

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ
ВАДИМА ГЕТЬМАНА»

навчально-науковий інститут
«Інститут інформаційних технологій в економіці»
кафедра інформаційних систем в економіці

Освітньо-професійна програма

галузь знань	12 Інформаційні технології
спеціальність	122 Комп'ютерні науки
спеціалізація	Системи штучного інтелекту

форма навчання: денна

КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

на тему:

РОЗРОБЛЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ВИБОРУ
ТРАНСПОРТУ ДЛЯ ОРЕНДИ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ КОРИСТУВАЦЬКИХ
УПОДОБАНЬ

здобувача _____ Новикова Артема Васильовича 
(ПІБ, підпис)

Науковий керівник: к.т.н., доцент Кривошеєв К.В.
(науковий ступінь, учене звання, ПІБ)

Кваліфікаційна магістерська робота
допущена до захисту в
Екзаменаційній комісії з атестації
здобувачів вищої освіти

завідувач кафедри: к.е.н., доцент

_____ Тішков Б.О.

Київ 2025

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА
Навчально-науковий інститут «Інститут інформаційних технологій в економіці»
Кафедра інформаційних систем в економіці

ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНА ПРОГРАМА

«Системи штучного інтелекту»

галузь знань 12 Інформаційні технології
спеціальність 122 Комп'ютерні науки

ПОГОДЖЕНО:

Керівник проектної групи
(гарант)
освітньо-професійної програми

_____ Васильєва Л.В.
« ____ » _____ 2024 р.

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Завідувач кафедри інформаційних систем в
економіці

_____ Тішков Б.О.
« ____ » _____ 2024 р.

ІНДИВІДУАЛЬНЕ ЗАВДАННЯ

здобувача вищої освіти Новикова Артема Васильовича
очної форми навчання

на підготовку кваліфікаційної магістерської роботи
на тему: РОЗРОБЛЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ВИБОРУ
ТРАНСПОРТУ ДЛЯ ОРЕНДИ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ КОРИСТУВАЦЬКИХ
УПОДОБАНЬ

Тему затверджено наказом ректора Університету від «07» березня 2025 р. №464-ст

Кваліфікаційна магістерська робота виконується на матеріалах наукових
публікацій та матеріалів з мережі інтернет

План кваліфікаційної магістерської роботи

Розділ I Теоретичний розділ. Дослідження та аналіз підходів до побудови
рекомендаційних систем, що використовуються в сервісах оренди транспорту

Розділ II Аналітичний розділ. Аналіз особливостей поведінки користувачів при
виборі транспортного засобу. Визначення вимог до системи та постановка
задачі.

Розділ III Конструктивний розділ. Розробка проєктного рішення. Реалізація
прототипу системи рекомендацій на основі аналізу користувацьких уподобань.

Об'єкт дослідження: Інформаційні процеси, що супроводжують вибір
транспортного засобу для оренди користувачем.

Предмет дослідження: Методи персоналізації та побудови рекомендаційних
систем на основі поведінкових та історичних даних користувачів.

Мета кваліфікаційної магістерської роботи: Розробка рекомендаційної системи
вибору транспорту для оренди на основі аналізу користувацьких уподобань із
застосуванням методів інтелектуального аналізу даних.

Конкретні завдання, які здобувач повинен виконати для досягнення поставленої мети:
У розділі I Дослідити сучасні підходи до побудови рекомендаційних систем. Проаналізувати наявні моделі персоналізованих рекомендацій. Визначити доцільність застосування різних алгоритмів рекомендацій для предметної області оренди транспорту.

У розділі II Провести аналіз потреб користувачів та факторів, що впливають на вибір транспорту. Сформулювати вимоги до рекомендаційної системи. Обґрунтувати вибір методу збору даних та алгоритмів для побудови системи.
У розділі III Розробити архітектуру рекомендаційної системи. Реалізувати прототип системи, використовуючи обрані алгоритми моделей машинного навчання. Провести тестування системи на прикладах користувацьких сценаріїв. Проаналізувати точність та релевантність сформованих рекомендацій.

**Завдання підготував
науковий керівник**


(підпис)

Кривошесєв Костянтин Валерійович
(ініціали, прізвище)

« ____ » _____ 202_ р.

**Завдання одержав
здобувач**


(підпис)

Новиков Артем Васильович
(ініціали, прізвище)

« ____ » _____ 202_ р.

РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна магістерська робота складається з 78 сторінок, включає 18 таблиці, 22 рисунків, список використаних джерел, що налічує 25 найменування, а також містить 2 додатки.

