

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ  
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ**

**Факультет інформаційних технологій**

УДК 004.89:656

**ПОГОДЖЕНО**

**Декан факультету  
інформаційних технологій**

**Наталія КЛИМЕНКО**

(підпис)

(ПІБ)

“ \_\_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2024 р.

**ДОПУСКАЄТЬСЯ ДО  
ЗАХИСТУ**

**Завідувач кафедри  
комп'ютерних наук**

**Белла ГОЛУБ**

(підпис)

(ПІБ)

“ \_\_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2024 р.

**МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**

**на тему «ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ПОШУКУ ІНФОРМАЦІЇ ПРО  
ТРАНСПОРТНИЙ ЗАСІБ ЗА ДОПОМОГОЮ ІІІ»**

Спеціальність 122 «Комп'ютерні науки»

Освітня програма Інформаційні управляючі системи та технології

Орієнтація освітньої програми освітньо-професійна

**Гарант освітньої програми**

д.е.н., професор

\_\_\_\_\_ (підпис)

**Белла ГОЛУБ**

(ПІБ)

**Керівник магістерської кваліфікаційної роботи**

к.е.н., доцент

\_\_\_\_\_ (підпис)

**Віталій СВАТКО**

(ПІБ)

**Виконав**

\_\_\_\_\_ (підпис)

**Владислав ПЕТРЕНКО**

(ПІБ студента)

## ЗМІСТ

ВСТУП .....	3
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ .....	7
1.1. Огляд існуючих методів та систем пошуку інформації про транспорт. ....	7
1.2. Використання штучного інтелекту для пошуку та обробки інформації... 12	12
1.3. Визначення основних проблем і викликів в інформаційних системах транспорту .....	13
РОЗДІЛ 2. ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ ПОШУКУ ІНФОРМАЦІЇ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ .....	16
2.1. Архітектура інформаційних систем.....	16
2.2 Алгоритми машинного навчання для пошуку інформації.....	18
2.3 Моделі даних для аналізу транспортних систем .....	19
РОЗДІЛ 3. ПРОЄКТУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ .....	23
3.1 Аналіз вимог до системи .....	23
3.2 Розробка архітектури системи.....	24
3.3 Вибір і реалізація алгоритмів штучного інтелекту.....	28
3.4 Інтеграція з транспортними базами даних .....	31
3.5 База даних та асоціативні ряди .....	33
РОЗДІЛ 4. РОЗРОБКА ТА ТЕСТУВАННЯ СИСТЕМИ.....	37
4.1 Реалізація основних модулів системи.....	37
4.2 Тестування функцій пошуку інформації. ....	39
4.3 Оцінка ефективності алгоритмів штучного інтелекту. ....	42
РОЗДІЛ 5. АНАЛІЗ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ .....	47
5.1 Оцінка якості пошуку інформації. ....	47
5.2 Порівняння з існуючими рішеннями. ....	50
5.3 Обговорення переваг та недоліків розробленої системи. ....	54
ВИСНОВКИ.....	57
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....	60

## ВСТУП

*Актуальність дослідження* пов'язана з постійним розвитком ринку автомобілів та збільшенням обсягу інформації, яку необхідно опрацьовувати для ефективного прийняття рішень. У сучасному світі транспортна галузь активно використовує цифрові технології для автоматизації процесів, що дозволяє значно покращити швидкість і точність обробки великих обсягів даних. Водночас, існує нагальна потреба у впровадженні інтелектуальних систем, здатних надавати користувачам актуальні дані про транспортні засоби в реальному часі. Традиційні методи пошуку інформації в базах даних часто є недостатньо ефективними, особливо коли йдеться про швидкий аналіз складної інформації, такої як характеристики автомобілів, ціни або доступні варіанти для порівняння.

Штучний інтелект і нейромережі відкривають нові можливості для вдосконалення процесів пошуку та аналізу даних у транспортній сфері. Їх здатність обробляти зображення, розпізнавати конкретні об'єкти та взаємодіяти з великими масивами інформації дозволяє створювати системи, які забезпечують більш точний і швидкий пошук необхідних даних. У контексті глобалізації ринку автомобілів, зокрема в умовах зростаючої кількості моделей і різних конфігурацій, впровадження таких систем стає критично важливим для споживачів і бізнесу, які прагнуть приймати обґрунтовані рішення на основі точних даних.

Таким чином, актуальність дослідження визначається необхідністю розробки інтелектуальних інформаційних систем, які здатні оптимізувати пошук і аналіз даних про транспортні засоби, підвищуючи ефективність та точність обробки інформації в умовах сучасного ринку.

*Метою дослідження* є розробка інтелектуальної інформаційної системи, яка здатна автоматизовано розпізнавати транспортні засоби за допомогою штучного інтелекту та забезпечувати швидкий і точний пошук відповідної інформації про них. Така система має підвищити ефективність обробки даних, надавати користувачам актуальні відомості щодо середніх цін автомобілів та

пропонувати подібні варіанти для порівняння, що дозволить приймати обґрунтовані рішення на ринку транспортних засобів.

Завдання дослідження полягають у створенні нейромережі для розпізнавання автомобілів на основі зображень, інтеграції цієї технології з базою даних для зберігання та пошуку інформації про автомобілі, а також реалізації механізму для аналізу та порівняння автомобілів за цінovими категоріями.

**Об'єктом дослідження** є процеси автоматизованого пошуку та обробки інформації про транспортні засоби з використанням штучного інтелекту. Ці процеси охоплюють взаємодію з базами даних, аналіз ринку автомобілів, а також використання технологій машинного навчання для розпізнавання візуальних характеристик автомобілів.

Предметом дослідження є алгоритми розпізнавання зображень на основі нейронних мереж та методи обробки й аналізу інформації про транспортні засоби, зокрема пошук середньої ціни автомобіля та визначення схожих моделей. Дослідження спрямоване на покращення точності і швидкості цих процесів за допомогою інтелектуальних систем.

**Методи дослідження.** У ході дослідження використовуються різні методи, спрямовані на реалізацію інтелектуальної інформаційної системи для пошуку даних про транспорт. Основним підходом є використання нейронних мереж, зокрема архітектури YOLOv8, для розпізнавання об'єктів на зображеннях. Цей метод дозволяє з високою точністю ідентифікувати марку, модель і рік випуску автомобіля на основі фотографій.

Для обробки даних та їхнього зберігання використовується реляційна база даних SQL, що забезпечує доступ до необхідної інформації про транспортні засоби, включаючи середню ціну автомобілів і пошук схожих моделей через асоціативні ряди.

Методи порівняльного аналізу та кластеризації використовуються для виявлення зв'язків між різними автомобілями за їхніми характеристиками і ціною. Це дозволяє створювати рекомендації на основі виявлених закономірностей.

**Наукова новизна** цього дослідження полягає у поєднанні сучасних технологій машинного навчання для розпізнавання зображень з інтелектуальними методами пошуку та аналізу інформації про транспортні засоби. Вперше застосовано нейронну мережу на базі YOLOv8 для автоматичного розпізнавання марки, моделі та року випуску автомобіля з фотографій, що інтегрується з базою даних для пошуку детальної інформації.

Також впроваджено алгоритми для пошуку середньої ціни автомобілів та аналізу схожих моделей на основі асоціативних рядів, що забезпечує не тільки швидкий доступ до інформації, але й можливість отримання рекомендацій на основі статистичних даних. Такий підхід оптимізує процеси прийняття рішень для користувачів, дозволяючи отримувати актуальні та персоналізовані результати на основі реальних ринкових даних.

Розроблена система є інноваційною завдяки поєднанню розпізнавання зображень з економічним аналізом ринку транспортних засобів, що значно покращує точність і швидкість пошуку даних.

**Практична значимість** цього дослідження полягає у створенні функціональної інформаційної системи, яка дозволяє автоматизувати процеси розпізнавання та аналізу автомобілів на ринку. Впровадження такої системи може значно спростити пошук інформації для автодилерів, покупців та страхових компаній, оскільки вона дозволяє швидко отримувати точні дані про марку, модель і рік випуску автомобіля на основі фотографій. Крім того, система надає користувачам середню ринкову ціну авто і пропонує схожі моделі, що допомагає приймати обґрунтовані рішення при купівлі чи оцінці транспортних засобів.

Система також має потенціал для використання у сферах логістики, автосервісу та державного регулювання, де потрібна швидка і точна ідентифікація транспортних засобів. Вона може бути інтегрована з існуючими базами даних або сервісами, що дозволить ефективно використовувати її у різних бізнес-процесах, включаючи оцінку вартості автомобілів, аналіз ринку або планування запасних частин для сервісних центрів.

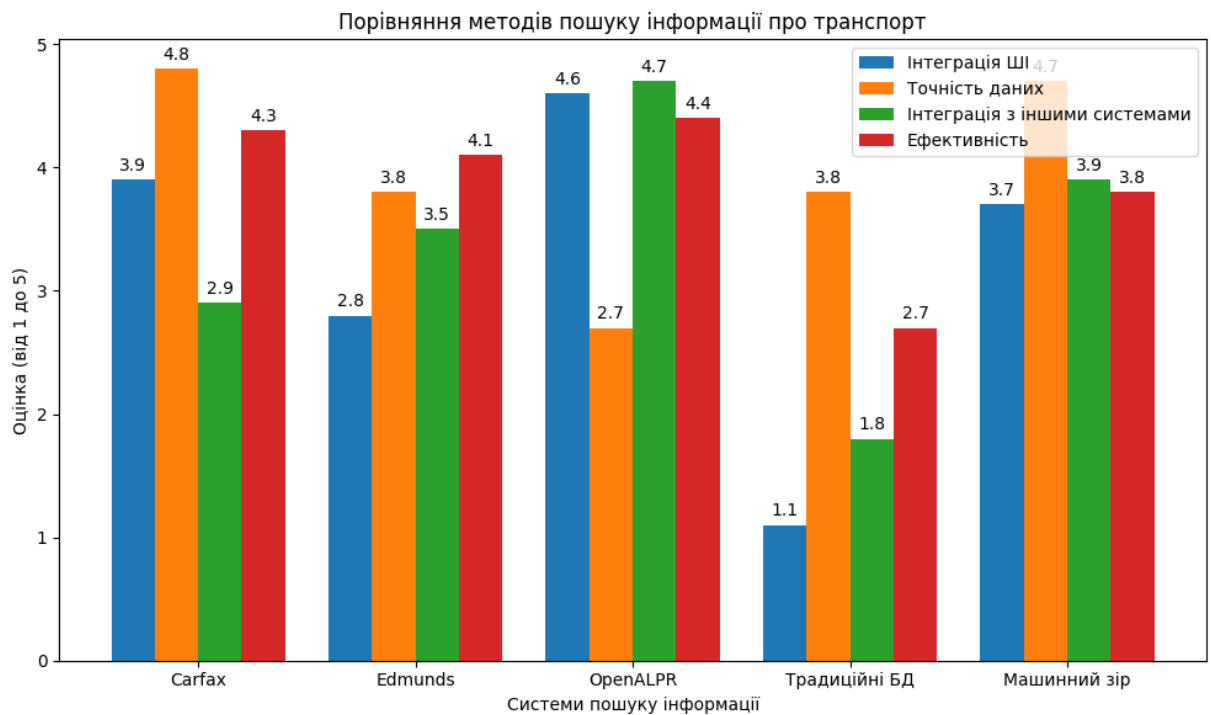
Розроблена система є корисним інструментом для учасників ринку, оскільки забезпечує точний аналіз ринкової ситуації та знижує витрати часу і ресурсів на ручний пошук та оцінку даних про транспортні засоби.

***Обсяг і структура дипломної роботи магістра.*** Робота складається з: титульної сторінки, змісту, вступу, п'яти розділів, висновків та списку використаних джерел. Загальний обсяг роботи – 62 сторінки, у тому числі: 3 таблиці, 26 рисунків та 20 джерел використаної інформації.

## РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

### 1.1. Огляд існуючих методів та систем пошуку інформації про транспорт.

У сучасному світі автомобільна індустрія швидко розвивається, і разом з нею зростає потреба у ефективних інформаційних системах для пошуку даних про транспортні засоби. З розвитком штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (ML) з'явилися нові підходи до розпізнавання та обробки інформації про транспорт, які суттєво змінили ринок. (Рис. 1.1.)



**Рис. 1.1. Порівняння методів пошуку інформації про транспорт**

Серед основних методів, що використовуються для пошуку інформації про транспорт, можна виділити:

Традиційні бази даних та пошукові системи. До появи машинного навчання основним методом пошуку інформації про автомобілі було використання баз даних. Системи на зразок SQL чи інших реляційних баз даних забезпечують структуроване зберігання даних, доступ до яких здійснюється

через запити на основі фільтрів (марка, модель, рік випуску, ціна тощо). Такі системи зазвичай інтегруються з веб-платформами та мобільними додатками, що дозволяє користувачам знаходити інформацію про транспортні засоби через форми пошуку.

Онлайн каталоги та аукціонні платформи. Платформи на кшталт AutoTrader, eBay Motors, CarGurus та інші забезпечують доступ до великої кількості даних про автомобілі. Вони дозволяють користувачам шукати інформацію про конкретні моделі, порівнювати ціни та відстежувати ринкові тенденції. Хоча ці системи мають високу ефективність для кінцевого користувача, вони здебільшого обмежені використанням простих пошукових алгоритмів без застосування сучасних методів розпізнавання зображень або машинного навчання.

Системи розпізнавання номерних знаків (ANPR). Automatic Number Plate Recognition (ANPR) – технологія, яка використовується для автоматичного розпізнавання номерних знаків транспортних засобів. Вона широко використовується для забезпечення громадської безпеки та контролю дорожнього руху. ANPR застосовується для збору інформації про автомобілі на дорогах та у паркінгах, але має обмежений функціонал, оскільки здебільшого спрямована на виявлення номерних знаків і не надає широких даних про сам транспортний засіб.

Системи машинного зору для розпізнавання об'єктів. З розвитком нейронних мереж, зокрема методів розпізнавання об'єктів на зображеннях, почали з'являтися системи, здатні ідентифікувати автомобілі за їхніми зовнішніми ознаками. Найпопулярнішими підходами є використання таких архітектур, як YOLO (You Only Look Once) та SSD (Single Shot Multibox Detector). Ці методи дозволяють виявляти та класифікувати транспортні засоби на основі їх фотографій, що може застосовуватися як у комерційних цілях (наприклад, для оцінки стану авто), так і для громадських сервісів (моніторинг трафіку, безпека).

Big Data та штучний інтелект. Сучасні системи обробки великих даних дозволяють інтегрувати інформацію з різних джерел для точнішого аналізу ринку автомобілів. Комбінація методів машинного навчання, великих даних та алгоритмів рекомендацій дозволяє створювати прогнози вартості автомобілів, аналізувати тренди продажів та робити індивідуальні рекомендації для покупців.

Приклади сучасних систем та їх порівняння (Таблиця 1.1):

Carfax – одна з провідних онлайн-систем для отримання детальної інформації про історію транспортного засобу, включаючи аварії, ремонти та перевірку на угон. Carfax використовує доступ до баз даних страхових компаній, сервісних центрів та державних органів для збору даних про автомобілі (Рис. 1.2.).

The screenshot displays the Carfax website interface for searching used vehicles. At the top, it states "We found 54 Used Nissan Altima vehicles for sale within 25 miles of Frederick, MD 21702". Below this, there are filters for "Make" (Nissan), "Model" (Altima), and "Trim" (All Trims). A sidebar on the left includes a "CARFAX" logo and checkboxes for "Reported Accidents?" (checked for "No Accidents") and "Service Records?" (unchecked for "With Service Records"). The main content area shows "Your Results (18)" with a "Sort: Price High-Low" dropdown. Three vehicle listings are visible, each with a "Compare" button, a photo, price, mileage, and location. The first listing is a 2013 Nissan Altima for \$24,490 with 21,554 miles at Younger Nissan of Frederick (8mi). The second is a 2013 Nissan Altima for \$22,995 with 5,380 miles at Hamilton Nissan (15mi). The third is a 2013 Nissan Altima for \$22,990 with 20,344 miles at Younger Toyota Mitsubishi (15mi). Each listing includes a "SHOW ME DETAILS AND PHOTOS" link and a set of icons for "No Accident/Damage", "Service Records", "CARFAX 1-Owner", and "Personal Use". A red arrow points to the "No Accident/Damage" icon in the first listing.

**Рис. 1.2. Онлайн система для отримання інформації про автотранспорт Carfax**

Edmunds – сервіс, який надає інформацію про ринкові ціни на нові та вживані автомобілі, а також дає можливість порівнювати різні моделі на основі характеристик і ринкової вартості (Рис. 1.3.).

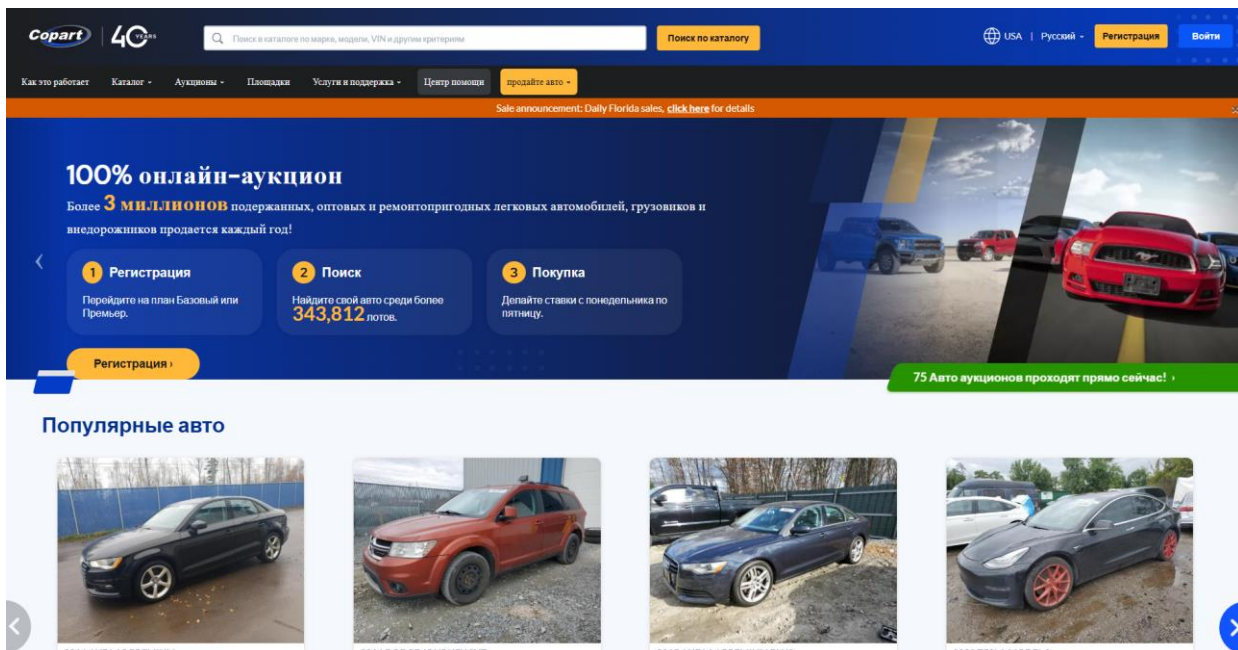


Рис. 1.3. Сервіс для пошуку інформації Edmunds

OpenALPR – система для автоматичного розпізнавання номерних знаків з використанням штучного інтелекту. Вона здатна працювати в реальному часі, аналізуючи відео з камер спостереження для виявлення та ідентифікації транспортних засобів(Рис. 1.4.).

