтеграції в систему, орієнтовану на розпізнавання обмеженої області.

Перед початком навчання моделі всі зображення були піддані попередній обробці. Зокрема, зображення були зменшені до фіксованого розміру, нормалізовані, а їхні піксельні значення приведені до діапазону від 0 до 1. Це забезпечило стандартизацію вхідних даних, що є важливим для стабільного та швидкого навчання моделі. Крім того, координати чотирьох кутів номерного знака були нормалізовані відповідно до розміру зображень, щоб модель могла передбачати результати в уніфікованому масштабі.

Процес навчання тривав 50 епох. У ході кожної епохи модель поступово покращувала свої передбачення за рахунок оновлення ваг згідно з функцією втрат

і обраним оптимізатором. Було використано функцію втрат середньоквадратичної помилки, яка виявилася ефективною для завдання регресії координат, а також оптимізатор Adam, який дозволяє швидко знаходити оптимальні значення параметрів.

Графіки точності та втрат, отримані під час навчання, демонструють позитивну динаміку. Втрата на тренувальних даних стабільно зменшувалася, тоді як точність поступово зростала. Аналогічно, на валідаційних даних спостерігалася стабільність втрат і зростання точності, що свідчить про відсутність перенавчання.

З аналізу графіків можна зробити висновок, що модель добре натренована і демонструє високу якість передбачень. Її здатність точно визначати координати чотирьох кутів номерного знака дозволяє застосовувати її для практичних завдань розпізнавання номерів автомобілів.

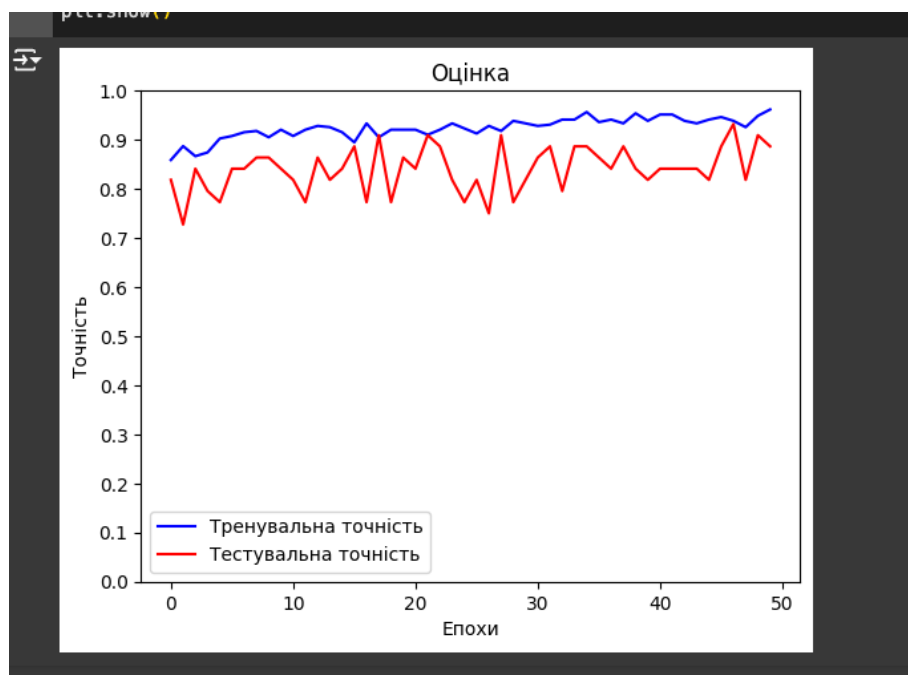


Рисунок 3.11 — Графік точності мережі по розпізнаванню номерних знаків
Нижче наведений приклад, як мережа розпізнає контур номерного знаку.

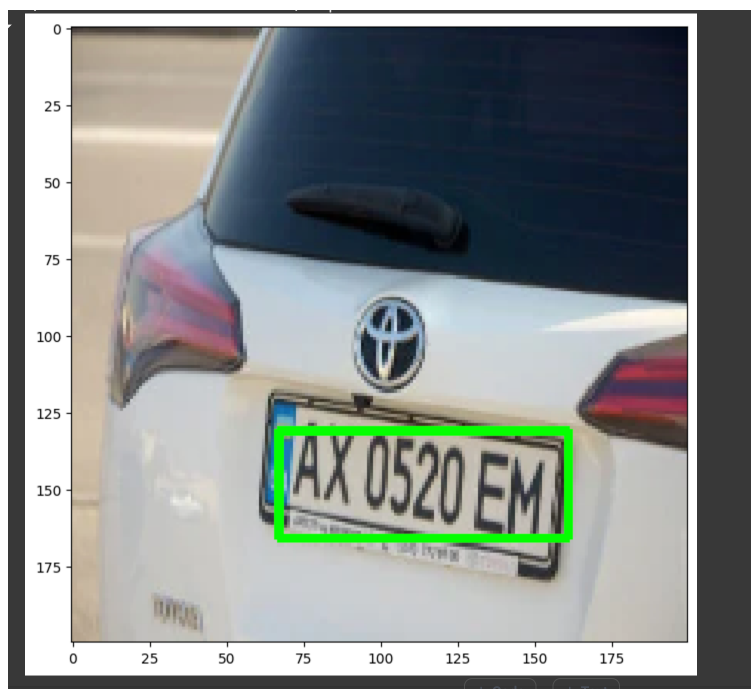


Рисунок 3.12 — Графік точності мережі по розпізнаванню номерних знаків

Процес розпізнавання відбувається за допомогою бібліотеки EasyOCR ініціалізується модель для роботи з українською та англійською мовами, що дозволяє адаптувати алгоритм до особливостей номерних знаків. Потім завантажуються зображення номерів, які необхідно проаналізувати. Для кожного номерного знаку здійснюється конвертація зображення у відповідний формат та передається в EasyOCR для аналізу.

Алгоритм виконує сегментацію текстових елементів на номері, після чого для кожного знайденого текстового блоку визначається текстова інформація. Отримані результати збираються в єдиний рядок, що представляє повний номерний знак. Після цього зображення номеру разом із розпізнаним текстом візуалізується для візуальної перевірки точності. Такий підхід забезпечує ефективне та гнучке розпізнавання тексту навіть у складних умовах.

Під час роботи було помічено, що модель інколи розпізнає текст не тільки з номерних знаків, але й із нижніх рамок, де зазвичай знаходяться рекламні або декоративні написи. Це призводило до помилкового додавання зайвих символів до результатів розпізнавання.

Щоб вирішити цю проблему, була розроблена спеціальна нормалізаційна функція, яка фільтрує результати розпізнавання. Ця функція аналізує положення текстових блоків на зображенні, відокремлюючи текст, що належить до області номерного знаку, від інших частин зображення. Крім того, вона виконує додаткову перевірку на відповідність тексту формату українських номерних знаків. Завдяки цьому вдалося значно підвищити точність розпізнавання та виключити небажані артефакти у результатах.

Кожна модель повертає свої результати у вигляді словника, що містить назву автомобіля, розпізнаний VIN-код і текст. Таким чином, програма забезпечує комплексний аналіз вхідного зображення, дозволяючи отримати повну інформацію про транспортний засіб. Цей підхід демонструє високу ефективність завдяки паралельній роботі моделей, а також спрощує інтеграцію з іншими модулями програмного забезпечення.



Рисунок 3.13 — Приклад розпізнаного номеру

3.4 Огляд специфікацій зберігання та обробки даних

У програмі використовується декілька таблиць, кожна з яких виконує свою роль у структурованому зберіганні даних. Таблиця "User" зберігає інформацію про користувачів системи, включаючи їхні облікові дані, права доступу та історію дій. Таблиця "Car" містить технічні характеристики автомобілів, такі як марка, модель, рік випуску, тип двигуна, об'єм багажника, вага, та інші специфікації, які можуть знадобитися для аналізу.

Таблиця "PlateNumber" зберігає розпізнані номерні знаки, які прив'язані до відповідного автомобіля через зовнішній ключ. Аналогічно, таблиця "VinNumber" зберігає VIN-коди, які також прив'язуються до відповідного запису в таблиці "Car". Таблиця "Report" служить для зберігання звітів, які можуть включати результати роботи моделей розпізнавання, додаткову інформацію про автомобіль, а також дані для аналізу. Схему бази даних можна побачити на додатку Д.