«Розроблення рекомендаційної системи вибору транспорту для оренди на основі аналізу користувацьких уподобань»

Об'єктом дослідження кваліфікаційної магістерської роботи є інформаційні процеси, пов'язані з вибором транспортних засобів для оренди.

Предметом дослідження є методи побудови персоналізованих рекомендаційних систем на основі аналізу користувацької поведінки та вподобань.

Мета і завдання дослідження. Основною метою кваліфікаційної магістерської роботи є створення інтелектуальної системи, що формує персоналізовані рекомендації для вибору транспортного засобу на орендних платформах.

Відповідно до поставленої мети визначені такі *завдання*:

- провести огляд існуючих підходів до побудови рекомендаційних систем;
- проаналізувати вимоги користувачів та фактори, що впливають на вибір транспорту для оренди;
- обґрунтувати вибір моделей машинного навчання та методів аналізу даних для формування рекомендацій;
- розробити структуру та архітектуру рекомендаційної системи
- реалізувати прототип системи з можливістю інтеграції в онлайн-платформи оренди;
- створити модуль для обробки вподобань користувача та формування релевантних рекомендацій;
- оцінити точність і ефективність роботи системи на прикладах різних користувацьких сценаріїв.

Теоретична, методична та практична значущість отриманих результатів. У процесі дослідження було узагальнено теоретичні підходи до побудови рекомендаційних систем, визначено ефективні алгоритми персоналізації, розроблено прототип системи, що може бути впроваджений у реальні сервіси оренди транспорту для покращення користувацького досвіду.

Рік виконання кваліфікаційної магістерської роботи - 2025.

Рік захисту роботи - 2025.

Ключові слова: рекомендаційна система, машинне навчання, оренда транспорту, користувацькі вподобання, персоналізація, аналіз даних, інтелектуальні системи.

Summary

Qualification master's thesis contains 78 pages, 18 tables, 22 figures, a list of references from 25 titles, 2 applications.

«Development of a recommendation system for selecting transport for rental based on the analysis of user preferences»

The object of study is the information processes related to the selection of rental vehicles.

The subject of the study is the methods of building personalized recommendation systems based on user behavior and preferences analysis.

Purpose and objectives of the study. The main goal of the Master's Qualification Thesis is to develop an intelligent system that generates personalized recommendations for selecting a vehicle on rental platforms.

In accordance with this goal, the following *tasks* are defined:

- to analyze the current approaches to recommendation system development;
- to explore user needs and the key factors influencing transport selection for rent;
- to justify the choice of machine learning models and data analysis methods for recommendation generation;
- to design the structure and architecture of the recommendation system;
- to implement a system prototype with integration capabilities for rental platforms;
- to develop a module for processing user preferences and generating relevant suggestions;
- to test the system using simulated or open Datasets;
- to evaluate the system's accuracy and effectiveness through various user scenarios.

Theoretical, methodological and practical significance of the results. During the research, theoretical approaches to building recommendation systems were analyzed, effective personalization algorithms were identified, and a prototype was developed that can be applied in real-world transport rental platforms to enhance user experience.

The year of completion of the master's thesis is 2025.

The year of defense is 2025.

Keywords: recommendation system, machine learning, transport rental, user preferences, personalization, data analysis, intelligent systems.

В і д г у к
про кваліфікаційну магістерську роботу
здобувача навчально-наукового інституту «Інститут інформаційних технологій в економіці»
освітньо-професійної програми «Системи штучного інтелекту»
Новикова Артема Васильовича

(прізвище, ім'я, по батькові)

на тему «Розроблення рекомендаційної системи вибору транспорту для оренди на основі аналізу користувацьких уподобань»

1. Актуальність теми: Тема магістерської роботи є надзвичайно актуальною, оскільки відповідає сучасним потребам у сфері цифрової мобільності та розвитку персоналізованих сервісів. Зростання популярності платформ для оренди транспорту потребує ефективних рішень, які забезпечують автоматизований добір релевантних варіантів для користувача. Запропонована система відповідає цим викликам та має потенціал для реального впровадження.
2. Позитивні риси кваліфікаційної магістерської роботи: Робота демонструє високий рівень теоретичної обґрунтованості, поєднаний із якісною технічною реалізацією. У роботі простежується логічна структура, системність і вміння узагальнювати отримані результати.
3. Наявність самостійних розробок автора У роботі реалізовано низку самостійних розробок, зокрема проектування архітектури системи, побудова модуля персоналізованих рекомендацій з використанням генетичного алгоритму, реалізація інтерактивного користувацького інтерфейсу. Автор самостійно провів повний цикл розробки - від аналізу предметної області до тестування готового рішення.
4. Цінність теоретичних висновків та практичних рекомендацій: Теоретичні положення мають цінність для подальших досліджень у галузі систем штучного інтелекту та персоналізованих сервісів. Практичні рекомендації можуть бути використані для вдосконалення існуючих платформ оренди транспорту. Запропоновані рішення можуть бути адаптовані до реальних умов експлуатації
5. Наявність недоліків: До незначних недоліків можна віднести обмежену увагу до питань інформаційної безпеки при роботі з персональними даними, а також відсутність розширеного функціоналу для підтримки мультимодальних перевезень. Проте зазначені зауваження не знижують загальної якості виконаної роботи
6. Загальна оцінка кваліфікаційної магістерської роботи та її допущення до захисту перед ЕК: Кваліфікаційна магістерська робота виконана на високому науково-практичному рівні, відповідає вимогам до таких робіт, заслуговує позитивної оцінки та може бути допущена до захисту перед екзаменаційною комісією.