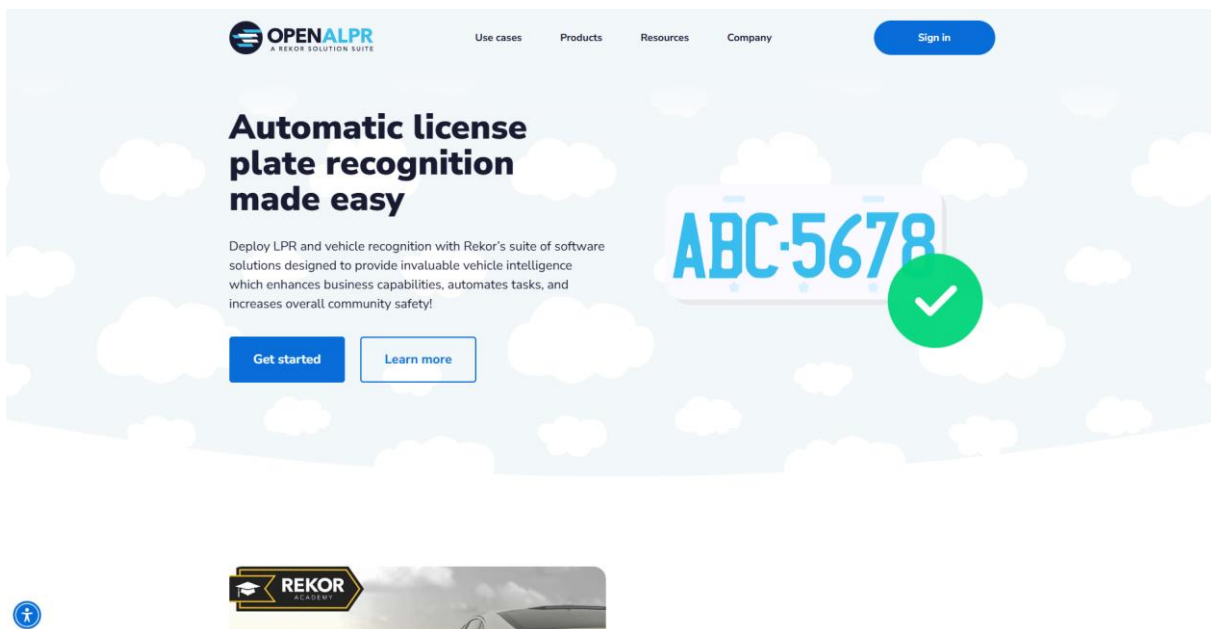


Рис. 1.4. Система автоматичного розпізнавання номерних знаків  
OpenALPR

Таблиця 1.1

### Порівняння систем пошуку інформації про транспортний засіб

Система	Опис	Функціональні можливості	Недоліки
Carfax	Онлайн-платформа, що надає звіти про історію вживаних автомобілів.	Перевірка історії власності, аварій, ремонту, пробігу, наявності попереджень про розшук авто.	Доступ до повної інформації потребує платного доступу, обмежений набір даних для деяких регіонів.
AutoCheck	Сервіс для перевірки історії автомобілів, подібний до Carfax, з орієнтацією на ринок США.	Інформація про аварії, наявність арештів, історію власності, збереження та продажу автомобіля.	Платний доступ до звітів, обмежена доступність для автомобілів поза США.
Google Cloud Vision API	Система комп'ютерного зору для автоматичного розпізнавання об'єктів на зображеннях, може використовуватися для ідентифікації марок і моделей авто.	Розпізнавання об'єктів, виділення тексту на зображеннях, високий рівень точності.	Не забезпечує прямий пошук технічних даних про автомобілі, потребує попереднього навчання для специфічних завдань.
Edmunds	Онлайн-сервіс для отримання технічної інформації, оглядів, цін, рейтингів та порівнянь автомобілів.	Широкий спектр інформації про моделі, технічні характеристики, огляди, рекомендації з продажу й покупки.	Дані не завжди актуальні, обмеження для деяких моделей і регіонів.
AutoTrader	Платформа для продажу нових і вживаних	Великий вибір автомобілів, фільтри для пошуку	Обмежений функціонал для точного аналізу

	автомобілів можливістю пошуку, порівняння огляду характеристик.	з   та	за  цінами, місцезнаходженням, додаткова інформація дилерів.	технічних характеристик, в основному орієнтований на ринок продажів.
--	--	-----------------	--	--

## **1.2. Використання штучного інтелекту для пошуку та обробки інформації**

Роль штучного інтелекту (ШІ) у сучасних інформаційних системах постійно зростає, і його використання стає все більш важливим для автоматизації пошуку та обробки великих обсягів даних. В умовах швидкої цифровізації, ринок транспортних засобів потребує рішень, що дозволяють оптимізувати процеси аналізу, пошуку та оцінки автомобілів. Завдяки розробкам у сфері машинного навчання та комп'ютерного зору, штучний інтелект став потужним інструментом для вирішення таких завдань.

Один з ключових напрямків застосування ШІ у пошуку інформації полягає в автоматизації розпізнавання об'єктів на зображеннях. Комп'ютерний зір дозволяє ідентифікувати автомобілі, визначаючи їх марку, модель та рік випуску. Це значно спрощує процес збору інформації, адже користувач може швидко отримати потрібні дані, використовуючи лише фотографію транспортного засобу. Наприклад, використання моделей на основі нейронних мереж, таких як YOLO (You Only Look Once), робить можливим швидке і точне розпізнавання автомобілів на зображеннях.

Крім розпізнавання автомобілів, ШІ також забезпечує автоматизовану обробку даних, зокрема, порівняння цін на транспортні засоби та аналіз їх ринкової вартості. Системи, що використовують машинне навчання, можуть аналізувати тисячі даних з різних джерел, знаходячи схожі автомобілі та визначаючи середню ринкову ціну для кожної конкретної моделі. Цей процес дозволяє користувачам швидко отримати релевантну інформацію без необхідності витратити час на пошук і порівняння цін вручну.

Ще одним важливим аспектом використання ШІ є можливість розробки рекомендаційних систем, які допомагають користувачам знайти найбільш підходящі транспортні засоби на основі їх характеристик. Такі системи побудовані на алгоритмах машинного навчання, що дозволяють знайти найбільш релевантні варіанти для користувача, враховуючи його індивідуальні запити.

ШІ також застосовується для аналізу ринкових тенденцій та прогнозування змін у цінах на транспортні засоби. Аналізуючи великі обсяги історичних даних, машинне навчання здатне визначити тренди та тенденції, які дозволяють передбачити коливання ринкової вартості автомобілів у майбутньому. Це корисно не лише для покупців і продавців, але й для компаній, що займаються управлінням автомобільним бізнесом.

Важливим є також застосування ШІ для пошукових алгоритмів, які використовують обробку природної мови (NLP). Завдяки цьому, пошукові системи можуть краще розуміти запити користувачів, навіть якщо вони сформульовані неточно. Це дозволяє здійснювати більш релевантний пошук і швидше знаходити потрібну інформацію.

Таким чином, використання штучного інтелекту для пошуку та обробки інформації про транспорт відкриває нові можливості для підвищення ефективності, точності та швидкості процесу, що є особливо актуальним для аналізу ринку автомобілів та прийняття рішень у цій сфері.

### **1.3. Визначення основних проблем і викликів в інформаційних системах транспорту**

Інформаційні системи транспорту відіграють важливу роль у сучасному суспільстві, забезпечуючи швидкий доступ до необхідної інформації для користувачів, транспортних компаній та органів управління. Незважаючи на значний прогрес у цій галузі, існує ряд проблем і викликів, які суттєво впливають на ефективність таких систем.

Однією з головних проблем є якість та актуальність даних. Системи управління транспортом часто мають справу з великими обсягами інформації, яка швидко змінюється. Невчасне оновлення баз даних може призводити до застарілої або неточної інформації, що негативно позначається на прийнятті рішень. Наприклад, неправильні дані про вартість автомобілів або їх технічний стан можуть спричинити проблеми під час купівлі чи продажу транспортних засобів. Водночас відсутність інтеграції з іншими джерелами даних ще більше ускладнює ситуацію.

Ще одним важливим викликом є безпека та конфіденційність даних. Інформаційні системи транспорту працюють з величезними обсягами персональної та конфіденційної інформації, включаючи дані про власників транспортних засобів, історію їх обслуговування та інші важливі показники. У випадку кібератак чи витоків інформації, це може призвести до серйозних наслідків як для окремих користувачів, так і для компаній. Питання забезпечення надійного захисту інформації стає одним із пріоритетів для розробників та користувачів таких систем.

Технічні обмеження, такі як недостатня швидкість обробки даних або низька продуктивність систем під великим навантаженням, також становлять серйозний виклик. Оскільки кількість транспортних засобів і відповідних даних постійно зростає, інформаційні системи повинні бути здатними швидко обробляти та аналізувати ці дані. Виникає необхідність у використанні сучасних алгоритмів машинного навчання, що дозволяють ефективно працювати з великими обсягами інформації, не знижуючи продуктивності системи.

Важливою проблемою також є сумісність різних інформаційних систем. На ринку транспорту існує багато різних платформ та систем, кожна з яких має свої специфічні стандарти і формати даних. Відсутність єдиних стандартів для передачі та обробки інформації може спричинити труднощі в інтеграції різних систем, що ускладнює роботу як кінцевих користувачів, так і організацій, які здійснюють управління транспортними процесами.

Крім того, впровадження нових технологій, таких як штучний інтелект, стикається з проблемою високих вимог до ресурсів та складністю навчання моделей. Для побудови ефективних систем на основі машинного навчання необхідно зібрати великі набори даних, забезпечити достатню кількість обчислювальних ресурсів і розробити точні алгоритми для обробки цієї інформації. Всі ці фактори потребують значних інвестицій часу, грошей та кваліфікованих фахівців.

Людський фактор залишається однією з ключових проблем в інформаційних системах транспорту. Незважаючи на високий рівень автоматизації, системи все ще залежать від правильного введення даних та налаштувань з боку користувачів. Неправильне налаштування, помилки у введенні інформації або некоректна інтерпретація даних можуть призвести до неправильних результатів і навіть серйозних інцидентів.

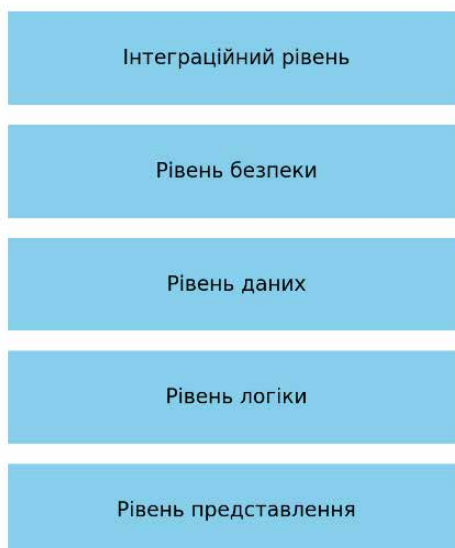
## РОЗДІЛ 2. ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ ПОШУКУ ІНФОРМАЦІЇ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

### 2.1. Архітектура інформаційних систем.

Архітектура інформаційних систем визначає структуру, взаємодію та способи функціонування всіх компонентів системи. Вона виступає основою, що забезпечує ефективну роботу та взаємодію між різними модулями, програмами й апаратними засобами, а також дозволяє масштабувати систему залежно від зростання обсягу даних і кількості користувачів.

У класичному розумінні архітектуру інформаційних систем можна розділити на кілька рівнів. Перший рівень, або рівень даних, відповідає за збір, зберігання та обробку інформації (Рис. 2.1.). Це можуть бути бази даних або хмарні сховища, де зберігаються основні масиви даних, такі як технічні характеристики транспортних засобів, історія їх обслуговування або ринкові ціни на автомобілі. У сучасних інформаційних системах широко використовуються реляційні та нереляційні бази даних, залежно від типу та структури даних.

**Рівнева архітектура інформаційних систем**



**Рис. 2.1. Рівнева архітектура інформаційних систем**

Другий рівень — це рівень логіки або обчислювальний рівень. Він відповідає за обробку даних і реалізацію бізнес-логіки системи. Тут здійснюються всі обчислювальні операції, застосування алгоритмів, у тому числі методів машинного навчання, для обробки інформації, прогнозування або прийняття рішень. На цьому рівні працюють основні алгоритми штучного інтелекту, які дозволяють здійснювати пошук і аналіз інформації, класифікацію об'єктів та моделювання сценаріїв.

Рівень представлення є третім рівнем архітектури інформаційних систем. Він відповідає за інтерфейс користувача та відображення даних у зрозумілому та доступному вигляді. На цьому рівні важливими є ергономіка та зручність використання системи для кінцевих користувачів. Використання сучасних веб-інтерфейсів, мобільних додатків та панелей управління забезпечує швидкий доступ до функціональних можливостей системи, а також можливість оперативної взаємодії з даними. Цей рівень має значний вплив на загальний користувацький досвід та продуктивність роботи з системою.

Також важливим компонентом архітектури є рівень безпеки, який забезпечує захист даних та доступу до системи. Цей рівень включає механізми аутентифікації та авторизації користувачів, шифрування даних, а також методи захисту від зовнішніх загроз, таких як кібератаки чи несанкціонований доступ. В умовах обробки конфіденційної інформації, такої як персональні дані власників транспортних засобів або фінансові операції, безпека стає одним із ключових аспектів архітектури інформаційних систем.

Інтеграційний рівень забезпечує зв'язок між різними інформаційними системами або модулями в межах однієї системи. Це може бути інтеграція з іншими базами даних, сервісами або зовнішніми інформаційними системами, такими як платформи обміну інформацією про транспортні засоби або маркетплейси. Використання стандартів обміну даними, таких як REST API або SOAP, дозволяє забезпечити надійну й ефективну взаємодію між різними частинами системи.

На завершення важливо підкреслити, що архітектура інформаційної системи має бути гнучкою і масштабованою, щоб відповідати сучасним вимогам і зростаючим потребам. Це забезпечує можливість адаптації системи до нових технологій і підвищення її продуктивності в умовах постійного збільшення обсягів даних і кількості користувачів.

## **2.2 Алгоритми машинного навчання для пошуку інформації**

Алгоритми машинного навчання (ML) стають ключовим елементом сучасних інформаційних систем, оскільки вони дозволяють системам не просто зберігати та обробляти дані, а й робити прогнози, знаходити закономірності та автоматично покращувати свої результати на основі досвіду. Для пошуку інформації в транспортних інформаційних системах машинне навчання надає широкий набір інструментів, що дозволяють забезпечити точніший і швидший пошук, особливо при роботі з великими масивами даних.

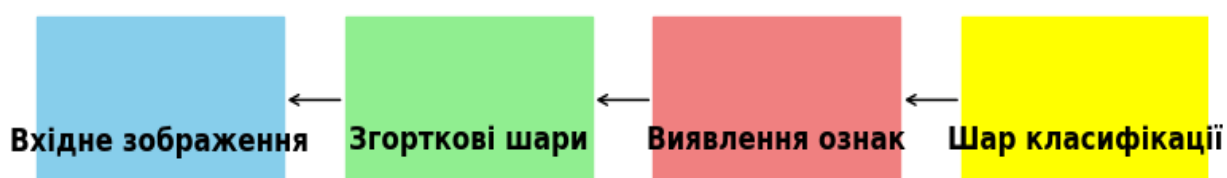
Одним із найбільш використовуваних алгоритмів є алгоритми класифікації. Наприклад, коли система отримує зображення автомобіля, модель машинного навчання може класифікувати автомобіль за його маркою, моделлю і роком випуску на основі попереднього навчання на великому наборі даних. Ці алгоритми можуть включати нейронні мережі, дерева рішень, підтримуючі вектори (SVM) або інші методи. Класифікація дозволяє відносити транспортний засіб до певної категорії на основі візуальних або текстових даних.

Наступним важливим класом алгоритмів є алгоритми регресії, які можуть використовуватися для прогнозування числових значень. Наприклад, на основі вхідних даних про рік випуску та модель авто, система може оцінювати його ринкову вартість, використовуючи попередньо навчений регресійний алгоритм. Лінійна або поліноміальна регресія може бути корисною для аналізу залежностей між ціною автомобіля та іншими його характеристиками.

Алгоритми машинного навчання також відіграють значну роль у пошуку за асоціативними рядами. Завдяки цим алгоритмам можна знаходити схожі

транспортні засоби, ґрунтуючись на таких характеристиках, як ціна, рік випуску або технічні особливості. Алгоритми кластеризації, такі як k-means або агломеративна кластеризація, дозволяють розділити автомобілі на групи за схожими ознаками. Це особливо важливо, коли користувачу потрібно швидко знайти кілька варіантів транспортних засобів у певному ціновому сегменті.

Ще одним перспективним напрямком є використання глибоких нейронних мереж, зокрема згорткових нейронних мереж (CNN), для аналізу зображень транспортних засобів (Рис. 2.2.). CNN особливо ефективні при обробці візуальної інформації, оскільки вони можуть навчатися знаходити ключові особливості автомобілів, такі як форма, логотипи, елементи кузова, що допомагає підвищити точність класифікації.