База даних використовується як додаткове джерело інформації, яке допомагає доповнити результати роботи моделей розпізнавання. У випадках, коли автомобіль було ідентифіковано за номерним знаком або VIN-кодом, система може звернутися до зовнішнього API для визначення моделі автомобіля. Після цього отримана модель використовується для пошуку відповідного запису в базі даних, щоб отримати більш детальні технічні характеристики.

Такий підхід дозволяє автоматизувати процес отримання додаткових даних про автомобіль, використовуючи як зовнішні джерела (API), так і внутрішнє сховище (базу даних). Це мінімізує необхідність повторного розпізнавання, дозволяє працювати з уже відомими даними, а також забезпечує доступ до історичних даних для подальшого аналізу або створення звітів. На додатку И можемо бачити діаграму потоків даних.

Висновки до розділу 3

У цьому розділі було детально описано процес створення трьох моделей для розпізнавання автомобілів, номерних знаків та VIN-кодів. Кожна з моделей була розроблена з урахуванням конкретних вимог до задачі, що дозволило забезпечити їхню точність та ефективність. Було виконано інтеграцію моделей із загальною системою, що включає як серверну, так і клієнтську частину.

Особливу увагу приділено архітектурі моделей та їх тренуванню. Використання різних типів нейронних мереж, зокрема EfficientNetB1, VGG16 та GRU, дало можливість адаптуватися до специфіки кожного завдання. Вибір моделей базувався на їхній відповідності задачі, а також на попередніх дослідженнях продуктивності.

Усі моделі пройшли процес тренування та тестування, результати якого підтвердили їхню здатність до точного розпізнавання. Крім того, розроблені механізми інтеграції моделей із базою даних, яка використовується для зберігання додаткової інформації про автомобілі. База даних виступає як допоміжний інструмент, дозволяючи отримувати технічні характеристики авто на основі розпізнаного номерного знака чи VIN-коду.

4 ТЕСТУВАННЯ СИСТЕМИ

Основна мета тестування – переконатися, що всі модулі, включно з клієнтською та серверною частинами, працюють відповідно до технічних вимог і забезпечують стабільну роботу користувацького інтерфейсу, API, моделей розпізнавання та бази даних.

У процесі тестування ми проводимо перевірку окремих елементів системи, таких як форми реєстрації, авторизації, завантаження фотографій та відео, а також взаємодію між модулями. Додатково перевіряється коректність обробки даних, що надходять до системи, та отримання результатів із застосуванням моделей розпізнавання автомобілів.

Особливу увагу приділено валідації вхідних даних, обробці помилок та відповідності API запитів і відповідей заявленим стандартам.

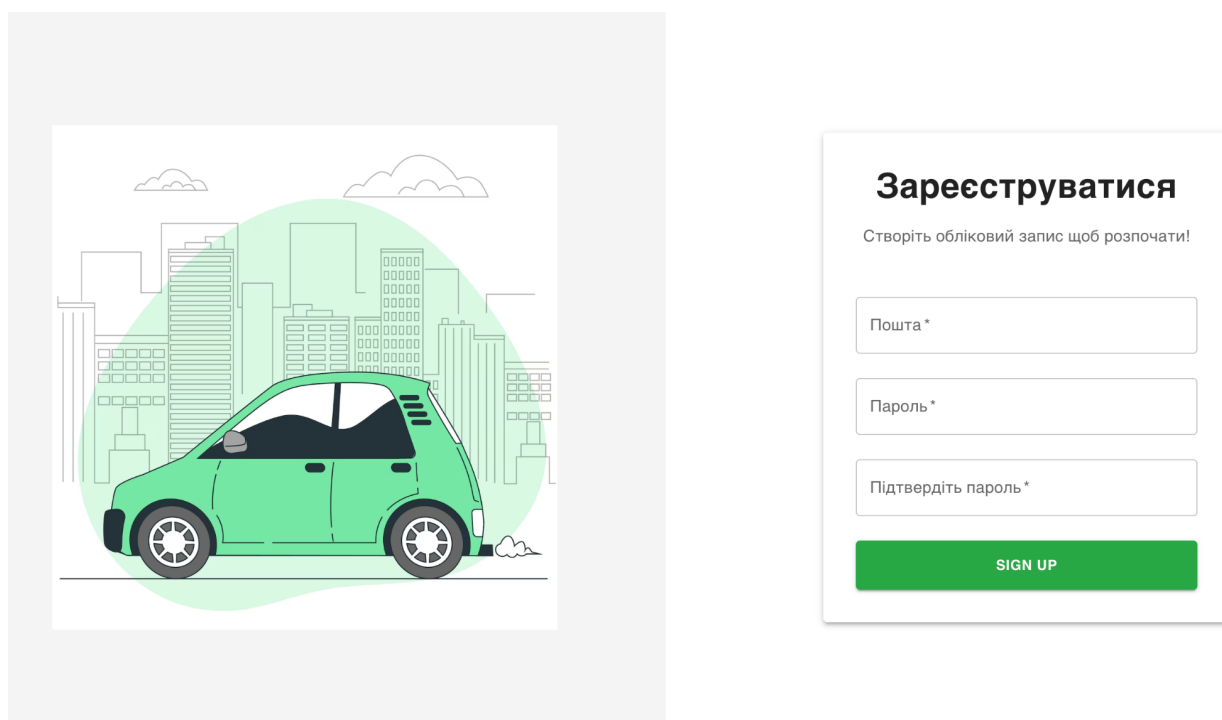


Рисунок 4.1 — Форма реєстрації в системі

У розділі наведені детальні описи тест-кейсів і результати їх виконання, що дозволяють зробити висновки про надійність та готовність системи до реального використання.

Було протестовано форму реєстрації, яка забезпечує створення облікових записів. Перевірка показала, що форма коректно обробляє валідні дані, перевіряє відповідність паролів, валідність електронної пошти та попереджає про помилки в разі їх наявності. Реєстрація успішно завершується, а дані зберігаються в базі, що підтверджує працездатність цієї функції. На малюнку зверху показана форма реєстрації.

Форма авторизації дозволяє користувачам вводити електронну пошту та пароль для входу до системи. Тестування показало, що функціонал працює коректно: при введенні валідних даних користувач успішно авторизується, а некоректні дані обробляються із відповідними повідомленнями про помилки. Функція "Відновити пароль" перенаправляє до відповідної форми, а посилання "Зареєструватись" коректно відкриває екран реєстрації. Система відповідає функціональним вимогам і забезпечує зручність користування.

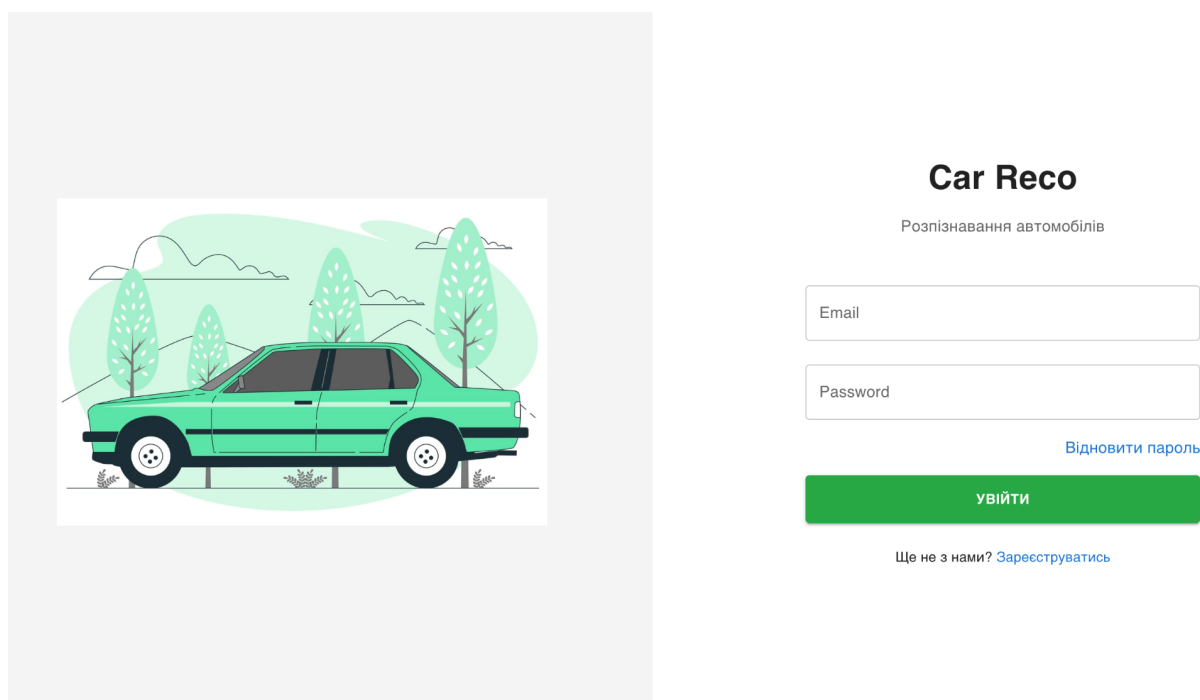


Рисунок 4.2 — Форма логіну в системі

Цей інтерфейс надає можливість користувачам завантажувати файли із зображеннями або відео для аналізу. Перетягування файлів або вибір через інтерфейс працюють коректно. Права частина екрана відображає зону для

завантаження, а ліва частина містить історію пошуку, де відображається інформація про раніше розпізнані автомобілі, включаючи модель, колір, номерний знак, VIN-код і технічні характеристики. Функціональність протестована, працює відповідно до вимог, забезпечуючи зручність для користувача.