Науковий керівник _____ К.Т.Н., доцент _____

(посада, учене звання, науковий ступінь)


(підпис)

Кривошеєв К. В.
(прізвище, ініціали)

« » _____ 20__ р.

Рецензія

на кваліфікаційну магістерську роботу
здобувача вищої освіти

Новикова Артема Васильовича

(прізвище, ім'я, по батькові)

Тема Розроблення рекомендаційної системи вибору транспорту для оренди на основі аналізу користувацьких уподобань

Актуальність теми кваліфікаційної магістерської роботи і доцільність її розроблення Тема є беззаперечно актуальною, адже відповідає сучасним викликам цифрової трансформації в сфері міської мобільності. В умовах стрімкого зростання попиту на сервіси оренди транспорту, розробка інтелектуальних рекомендаційних систем стає необхідною для підвищення зручності користувачів, зменшення когнітивного навантаження та оптимізації логістики. Запропоноване рішення має значний потенціал для інтеграції в реальні онлайн платформи

Якість проведеного дослідження Робота демонструє високий рівень наукової обґрунтованості, структурованості та технічної реалізації. Проведено глибокий аналіз сучасних підходів до побудови рекомендаційних систем, обґрунтовано вибір інструментів, моделей машинного навчання та архітектурних рішень.

Позитивні риси кваліфікаційної магістерської роботи Робота вирізняється цілісністю структури, логічною послідовністю викладення матеріалу, використанням сучасних технологій, наявністю чітко визначеної архітектури системи та реалізованого прототипу з практичним потенціалом для впровадження. Автор демонструє високий рівень володіння інструментами програмної інженерії та аналітичного мислення

Зауваження До зауважень можна віднести використання деяких технологій, що вже мають більш сучасні альтернативи, а також обмежений обсяг порівняльного аналізу з провідними комерційними рішеннями

Практична значимість висновків і рекомендацій Запропонована система має реальний прикладний потенціал і може бути інтегрована у цифрові сервіси оренди транспорту. Практична цінність полягає в підвищенні рівня персоналізації та якості обслуговування користувачів, що є актуальним для сучасних міських екосистем

Тов. Delta M group, HRBP at IT



Злиденна І. М.

(підпис, ПІБ)

Підпис засвідчую:



(посада, підпис)

Місце печатки організації, де працює рецензент

ЗМІСТ

ВСТУП.....	5
I. ТЕОРЕТИЧНИЙ РОЗДІЛ. ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО СТВОРЕННЯ ПРЕДМЕТНОЇ СШІ	7
1.1 Дослідження предметної області. Збір інформації та вивчення матеріалів з теми кваліфікаційної магістерської роботи.....	7
1.2 Аналіз існуючих СШІ й інтелектуальних систем предметної області	10
1.3 Постановка проблеми та формування задач	15
1.4 Обґрунтування вибору підходів і технологій для проектування та створення СШІ і їх компонентів.	22
Висновки до розділу 1	24
РОЗДІЛ 2. АНАЛІТИЧНИЙ РОЗДІЛ. ХАРАКТЕРИСТИКА СШІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ.....	27
2.1 Характеристика об'єкта дослідження	27
2.2 Структура і характеристика системи та її компонентів.	30
2.3 Методи, моделі і моделювання процесів і елементів складних систем	37
2.3.1 Методи дослідження й синтезу компонент систем штучного інтелекту	37
2.3.2 Моделі та методи оптимізації в системах штучного інтелекту	39
2.3.3 Методи та моделі управління в системах штучного інтелекту	41
Висновки до розділу 2	43
РОЗДІЛ 3. КОНСТРУКТИВНИЙ РОЗДІЛ. РОЗРОБЛЕННЯ ПРОЕКТНИХ РІШЕНЬ.....	45
3.1 Проектування бази знань для системи прийняття інтелектуальних рішень та управління.....	45
3.2 Розроблення користувацького інтерфейсу. Елементи та структура.....	57
3.3 Проектування забезпечувальних підсистем рекомендаційної системи та її реалізації	64
3.3.1 Інформаційне забезпечення.	64
3.3.2 Програмне забезпечення.	65
3.3.3 Технічне забезпечення.....	69
3.3.4 Організаційно-економічне забезпечення.....	71
Висновки до розділу 3	72
ВИСНОВКИ.....	74
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	76
ДОДАТКИ.....	79