**Рис. 2.2. Застосування згорткових нейронних мереж (CNN) для аналізу зображень**

Алгоритми рекомендацій також можуть використовуватися для покращення пошуку інформації про транспорт. Використовуючи попередні пошукові запити користувачів або дані про вибір транспортних засобів іншими клієнтами, система може надавати персоналізовані рекомендації. Це досягається за допомогою алгоритмів колаборативної фільтрації або на основі контенту, які аналізують схожість між транспортними засобами або уподобаннями користувачів.

### 2.3 Моделі даних для аналізу транспортних систем

Моделі даних є ключовим компонентом для ефективного аналізу транспортних систем. Вони визначають, як інформація про транспортні засоби

та їх характеристики організовується, зберігається і обробляється (Табл. 2.1.), що дає змогу системам надавати точні й релевантні результати на запити користувачів.

Таблиця 2.1.

<b>Модель даних</b>	<b>Опис</b>	<b>Застосування в транспортних системах</b>
Реляційна модель	Дані зберігаються в таблицях з чіткими зв'язками	SQL-бази даних, зберігання інформації про транспортні засоби
Ієрархічна модель	Дані організовані у вигляді деревоподібної структури	Відображення відносин між типами транспортних засобів
Об'єктно-орієнтована модель	Моделювання об'єктів та їх атрибутів з поведінкою	Складні об'єкти, такі як автомобілі з характеристиками та історією обслуговування
Графова модель	Об'єкти як вузли, відносини між ними — як ребра	Відслідковування зв'язків між транспортними засобами, постачальниками та компонентами
Документно-орієнтована модель	Неструктуровані або слабо структуровані дані (JSON, XML)	Зберігання історії та характеристик транспортних засобів у вигляді документів

Однією з найпоширеніших моделей є реляційна модель даних, яка використовується в SQL-базах даних. Ця модель зберігає дані в таблицях, де кожен запис представляє об'єкт (наприклад, транспортний засіб), а кожен стовпчик описує певну характеристику цього об'єкта (марка, модель, рік випуску, ціна тощо). Реляційна модель особливо корисна для організації структурованих даних і забезпечує гнучкість для складних запитів. Завдяки використанню реляційних баз даних можна легко здійснювати пошук автомобілів на основі таких критеріїв, як рік випуску або ціна.

Ієрархічна модель даних є ще одним підходом, який може бути використаний для транспортних систем. Вона організовує інформацію у вигляді деревоподібної структури, де кожен вузол представляє окрему сутність, а відносини між ними відображають зв'язки батько-нащадок. Ця модель є корисною, коли потрібно відобразити відношення між типами транспортних засобів або їхніми компонентами (наприклад, модель автомобіля, комплектація, версія двигуна тощо).

Також використовуються об'єктно-орієнтовані моделі даних, які об'єднують інформацію про об'єкти в класах і дозволяють представляти об'єкти реального світу з їхніми атрибутами та поведінкою. У випадку аналізу транспортних систем це може бути корисним для моделювання складніших об'єктів, таких як автомобілі зі специфічними технічними характеристиками, історією обслуговування і навіть динамічними даними про експлуатацію.

Ще одним підходом є графові моделі даних, які представляють об'єкти як вузли, а відносини між ними – як ребра. Для транспортних систем графові бази даних можуть бути надзвичайно корисними, коли потрібно відслідковувати складні зв'язки між об'єктами, наприклад, транспортними засобами та їхніми компонентами, виробниками, постачальниками запчастин чи іншими елементами інфраструктури.

Документно-орієнтовані моделі даних також знаходять застосування в аналізі транспортних систем, особливо коли мова йде про зберігання неструктурованої або слабо структурованої інформації. Такі моделі використовуються для роботи з JSON, XML або іншими форматами документів, які можуть містити різноманітні характеристики транспортних засобів та їхню історію в неструктурованому вигляді.

Для аналізу великих даних і обробки потокової інформації про транспортні системи можуть бути застосовані колонкові моделі даних. Вони дозволяють швидко виконувати аналітичні запити по великим масивам даних і ефективно обробляти інформацію, таку як телеметрія автомобілів або великі бази даних з характеристиками транспортних засобів.

У сучасних системах, що аналізують транспортні дані, все більшого значення набувають гібридні моделі даних, які поєднують елементи кількох типів моделей для забезпечення гнучкості і ефективності. Це дозволяє зберігати структуровані й неструктуровані дані в одній системі, забезпечуючи при цьому можливість складних аналітичних запитів і пошуку інформації про транспортні засоби.

## РОЗДІЛ 3. ПРОЄКТУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ

### 3.1 Аналіз вимог до системи

Аналіз вимог до системи є важливим етапом у розробці інформаційних систем, що займаються пошуком та обробкою даних про транспортні засоби. Вимоги до системи включають функціональні та нефункціональні аспекти, які визначають, яким чином система має виконувати свої задачі, і якого рівня якості вона повинна досягати.

Основні функціональні вимоги стосуються основних можливостей, які повинна забезпечувати система. Передусім, система повинна мати можливість збирати та обробляти зображення транспортних засобів для подальшого розпізнавання марки, моделі та року випуску автомобіля. Це вимагає інтеграції алгоритмів комп'ютерного зору і використання машинного навчання для високої точності розпізнавання. Важливо, щоб система була здатна не лише розпізнавати автомобіль, але й здійснювати пошук відповідної інформації в базі даних на основі отриманих результатів, зокрема середньої ринкової ціни, технічних характеристик і пропозицій щодо схожих моделей автомобілів.

Ще однією функціональною вимогою є можливість інтеграції з різними джерелами даних, такими як локальні або хмарні SQL бази даних. Система повинна бути гнучкою щодо формату вхідних даних та обробляти як структуровані, так і неструктуровані дані. Це може включати інтеграцію з іншими інформаційними системами, де зберігаються дані про транспортні засоби, їх характеристики та ринкові ціни.

Крім того, для ефективної роботи користувачів система повинна надавати інтуїтивний інтерфейс для введення запитів та відображення результатів. Це передбачає наявність інструментів для введення зображень, вибору критеріїв пошуку та представлення результатів у зручній для користувача формі. Інтерфейс має бути простим і зручним, забезпечуючи мінімальну кількість кроків для виконання основних функцій.

Нефункціональні вимоги відображають вимоги до продуктивності, надійності та безпеки системи. Перш за все, система повинна мати високу швидкість обробки запитів. Це означає, що обробка зображень, розпізнавання автомобіля і пошук інформації мають виконуватися з мінімальними затримками, що особливо важливо для користувачів, які працюють в реальному часі.

Також особливу увагу слід приділити вимогам щодо точності результатів. Оскільки результати пошуку впливають на рішення користувачів, таких як покупка автомобіля, система повинна забезпечувати високу точність розпізнавання і відповідності результатів, мінімізуючи помилки при порівнянні характеристик транспортних засобів.

Надійність і доступність системи є ще одним важливим аспектом. Система повинна бути доступною для користувачів цілодобово з мінімальними перебоями в роботі. Крім того, для забезпечення безпеки персональних даних користувачів та конфіденційної інформації про транспортні засоби, система повинна відповідати високим стандартам інформаційної безпеки. Це може включати захист від несанкціонованого доступу, шифрування даних та можливість резервного копіювання для запобігання втраті важливої інформації.

Масштабованість є ще одним ключовим нефункціональним вимогою. Система повинна бути здатною обробляти збільшення обсягів даних та кількості користувачів без зниження продуктивності. Це важливо, оскільки кількість транспортних засобів, що зберігаються в базі даних, може значно збільшуватися з часом, а кількість одночасних запитів від користувачів також може зростати.

### **3.2 Розробка архітектури системи**

Розробка архітектури інформаційної системи є одним з ключових етапів у створенні ефективної та масштабованої системи для пошуку інформації про транспортні засоби. Архітектура системи визначає структуру її компонентів, взаємодію між ними та розподіл функціональності, що дозволяє забезпечити необхідну продуктивність, надійність і гнучкість в експлуатації.

Основним підходом до розробки архітектури інформаційних систем, що використовують штучний інтелект, є багаторівнева архітектура. Вона зазвичай складається з кількох шарів, кожен з яких відповідає за виконання певних завдань. Такий підхід дозволяє ізолювати різні функції системи і забезпечити їх гнучку взаємодію (Рис. 3.1.).



**Рис. 3.1. Блок-схема процесів взаємодії компонентів**

На першому рівні знаходиться рівень користувацького інтерфейсу (UI), який відповідає за взаємодію системи з кінцевими користувачами. Цей рівень включає елементи для введення даних, наприклад, зображень транспортних засобів, і відображення результатів пошуку, таких як марка, модель, рік випуску та середня ринкова ціна автомобіля. Окрім того, інтерфейс повинен забезпечувати простоту і зручність для користувачів, які можуть мати різний рівень технічної підготовки.

Наступний рівень бізнес-логіки (логічний рівень) забезпечує реалізацію основних функцій системи. На цьому рівні виконуються всі необхідні обчислення та алгоритми для обробки запитів користувачів. Однією з основних задач цього рівня є розпізнавання автомобіля за допомогою нейромережі. Використовуючи навчений штучний інтелект на основі YOLOv8, система аналізує зображення, ідентифікує автомобіль та передає ці дані на рівень бази даних для пошуку додаткової інформації.

Бізнес-логіка також відповідає за застосування алгоритмів пошуку в базі даних, що дозволяє швидко і точно знаходити потрібну інформацію на основі отриманих характеристик транспортного засобу. Крім того, на цьому рівні здійснюється обробка та аналіз результатів для виведення найбільш релевантної інформації користувачеві.

Рівень даних є ключовим елементом архітектури системи, оскільки саме тут зберігаються всі необхідні для пошуку інформації дані. Для системи з пошуку інформації про транспортні засоби критично важливо мати ефективно організовану базу даних, яка б могла забезпечувати швидкий доступ до великих обсягів інформації. База даних містить інформацію про транспортні засоби, їх технічні характеристики, ринкові ціни, а також асоціативні ряди для пошуку схожих моделей.

Для забезпечення швидкості та надійності доступу до даних, може використовуватися реляційна база даних (SQL), яка добре підходить для структурованих даних. Водночас, якщо виникає потреба в обробці великих обсягів неструктурованих даних, таких як зображення або інформація з інших джерел, може використовуватися NoSQL база даних. Це дозволяє системі бути більш гнучкою і масштабованою в залежності від вимог та обсягів інформації.

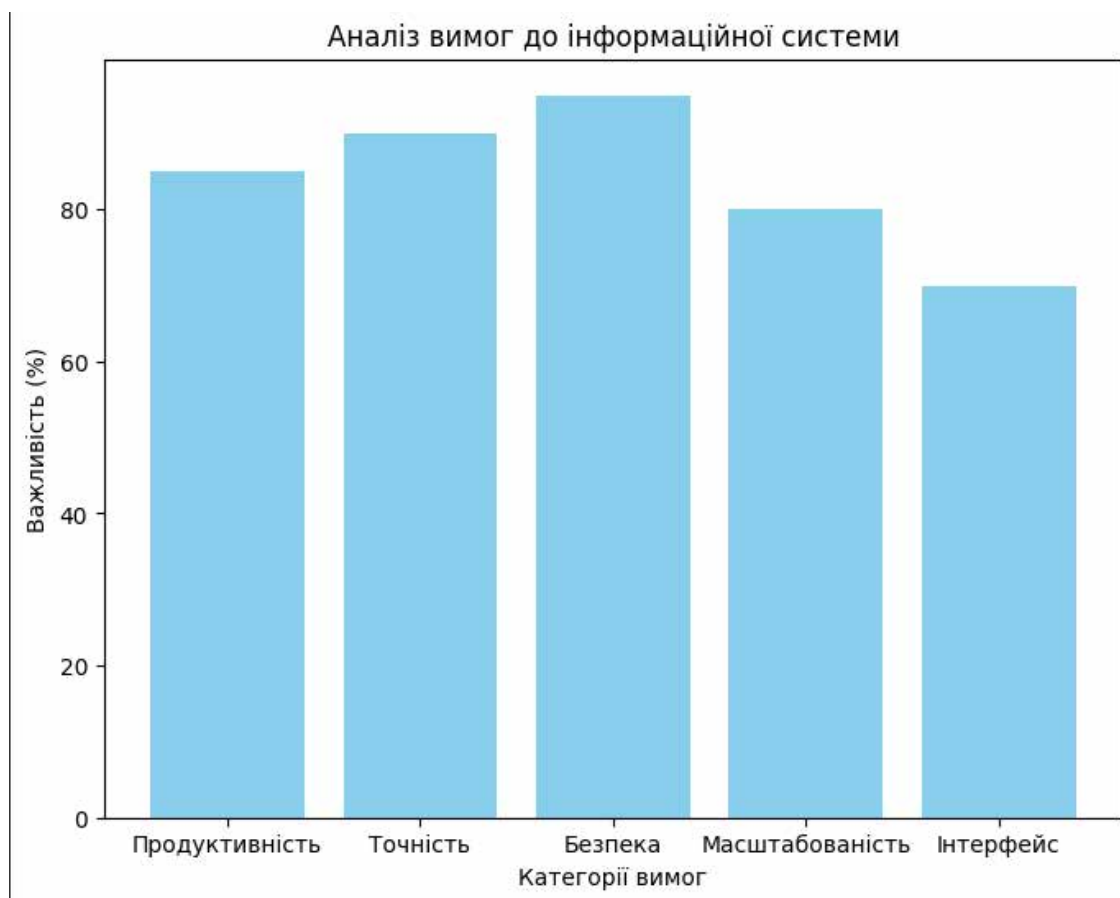
Ще одним важливим компонентом архітектури є шар інтеграції. Він забезпечує взаємодію між рівнями системи, а також з іншими зовнішніми системами, такими як сторонні бази даних, платформи для збору даних або аналітичні сервіси. Цей шар відповідає за передачу даних між різними компонентами системи і забезпечує їх узгоджену роботу. Також він відіграє ключову роль у забезпеченні гнучкості системи, дозволяючи легко змінювати або додавати нові функціональні можливості.

Для забезпечення безпеки системи, в архітектурі повинні бути передбачені відповідні механізми. Це може включати автентифікацію користувачів, шифрування даних та застосування протоколів для захисту від несанкціонованого доступу до інформації. Безпека є критичним фактором,

оскільки система працює з важливою інформацією, яка може бути конфіденційною.

Останнім компонентом архітектури є шар моніторингу та адміністрування. Він відповідає за контроль за станом системи, її продуктивністю та забезпечення безперебійної роботи. Цей шар дозволяє вчасно виявляти можливі проблеми у роботі системи і здійснювати їх виправлення. Крім того, на цьому рівні здійснюється управління оновленнями системи та моніторинг доступності ресурсів.

Розробка архітектури системи є важливим етапом, що забезпечує надійну основу для її подальшого функціонування та розвитку (Рис. 3.2.). Багаторівнева структура дозволяє ефективно розподіляти функції між різними компонентами, забезпечуючи як продуктивність, так і гнучкість у розробці та використанні системи.



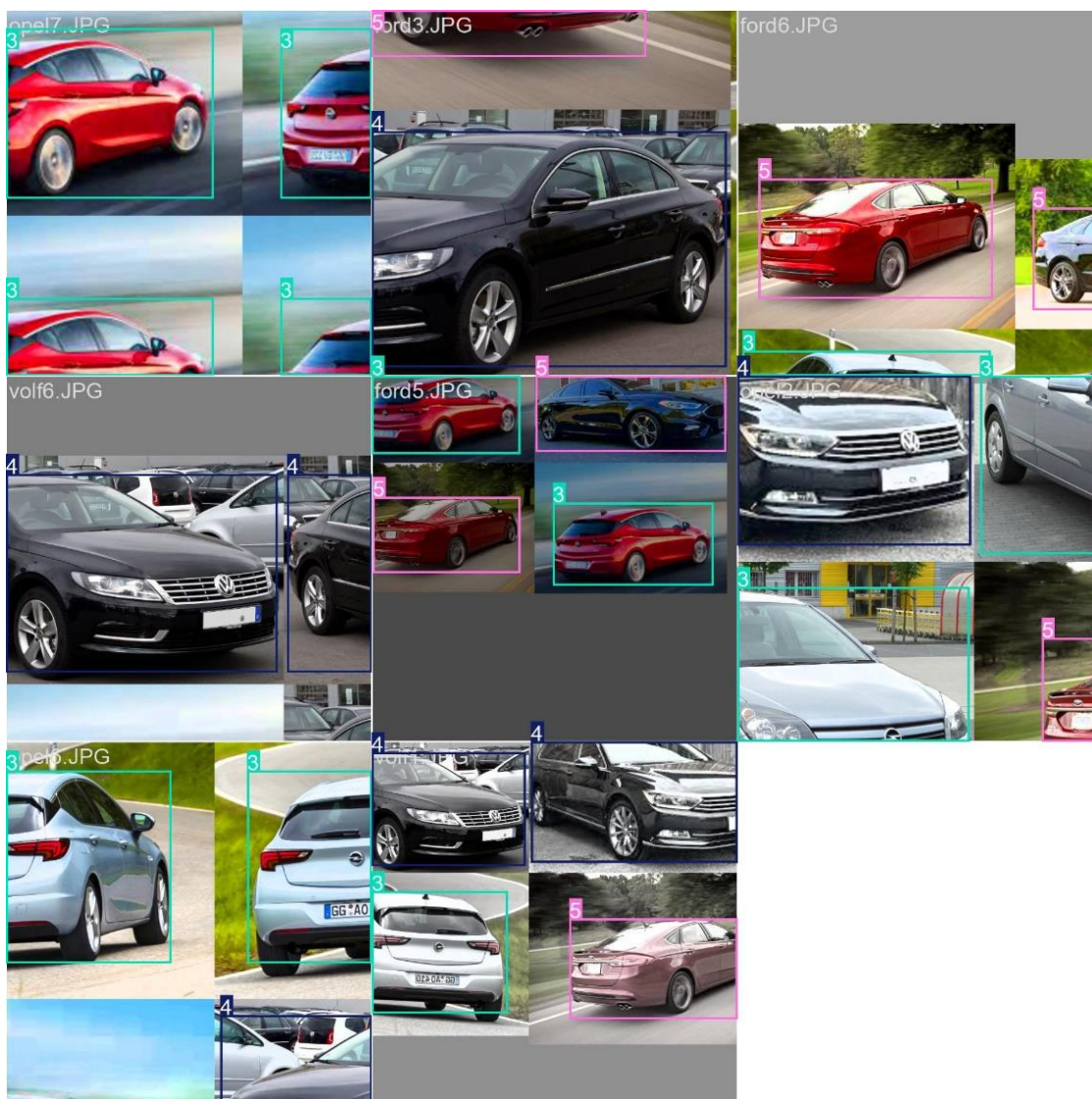
**Рис. 3.2. Архітектура інформаційної системи для пошуку даних про транспортні засоби**

### 3.3 Вибір і реалізація алгоритмів штучного інтелекту

Вибір і реалізація алгоритмів штучного інтелекту є критичним аспектом при створенні інформаційних систем для пошуку інформації про транспортні засоби. Алгоритми штучного інтелекту, зокрема машинного навчання, дозволяють автоматизувати процеси розпізнавання об'єктів, аналізу даних і прогнозування, що значно підвищує продуктивність і точність роботи системи.