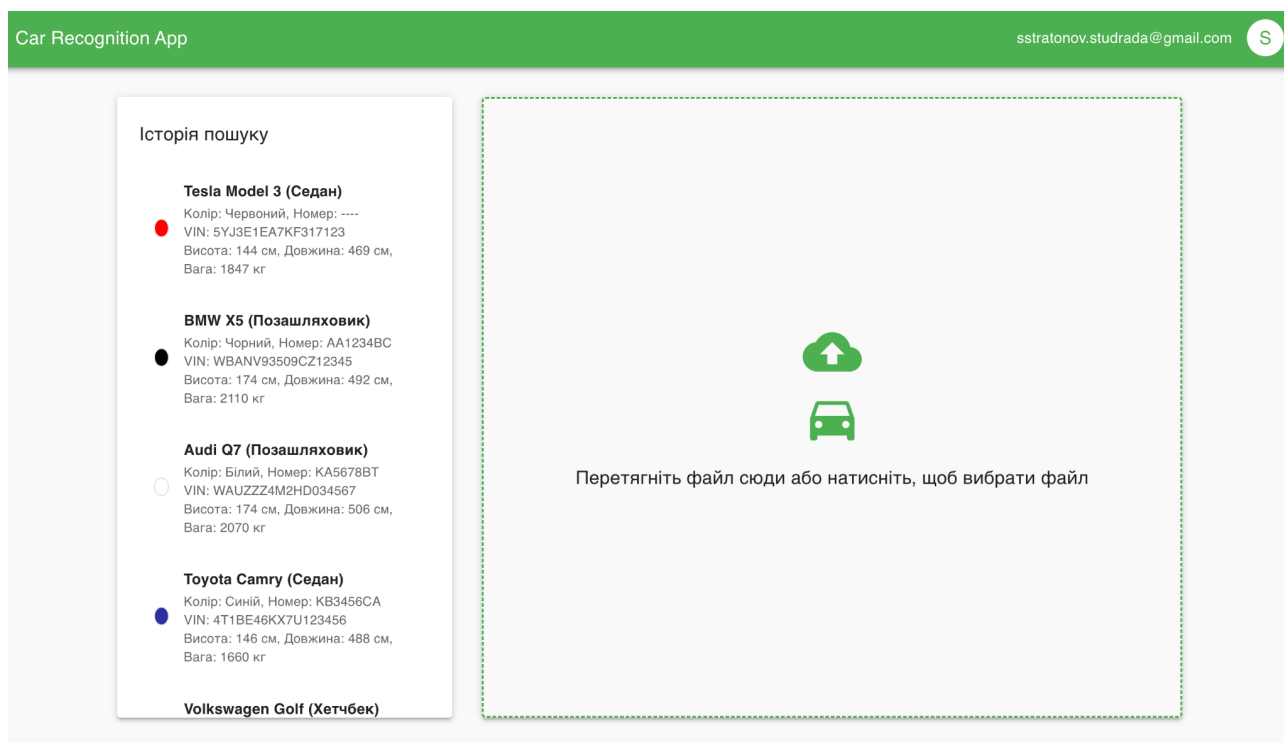


Рисунок 4.3 — Основна сторінка

Цей модуль показує детальну інформацію про розпізнаний автомобіль. Відображається модель, колір, номерний знак, VIN-код (якщо доступний), а також розміри і вага автомобіля. Тестування підтвердило, що цей функціонал працює коректно: дані зображуються відповідно до інформації, отриманої з моделей розпізнавання, а інтерфейс залишається інтуїтивно зрозумілим для користувача. Результати виводяться без затримок, а кнопка "Закрити" належним чином завершує сеанс перегляду інформації.

На рисунках нижче показано процес обробки зображення.