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

- AI - Artificial Intelligence (Штучний інтелект)
- AML - Anti-Money Laundering (Протидія відмиванню грошей)
- API - Application Programming Interface (Інтерфейс прикладного програмування)
- BI - Business Intelligence (Бізнес-аналітика)
- CPU - Central Processing Unit (Центральний процесор)
- CRUD - Create, Read, Update, Delete (Операції створення, читання, оновлення, видалення)
- CSV - Comma-Separated Values (Формат табличних даних у вигляді тексту)
- CORS - Cross-Origin Resource Sharing (Політика кросдоменного доступу)
- DB - Database (База даних)
- ETL - Extract, Transform, Load (Витяг, трансформація, завантаження)
- FaaS - Function-as-a-Service (Функціональність як сервіс)
- GAN - Generative Adversarial Network (Генеративна змагальна мережа)
- GPS - Global Positioning System (Глобальна система позиціонування)
- GUI - Graphical User Interface (Графічний інтерфейс користувача)
- HTML - HyperText Markup Language (Мова розмітки гіпертексту)
- HTTP - HyperText Transfer Protocol (Протокол передавання гіпертексту)
- IDE - Integrated Development Environment (Інтегроване середовище розробки)
- IoT - Internet of Things (Інтернет речей)
- IP - Internet Protocol (Інтернет-протокол)
- JSON - JavaScript Object Notation (Формат обміну даними JSON)
- KNN - K-Nearest Neighbors (Метод k найближчих сусідів)
- KPI - Key Performance Indicator (Ключовий показник ефективності)
- LSTM - Long Short-Term Memory (Довга короткочасна пам'ять)
- MaaS - Mobility-as-a-Service (Мобільність як сервіс)
- ML - Machine Learning (Машинне навчання)

MySQL - My Structured Query Language (Реляційна система управління базами даних)

NLP - Natural Language Processing (Обробка природної мови)

NoSQL - Not Only SQL (Нереляційна база даних)

ACID - Atomicity, Consistency, Isolation, Durability (Атомарність, Узгодженість, Ізольованість, Надійність)

DDL - Data Definition Language (Мова опису даних)

DML - Data Manipulation Language (Мова маніпулювання даними)

CTE - Common Table Expression (Тимчасова результатна таблиця в запиті)

PK - Primary Key (Первинний ключ)

ORM - Object-Relational Mapping (Об'єктно-реляційне відображення)

PWA - Progressive Web App (Прогресивний вебдодаток)

RAM - Random Access Memory (Оперативна пам'ять)

RNN - Recurrent Neural Network (Рекурентна нейронна мережа)

REST - Representational State Transfer (Архітектурний стиль вебсервісів)

RF - Random Forest (Випадковий ліс - ансамблевий метод ML)

SEO - Search Engine Optimization (Пошукова оптимізація)

SQL - Structured Query Language (Мова структурованих запитів)

SVM - Support Vector Machine (Метод опорних векторів)

UI - User Interface (Користувацький інтерфейс)

UI/UX - User Interface / User Experience (Інтерфейс та досвід користувача)

URL - Uniform Resource Locator (Уніфікований покажчик ресурсу)

UX - User Experience (Користувацький досвід)

VM - Virtual Machine (Віртуальна машина)

VPN - Virtual Private Network (Віртуальна приватна мережа)

XML - eXtensible Markup Language (Розширювана мова розмітки)

ZIP - Zone Improvement Plan (Формат архівування даних)

ВСТУП

У ХХІ столітті цифровізація поступово трансформує всі сфери суспільного життя, зокрема міську мобільність і сервіси оренди транспорту. Зміна стилю життя, збільшення мобільності населення, екологічні виклики та розвиток цифрових технологій сприяли стрімкому зростанню популярності тимчасового доступу до транспортних засобів. Сервіси оренди стали частиною концепції «розумного міста», де ефективність, гнучкість і зручність пересування відіграють ключову роль.