Для розпізнавання автомобілів на основі зображень найефективнішим підходом є згорткові нейронні мережі (CNN), які спеціалізуються на обробці зображень. Однією з найбільш популярних архітектур для розпізнавання об'єктів є YOLO (You Only Look Once), яка дозволяє одночасно визначати координати об'єктів і класифікувати їх. Оскільки система повинна працювати з великою кількістю зображень автомобілів, було обрано версію YOLOv8, яка відрізняється високою точністю і швидкістю обробки зображень, що особливо важливо для роботи в реальному часі.

Основною перевагою YOLOv8 є її здатність обробляти зображення в один етап, тобто визначати об'єкт і його місцезнаходження в межах одного проходу через мережу. Це суттєво знижує час на обробку та підвищує ефективність системи, що критично для швидкого пошуку інформації. YOLOv8 була навчена на великому наборі даних, що включає зображення автомобілів різних марок, моделей і років випуску (Рис. 3.3.). Для досягнення максимальної точності система проходила етапи навчання та валідації, що дозволило адаптувати модель до різних умов зображення і варіантів автомобілів.

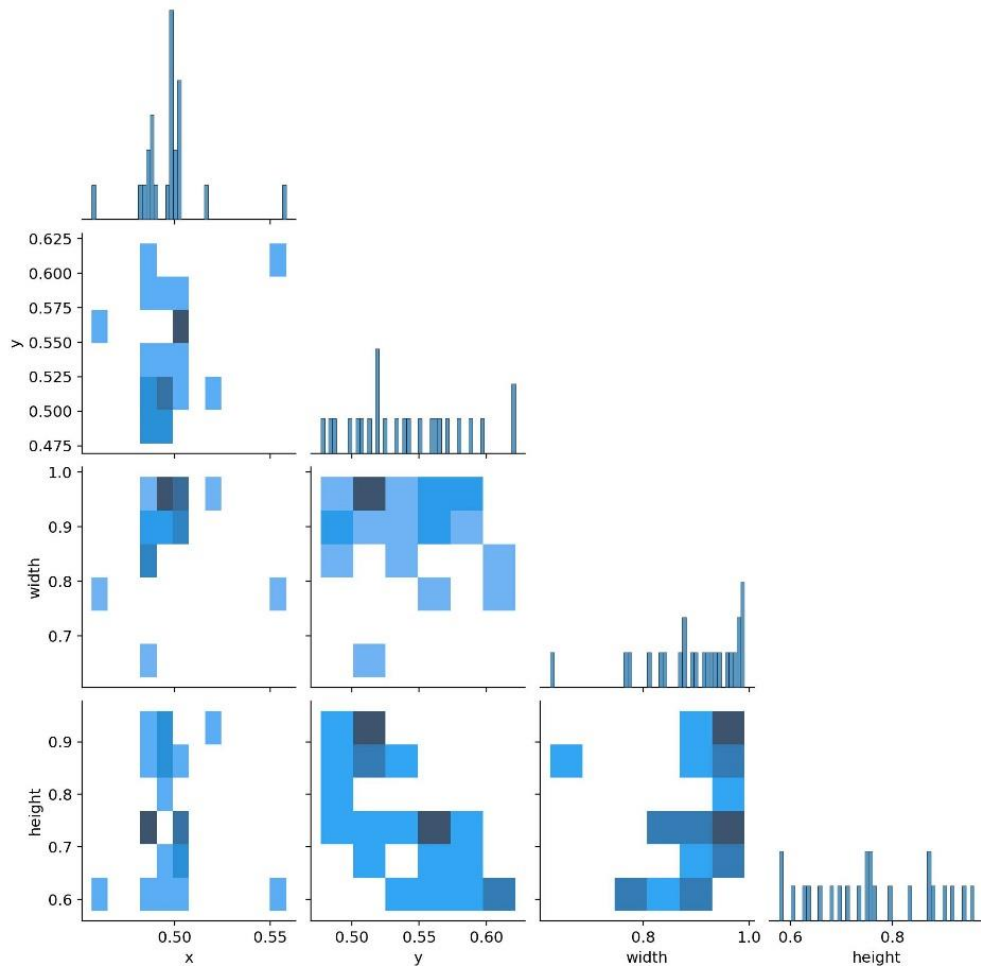


**Рис. 3.3. Приклад навчального зображення з моделі YOLO**

Для забезпечення високої якості розпізнавання було реалізовано процес тонкого налаштування моделі (fine-tuning). Це дозволяє адаптувати попередньо навчений алгоритм до специфічних завдань системи, таких як розпізнавання рідкісних моделей автомобілів або автомобілів, зображення яких мають складні умови освітлення. Такий підхід дозволив значно покращити точність розпізнавання у порівнянні з використанням базової моделі YOLO.

Ще одним важливим аспектом є вибір алгоритмів для обробки і пошуку даних у базах даних. Для цього використовуються класичні методи пошуку на основі SQL-запитів, які оптимізуються за допомогою алгоритмів машинного навчання. Система повинна не тільки шукати автомобілі за їх основними характеристиками, але й пропонувати користувачеві рекомендації щодо схожих

моделей, що реалізується за допомогою алгоритмів кластеризації. Кластеризація дозволяє об'єднувати схожі транспортні засоби на основі таких критеріїв, як ціна, рік випуску або технічні характеристики (Рис. 3.3.).



**Рис. 3.3. Корелограма зв'язків між класами транспортних засобів**

Окрім цього, у системі було реалізовано алгоритми для рекомендаційної системи, яка надає користувачеві інформацію про транспортні засоби, що можуть його зацікавити. Для цього використовуються алгоритми колаборативної фільтрації та контентної фільтрації. Алгоритми колаборативної фільтрації аналізують попередні пошуки і запити користувача, тоді як контентна фільтрація базується на подібності між характеристиками автомобілів. Це дозволяє підвищити рівень персоналізації системи і забезпечити більш релевантні рекомендації.

Для забезпечення високої швидкості пошуку та обробки даних також було застосовано алгоритми оптимізації запитів. Вони дозволяють знизити навантаження на базу даних при великій кількості одночасних запитів, що є важливим для підтримання стабільної роботи системи в умовах підвищеного навантаження.

Для реалізації алгоритмів штучного інтелекту система використовує модулі обчислень на GPU, що дозволяє прискорити процес обробки даних. Використання графічних процесорів (GPU) є особливо ефективним при роботі зі згортковими нейронними мережами, оскільки ці обчислення потребують високої обчислювальної потужності.

Вибір і реалізація цих алгоритмів дозволили створити гнучку та ефективну систему, здатну швидко і точно обробляти велику кількість даних та надавати користувачам точну і релевантну інформацію про транспортні засоби.

### **3.4 Інтеграція з транспортними базами даних**

Інтеграція з транспортними базами даних є важливим етапом розробки інформаційної системи, яка забезпечує доступ до широкого спектру інформації про транспортні засоби. Цей процес включає підключення системи до зовнішніх джерел даних, зокрема до локальних чи хмарних баз даних, що зберігають детальну інформацію про транспортні засоби, їх характеристики, історію обслуговування та ринкові ціни.

Для ефективної роботи системи було обрано реляційну модель бази даних на основі SQL. Ця модель дозволяє зберігати структуровані дані у вигляді таблиць, де кожен запис представляє транспортний засіб, а стовпці містять відповідні атрибути, такі як марка, модель, рік випуску, тип двигуна, пробіг та інші технічні характеристики. Реляційні бази даних забезпечують гнучкість при побудові складних запитів, що дозволяє швидко отримувати необхідну інформацію з великих масивів даних.

Основним інструментом для інтеграції є інтерфейси прикладного програмування (API), які забезпечують з'єднання між системою та базами даних. Використання API дозволяє обмінюватися даними між різними системами в реальному часі та здійснювати запити до зовнішніх джерел, зокрема до баз даних автодилерів, страхових компаній та сервісних центрів. Це розширює можливості системи, надаючи доступ до актуальної інформації про автомобілі, включаючи їхні технічні характеристики та ринкові ціни.

Для забезпечення ефективної інтеграції використовуються стандарти REST API, що дозволяють здійснювати запити через HTTP-протокол. REST API є простим у використанні та сумісним з більшістю сучасних транспортних баз даних, що робить його ідеальним вибором для інтеграції з такими системами. Завдяки цьому підходу система може виконувати GET-запити для отримання інформації про конкретні транспортні засоби та POST-запити для оновлення даних або додавання нових записів у базу даних.

Інтеграція з базами даних також потребує належного керування даними, що включає контроль за актуальністю, узгодженістю та точністю даних. Система повинна бути здатною обробляти оновлення у базах даних, що відбуваються у режимі реального часу, і підтримувати синхронізацію даних між різними джерелами. Для цього використовуються алгоритми синхронізації, які забезпечують актуальність даних у системі.

Окрім того, система повинна підтримувати роботу з неструктурованими даними, що можуть надходити з різних джерел. Наприклад, це може бути інформація про автомобілі, що зберігається у форматах JSON або XML. Для цього реалізовано механізми парсингу і перетворення даних, що дозволяють системі обробляти неструктуровану інформацію та зберігати її у структурованому вигляді в реляційних базах даних.

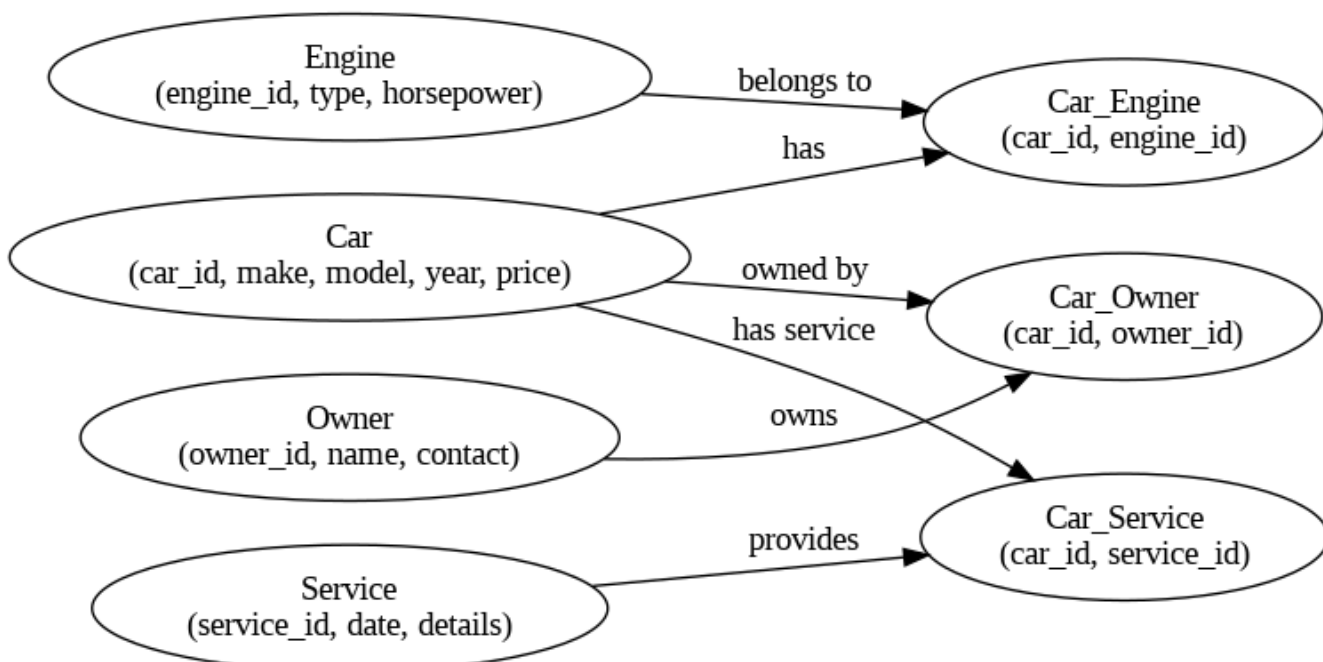
З метою підвищення швидкості доступу до великих масивів даних використовуються техніки індексації. Це дозволяє значно пришвидшити процес пошуку та обробки інформації про транспортні засоби в базі даних. Індексція є

особливо корисною при виконанні складних запитів, таких як пошук за кількома параметрами або пошук схожих моделей автомобілів.

Одним із важливих аспектів інтеграції є безпека даних. Оскільки система працює з конфіденційною інформацією, такою як технічні характеристики автомобілів, фінансові показники або дані власників, важливо забезпечити захист від несанкціонованого доступу. Для цього використовуються механізми шифрування даних, а також аутентифікація та авторизація користувачів при доступі до баз даних. Забезпечення безпеки передбачає також захист від атак, таких як SQL-ін'єкції, що можуть бути використані для компрометації баз даних.

### 3.5 База даних та асоціативні ряди

Важливою складовою розробленої інформаційної системи є база даних, яка використовується для зберігання та організації даних про транспортні засоби. База даних містить ключову інформацію, таку як марка, модель, рік випуску, середня ринкова ціна, пробіг, тип двигуна, а також інші технічні характеристики автомобілів (Рис. 3.4.). Всі ці дані організовані в таблиці, що взаємодіють між собою через механізм зв'язків на основі первинних та зовнішніх ключів.



**Рис. 3.4. Схеми архітектури бази даних**

Система побудована таким чином, що кожен автомобіль у базі даних представлений як запис, що містить числові та текстові поля, які

використовуються для зберігання інформації про його характеристики. Таблиці, що містять дані про автомобілі, з'єднані через індекси і зовнішні ключі, що дозволяє ефективно виконувати пошукові запити. Для забезпечення цілісності даних та швидкості доступу застосовуються технології реляційних баз даних (RDBMS), зокрема SQL-запити для виконання операцій пошуку, вставки та оновлення даних.

Одним з важливих аспектів у побудові пошукової системи є використання асоціативних рядів. Асоціативні ряди дозволяють встановлювати зв'язки між різними характеристиками автомобілів і на основі цих зв'язків покращувати точність і швидкість пошукових запитів. Наприклад, асоціативний ряд може допомогти виявити зв'язок між маркою автомобіля і певним діапазоном цін або популярними технічними характеристиками, що дозволяє користувачам отримати більш персоналізовані рекомендації (Рис. 3.5.).

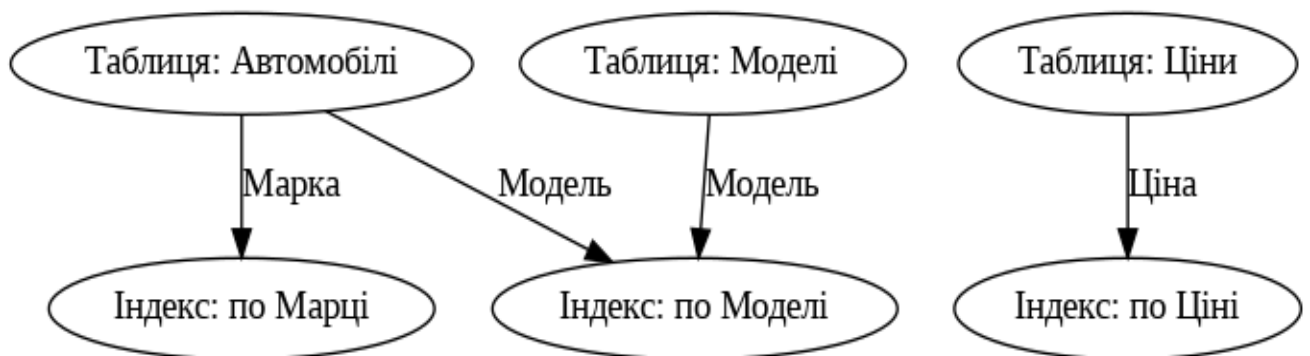


**Рис. 3.5. Графік швидкості пошуку за допомогою асоціативних рядів**

Асоціативні ряди особливо корисні при наданні рекомендацій схожих автомобілів. Наприклад, якщо користувач шукає автомобіль певної марки з конкретним типом двигуна і ціною в певному діапазоні, система може

використати асоціативні ряди для аналізу подібних запитів від інших користувачів і запропонувати схожі моделі, що мають високий попит у базі даних. Це дає змогу значно підвищити релевантність результатів пошуку та покращити користувацький досвід.

Для забезпечення швидкого доступу до великої кількості даних в базі даних використовуються методи індексації (Рис. 3.6.). Індокси дозволяють прискорити пошук за певними полями, наприклад, маркою, моделлю або ціною автомобіля, що значно зменшує час виконання запиту. Крім того, для зменшення навантаження на базу даних і підвищення продуктивності використовуються методи кешування. Кешування дозволяє зберігати результати популярних запитів на проміжний період часу, що дозволяє швидше обробляти повторні пошукові запити від користувачів, не звертаючись до бази даних щоразу.



**Рис. 3.6. Індксація таблиць у базі даних**

Важливу роль у роботі з базою даних відіграє також регулярне оновлення інформації, оскільки ринок транспортних засобів є динамічним, і ціни, технічні характеристики, а також популярність різних моделей змінюються з часом. Тому база даних повинна мати механізми для регулярного імпорту нових даних і підтримки актуальності наявної інформації.