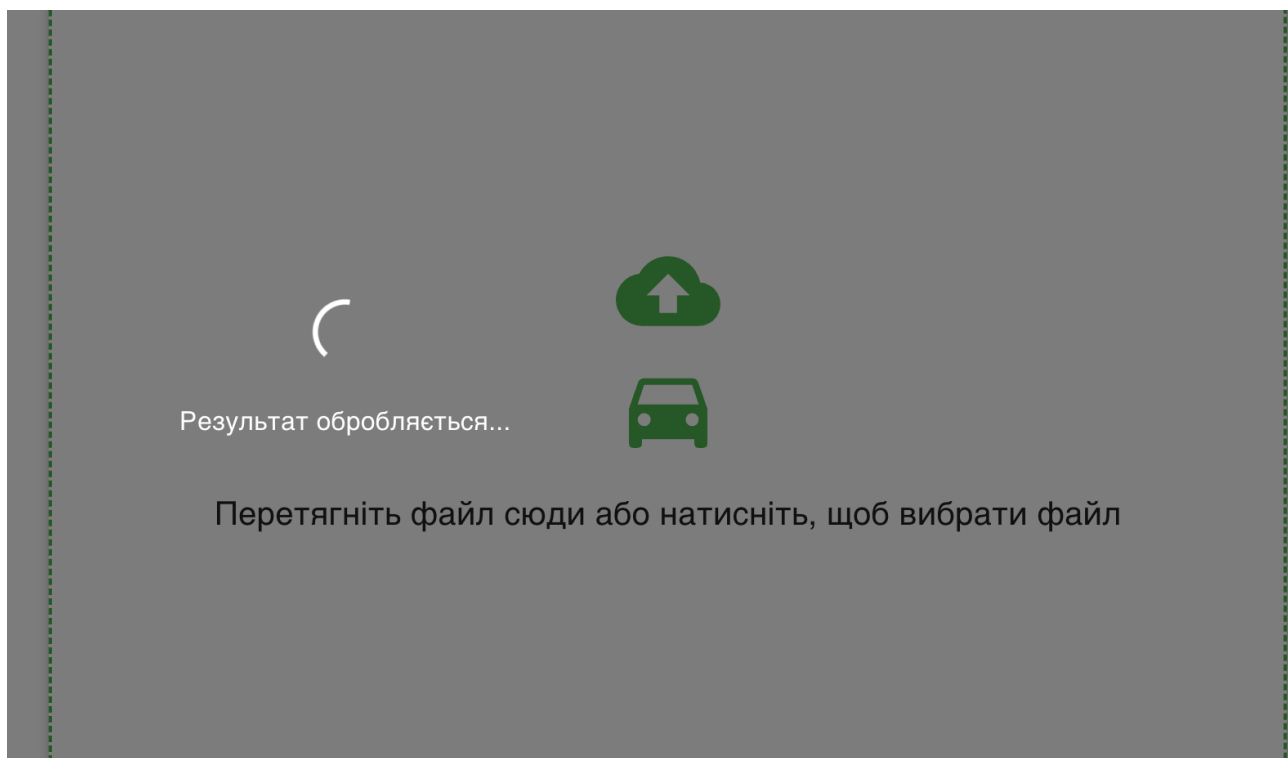


Рисунок 4.4 — Процес обробки зображення

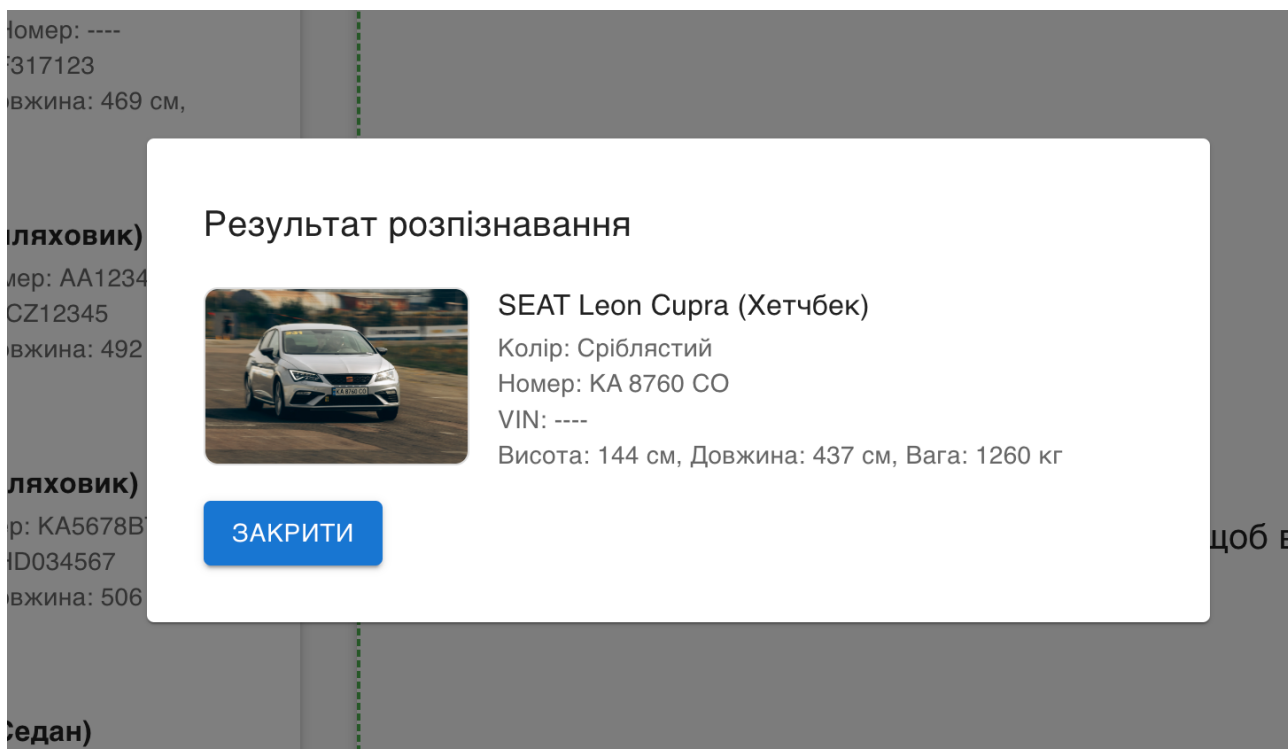


Рисунок 4.5 — Успішне розпізнавання авто і номеру

Висновки до розділу 4

У процесі тестування системи було перевірено всі ключові модулі клієнтської та серверної частини, включаючи реєстрацію користувача, авторизацію, функціонал завантаження файлів, перегляд історії пошуку і відображення результатів розпізнавання. Тестування підтвердило коректну роботу кожного компонента системи.

Інтерфейс забезпечує зручність і простоту використання, а серверна частина продемонструвала стабільність обробки запитів і високу швидкість обчислень. Отримані результати свідчать про готовність системи до впровадження і використання у реальних умовах. Розроблений функціонал відповідає поставленим вимогам, що забезпечує точне розпізнавання автомобілів і зручність для кінцевого користувача.

5 СТВОРЕННЯ СТАРТАП ПРОЕКТУ

Стартап – це початкова стадія розвитку інноваційного проекту або компанії, яка створюється на основі унікальної ідеї. Основною метою стартапу є реалізація новаторського продукту, що вирішує конкретну проблему або задовольняє потреби споживачів. Відмінністю стартапу є орієнтація на швидкий ріст, адаптацію до умов ринку та можливість отримання прибутку в короткий термін.

У контексті створення інформаційної системи для розпізнавання автомобілів та їх характеристик, стартап передбачає використання сучасних технологій машинного навчання та комп'ютерного зору. Розробка такої системи спрямована на автоматизацію процесу ідентифікації авто за фото чи відео, розпізнавання номерних знаків і VIN-кодів, а також отримання додаткових даних через інтеграцію з API сервісів.

Стартапи подібного типу є важливими рушіями цифрової трансформації. Вони створюють нові можливості для бізнесу та державних організацій, забезпечуючи більш ефективні рішення, автоматизацію рутинних процесів і підвищення точності аналізу даних. Завдяки своїй гнучкості, такий проект може адаптуватися до змінних умов ринку, використовувати нові моделі взаємодії з клієнтами та сприяти впровадженню нових технологічних стандартів.

5.1 Опис ідеї проекту

Проект має на меті створення програмної системи, яка поєднуватиме широкий спектр інструментів для розпізнавання автомобілів та стане корисним продуктом для автомобільних ентузіастів. Система зможе аналізувати фотографії чи відео, визначати моделі автомобілів, їх технічні характеристики, а також ідентифікувати номерні знаки та VIN-коди. Крім того, інтеграція з зовнішніми API надасть можливість отримувати додаткову інформацію про автомобілі, що підвищує її цінність для користувачів.

Основна ідея полягає в тому, щоб створити універсальний інструмент для розпізнавання автомобілів, який буде корисним не лише бізнесу чи державним

структурам, але й автомобільним ентузіастам. Вони зможуть легко отримувати детальну інформацію про різні моделі авто і їх характеристики.

Таблиця 5.1 — Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Система розпізнавання автомобілів за фотографіями та відео, здатна визначати технічні характеристики, номерні знаки та VIN-коди, з інтеграцією API для отримання додаткової інформації.	Автосалони для аналізу вживаних автомобілів.	Можливість швидкого доступу до технічних характеристик автомобіля.
	Поліцейські та митні служби для ідентифікації автомобілів.	Автоматизація процесів розпізнавання авто.
	Автомобільні аукціони для перевірки інформації про авто.	Зниження витрат часу на перевірку документів та авто.
	Автомобільні ентузіасти для отримання інформації про унікальні авто.	Інтеграція з зовнішніми сервісами для глибшого аналізу авто.

Технологічний аудит ідеї проекту, що описаний у цій дипломній роботі, є процесом аналізу та оцінки технічної складової системи для розпізнавання автомобілів, їхніх характеристик, номерних знаків та VIN-кодів. Основною метою такого аудиту є визначення доступних технологічних ресурсів, оцінка можливих технічних обмежень, ідентифікація потреб у впровадженні нових інструментів і рішень, а також оцінка інноваційного потенціалу запропонованої системи. Проведений аудит дозволяє визначити, наскільки існуючі технології відповідають вимогам поставлених задач, та розробити оптимальний шлях для інтеграції ідей проекту з сучасними технічними рішеннями, забезпечуючи високу якість і точність реалізації.

Таблиця 5.2 — Визначення техніко-економічних переваг ідеї

№ п/ п	Техніко-економічні і характеристики ідеї	Мій проект	Viligant Solutions	W	N	S
	Інтегрованість з іншими системами	Середня	Низька			X
	Наявність системи розпізнавання	Є	Немає			X
	Наявність системи оповіщення	Немає	Є, лише після аналізу	X		
	Інтеграція з державними сервісами	Немає	Немає		X	
	Масштабованість	Легко масштабується	Важко масштабується			X

	Вартість розробки	Низька вартість завдяки хмарним технологіям	Висока вартість через залежність від нативних рішень			X
--	-------------------	---	--	--	--	---

5.2 Технологічний аудит ідеї проекту

Технологічний аудит ідеї проекту, пов'язаного з розпізнаванням автомобілів та аналізом їх характеристик, включає дослідження технічної складової системи з метою визначення доступних ресурсів, потенційних обмежень та ідентифікації потреб у доопрацюванні програмних і апаратних компонентів. Особлива увага приділяється оцінці інноваційного потенціалу використаних технологій, таких як алгоритми машинного навчання, інтеграція з API та сучасні веб-інтерфейси.

Метою аудиту є підтвердження відповідності застосованих рішень поставленим задачам проекту, а також вибір оптимального підходу для впровадження системи в практичне використання.