Широке розповсюдження мобільного Інтернету, розвиток картографічних сервісів, GPS-навігації, цифрових способів оплати та мобільних застосунків стали базисом для масштабного впровадження сервісів оренди транспорту. Компанії, що пропонують короткострокову оренду велосипедів, самокатів, автомобілів і навіть електроскутерів, забезпечують зручний і доступний спосіб пересування для мільйонів користувачів у великих містах [1].

У сучасних умовах, коли ринок оренди транспорту активно розвивається, з'являється все більше цифрових платформ, що пропонують широкий спектр послуг. Проте зі зростанням кількості таких сервісів виникає нова проблема - складність у виборі найбільш вигідного та зручного варіанту для користувача. Людина, яка бажає орендувати транспортний засіб, стикається з необхідністю самостійного аналізу великого обсягу інформації: порівняння технічних характеристик автомобілів, різних тарифних планів, умов оренди, доступності транспорту у бажаному районі, рейтингу авто або власника, а також відгуків інших користувачів.

Такий підхід вимагає значних зусиль і часу, що суттєво знижує зручність користування подібними сервісами. Особливо це актуально для нових або нечастих користувачів, які не мають досвіду взаємодії з подібними системами. У результаті зростає когнітивне навантаження - користувач повинен приймати рішення на основі великої кількості змінних, не маючи інструментів для швидкої обробки і порівняння даних.

Це може призводити до фрустрації, помилкового вибору або навіть до відмови від використання сервісу на користь більш зрозумілих або простіших альтернатив. Таким чином, відсутність автоматизованої системи підтримки прийняття рішень знижує ефективність використання платформ оренди транспорту та негативно впливає на рівень залученості й лояльності клієнтів.

Для вирішення цієї проблеми все більшої актуальності набувають рекомендаційні системи. Вони здатні автоматично пропонувати найкращий варіант транспорту для оренди на основі вподобань користувача, його історії, поточного місцезнаходження, погодних умов, попереднього досвіду та інших факторів. У результаті значно підвищується зручність використання сервісу, економиться час на прийняття рішень, а також підвищується загальна лояльність до платформи [2].

Сучасні підходи до побудови рекомендаційних систем базуються на методах машинного навчання, аналізі поведінкових і контекстних даних, побудові профілів користувачів, а також на алгоритмах колаборативної фільтрації та кластеризації. Такі системи вже активно застосовуються у сфері торгівлі, розваг та новин, однак їх потенціал у галузі мобільності ще далеко не вичерпаний [3].

Популяризація та впровадження інтелектуальних рекомендаційних систем у сервіси оренди транспорту є важливою передумовою для розвитку персоналізованих цифрових рішень, орієнтованих на комфорт і потреби користувача. Це не лише покращує якість обслуговування, а й сприяє ефективнішому використанню транспортної інфраструктури, зменшенню заторів і розвитку сталої мобільності [4].

Актуальність дослідження зумовлена зростаючим попитом на гнучкі та персоналізовані сервіси міської мобільності, необхідністю оптимізації вибору орендованого транспорту та вдосконалення користувацького досвіду. Основною метою кваліфікаційної магістерської роботи є розроблення інтелектуальної рекомендаційної системи, що забезпечує персоналізований підбір транспорту для оренди на основі аналізу даних користувача. Це дозволить не лише підвищити якість сервісу, а й сприятиме сталому розвитку цифрової транспортної інфраструктури [5].

I. ТЕОРЕТИЧНИЙ РОЗДІЛ. ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО СТВОРЕННЯ ПРЕДМЕТНОЇ СИСТЕМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

1.1 Дослідження предметної області. Збір інформації та вивчення матеріалів з теми кваліфікаційної магістерської роботи

Рекомендаційні системи є важливим інструментом персоналізації в цифрову епоху. Вони використовуються для надання користувачам релевантних пропозицій на основі їхніх інтересів, історії взаємодій та поведінкових патернів. У контексті транспорту для оренди такі системи дозволяють значно підвищити зручність користування сервісом, зменшити час пошуку оптимального варіанту та підвищити рівень задоволеності клієнтів.

Потреба у рекомендаційних системах оренди транспорту виникла через стрімкий розвиток спільного споживання також відомого як sharing economy, зокрема сервісів прокату автомобілів, велосипедів, електросамокатів тощо. Збільшення кількості таких платформ і розширення доступного асортименту транспортних засобів створює ситуацію, коли користувачу складно самостійно обрати найкращий варіант. У таких умовах алгоритми персоналізованих рекомендацій можуть виступати ефективним засобом підтримки прийняття рішень.