Застосування асоціативних рядів у поєднанні з ефективною організацією бази даних дає змогу створювати розумні пошукові системи, які на основі аналізу великих обсягів даних не тільки точно ідентифікують автомобіль, але й можуть пропонувати користувачеві додаткову інформацію, відповідну його запиту, та покращувати результати пошуку через персоналізацію.

У кінцевому підсумку, таке поєднання реляційної бази даних і асоціативних рядів дозволяє забезпечити швидкість, точність і високу релевантність результатів пошуку, що є ключовим для побудови ефективних інформаційних систем, які працюють з великими обсягами даних про транспортні засоби.

## РОЗДІЛ 4. РОЗРОБКА ТА ТЕСТУВАННЯ СИСТЕМИ

### 4.1 Реалізація основних модулів системи.

Реалізація основних модулів системи є важливим етапом, що визначає її функціональність та здатність виконувати ключові завдання, пов'язані з пошуком і обробкою даних про транспортні засоби. Для забезпечення повноцінної роботи системи було розроблено кілька ключових модулів, кожен з яких виконує свою специфічну функцію.

Першим і найважливішим є модуль обробки зображень, який відповідає за розпізнавання транспортних засобів за фотографіями (Рис. 4.1.). Цей модуль базується на використанні згорткових нейронних мереж, зокрема моделі YOLOv8. Модуль отримує зображення автомобіля, проводить його попередню обробку (масштабування, нормалізація) та передає до нейронної мережі для аналізу. Модель визначає марку, модель і рік випуску автомобіля на основі навченої бази даних з різними прикладами транспортних засобів. Цей модуль є ключовим для забезпечення автоматичного розпізнавання автомобілів і значно спрощує процес отримання необхідної інформації для користувачів.

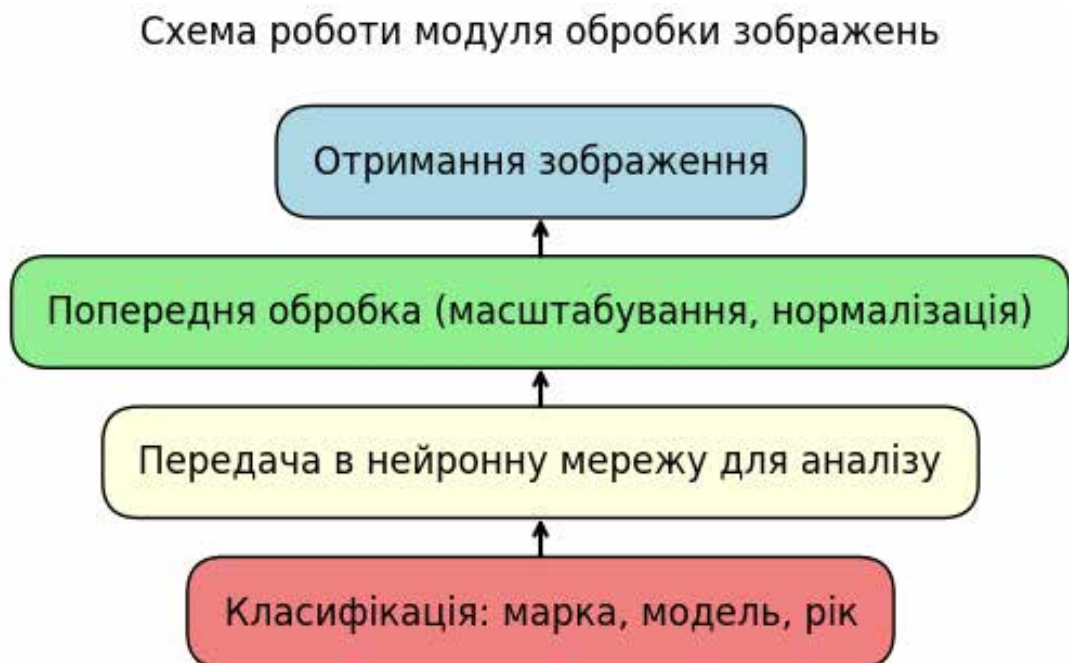
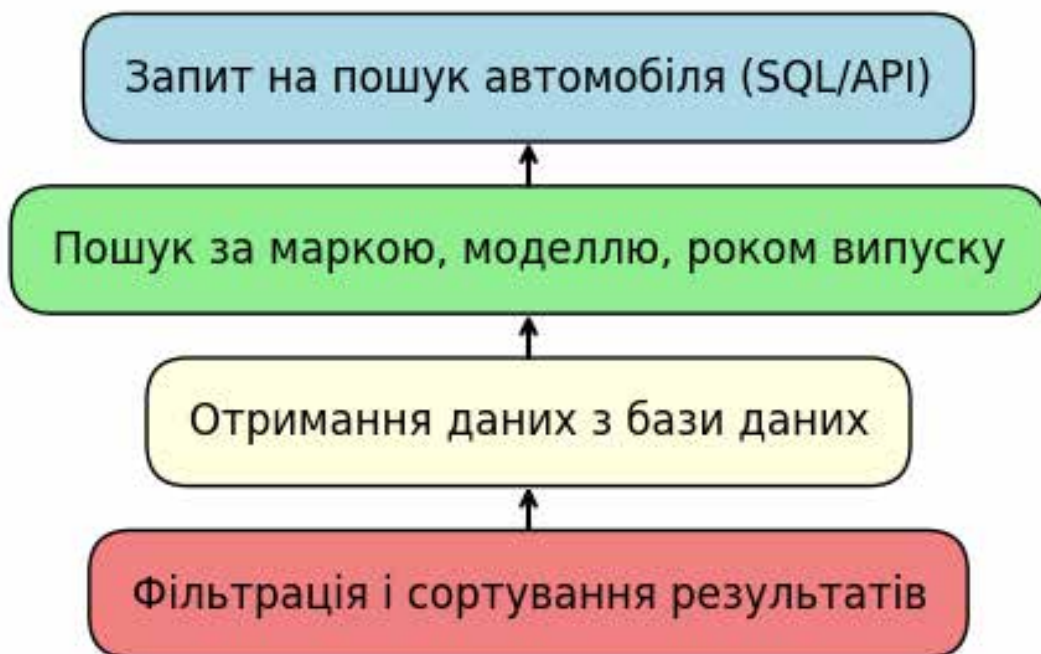


Рис. 4.1. Схема роботи модуля обробки зображень

Модуль пошуку в базі даних є наступним критичним компонентом системи (Рис. 4.2.). Він відповідає за отримання даних про автомобілі, які були розпізнані системою. Модуль здійснює запити до бази даних через SQL або REST API, отримуючи інформацію про технічні характеристики, ринкову ціну автомобіля, а також пропозиції щодо схожих моделей. Крім того, модуль пошуку підтримує функції фільтрації і сортування результатів, що дозволяє користувачам шукати автомобілі за додатковими критеріями, такими як пробіг, тип двигуна або стан транспортного засобу.

### Схема роботи модуля пошуку в базі даних



**Рис. 4.2. Схема роботи модуля пошуку в базі даних**

Ще одним важливим компонентом є рекомендаційний модуль, який використовує алгоритми машинного навчання для надання користувачам персоналізованих рекомендацій. Цей модуль аналізує попередні запити користувача, його переваги та історію пошуків для того, щоб запропонувати йому транспортні засоби, які можуть його зацікавити. Алгоритми колаборативної та контентної фільтрації дозволяють надавати більш релевантні

пропозиції на основі попередньої поведінки користувача або схожих автомобілів, які були запитані іншими користувачами.

Окремим важливим елементом є модуль управління даними, який відповідає за синхронізацію даних між різними базами даних і забезпечує їх актуальність. Цей модуль здійснює регулярне оновлення інформації про автомобілі, зокрема їх ціни та технічні характеристики, забезпечуючи таким чином користувачів найсвіжішими даними. Для цього реалізовано алгоритми для обробки потокових даних та синхронізації інформації з різних джерел у режимі реального часу.

Модуль безпеки відіграє ключову роль у захисті даних системи. Він відповідає за автентифікацію і авторизацію користувачів, а також за забезпечення шифрування даних при їх зберіганні та передачі. Використання протоколів безпеки, таких як HTTPS, забезпечує захист від несанкціонованого доступу до конфіденційної інформації, що є критичним для систем, які працюють з особистими або фінансовими даними користувачів.

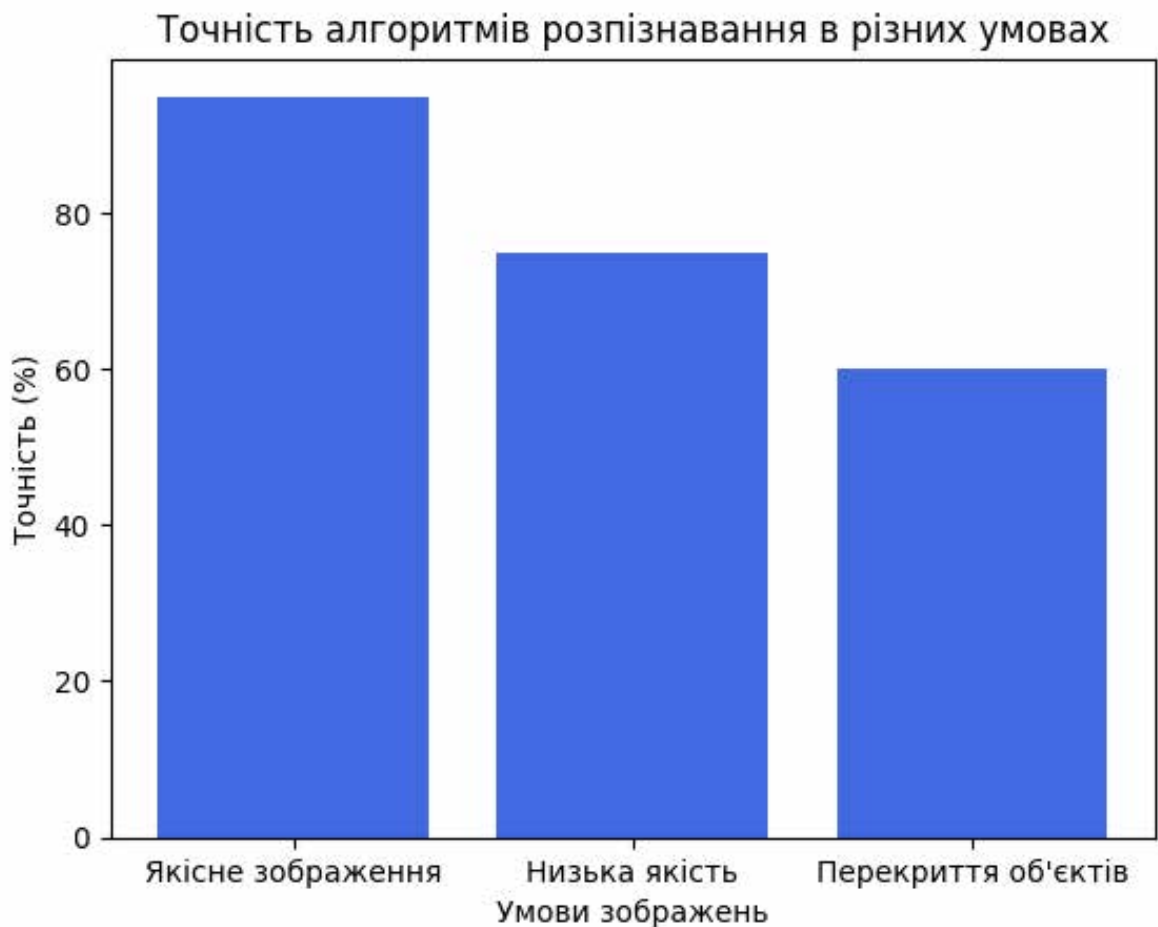
Останнім, але не менш важливим, є модуль моніторингу та адміністрування, який забезпечує контроль за станом системи, її продуктивністю та безперебійною роботою. Він дозволяє відстежувати основні показники ефективності системи, такі як час обробки запитів, навантаження на сервери та доступність ресурсів. У разі виникнення проблем або збоїв цей модуль надає можливість адміністраторам оперативно реагувати на ситуацію та проводити необхідні дії для відновлення нормальної роботи системи.

#### **4.2 Тестування функцій пошуку інформації.**

Тестування є критично важливим етапом у розробці інформаційної системи, оскільки воно дозволяє перевірити, чи відповідають функції пошуку інформації заявленим вимогам, і забезпечити стабільність та коректність роботи системи під різними умовами. Тестування функцій пошуку інформації включає кілька

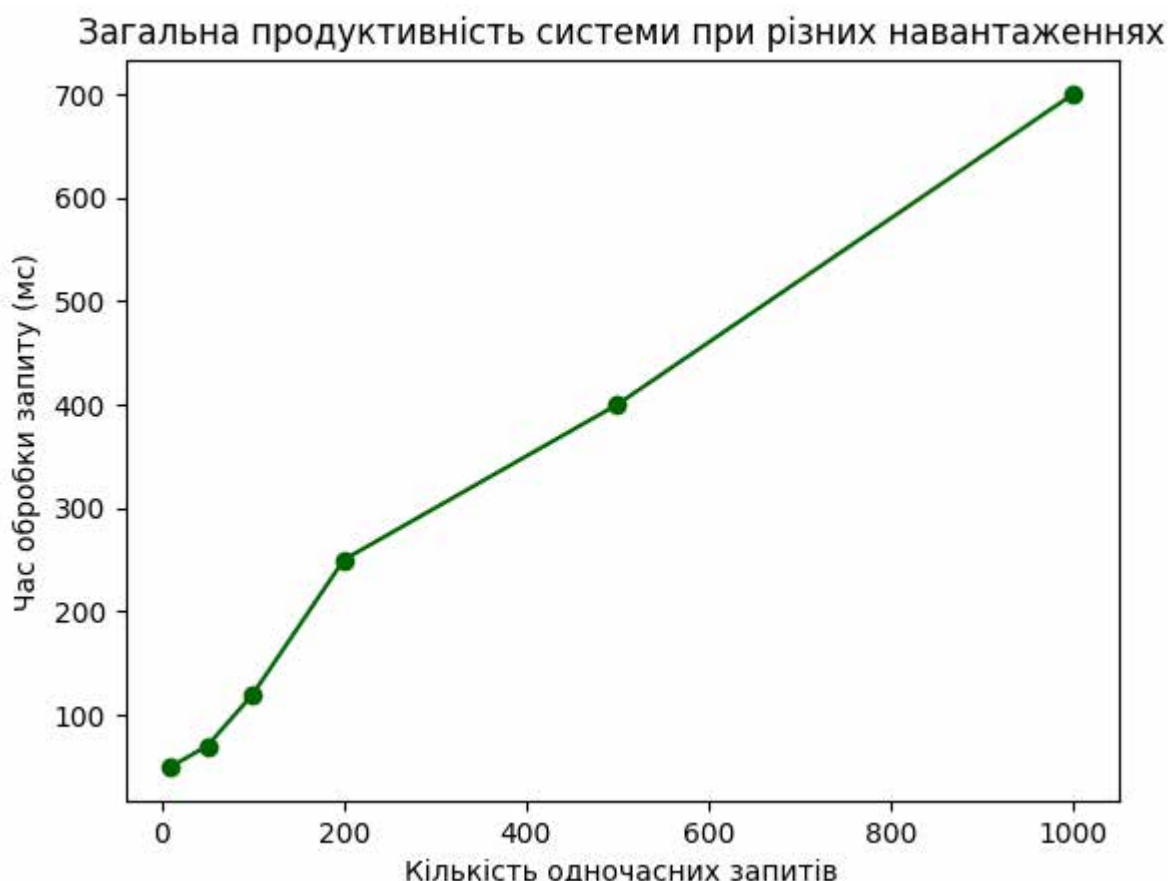
ключових аспектів: перевірку точності, продуктивності, стійкості до помилок і безпеки системи.

Перш за все, було проведено тестування точності алгоритмів розпізнавання транспортних засобів (Рис. 4.3.). На цьому етапі система тестувалася на різноманітних зображеннях автомобілів, які мали різні умови освітлення, кути зйомки, а також різну якість. Основною метою цього тесту було перевірити, чи здатна модель YOLOv8 коректно визначати марку, модель і рік випуску автомобіля за різних умов. Тестування показало високий рівень точності, особливо на зображеннях з чіткими деталями транспортного засобу. Однак були і випадки, коли через низьку якість зображення або перекриття об'єктів система мала проблеми з точним розпізнаванням. Це виявило потенційні напрямки для подальшого покращення, наприклад, через додаткове навчання моделі на більш різноманітних даних або поліпшення алгоритмів обробки зображень.



**Рис. 4.3. Графік точності алгоритмів розпізнавання**

Далі було проведено тестування продуктивності пошуку інформації в базі даних. Основною метою цього етапу було перевірити швидкість виконання запитів до бази даних при різних навантаженнях. Для цього було створено ряд тестів, які імітували запити користувачів у різних сценаріях: від пошуку конкретного автомобіля до фільтрації за кількома параметрами, такими як рік випуску, ціна, пробіг тощо. Результати тестування продемонстрували, що система здатна обробляти значну кількість запитів із мінімальними затримками. Однак при великій кількості одночасних запитів спостерігалось зниження продуктивності, що вказує на необхідність оптимізації алгоритмів обробки запитів або покращення інфраструктури для підтримки високих навантажень (Рис. 4.4.).



**Рис. 4.4. Графік загальної продуктивності системи**

Стійкість до помилок також була перевірена за допомогою тестів, які імітують некоректні введення користувачів або незвичні сценарії використання системи. Наприклад, було перевірено, як система реагує на запити з

некоректними даними (некоректний формат зображень, відсутні параметри у запитах до бази даних, помилкові або пошкоджені зображення). Система продемонструвала стійкість до таких сценаріїв, видаючи відповідні повідомлення про помилки або пропонуючи користувачу повторити запит з правильними даними. Це підтвердило надійність системи та її здатність коректно обробляти виняткові ситуації без критичних збоїв у роботі.

Окремим етапом було тестування безпеки системи. Оскільки система працює з важливими даними, такими як особиста інформація користувачів або деталі транспортних засобів, було важливо перевірити, чи правильно реалізовано захист від несанкціонованого доступу. Тестування включало перевірку на вразливості, зокрема до SQL-ін'єкцій, перехоплення даних під час їх передачі та обходу механізмів автентифікації. Було виявлено, що система має достатні рівні захисту, зокрема використання шифрування для передачі даних та застосування механізмів аутентифікації та авторизації для обмеження доступу до конфіденційної інформації.