Таблиця 5.3 — Технологічна здійсненність ідеї проекту

п/п	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Система розпізнавання автомобілів за фото та відео	Конволюційні нейронні мережі	Вже розроблені	Вільний доступ
2	Аналіз VIN-кодів та номерних знаків	Інтеграція з API державних сервісів	Вже розроблені	Частково обмежений доступ
3	Зберігання інформації про автомобілі	Хмарні бази даних	Вже розроблені	Вільний доступ

4	Надання технічних характеристик авто	Інтеграція з сервісами для ентузіастів	Вже розроблені	Частково обмежений доступ
5	Безпечне зберігання та обмін даними	Шифрування даних	Вже розроблені	Вільний доступ

Обрана технологія реалізації ідеї проекту базується на інтеграції машинного навчання, нейронних мереж, хмарних баз даних та зовнішніх API-сервісів для створення інноваційної системи розпізнавання автомобілів за фото або відео. Такий підхід забезпечує ефективність аналізу вхідних даних, доступність системи для користувачів та високу точність отриманих результатів.

Проведений аналіз технологічних аспектів проекту показав, що всі необхідні інструменти для реалізації системи розпізнавання автомобілів вже існують і є доступними. Використання сучасних технологій гарантує високу продуктивність, інтегрованість та відповідність вимогам безпеки. Такий підхід забезпечує перспективність реалізації проекту та його конкурентоспроможність на ринку інноваційних технологій для автомобільної індустрії.

5.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Аналіз ринкових можливостей є важливим етапом підготовки до запуску стартап-проекту, що дозволяє оцінити його перспективи, виявити потенційних клієнтів та зрозуміти основні тенденції ринку. Для успішної реалізації проекту з розпізнавання автомобілів та їх характеристик було проведено комплексне дослідження, яке включало вивчення цільової аудиторії, аналіз конкурентів, визначення потреб ринку та оцінку технологічних можливостей.

Основним акцентом аналізу було дослідження автомобільного ринку, який демонструє зростаючу тенденцію до автоматизації процесів та інтеграції штучного інтелекту в різні аспекти діяльності. Були проаналізовані ключові сектори, де можливе впровадження системи, такі як автомобільні аукціони,

сервіси перевірки технічного стану авто, страховий сектор, а також державні організації, відповідальні за реєстрацію та перевірку транспортних засобів.

Для визначення потенційного попиту було проведено опитування серед автомобільних ентузіастів, дилерів та представників державних установ. Зокрема, було виявлено високий інтерес до можливості швидкого та точного визначення технічних характеристик автомобілів за фотографією або відео. Це підтвердило потребу в продукті, який поєднує функції розпізнавання VIN-кодів, номерних знаків та визначення моделі авто з отриманням додаткової інформації через інтеграцію з зовнішніми API.

Аналіз конкурентів показав, що на ринку існує кілька схожих рішень, таких як платформи для розпізнавання номерних знаків або перевірки історії авто. Проте більшість з них є вузьконаправленими, що відкриває можливості для створення універсального рішення, яке об'єднує ці функції та пропонує користувачам єдиний зручний інтерфейс.

Також була проведена оцінка ринкових бар'єрів, таких як вартість розробки, конкуренція на глобальному рівні та юридичні обмеження щодо обробки даних. Ці фактори були враховані для розробки стратегії запуску стартапу, яка передбачає поступову інтеграцію з різними сегментами ринку, фокусування на регіональних потребах та використання доступних технологічних інструментів для зменшення витрат.

Таким чином, проведений аналіз ринкових можливостей дозволив визначити ключові напрями розвитку проекту, виявити його сильні сторони та створити стратегічний план для успішного запуску і подальшого масштабування на ринку.

Таблиця 5.4 — Попередня характеристика потенційного ринку проекту

п/п	Показники стану ринку	Характеристика
1	Кількість основних конкурентів	2–3 основні системи для розпізнавання авто та їхніх характеристик

2	Обсяг користування	Сумарно понад 10 тис. користувачів (переважно страхові компанії, дилери)
3	Тенденція зростання	Потреба в автоматизації процесів і розширенні функціоналу
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Ліцензування доступу до державних баз даних, інтеграція з API
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Обов'язкове дотримання стандартів безпеки та конфіденційності даних
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	20-30%

Характеристика потенційних клієнтів проекту також є важливим елементом бізнес-стратегії, оскільки дозволяє чітко визначити цільову аудиторію. Ключові аспекти, які потребують уваги, включають демографічні показники, такі як вік, стать, професійна діяльність, географічне розташування та інтереси потенційних користувачів. Важливо зрозуміти, чи задовольняє наш стартап-проект потреби аудиторії, та створити маркетингову стратегію для залучення максимальної кількості користувачів. Проведення такого аналізу забезпечує якісну побудову комунікації між продуктом та клієнтом, що є основою успіху.

Таблиця 5.5 — Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія	Відмінності у поведінці цільових груп клієнтів	Вимоги до продукту
1	Запит на ідентифікацію автомобілів	Автомобільні ентузіасти, страхові	Потреба у точній ідентифікації авто	Висока точність розпізнавання та доступність даних

		компанії, автодилери	для оцінки вартості чи перевірки історії	
2	Інструмент розпізнавання VIN-кодів та номерних знаків	Сервісні центри, митниці, поліція	Необхідність у швидкому аналізі номерних знаків та VIN-кодів для перевірки юридичної чистоти автомобіля	Надійність і швидкість обробки інформації
3	Доступ до технічних характеристик автомобілів	Автомобільні ентузіасти, власники авто	Потреба в деталях про автомобілі, зокрема їх технічних характеристиках	Зручний інтерфейс для отримання даних і можливість інтеграції з зовнішніми джерелами інформації

Фактори загроз – це події або чинники, які можуть негативно вплинути на успішну реалізацію стартапу.

Такі загрози можуть виникнути через конкуренцію, зміни в законодавстві, технічні проблеми сервісів, неправильне розпізнавання автомобілів чи їх характеристик, невірне визначення цільової аудиторії.

Проведення ретельного аналізу можливих загроз на етапі розробки допомагає запобігти проблемам і забезпечити стабільний розвиток проекту.

Таблиця 5.6 — Фактори загроз

№	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
---	--------	---------------	--------------------------

1	Технологічні зміни	Розвиток технологій може зробити продукт неадаптивним або застарілим.	Інвестиції в дослідження актуальності технічної бази, підтримка продукту, впровадження найновіших технологій.
2	Завершення підтримки використаних технологій	Залежність від сторонніх бібліотек або API створює ризик втрати функціоналу через завершення підтримки.	Використання власних рішень для критично важливих елементів, моніторинг стійкості підтримуваних технологій.
3	Неправильне визначення цільової аудиторії	Помилки у визначенні аудиторії можуть призвести до низького залучення користувачів та втрати актуальності продукту.	Повторне проведення дослідження аудиторії, адаптація маркетингових стратегій, демонстрація практичної користі системи.
4	Неправильне розпізнавання	Помилки у розпізнаванні автомобілів, номерних знаків або VIN-кодів можуть знизити довіру до продукту.	Покращення якості навчання моделей, розширення наборів даних для тренування, інтеграція функції повторної перевірки результатів.

Фактори можливостей – це обставини або події, які сприяють розвитку продукту та його популяризації. До таких факторів можна віднести зростання попиту на інноваційні технології в автомобільній сфері, інтеграцію зі сторонніми API для доступу до додаткової інформації, поширення електромобілів, а також зростання інтересу з боку автомобільних ентузіастів. Використання цих

можливостей дозволить проекту посилити свої конкурентні позиції та розширити спектр послуг.

Таблиця 5.7 — Фактори можливостей

п/ п	Фактор	Зріст можливості	Можлива реакція компанії
	Підвищений попит на аналітику авто	Автосалони та страхові компанії зацікавлені у швидкому аналізі стану авто перед продажем чи страхування	Розробка додаткових модулів для детального аналізу технічних характеристик та створення звітів для професійного використання
	Розширення ринку електромобілів	Збільшення попиту на перевірку історії авто, включаючи VIN-коди для електромобілів	Інтеграція системи з базами даних електромобілів та оптимізація моделей для аналізу нових типів транспортних засобів
	Розвиток ринку автомобільних онлайн-аукціонів	Користувачі аукціонів хочуть швидко оцінити технічні характеристики транспортного засобу	Впровадження API для аналізу автомобілів в реальному часі на основі фотографій, наданих на аукціонах

Ступеневий аналіз конкуренції допомагає оцінити ситуацію на ринку та розробити стратегії для зміцнення позицій продукту.

Важливо врахувати характер конкуренції, потенційні загрози та можливості, що дозволяють створити унікальну пропозицію.