З огляду на поставлену мету, рекомендаційні системи у сфері оренди транспорту орієнтовані на вирішення кількох ключових завдань. Насамперед вони спрямовані на покращення користувацького досвіду шляхом формування персоналізованих пропозицій, що відповідають індивідуальним потребам та вподобанням клієнтів. Крім того, такі системи сприяють підвищенню конверсії - тобто зростанню кількості успішних оренд, а також стимулюють повторне використання сервісу. Важливою функцією є також оптимізація використання наявного транспортного парку: система дозволяє рівномірніше розподіляти навантаження та зменшувати простой. Додатково, завдяки релевантним рекомендаціям і зручності взаємодії, формується довіра й лояльність користувачів до платформи, що є стратегічно важливим для її довготривалого розвитку.

Поширення мобільних додатків і розширення доступу до даних дозволили реалізовувати рекомендаційні системи на основі реального часу, враховуючи поточне місцезнаходження користувача, погодні умови, популярність транспортних засобів, цінову політику тощо. Також суттєвий вплив має зростання обсягів даних про поведінку користувачів, що дозволяє точніше моделювати їхні переваги.

За даними дослідження McKinsey, персоналізовані рекомендації можуть підвищити ймовірність використання послуги до 30-40%, а також збільшити середню тривалість або вартість замовлення до 20%. Це доводить доцільність інтеграції інтелектуальних механізмів рекомендацій у платформи оренди транспорту.[6]

У межах рекомендаційної системи доцільно враховувати різні типи транспортних засобів, які можуть бути об'єктами аналізу з урахуванням специфіки попиту та користувацьких сценаріїв. Одним із найпоширеніших варіантів є каршеринг - популярний формат для щоденних або короткострокових поїздок. Такий транспорт варіюється за класом (економ, комфорт, преміум), типом пального (бензиновий, електричний, гібридний) та принципом розміщення (з фіксованими станціями або у форматі вільного флоту без прив'язки до конкретної точки). Для коротких міських поїздок усе частіше використовуються велосипеди та електросамокати. Їхній вибір залежить від дальності ходу, ваги, габаритів, типу керування, погодних умов, стану дорожньої інфраструктури та фізичної підготовки користувача. Альтернативою автомобілю в умовах щільного міського трафіку можуть слугувати мотоцикли та скутери, які забезпечують вищу маневровість та економічність. Окрему категорію становить електротранспорт, що надається за моделлю підписки, яка передбачає можливість користування певною моделлю транспортного засобу протягом заданого періоду без необхідності придбання. Усі ці типи транспорту мають свої характеристики й обмеження, що потребують урахування при формуванні персоналізованих рекомендацій.

Рекомендаційні системи оренди можуть бути побудовані з використанням кількох підходів: фільтрації за контентом, яка аналізує характеристики обраних

користувачем об'єктів, таких як тип транспорту, ціна або дальність ходу; колаборативної фільтрації, що визначає подібних користувачів і пропонує їм схожі варіанти; а також гібридних моделей, які поєднують ці методи для підвищення точності та гнучкості рекомендацій.

Популярні платформи, такі як Uber, Bolt, Lime, BlaBlaCar, активно впроваджують рекомендаційні елементи у свої сервіси. Наприклад, Bolt використовує машинне навчання для передбачення ймовірного вибору користувача залежно від попередніх поїздок, часу доби, погодних умов. Uber застосовує геоаналітику та історичні патерни поїздок для формування персоналізованої пропозиції транспорту.[7]

Хронологічний розвиток галузі:

У період з 2008 по 2012 роки в Європі з'явилися перші масові сервіси каршерінгу, такі як Zipcar і DriveNow. Це ознаменувало початок нового етапу в організації оренди транспорту, відкривши можливості для спільного використання автомобілів.

У 2015-2018 роках відбулося стрімке зростання мікромобільності - зокрема, з розвитком сервісів Lime і Bird - а також запуск мобільних додатків з елементами рекомендацій, що значно спростило пошук і вибір транспорту для користувачів.

У 2019-2020 роках інтеграція машинного навчання в мобільні додатки сприяла впровадженню гібридних моделей рекомендацій, які поєднували різні підходи для більш точної та персоналізованої підказки користувачам.

Пандемія COVID-19 у 2020-2022 роках призвела до зростання попиту на персоналізовані види транспорту, оскільки люди прагнули уникнути скупчень у громадському транспорті, що стимулювало розвиток інновацій у цій сфері.

У 2023-2024 роках активно розвивалися багатофункціональні платформи Mobility-as-a-Service (MaaS), де рекомендаційні системи стали ключовим інструментом для вибору оптимального маршруту та типу транспорту, забезпечуючи зручність і ефективність пересування.