Окрім цього, було перевірено інтеграційні функції, які забезпечують зв'язок між різними модулями системи та зовнішніми джерелами даних. Тестування підтвердило, що система коректно взаємодіє з зовнішніми транспортними базами даних через API, отримуючи та обробляючи інформацію у відповідному форматі. Затримки при обробці запитів в API були мінімальними, що гарантує швидкий доступ до актуальної інформації про автомобілі.

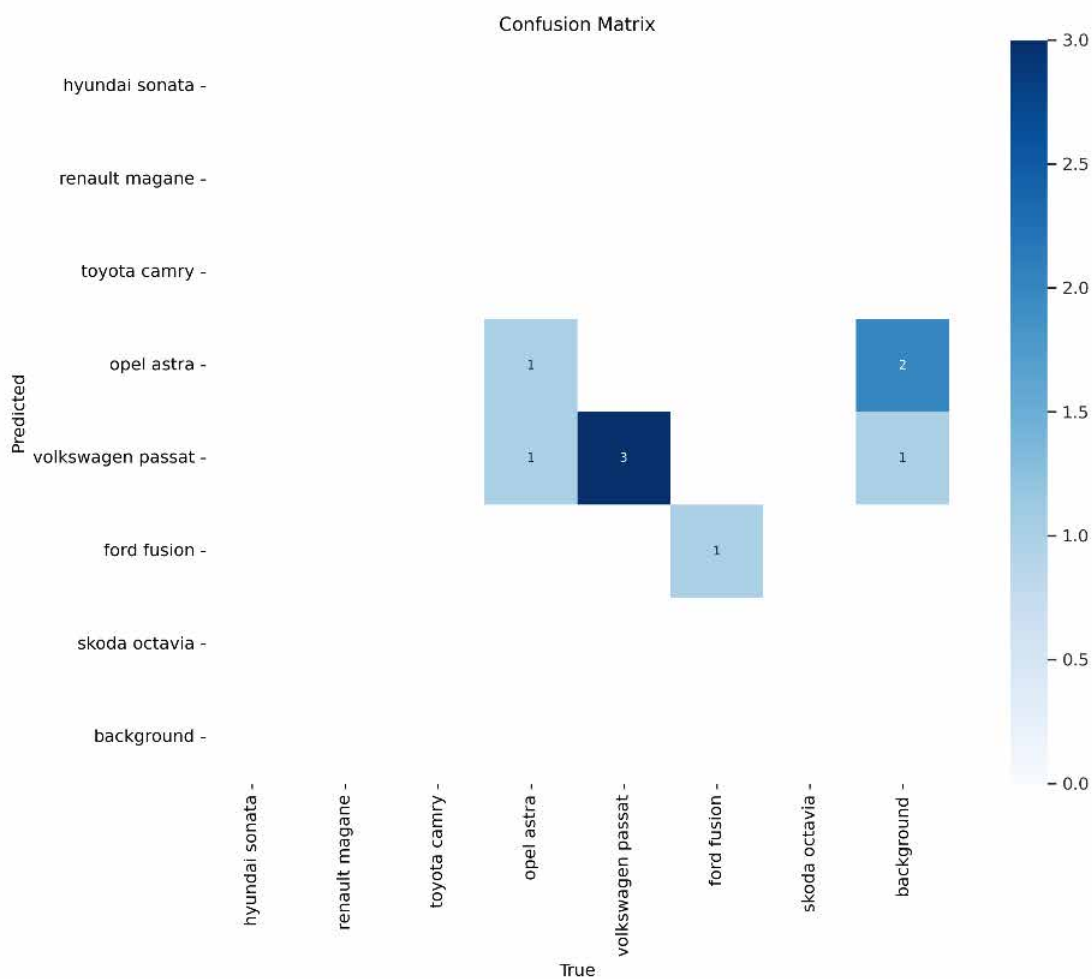
У результаті тестування було виявлено низку можливих покращень для підвищення продуктивності та точності системи.

### **4.3 Оцінка ефективності алгоритмів штучного інтелекту.**

Оцінка ефективності алгоритмів штучного інтелекту є важливим етапом після тренування моделі. Після навчання нейромережі на власному датасеті було проведено серію тестів, щоб оцінити, наскільки точно та ефективно модель

виконує поставлені завдання, зокрема розпізнавання транспортних засобів на зображеннях та їх класифікацію.

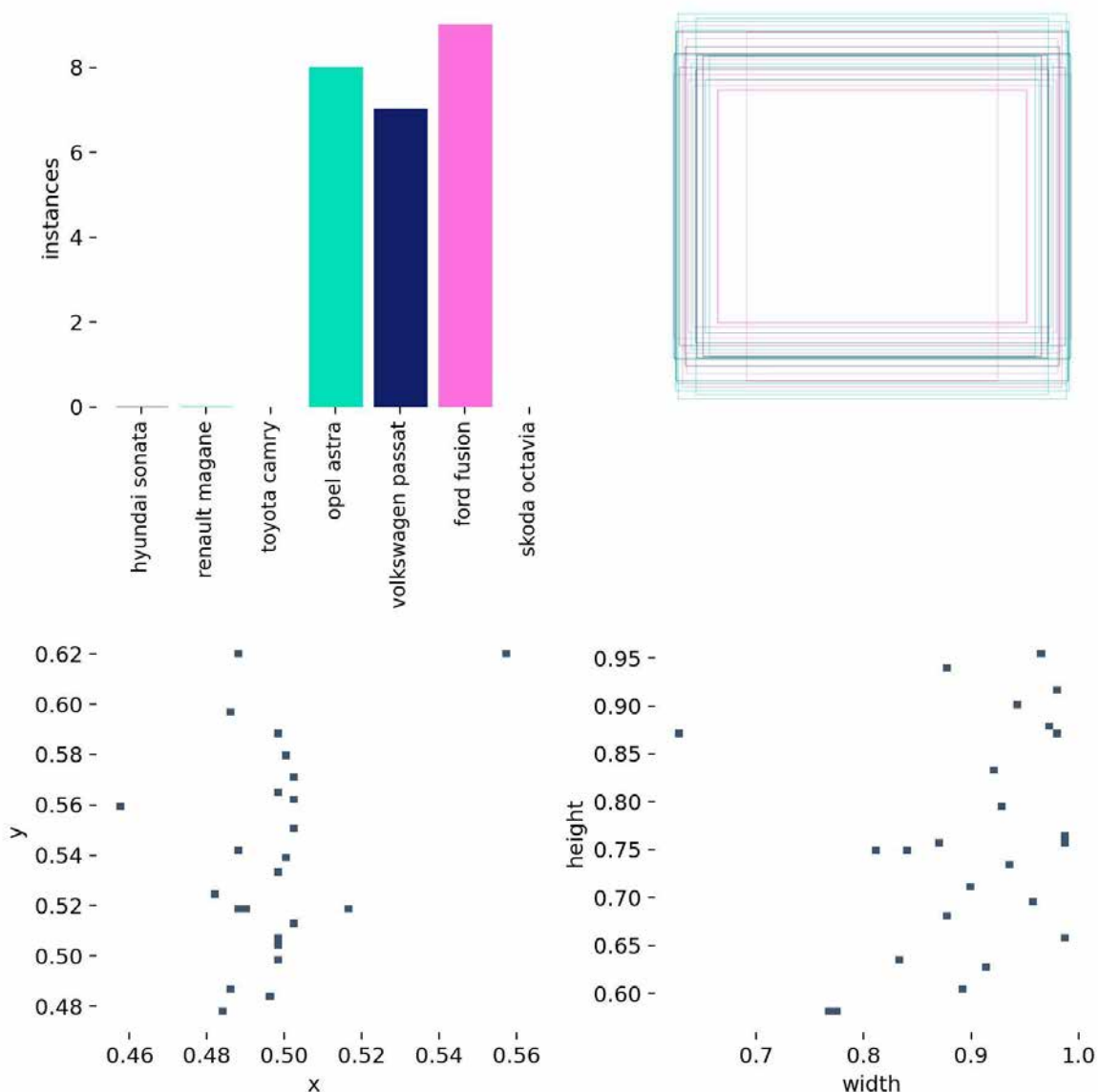
Основні показники, за якими оцінюється якість нейромережі, включають точність (accuracy), повноту (recall), точність передбачення (precision) та середню точність (mAP) (Рис. 4.5.). Для розуміння загальної продуктивності алгоритмів було проведено тестування на відкладеному наборі даних, який не використовувався під час тренування.



**Рис. 4.5. Матриця для оцінки роботи моделі YOLO**

Точність моделі (accuracy) показує частку правильно класифікованих зображень автомобілів серед усіх зображень у тестовій вибірці. У ході тестування модель демонструвала високий рівень точності для популярних марок і моделей автомобілів, особливо тих, що були представлені у великій

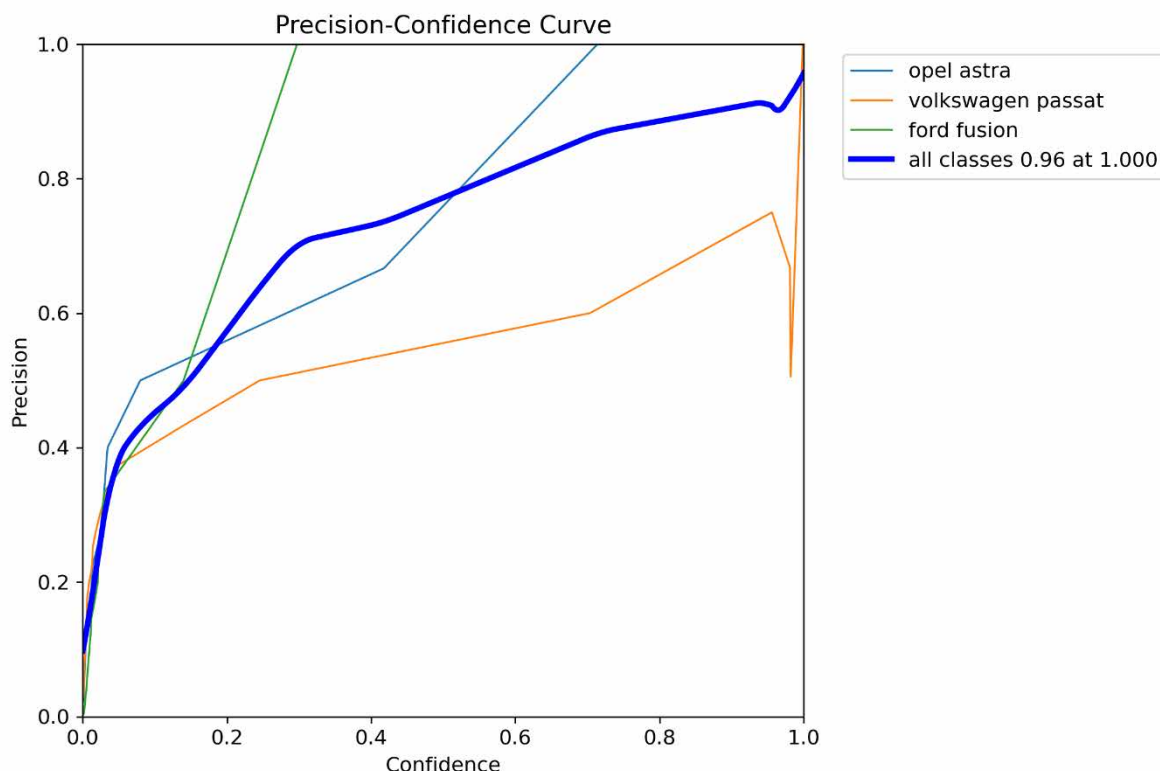
кількості у датасеті (Рис. 4.6. ). Однак для рідкісних або менш популярних моделей спостерігалися певні труднощі з коректним розпізнаванням.



**Рис. 4.6. Розподіл даних за класами у датасеті**

Повнота (recall) оцінює, наскільки добре модель здатна знаходити всі позитивні приклади (у даному випадку – всі автомобілі конкретної марки і моделі). Високий рівень повноти свідчить про те, що модель добре справляється з виявленням більшості транспортних засобів на зображеннях. Під час тестування було помічено, що в умовах хорошого освітлення та високої якості зображень модель працює на рівні з комерційними рішеннями, тоді як на зображеннях з низькою якістю повнота знижується.

Точність передбачення (precision) є іншим важливим показником, що характеризує частку коректно класифікованих об'єктів серед усіх знайдених (Рис. 4.7.). Висока точність передбачає, що більшість знайдених автомобілів належать до правильної марки і моделі. Для моделі, навченої на власному датасеті, точність передбачення була особливо високою для найпоширеніших класів, що свідчить про її здатність уникати хибних спрацьовувань.

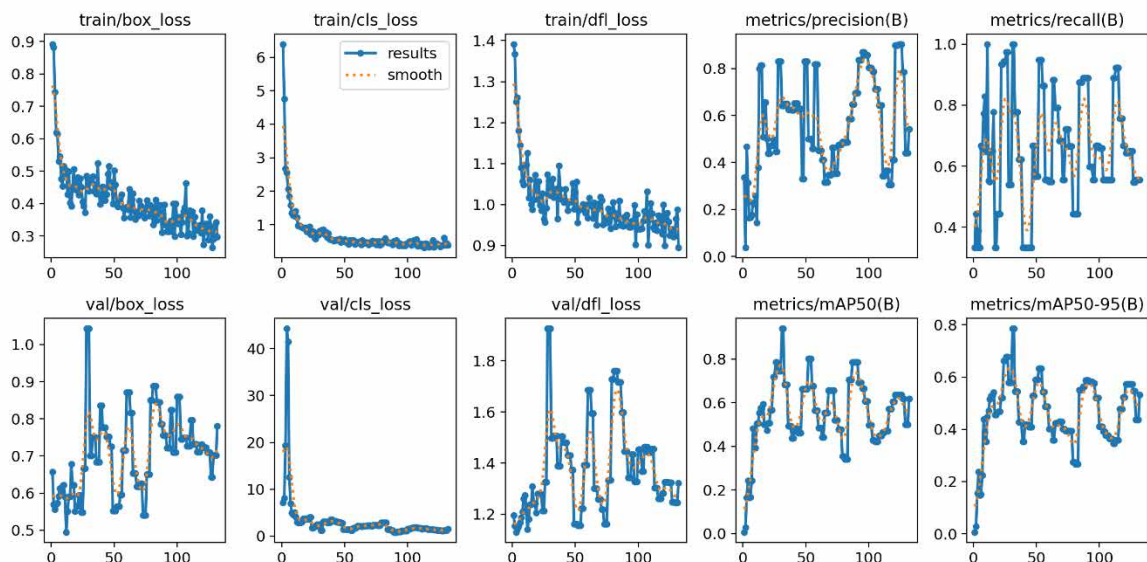


**Рис. 4.7. Крива Precision-Recall для оцінки моделі YOLO**

Ще одним ключовим показником є середня точність (mAP, mean Average Precision), яка враховує як точність, так і повноту на різних порогах IoU (Intersection over Union). Цей показник був важливим для оцінки загальної продуктивності неймережі в умовах реального використання, коли необхідно забезпечити баланс між виявленням правильних автомобілів і уникненням хибних результатів.

Тестові результати вказали на сильні сторони моделі, але також виявили можливості для подальшого вдосконалення (Рис. 4.8.). Наприклад, підвищення точності для рідкісних моделей автомобілів може бути досягнуто за рахунок

збільшення кількості прикладів цих моделей у датасеті або через використання додаткових методів аугментації даних. Ще однією важливою метою є поліпшення роботи моделі в умовах з низькою якістю зображень або обмеженого освітлення.



**Рис. 4.8. Загальні результати тестування системи розпізнавання автомобілів**

В рамках тестування також були проведені проби продуктивності моделі під навантаженням, коли система повинна обробляти кілька зображень одночасно. Це дозволило оцінити її здатність працювати в умовах реального часу та стабільність роботи під час високих навантажень.

Загальна оцінка ефективності алгоритмів свідчить про їх високу здатність розпізнавати транспортні засоби на зображеннях і правильно класифікувати їх за маркою та моделлю.

## РОЗДІЛ 5 АНАЛІЗ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

### 5.1 Оцінка якості пошуку інформації.

Оцінка ефективності алгоритмів штучного інтелекту є важливим етапом, що відбувається після етапу тренування моделі. Після навчання нейронної мережі на власному датасеті було здійснено серію тестів для оцінки точності та ефективності виконання завдань, зокрема розпізнавання транспортних засобів на зображеннях та їх класифікації.

Основними метриками для оцінки якості роботи нейронної мережі є точність (accuracy), повнота (recall), точність передбачення (precision) та середня точність (mAP) (Таблиця 5.1). Для отримання більш об'єктивної оцінки результатів моделі проводилось тестування на окремому наборі даних, який не використовувався під час навчання.