Таблиця 5.8 — Фактори можливостей

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії)
Олігополія	Декілька великих компаній контролюють ринок	Зосередження на унікальних функціях, розробка зручного інтерфейсу та конкурентних умов для клієнтів
Локальний	Сильна конкуренція серед локальних рішень	Проведення активних маркетингових кампаній, інтеграція з державними реєстрами автомобілів
Внутрішньогалузева	Конкуренція між стартапами у сфері автоаналітики	Постійне оновлення моделей машинного навчання, фокус на швидкості та точності розпізнавання
Товарно-видова	Продукти з аналогічною функціональністю	Розробка додаткових послуг, таких як оцінка технічного стану авто та інтеграція зі сторонніми API
Нецінова конкуренція	Якість, зручність та технологічність	Фокус на інноваціях, зручності користувачів, підтримці клієнтів та швидкому реагуванні на їхні запити
Непрямий вплив	Замінники з іншими функціями	Адаптація продукту під нові потреби клієнтів, інтеграція

		нових функцій для підтримання конкурентної переваги
--	--	---

Дослідження конкуренції у галузі за М. Портером є важливим інструментом для аналізу ринку, що дозволяє зрозуміти основні тенденції, оцінити потенційні загрози та можливості. Модель М. Портера передбачає п'ять основних сил, які впливають на конкурентне середовище: загроза нових учасників, потужність постачальників, потужність покупців, загроза заміщення продукту чи послуги та ступінь конкуренції між існуючими гравцями. Аналіз цих факторів дозволяє визначити, які стратегії необхідно розробити для успішного виходу на ринок і досягнення конкурентної переваги.

Таблиця 5.9 — Аналіз конкуренції в галузі за Г. Поттером

Складові аналізу	Прямі конкуренти	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
Навести перелік	Інші сервіси автоаналітики	Нові стартапи, закордонні проекти	Виробники мобільних пристроїв, хмарних сервісів	Автосалони страхові компанії, ентузіасти	Спеціалізовані системи аналізу авто
Висновки	Конкуренція є, але ринок зростає	Розвиток технологій стимулює появу нових рішень	Залежність від провайдерів хмарних технологій	Попит на швидкість і точність розпізнавання	Альтернативні рішення можуть бути дорожчими

Обґрунтування факторів конкурентоспроможності дозволяє визначити сильні сторони системи, які забезпечують її переваги над конкурентами, а також підкреслити унікальні характеристики, що роблять продукт привабливим для цільової аудиторії.

Таблиця 5.10 — Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/ п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування
1	Сучасність технологій	Система використовує передові алгоритми ШІ, інтеграцію з API та хмарні технології, що робить її інноваційною.
2	Вартість розробки та підтримки	Використання кросплатформенного підходу знижує витрати на розробку та забезпечує більшу рентабельність.
3	Гнучкість впровадження нового функціоналу	Завдяки продуманій архітектурі ми можемо швидко інтегрувати нові функції та підтримувати актуальність системи.

Таблиця 5.11 — Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Оцінка (1–20)	Рейтинг конкурентних систем
1	Сучасність технологій	16	+4
2	Вартість розробки та підтримки	13	+5
3	Гнучкість впровадження нового функціоналу	15	+3

Стартап демонструє перевагу за кожним із визначених параметрів, що свідчить про його конкурентоспроможність. Цей аналіз допомагає зрозуміти, які аспекти варто посилити, а де ми вже перевершуємо конкурентів.

Для стартап-проєкту «Інтелектуальна система розпізнавання автомобілів» доцільно розробити SWOT-аналіз, щоб виявити внутрішні сильні та слабкі сторони, а також зовнішні можливості та загрози. SWOT-аналіз є важливим інструментом стратегічного планування, який дозволяє створювати ефективні стратегії розвитку, спрямовані на максимальне використання сильних сторін, подолання слабких сторін, використання можливостей та мінімізацію загроз. Цей підхід забезпечить ефективне управління ризиками та підвищить шанси успішної реалізації проєкту. Нижче наведено оновлений SWOT-аналіз стартапу.

Таблиця 5.12 — SWOT-аналіз стартап-проєкту

Сильні сторони	Слабкі сторони
Використання сучасних технологій	Залежність від фінансування сторонніх організацій
Хмарні технології для зберігання та аналізу	Відсутність досвіду роботи з державними установами
Кросплатформенність системи	Складність інтеграції з міжнародними базами даних
Сильна команда з досвідом в IT та AI	Робота з великою кількістю різномірних джерел даних

Можливості	Загрози
Підвищений інтерес до автоматизованих систем	Швидкий розвиток конкурентних технологій

Зростання ринку автомобільного аналізу	Залежність від стабільності інтернет-з'єднання
Інтеграція з міжнародними базами даних	Потенційна зміна законодавства, що регулює доступ
Розширення функціоналу для роботи з API	Втрата актуальності через появу нових стандартів

Цей SWOT-аналіз показує, що для досягнення успіху стартапу необхідно сконцентрувати зусилля на розвитку сильних сторін і використанні можливостей. Водночас слід активно працювати над мінімізацією слабких сторін і врахуванням потенційних загроз, щоб забезпечити довгострокову стабільність і конкурентоспроможність проекту.

Впровадження стартапу на ринок вимагає ретельного вибору стратегії, яка найкраще відповідати цілям і можливостям проекту. Серед можливих стратегій можна виділити швидкий вихід на ринок, який дозволить привернути увагу користувачів та інвесторів, або ж поступове розширення з акцентом на адаптацію до ринкових умов і вдосконалення на основі відгуків користувачів. Інші підходи включають розширення на нові ринки, співпрацю з іншими компаніями або продаж технології як готового рішення для бізнесів.

Таблиця 5.13 — Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

п/п	Альтернатива	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Залучення коштів від благодійних та неприбуткових організацій	Висока	3 місяці

2	Краудфандингова кампанія	Середня	6 місяців
3	Залучення державних коштів	Середня	6 місяців

На основі проведеного SWOT-аналізу та оцінки альтернатив було обрано оптимальну стратегію ринкового впровадження. Основна увага зосереджується на залученні коштів від благодійних та неприбуткових організацій, оскільки цей підхід забезпечує високу ймовірність фінансування і можливу підтримку в маркетингових кампаніях. Досвід подібних організацій у проведенні соціально спрямованих проєктів робить цей варіант найбільш ефективним для швидкого запуску стартапу з мінімальними ресурсними витратами та максимальним шансом на успіх.

5.4 Розроблення ринкової стратегії проєкту

Для розроблення ринкової стратегії проєкту, спрямованого на створення системи розпізнавання автомобілів за фотографіями чи відео, яка визначає технічні характеристики автомобілів, номерні знаки та VIN-коди, необхідно визначити основні цільові групи споживачів, базову стратегію розвитку та конкурентну стратегію.

Цільові групи споживачів становлять основу для маркетингових зусиль, оскільки саме вони визначають потенційних користувачів продукту. Визначення цих груп відбувається на основі таких характеристик, як місце проживання, демографічні дані, інтереси та професійна діяльність. Аналіз таких груп допомагає адаптувати продукт і маркетингову стратегію для задоволення потреб різноманітних користувачів, а також ефективніше комунікувати з аудиторією. Для аналізу доцільності виходу на ринок було складено таблицю, яка враховує ключові параметри, такі як готовність споживачів до використання продукту, орієнтовний попит, рівень конкуренції та простота входу на ринок.

Таблиця 5.14 — Вибір цільових груп потенційних споживачів

п/п	Опис профілю цільової групи	Готовність споживачів	Орієнтовний попит	Інтенсивність конкуренції	Простота входу
1	Автосалони для аналізу вживаних автомобілів	Висока	Високий	Середня	Середня
2	Страхові компанії для оцінки стану та вартості автомобілів	Висока	Середній	Середня	Висока
3	Автомобільні аукціони для перевірки VIN-кодів і технічних даних	Середня	Високий	Низька	Середня

На основі аналізу цільових груп можна визначити ключові напрями розвитку маркетингових стратегій. Для автосалонів важливо забезпечити точність розпізнавання автомобілів та їх технічних характеристик. Для страхових компаній акцент робиться на інтеграції системи з їхніми сервісами, що дозволить автоматизувати процеси оцінки. У випадку автомобільних аукціонів важливою перевагою буде перевірка достовірності інформації про автомобілі через аналіз VIN-кодів.