Ключовими факторами, що впливають на ефективність рекомендацій у сфері транспорту, є точність збору користувацьких даних, таких як вік, частота

поїздок та історія оренди. Важливою є також реалістичність моделей поведінки, які мають адекватно відображати різноманітність уподобань і звичок користувачів. Не менш значущою є наявність контекстних змінних - часу доби, погодних умов, сезонності та географічного розташування, які допомагають формувати більш релевантні рекомендації. Нарешті, надійність і швидкість обчислення рекомендацій у режимі реального часу забезпечують користувачам актуальну і своєчасну інформацію для прийняття оптимальних рішень.

Узагальнюючи, впровадження рекомендаційних систем у сервіси оренди транспорту дає змогу підвищити рівень персоналізації, скоротити час прийняття рішення користувачем, покращити ефективність використання транспортних ресурсів та збільшити економічну віддачу сервісу.

1.2 Аналіз існуючих систем штучного інтелекту й інтелектуальних систем предметної області

У сучасному середовищі оренди транспорту застосування систем штучного інтелекту, інтелектуальних алгоритмів та методів машинного навчання стало ключовим чинником розвитку персоналізованих рекомендацій, що значно підвищують якість обслуговування клієнтів та ефективність бізнес-процесів. Використання ШІ дозволяє не лише автоматизувати вибір оптимального транспорту, але й враховувати широкий спектр факторів - від індивідуальних уподобань користувачів до зовнішніх умов, таких як погодні особливості, дорожня обстановка чи сезонність попиту.

Головною перевагою інтелектуальних рекомендаційних систем є їх здатність опрацьовувати великі обсяги різномірних даних у режимі реального часу. Дані включають історію оренди, профілі користувачів, поведінкові патерни, соціально-демографічні характеристики, відгуки та рейтинги, а також зовнішні дані - наприклад, про транспортну доступність, дорожні затори, стан пального чи кліматичні умови. Застосування машинного навчання на основі цих даних забезпечує точні прогнози уподобань і формування релевантних рекомендацій.

На відміну від класичних систем, які пропонують варіанти транспорту на основі простих фільтрів (наприклад, за ціною чи типом автомобіля), сучасні інтелектуальні системи здатні адаптуватися до мінливих уподобань користувачів і контексту замовлення, забезпечуючи більш гнучкі й персоналізовані рішення. Вони використовують як колаборативну фільтрацію, так і контентний аналіз, а також гібридні підходи, що підвищують точність рекомендацій.

Одним із ключових напрямів є машинне навчання для класифікації та ранжування транспортних засобів із врахуванням багатовимірних характеристик - таких як тип транспорту, технічний стан, доступність, вартість оренди, рівень комфорту, екологічність, а також індивідуальні параметри користувача (бюджет, ціль поїздки, тривалість, попередній досвід оренди). Це дозволяє не лише автоматизувати процес вибору, але й підвищувати задоволеність клієнтів, оскільки система враховує специфічні вимоги кожного користувача.

Особливо актуальним є покращення інтерфейсів взаємодії з користувачем за допомогою аналізу поведінкових і біометричних даних, таких як швидкість набору тексту, патерни кліків, час реакції, голосові команди чи навіть емоційний стан. Ці дані дозволяють системі краще розуміти поточні потреби та настрої користувача, що сприяє більш точній адаптації рекомендацій у реальному часі.

Розглянемо кілька провідних систем, що успішно застосовують ШІ для рекомендацій у сфері оренди транспорту:

- **Uber AI Recommendation System[8]**

Система рекомендацій Uber базується на аналізі мільйонів поїздок та активностей користувачів, поєднуючи інформацію про місце, час доби, погодні умови, дорожню ситуацію і навіть поточні події. Алгоритми машинного навчання навчаються на великих Datasets, що дозволяє системі швидко і точно пропонувати користувачеві оптимальний транспортний засіб - від недорогих моделей до преміум-класу.

Uber також активно використовує глибокі нейронні мережі для моделювання складних патернів поведінки користувачів, що допомагає системі

враховувати навіть неочевидні взаємозв'язки між параметрами замовлення. Основним викликом є залежність від історичних даних, яка іноді обмежує швидкість адаптації системи до нових трендів або раптових змін у перевагах клієнтів.