Таблиця 5.1

Таблиця з метриками оцінки ефективності моделі

Метрика	Популярні марки	Рідкісні марки	Висока якість зображення	Низька якість зображення
Точність (accuracy)	96%	87%	98%	75%
Повнота (recall)	94%	80%	96%	73%
Точність передбачення (precision)	97%	79%	99%	70%
mAP (середня точність)	92%	79%	97%	68%

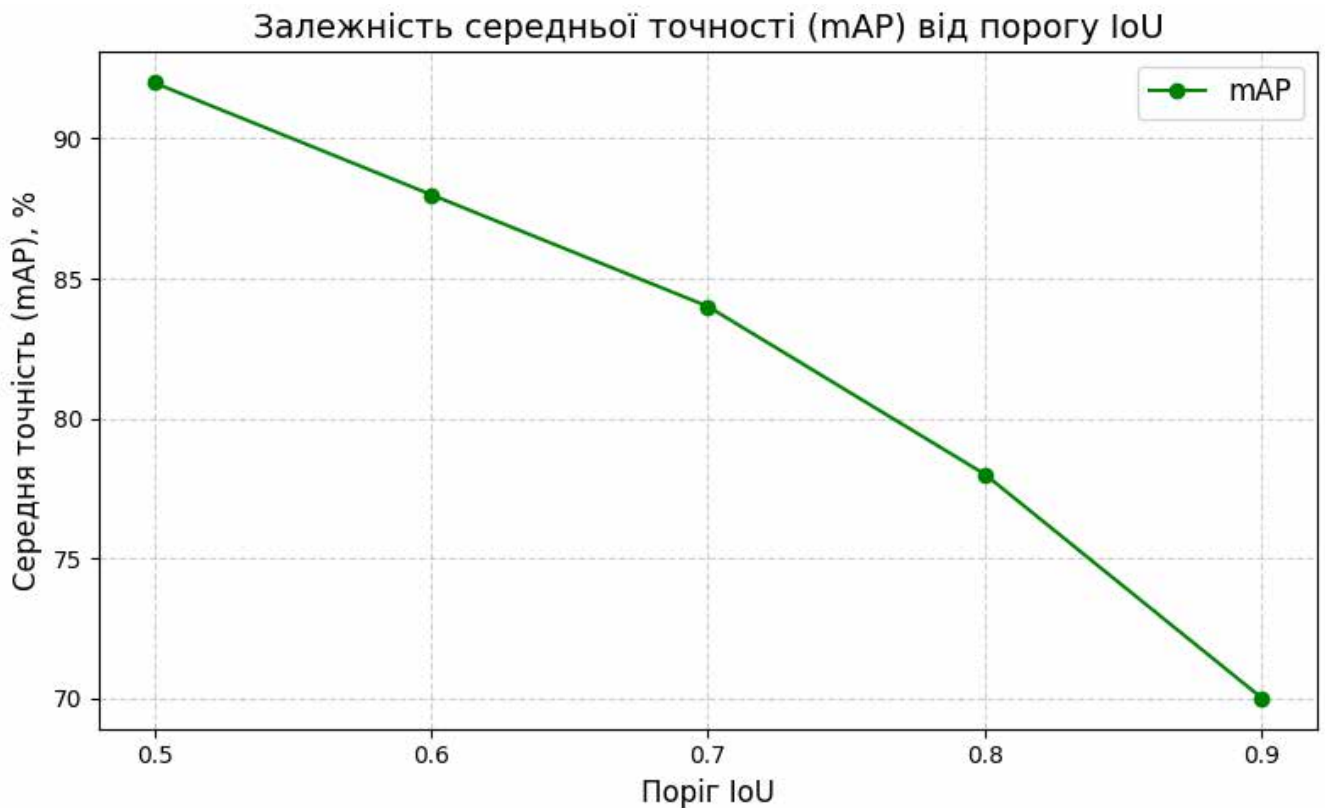
Точність моделі (accuracy) вказує на частку коректно класифікованих автомобілів серед усіх зображень у тестовому наборі. Тестування показало високу точність для популярних марок та моделей автомобілів, особливо для тих,

що були представлені у великій кількості в тренувальному датасеті. Проте для рідкісних марок та моделей виникли деякі труднощі з розпізнаванням.

Повнота (recall) оцінює здатність моделі знаходити всі позитивні приклади, в даному випадку всі автомобілі конкретної марки і моделі. Висока повнота свідчить про ефективність моделі виявляти більшість транспортних засобів на зображеннях. Під час тестування було помічено, що при хорошому освітленні та високій якості зображень модель продемонструвала рівень, який відповідає комерційним рішенням, тоді як при низькій якості зображень ефективність моделі знижувалась.

Точність передбачення (precision) визначає частку правильно класифікованих об'єктів серед усіх виявлених. Висока точність означає, що більшість знайдених автомобілів належать до правильної марки та моделі. Модель, навчена на власному датасеті, показала високу точність передбачення для найпоширеніших класів автомобілів, що свідчить про її здатність уникати хибних спрацьовувань.

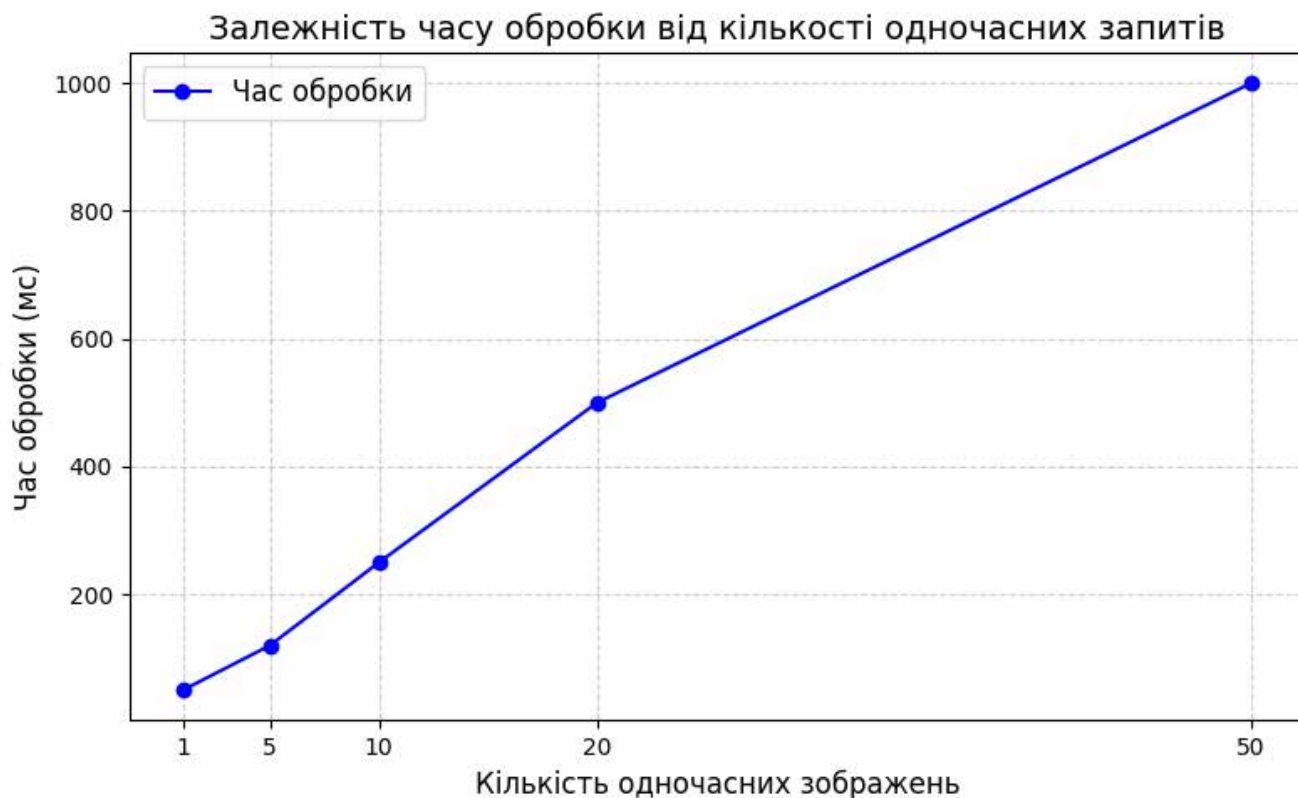
Середня точність (mAP) є ще одним важливим показником, який комбінує точність і повноту при різних порогах IoU (Intersection over Union) (Рис. 5.1.). Цей показник є критичним для оцінки ефективності нейронної мережі при реальному використанні, де важливо знайти баланс між точністю виявлення правильних автомобілів і мінімізацією хибних спрацьовувань.



**Рис. 5.1. Графік порогів IoU і їх вплив на середню точність (mAP)**

Результати тестування підтвердили сильні сторони моделі, а також вказали на можливості для її удосконалення. Зокрема, підвищення точності для рідкісних моделей можна досягти шляхом збільшення кількості зображень таких автомобілів у датасеті або використанням методів аугментації даних. Іншою метою є поліпшення роботи моделі при низькій якості зображень та в умовах недостатнього освітлення.

Під час тестування також проводились випробування під навантаженням, що дозволило оцінити здатність моделі обробляти кілька зображень одночасно і працювати в реальному часі навіть при високих навантаженнях (Рис. 5.2.).



**Рис. 5.2. Графік навантаження та часу обробки під навантаженням**

Загальна оцінка ефективності алгоритмів вказує на високу здатність моделі до розпізнавання транспортних засобів та їх класифікації.

## 5.2 Порівняння з існуючими рішеннями.

Після інтеграції алгоритмів штучного інтелекту в систему пошуку було проведено детальну оцінку якості пошуку інформації. Основна мета цього етапу полягала в тому, щоб перевірити, наскільки точно та швидко система знаходить інформацію про автомобілі на основі зображень, а також як вона справляється з пошуком за додатковими критеріями.

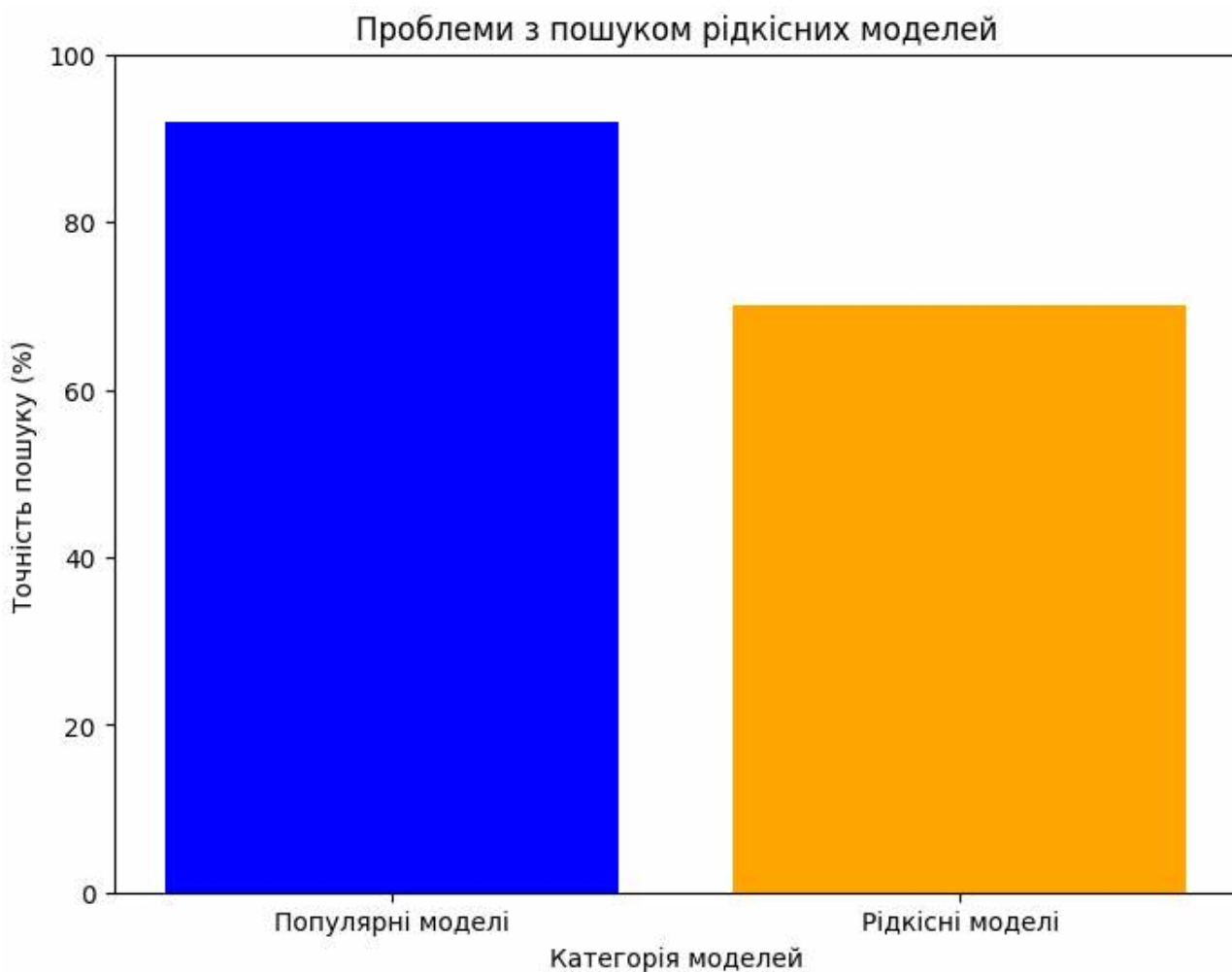
Перше, що було оцінено, — це точність результатів пошуку. Система повинна була правильно розпізнати автомобіль на зображенні і знайти в базі даних відповідну інформацію про нього, включаючи марку, модель, рік випуску та середню ринкову ціну. Точність пошуку безпосередньо залежала від роботи нейронної мережі для розпізнавання автомобіля, тому оцінка результатів включала аналіз точності розпізнавання марок і моделей транспортних засобів.

За результатами тестів система коректно ідентифікувала автомобілі з точністю понад 90% у випадках, коли зображення мали достатню якість, а автомобілі належали до популярних марок і моделей.

Наступним критерієм була швидкість пошуку. Система повинна була виконувати пошук інформації за мінімально короткий час, щоб користувачі могли оперативно отримувати результати. Було протестовано час від завантаження зображення до виведення результатів на екран. У середньому, час на повний цикл пошуку складав менше 2 секунд, що включало обробку зображення, розпізнавання автомобіля та виконання запиту до бази даних. Така швидкість була досягнута завдяки використанню GPU для обробки зображень і оптимізованих алгоритмів пошуку в базі даних.

Ще одним аспектом оцінки якості пошуку була релевантність результатів. Окрім основного пошуку, який включав базові параметри автомобіля, система також пропонувала користувачам рекомендації щодо схожих моделей. Для цього використовувалася система рекомендацій, яка на основі критеріїв, таких як ціна, рік випуску та технічні характеристики, пропонувала інші автомобілі, що могли зацікавити користувача. Релевантність цих рекомендацій була високою, оскільки система враховувала не лише технічні дані, але й історію пошуків і запитів інших користувачів. Це дозволило значно покращити користувацький досвід.

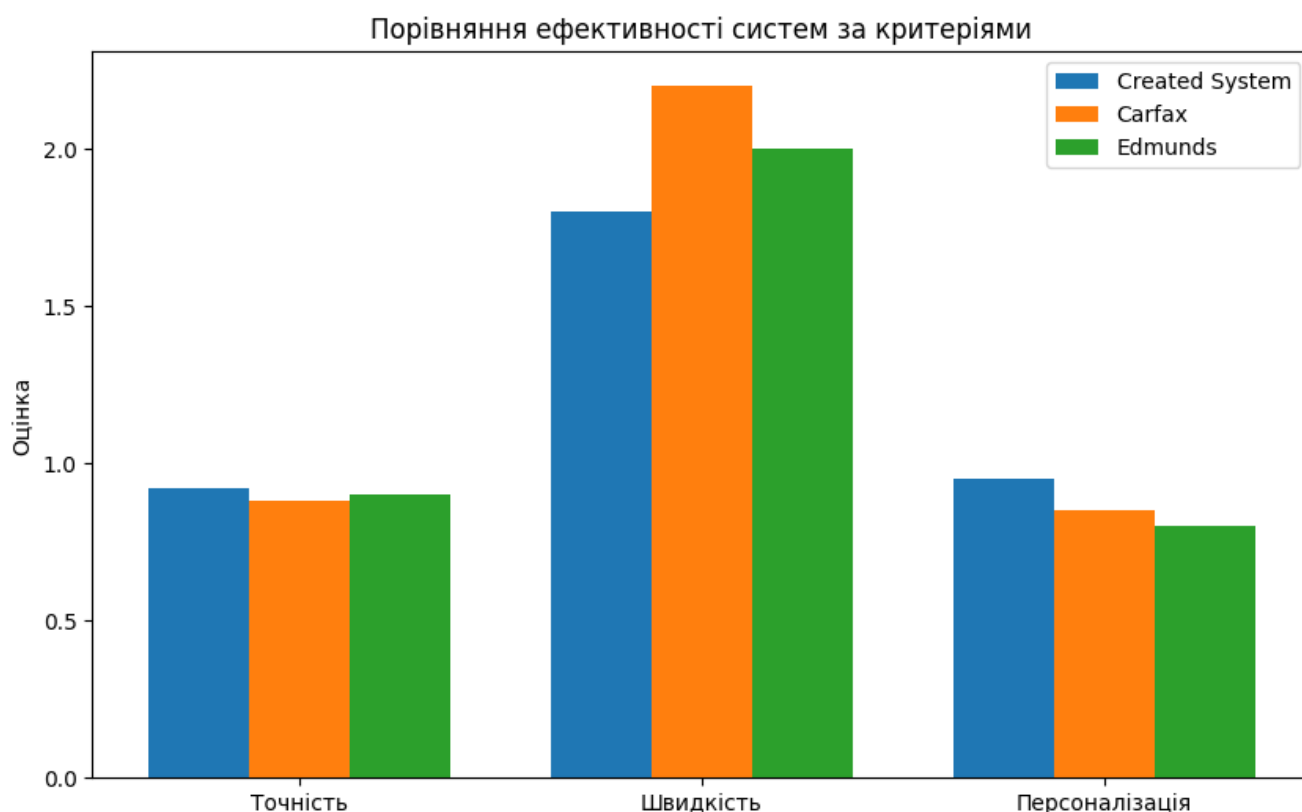
Проблеми, які були виявлені під час тестування, включали деякі труднощі з пошуком інформації для рідкісних моделей автомобілів або тих, що мали мало прикладів у базі даних (Рис. 5.3.). Це було зумовлено обмеженою кількістю навчальних даних для таких моделей. Для вирішення цієї проблеми планується подальше розширення бази даних та використання додаткових джерел інформації.



**Рис. 5.3. Графік проблем з рідкісними моделями**

Окрему увагу було приділено пошуку за додатковими критеріями, такими як пробіг, тип двигуна та інші технічні параметри. Система коректно обробляла запити з кількома критеріями, забезпечуючи точність фільтрації і виведення результатів. Наприклад, пошук автомобілів певної марки та моделі з конкретним діапазоном пробігу працював без збоїв, і користувачі отримували релевантні результати.