Ринкова стратегія передбачає використання інноваційних технологій машинного навчання, які забезпечують високу точність розпізнавання. Демонстрація таких переваг, як швидкість, зручність і можливість інтеграції з

іншими системами, дозволить залучити більшу кількість споживачів, підвищити конкурентоспроможність продукту та сприяти його сталому розвитку на ринку.

Цільові групи для реалізації системи розпізнавання автомобілів за фотографіями чи відео визначені як автосалони, страхові компанії та автомобільні аукціони. Ці групи обрано через їхню потребу у швидкому доступі до даних про автомобілі, їх технічні характеристики, номерні знаки та VIN-коди, що надасть значну перевагу у виконанні щоденних завдань.

Базова стратегія розвитку — це комплексний підхід, спрямований на використання наявних можливостей для досягнення стратегічних цілей проекту. Для системи розпізнавання автомобілів основним напрямком є створення інноваційного продукту, який відповідатиме сучасним вимогам ринку. Стратегія базується на зосередженні ресурсів на впровадженні технологічних рішень, забезпеченні інтеграції із зовнішніми API та орієнтації на користувацький досвід. У таблиці нижче наведено детальний опис базової стратегії розвитку.

Таблиця 5.15 — Визначення базової стратегії розвитку

п/ п	Обрана альтернатива	Стратегія охоплення	Ключові позиції	Базова стратегія
1	Співпраця з автосалонами, страховими компаніями та аукціонами	Орієнтація на інтеграцію з бізнес-процесами цільових клієнтів	Інноваційний підхід, зручність використання, автоматизація	Зосередження на автоматизації та точності розпізнавання

Базова стратегія конкурентної поведінки визначає основні шляхи досягнення конкурентної переваги на ринку. Для системи розпізнавання автомобілів основною метою є створення унікального продукту з покращеним функціоналом, який відрізняється від існуючих рішень. Це дозволить не лише

знайти нових користувачів, але й запропонувати продукт, який відповідатиме потребам уже сформованих ринків.

Таблиця 5.16 — Визначення базової стратегії розвитку

п/п	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки
1	Ні, але є інноватором, пропонуючи вдосконалений функціонал	Шукати нових споживачів у сегментах страхових компаній, автосалонів та аукціонів	Ні, акцент робиться на створенні нового функціоналу та підвищеній точності	Стратегія виклику лідера

Ця стратегія забезпечує сталий розвиток проекту, дозволяючи йому відповідати сучасним вимогам ринку, залучати інвестиції та формувати позитивний імідж серед потенційних клієнтів.

Ця стратегія передбачає детальний аналіз лідера у сфері автомобільного розпізнавання, виявлення його слабких сторін та цілеспрямовану роботу над тим, щоб перевершити ці недоліки. Стратегія є ризикованою, адже у разі невдачі це може значно ускладнити можливість конкурувати, але з іншого боку, ретельно сплановані дії дозволяють створити продукт, здатний перевершити лідера ринку.

Щоб розробити стратегію позиціонування проекту необхідно врахувати раніше визначені вимоги до продукту, обрану стратегію розвитку та стратегію конкурентної поведінки, як це показано в таблиці нижче

Таблиця 5.17 — Визначення стратегії позиціонування

п/п	Вимоги до продукту цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентні позиції	Асоціації для комплексної позиції
1	Висока точність розпізнавання та швидкість аналізу	Інтеграція сучасних AI-технологій	Інноваційні алгоритми, зручність використання	Надійність, технологічність, ефективність

Для формування комплексної позиції проекту важливо сконцентрувати увагу на основних перевагах, які роблять продукт унікальним. Асоціації "Надійність, технологічність, ефективність" мають стати ключовим меседжем усіх маркетингових кампаній і заходів, спрямованих на створення впізнаваного та позитивного іміджу продукту в очах цільової аудиторії.

5.5 Розроблення маркетингової концепції стартап-проекту

Таблиця 5.18 — Визначення ключових переваг концепції товару

п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги над конкурентами
1	Автоматичне визначення автомобілів	Швидке розпізнавання автомобілів на основі фото чи відео	Використання передових алгоритмів глибинного навчання
2	Надання детальних характеристик автомобіля	Інформація про марку, модель, технічні особливості авто	Інтеграція з державними та сторонніми API для отримання повних даних

3	Зручність у використанні	Інтуїтивно зрозумілий веб-інтерфейс	Простота використання з можливістю інтеграції у сторонні бізнес-системи
---	--------------------------	-------------------------------------	---

Для подальшої розробки маркетингової стратегії необхідно визначити тривірневу модель товару: ідею продукту, його реальне виконання та складові з підкріпленням.

Товар за задумом — це основна функціональність, яка відповідає ключовим потребам клієнта. У випадку з інформаційною системою це автоматизація процесу розпізнавання автомобілів і надання їх технічних характеристик.

Товар у реальному виконанні — це реальні технологічні характеристики системи: кросплатформеність, безпека даних, функціональність.

Товар з підкріпленням — це додаткові сервіси, які забезпечують кращий досвід використання продукту: технічна підтримка, оновлення, навчання.

Таблиця 5.19 — Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові
1. Товар за задумом	Потреба: необхідність у системі, що розпізнає автомобілі та їх технічні характеристики.
	Функціональна вигода: автоматичне розпізнавання авто з наданням детальної інформації.
2. Товар у реальному виконанні	Вид продукту: веб-інтерфейс для аналізу зображень автомобілів.
	Технологічні характеристики: передові алгоритми CNN, інтеграція з API для отримання даних.
	Безпека: захист даних через протоколи хмарних технологій.

		Якість: відповідність сучасним стандартам обробки даних.
3.Товар	з	До продажу: навчання та інтеграція продукту у бізнес-процеси клієнтів.
підкріпленням		Після продажу: технічна підтримка, регулярні оновлення функціоналу та безпеки.

Дана трирівнева модель дозволяє зробити продукт максимально привабливим для споживача та врахувати всі його очікування на кожному етапі використання системи.

У рамках розробки інформаційної системи для розпізнавання автомобілів і їхніх характеристик за допомогою штучного інтелекту важливо враховувати межі ціноутворення. Оскільки продукт орієнтований на широкий спектр користувачів, включно з державними структурами, приватними компаніями й автомобільними ентузіастами, встановлення цін має враховувати специфіку кожної цільової групи.

Проект, що фінансується частково за рахунок інвестицій або державних програм, не має на меті отримання високого прибутку. Водночас система може бути запропонована приватним компаніям для інтеграції у внутрішні процеси, що дозволить компенсувати частину витрат на її розробку та підтримку.

Таблиця 5.20 — Межі встановлення ціни на інформаційну систему

п/п	Рівень цін на товари замітники	Рівень цін на товари аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межа встановлення ціни
1	Вартість базових систем для розпізнавання номерів авто	Відсутні дані	100 тис. грн	Від 40 тис. грн для приватних компаній

2	Вартість систем розпізнавання з інтеграцією в бізнес-процеси	Відсутні дані	100 тис. грн	Від 70 тис. грн для великих організацій і корпорацій
---	--	---------------	--------------	--

Формування системи збуту є наступним важливим етапом реалізації стартапу. Це включає розробку стратегії дистрибуції, вибір каналів збуту та співпрацю з потенційними партнерами. Оскільки система орієнтована як на приватний сектор, так і на державні організації, для кожного сегмента має бути розроблений відповідний підхід.

Таблиця 5.21 — Формування системи збуту

п/п	Специфіка закупівельної поведінки ключових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1	Споживачі зацікавлені після демонстрації переваг системи	Проведення демонстрацій, пояснення технічних можливостей	Прямий канал збуту	Збут через веб-платформу і прямі контакти з клієнтами
2	Складнощі у розумінні технологій серед кінцевих споживачів	Навчання користувачів, забезпечення технічної підтримки	Прямий канал збуту	Залучення технічних консультантів для клієнтів

Система збуту має базуватися на прямому контакті з клієнтами через веб-платформу та інтерактивні демонстрації. Це дозволить не лише зацікавити

потенційних клієнтів, а й забезпечити високу залученість користувачів завдяки наданню підтримки та сервісного обслуговування. Особливості поведінки цільових клієнтів у сфері розпізнавання автомобілів тісно пов'язані з їхніми потребами в автоматизації процесів, точності та оперативності отримання даних. Клієнти можуть бути представниками різних сфер, таких як автосалони, страхові компанії, митні служби чи автомобільні ентузіасти. Ключові комунікаційні канали для цих груп включають спеціалізовані платформи, професійні форуми, соціальні мережі та галузеві конференції.