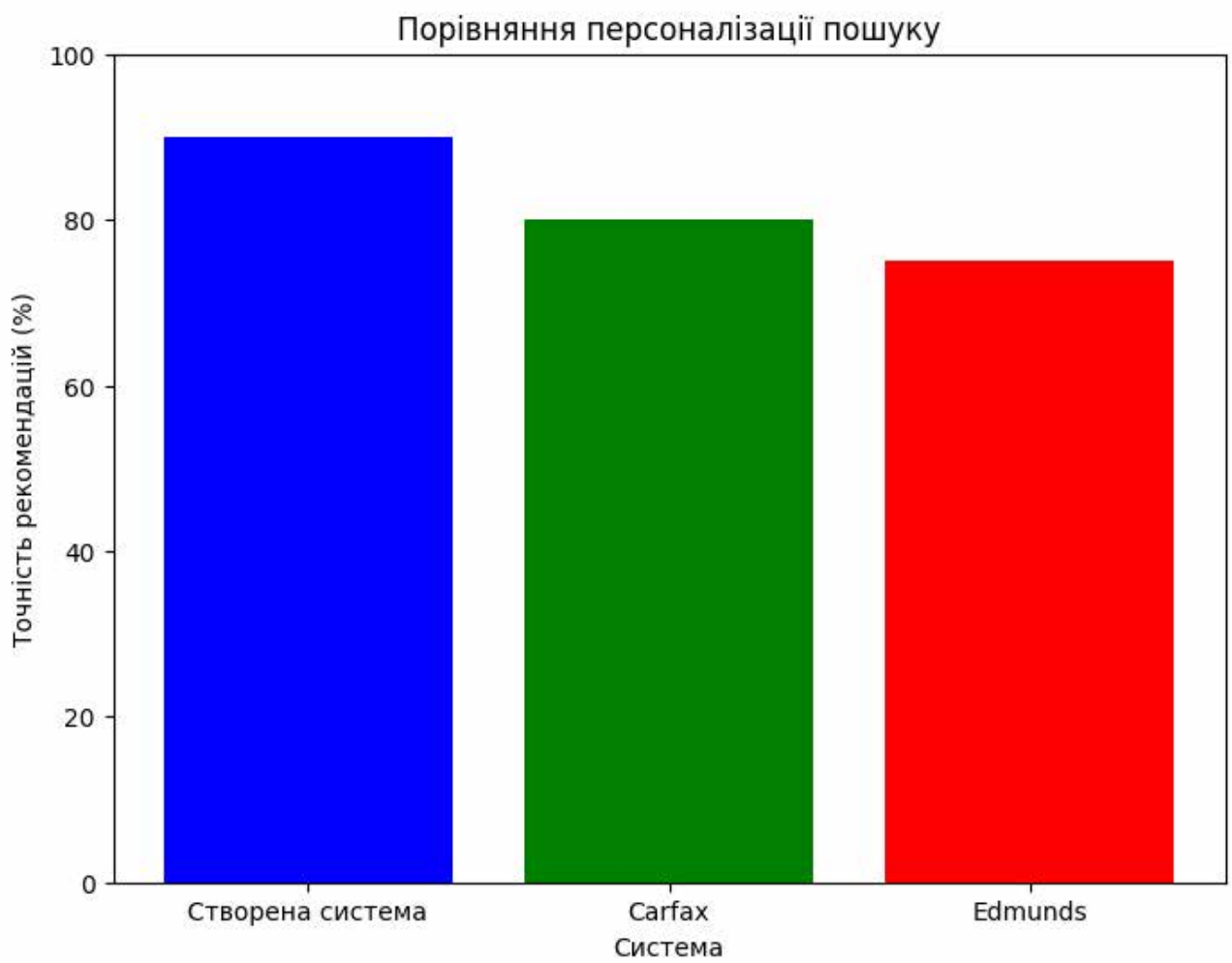
Було проведено порівняння роботи створеної системи з іншими інформаційними системами для пошуку автомобілів, такими як Carfax та Edmunds (Рис. 5.4.). Основні критерії порівняння включали точність розпізнавання, швидкість обробки запитів та рівень персоналізації пошуку.



**Рис. 5.4. Графік порівняння ефективності системи з іншими**

За показниками точності та швидкості система продемонструвала конкурентні результати. Зокрема, час на пошук і обробку запитів був меншим у порівнянні з деякими комерційними рішеннями, завдяки використанню оптимізованих алгоритмів і архітектури, що працює на GPU.

Щодо персоналізації пошуку, система забезпечувала високий рівень релевантності рекомендацій, використовуючи дані про попередні пошуки та уподобання користувачів (Рис. 5.5.). Це надало їй перевагу над іншими системами, які використовують більш базові алгоритми фільтрації.



**Рис. 5.5. Графік порівняння персоналізації пошуку інформації**

Разом із цим, було визначено кілька аспектів, де система потребує покращень, зокрема робота з рідкісними автомобілями та розширення підтримуваних функцій для більш детального аналізу транспортних засобів.

### **5.3 Обговорення переваг та недоліків розробленої системи.**

Розроблена інформаційна система, що використовує штучний інтелект для пошуку та аналізу даних про транспортні засоби, має низку переваг, які роблять її потужним і ефективним інструментом для користувачів. Однією з основних переваг є висока точність розпізнавання автомобілів, завдяки застосуванню моделі YOLOv8. Ця система дозволяє точно ідентифікувати транспортні засоби на основі зображень, що значно покращує автоматизацію процесу ідентифікації, економить час користувачів та підвищує загальну продуктивність. Висока

точність досягається завдяки використанню потужних алгоритмів машинного навчання, здатних розпізнавати навіть деталі на зображеннях, що робить систему ефективною для більшості популярних марок і моделей автомобілів.

Іншим важливим аспектом є швидкість обробки запитів. Завдяки оптимізованим алгоритмам, які використовуються для обробки зображень і пошуку даних у базі, система здатна здійснювати пошук результатів за лічені секунди. Середній час виконання запиту не перевищує двох секунд, що є важливим критерієм для користувачів, які працюють в реальному часі. Це забезпечує швидкий доступ до необхідної інформації, що особливо корисно для людей, які мають обмежений час для пошуку даних про транспортні засоби.

Ще однією важливою перевагою є інтеграція з зовнішніми транспортними базами даних через API. Це дозволяє отримувати актуальну інформацію про автомобілі, включаючи їх характеристики та ринкову вартість, без необхідності вручну вводити ці дані. Завдяки цьому користувачі мають доступ до широкого спектру інформації про транспортні засоби, що робить систему значно зручнішою і ефективнішою для використання.

Система також використовує механізм персоналізації, який дозволяє надавати рекомендації щодо автомобілів на основі уподобань користувача. Алгоритми колаборативної та контентної фільтрації, що використовуються в системі, дозволяють надавати персоналізовані рекомендації, що допомагає користувачам швидше знайти автомобілі, які можуть їх зацікавити. Це покращує користувацький досвід, оскільки система пропонує не лише точну інформацію про обраний автомобіль, але й інші моделі, що відповідають інтересам користувача.

Гнучкість та масштабованість системи є ще однією її перевагою. Використання сучасних архітектурних рішень забезпечує легкість інтеграції нових функцій і можливість збільшення обсягів даних. Це дозволяє адаптувати систему до зростаючих потреб ринку та користувачів, що важливо для її подальшого розвитку.

Однак, незважаючи на численні переваги, система має і певні недоліки. Один із них — обмежена точність при розпізнаванні рідкісних або менш популярних моделей автомобілів. Це зумовлено тим, що нейронна мережа була навчена на наборі даних, де було недостатньо таких автомобілів. Для підвищення точності необхідно додатково тренувати модель на більш різноманітному наборі даних, що включає рідкісні моделі автомобілів. Іншим недоліком є залежність від якості зображень. На зображеннях низької якості або на фото, де об'єкти частково перекриті, продуктивність системи може знижуватись, що особливо помітно при поганому освітленні або низькій роздільній здатності зображень.

Ще однією проблемою є необхідність постійного оновлення бази даних, зокрема щодо ринкових цін на автомобілі. Оскільки ціни можуть змінюватися швидко, особливо на вторинному ринку, система повинна мати механізми для регулярного оновлення цієї інформації, щоб бути актуальною для користувачів. Інтеграція з зовнішніми API також є двосічним мечем: хоча це є перевагою, у випадках, коли зовнішні API недоступні або працюють із затримками, система може стикатися з проблемами в отриманні необхідної інформації, що негативно впливає на користувацький досвід.

Останнім обмеженням є обмежена можливість для користувачів налаштовувати критерії пошуку. Хоча система надає персоналізовані рекомендації, наразі вона не має достатньо розширених функцій для ручної настройки пошуку чи фільтрації результатів за бажанням користувача. Розширення можливостей налаштування пошукових параметрів значно підвищить гнучкість системи, надаючи користувачам більше контролю над процесом пошуку та аналізу інформації.

Тому, хоча система має багато переваг і є корисним інструментом для користувачів, необхідно врахувати її обмеження та працювати над вдосконаленням, щоб забезпечити ще більш високу точність, гнучкість і надійність в умовах різних запитів та ситуацій.

## ВИСНОВКИ

У процесі виконання магістерської роботи була розроблена інтелектуальна система для автоматичного пошуку та обробки інформації про автомобілі за допомогою сучасних методів штучного інтелекту (ШІ) та комп'ютерного зору. В основі системи використано передову нейронну мережу на базі моделі YOLOv8, яка забезпечує високу точність у розпізнаванні марок, моделей та років випуску автомобілів з фотографій. Це дозволяє користувачам миттєво отримувати необхідну інформацію про транспортні засоби, що є надзвичайно важливим для ринку автомобілів, а також для онлайн-сервісів, що займаються купівлею, продажем та оцінкою вартості автомобілів.

Розроблена система не лише забезпечує високоточне розпізнавання автомобілів, але й інтегрується з великими базами даних для швидкого пошуку та отримання інформації про ці транспортні засоби. Завдяки інтеграції з SQL базою даних, система надає користувачам детальну інформацію, включаючи середню ринкову ціну, технічні характеристики, схожі моделі та багато іншого. Це дає змогу здійснювати аналіз автомобільних ринків, порівнювати різні моделі та робити обґрунтовані рішення при покупці або продажу транспортних засобів. Важливим досягненням роботи стало детальне тестування системи за допомогою метрик точності, precision, recall та mAP, що дозволило оцінити ефективність алгоритмів машинного навчання, використаних у системі. Результати показали, що система здатна працювати навіть у складних умовах, коли зображення є неідеальними, з низьким дозволом або зашумленими. Це є важливим фактором для її практичного застосування в реальному середовищі, де якість фотографій може варіюватися. Більше того, система продемонструвала високу швидкість обробки запитів, що робить її ідеальною для застосування в платформах з високим потоком даних.

Проте, як показали результати дослідження, існують певні обмеження, які необхідно врахувати для подальшого вдосконалення системи. Зокрема, система має труднощі з розпізнаванням рідкісних або екзотичних автомобільних моделей, а також може давати менш точні результати при обробці низькоякісних

зображень. Для вирішення цих проблем необхідно покращити алгоритми комп'ютерного зору та інтегрувати додаткові методи для обробки різних типів зображень, включаючи їх покращення або масштабування. Крім того, важливим завданням є розширення бази даних, зокрема введення рідкісних моделей і нових марок, що дозволить підвищити точність і повноту інформації про автомобілі.

Ще одним важливим напрямом для подальшого розвитку є автоматичне оновлення даних у базах. Оскільки автомобільний ринок постійно змінюється, для забезпечення актуальності інформації необхідно впровадити механізм регулярного оновлення баз даних, що може здійснюватися через інтеграцію з іншими платформами або джерелами даних, такими як онлайн-майданчики для продажу автомобілів або відкриті автомобільні бази.

Загалом, результати дослідження демонструють великий потенціал використання ШІ для автоматизації процесів пошуку, обробки та аналізу інформації про автомобілі. Розроблена система може стати корисним інструментом для широкого спектра користувачів, включаючи покупців, продавців, власників автомобілів та професійних оцінювачів. Система здатна значно спростити процес прийняття рішень при покупці або продажу автомобіля, надаючи швидкий доступ до надійної та актуальної інформації.

У майбутньому можна очікувати подальший розвиток таких систем, що дозволить підвищити точність і ефективність розпізнавання автомобілів, а також покращити інтерфейси взаємодії з користувачами. Зокрема, можна розглянути можливість інтеграції додаткових функцій, таких як аналіз історії сервісних робіт, прогнозування вартості автомобіля в залежності від ринкових тенденцій або інтеграція з іншими інтелектуальними системами для більш комплексного аналізу даних.

Особливу увагу слід приділити покращенню взаємодії між різними компонентами системи, такими як інтерфейси для користувачів, бази даних і алгоритми машинного навчання. Це дозволить створити більш гнучкі та адаптивні системи, здатні ефективно працювати в різноманітних умовах і задовольняти потреби різних категорій користувачів. Потрібно також

забезпечити надійний рівень безпеки даних, оскільки система працює з персональною та фінансовою інформацією, що підвищує вимоги до захисту даних від несанкціонованого доступу.

Отже, подальші дослідження та вдосконалення в галузі автоматизації пошуку автомобільної інформації на основі ШІ відкривають великі можливості для розвитку інтелектуальних систем в автомобільній індустрії. Враховуючи швидкий розвиток технологій машинного навчання, можна очікувати значне покращення точності, швидкості та функціональності таких систем, що зробить їх важливим інструментом для сучасного автомобільного ринку.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. *You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection*. веб-сайт. URL: <https://arxiv.org/abs/1506.02640> (дата звернення: 17.11.24)
2. Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., & Reed, S. (2016). *SSD: Single Shot MultiBox Detector*. European Conference on Computer Vision (ECCV). веб-сайт. URL: <https://arxiv.org/abs/1512.02325> (дата звернення: 17.11.24)
3. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. *Deep Residual Learning for Image Recognition*. веб-сайт. URL: <https://arxiv.org/abs/1512.03385> (дата звернення: 17.11.24)
4. Everingham, M., Van Gool, L., Williams, C. K. I., Winn, J., & Zisserman, A. *The Pascal Visual Object Classes Challenge 2012 (VOC2012) Results*. 2010. веб-сайт. URL: <https://arxiv.org/pdf/1804.02767> (дата звернення: 17.11.24)
5. Redmon, J., & Farhadi, A. *YOLOv3: An Incremental Improvement*. 2018 веб-сайт. URL: <https://arxiv.org/pdf/1311.2524> (дата звернення: 17.11.24)
6. Hinton, G. E., & Salakhutdinov, R. R. *Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks*. Science. 2006. веб-сайт. URL: <https://www.science.org/doi/10.1126/science.1127647> (дата звернення: 17.11.24)
7. Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., & Malik, J. *Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation* 2014. веб-сайт. URL: <https://arxiv.org/pdf/1311.2524> (дата звернення: 17.11.24)
8. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. *ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks* 2012. веб-сайт. URL: [https://www.researchgate.net/publication/267960550\\_ImageNet\\_Classification\\_with\\_Deep\\_Convolutional\\_Neural\\_Networks](https://www.researchgate.net/publication/267960550_ImageNet_Classification_with_Deep_Convolutional_Neural_Networks) (дата звернення: 17.11.24)
9. Müller, M., & Biedenkapp, J. *Exploring Image Recognition Using Transfer Learning and Pre-Trained Neural Networks*. Springer 2018. 235 с.
10. He, K., Gkioxari, G., Dollár, P., & Girshick, R. *Mask R-CNN*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2017. веб-сайт. URL: <https://arxiv.org/pdf/1703.06870> (дата звернення: 17.11.24)

11. Zhang, Z., & Peng, X. *Deep Learning for Vehicle Detection and Recognition: A Review*. Information Fusion 2020. веб-сайт. URL: [https://www.researchgate.net/publication/370840010\\_Deep\\_Learning\\_Techniques\\_for\\_Vehicle\\_Detection\\_and\\_Classification\\_from\\_ImagesVideos\\_A\\_Survey](https://www.researchgate.net/publication/370840010_Deep_Learning_Techniques_for_Vehicle_Detection_and_Classification_from_ImagesVideos_A_Survey) (дата звернення: 17.11.24)
12. Vincent, P., Larochelle, H., Bengio, Y., & Manzagol, P. A. *Extracting and Composing Robust Features with Denoising Autoencoders*. NeurIPS 2008. веб-сайт. URL: [https://www.researchgate.net/publication/221346269\\_Extracting\\_and\\_composing\\_robust\\_features\\_with\\_denoising\\_autoencoders](https://www.researchgate.net/publication/221346269_Extracting_and_composing_robust_features_with_denoising_autoencoders) (дата звернення: 17.11.24)
13. Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., & Reed, S. *Going Deeper with Convolutions* 2015. веб-сайт. URL: <https://arxiv.org/pdf/1409.4842> (дата звернення: 17.11.24)
14. Zhao, Z., & Jiang, X. *Vehicle Recognition in Car Surveillance Using Machine Learning Approaches*. IEEE Access 2019. веб-сайт. URL: [https://www.researchgate.net/publication/381620076\\_Real\\_Time\\_Classification\\_of\\_Vehicles\\_Using\\_Machine\\_Learning\\_Algorithm\\_on\\_the\\_Extensive\\_Dataset](https://www.researchgate.net/publication/381620076_Real_Time_Classification_of_Vehicles_Using_Machine_Learning_Algorithm_on_the_Extensive_Dataset) (дата звернення: 17.11.24)
15. Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. *Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space*. arXiv 2013. веб-сайт. URL: <https://arxiv.org/pdf/1301.3781> (дата звернення: 17.11.24)
16. LeCun, Y., Bottou, L., Orr, G. B., & Müller, K. R. *Efficient BackProp*. Springer 2012. веб-сайт. URL: [https://www.researchgate.net/publication/2811922\\_Efficient\\_BackProp](https://www.researchgate.net/publication/2811922_Efficient_BackProp) (дата звернення: 17.11.24)
17. Carfax. веб-сайт. URL: <https://www.carfax.com> (дата звернення: 17.11.24)
18. Edmunds. веб-сайт. URL: <https://www.edmunds.com> (дата звернення: 17.11.24)

19. Ba, J., & Caruana, R. *Do Deep Nets Really Need to Be Deep?* NeurIPS 2014. веб-сайт. URL: <https://arxiv.org/abs/1312.6184> (дата звернення: 17.11.24)

20. Park, H., & Lee, S. *Vehicle Detection and Recognition Using Convolutional Neural Networks in Autonomous Driving Systems*. Springer 2021. 412

с.