Основна мета рекламного повідомлення для такого продукту полягає у формуванні довіри до технології, демонстрації її переваг та спонукання до інтеграції у бізнес-процеси або особисте використання.

Таблиця 5.22 — Концепція маркетингових комунікацій

п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій	Ключові позиції для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
1	Клієнти автосалонів, які шукають рішення для оцінки стану авто	Соціальні мережі, професійні форуми	Інноваційне рішення для автоматизації процесів	Донести переваги автоматичного розпізнавання авто	Відео-демонстрації роботи продукту
2	Страхові компанії, зацікавлені у зменшенні ризиків шахрайства	Ділові конференції, галузеві видання	Надійність та точність обробки даних	Підкреслити точність і безпомилковість системи	Професійні статті та презентації

3	Автомобільні ентузіасти, які активно цікавляться інноваціями	Соціальні мережі, YouTube, блоги	Зручний інструмент для глибокого аналізу авто	Створити образ продукту як інноваційного помічника	Відгуки блогерів та огляди
---	--	----------------------------------	---	--	----------------------------

Висновки до розділу 5

Висновком роботи над стартап-проектом стала розробка маркетингової програми, яка включає в себе комплекс рішень, спрямованих на успішне впровадження продукту на ринок. Ця програма охоплює ключові аспекти ринкового успіху, враховує потреби цільової аудиторії та сприяє формуванню конкурентоспроможної позиції продукту.

Результати маркетингової стратегії демонструють, що концепція продукту повністю відповідає очікуванням цільових клієнтів. Було визначено оптимальні канали збуту, що дозволяють ефективно доносити продукт до аудиторії, а також розроблено інструменти комунікації, спрямовані на залучення уваги потенційних користувачів. Аналіз ринкового середовища виявив унікальні переваги системи, такі як висока точність алгоритмів розпізнавання, зручність користування, що створюють конкурентні переваги над існуючими аналогами.

Ринок наразі демонструє високий попит на подібні рішення, особливо серед автосалонів, страхових компаній, митних і правоохоронних органів. Відсутність значної конкуренції в цьому сегменті відкриває можливості для активного розвитку проекту, займаючи провідну позицію в цій ніші. Оцінка динаміки ринку свідчить про зростаючий інтерес до автоматизованих рішень, що інтегрують сучасні технології штучного інтелекту.

Розроблена стратегія також передбачає можливість залучення інвестицій від приватних фондів і технологічних компаній для подальшого вдосконалення системи та її адаптації до різних ринкових умов. Така співпраця сприятиме збільшенню впізнаваності продукту та прискорить його вихід на ринок.

Проект демонструє значний потенціал завдяки своїй інноваційності, здатності автоматизувати складні процеси й адаптивності до вимог ринку. Успішна реалізація цього проєкту забезпечить розвиток новітніх технологій у сфері розпізнавання автомобілів і зробить вагомий внесок у вдосконалення існуючих рішень у галузі.

ВИСНОВКИ

У ході виконання дослідження були розглянуті основні аспекти розробки та впровадження системи розпізнавання транспортних засобів та їхніх характеристик за допомогою технологій штучного інтелекту. Основною метою дипломної роботи було створення та тестування інформаційної системи, яка здатна автоматично розпізнавати моделі автомобілів, державні номерні знаки, кольори, рік випуску та інші характеристики на основі аналізу фотографій або відео.

Результати дослідження показали, що система забезпечує точність розпізнавання завдяки використанню алгоритмів глибокого навчання. Важливим досягненням роботи є розробка функціонального API, що дозволяє легко інтегрувати систему з іншими інформаційними платформами. Система також підтримує можливість зберігання історичних даних, їх перегляду та налаштування аналітики, що відкриває нові можливості для подальшого аналізу та застосування.

Розроблена система має значний потенціал для використання у практичній діяльності. Вона може знайти застосування в автосалонах, страхових компаніях, митних службах та правоохоронних органах для автоматизації рутинних процесів, підвищення ефективності та забезпечення точності даних. Завдяки своїй модульній структурі, система легко адаптується до потреб користувачів і може бути розширена додатковими функціями.

Подальший розвиток проєкту передбачає масштабування системи для роботи з великими обсягами даних, донавчання моделі та удосконалення користувацького інтерфейсу та інтеграцію додаткових функціональних модулів для підвищення її конкурентоспроможності на ринку. Використання цієї системи може значно оптимізувати роботу організацій, пов'язаних із транспортними засобами, та створити нові можливості для автоматизації бізнес-процесів.

Отримані результати дослідження можуть бути корисними як для подальших наукових розробок у галузі комп'ютерного зору та штучного інтелекту, так і для впровадження в практичну діяльність, сприяючи підвищенню ефективності роботи підприємств та організацій, які використовують сучасні цифрові технології.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. What's in a VIN? How to decode the vehicle identification number, your car's unique fingerprint. Clemson News. URL:
<https://news.clemson.edu/whats-in-a-vin-how-to-decode-the-vehicle-identification-number-your-cars-unique-fingerprint/>.
2. Nahata D., Othman K. Exploring the challenges and opportunities of image processing and sensor fusion in autonomous vehicles: a comprehensive review. AIMS electronics and electrical engineering. 2023. Vol. 7, no. 4. P. 271–321. URL: <https://doi.org/10.3934/electreng.2023016>.
3. Sjoberg K. Automotive industry faces challenges [connected and autonomous vehicles]. IEEE vehicular technology magazine. 2020. Vol. 15, no. 3. P. 109–112. URL: <https://doi.org/10.1109/mvt.2020.3005604> (date of access: 25.11.2024).
4. Nadeem M. A. Unraveling YOLO v8: benefits and challenges in object detection. Medium. URL:
<https://medium.com/@masadnadeem23/unraveling-yolo-v8-benefits-and-challenges-in-object-detection-1ec762debefd>.
5. Raspberry pi 3 home automation projects. O'Reilly Online Learning. URL:
<https://www.oreilly.com/library/view/raspberry-pi-3/9781783283873/b67226ed-7ecf-4d6d-b814-2acffbd90c14.xhtml>.
6. License plate recognition (LPR) vigilant solutions cincinnati ohio MOBILCOMM. Motorola Two-way Radio Sales Service Cincinnati Ohio MOBILCOMM. URL:
<https://www.mobilcomm.com/vigilant-solutions/license-plate-recognition.htm>.
7. Computer vision for autonomous vehicles: problems, datasets and state of the art / A. Geiger et al. Now Publishers, 2020.
8. Hladun I. The benefits of python for software projects - waverley. Waverley. URL: <https://waverleysoftware.com/blog/the-benefits-of-python/>.
9. El-Amir H., Hamdy M. Deep learning pipeline: building a deep learning model with tensorflow. Apress, 2019. 551 p.

10. 10 main advantages of React JS development. Positiwise. URL: <https://positiwise.com/blog/10-main-advantages-of-react-js-development>.
11. 9. Overview - Material UI. MUI: The React component library you always wanted. URL: <https://mui.com/material-ui/getting-started/#advantages-of-material-ui>.
12. Guide to convolutional neural networks for computer vision / G. Medioni et al. Morgan & Claypool Publishers, 2018.
13. Nabil M. Unveiling the diversity: A comprehensive guide to types of CNN architectures. Medium. URL: <https://medium.com/@navarai/unveiling-the-diversity-a-comprehensive-guide-to-types-of-cnn-architectures-9d70da0b4521>.
14. Wizards D. S. Understanding the gradient boosting algorithm. Medium. URL: <https://medium.com/@datasciencewizards/understanding-the-gradient-boosting-algorithm-9fe698a352ad>.
15. Gallagher J. How to Use Scale-Invariant Feature Transform (SIFT). Roboflow Blog. URL: <https://blog.roboflow.com/computer-vision-sift/>.
16. Stanford cars dataset. Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/jessicali9530/stanford-cars-dataset/code>.
17. Adaptive moment estimation (Adam). MathWorks - Maker of MATLAB and Simulink - MATLAB & Simulink. URL: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/136679-adaptive-moment-estimation-adam>.
18. EfficientNet: improving accuracy and efficiency through automl and model scaling. Google Research - Explore Our Latest Research in Science and AI. URL: <https://research.google/blog/efficientnet-improving-accuracy-and-efficiency-through-automl-and-model-scaling/>.