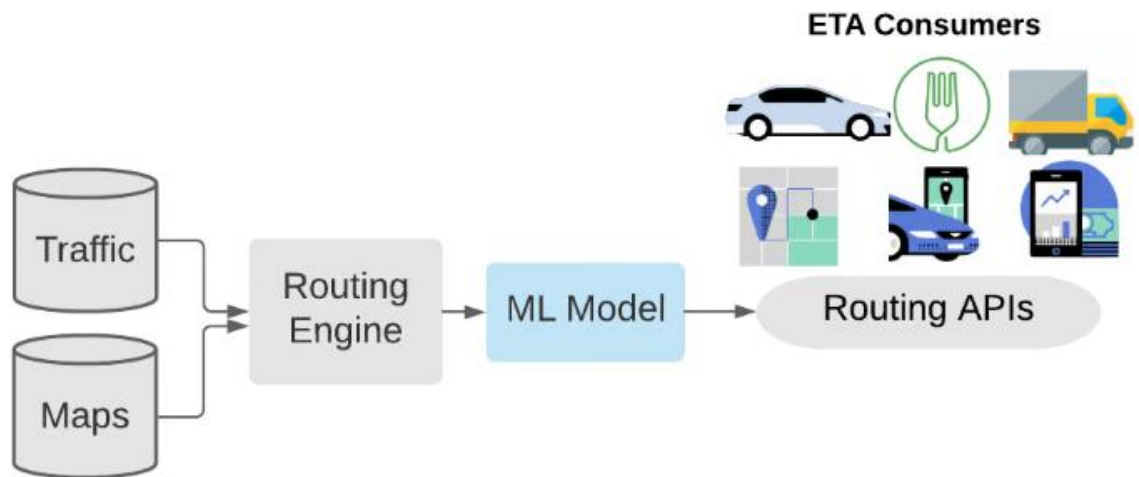


Рисунок 1.1 - Схема гібридного підходу до постобробки ETA з використанням моделей машинного навчання

Джерело [22]

- Lyft Personalization Engine[9]

Система Lyft інтегрує гібридні методи колаборативної фільтрації і контентного аналізу, що дозволяє враховувати як спільні патерни груп користувачів, так і індивідуальні характеристики кожного клієнта.

Особливу увагу приділено аналізу текстових відгуків, зворотного зв'язку та демографічних даних. Це дозволяє не лише точно прогнозувати переваги, але й прогнозувати зміни в поведінці користувачів під впливом зовнішніх факторів, наприклад, свят чи змін у транспортній інфраструктурі. Складність системи може ускладнювати її масштабування при стрімкому зростанні кількості користувачів.

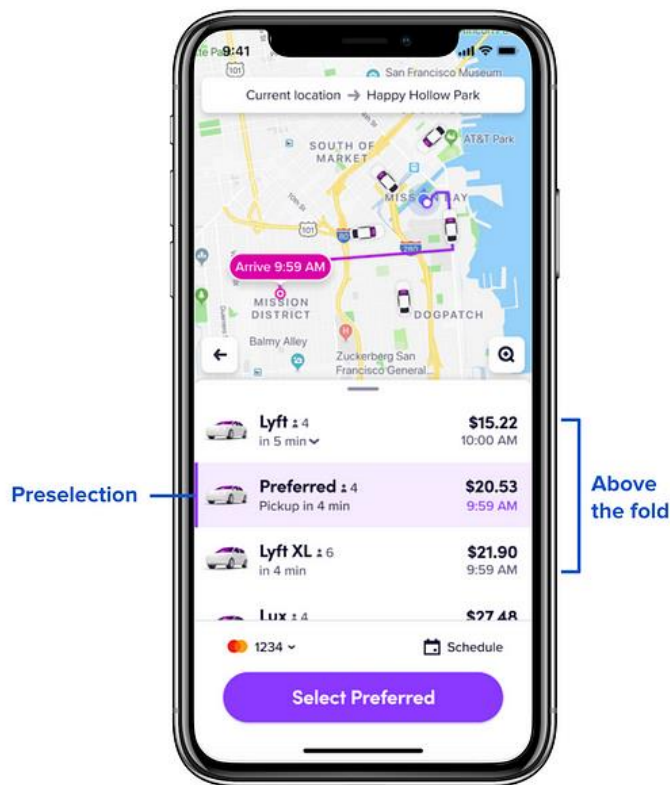


Рисунок 1.2 - Попередній вибір транспорту на основі результатів моделей

Джерело [9]

- Enterprise Fleet Recommendation Solutions[10]

Корпоративні рішення для оренди автопарку використовують алгоритми прогнозування з урахуванням технічних характеристик транспортних засобів, аналізу пробігів, технічного обслуговування та економічної ефективності. Машинне навчання дозволяє оптимізувати розподіл транспортних засобів по різних напрямках, планувати графіки обслуговування і прогнозувати попит на різні типи транспорту.

Хоча такі системи забезпечують високий рівень автоматизації та оптимізації, їх гнучкість часто обмежена корпоративними політиками і регуляторними вимогами.

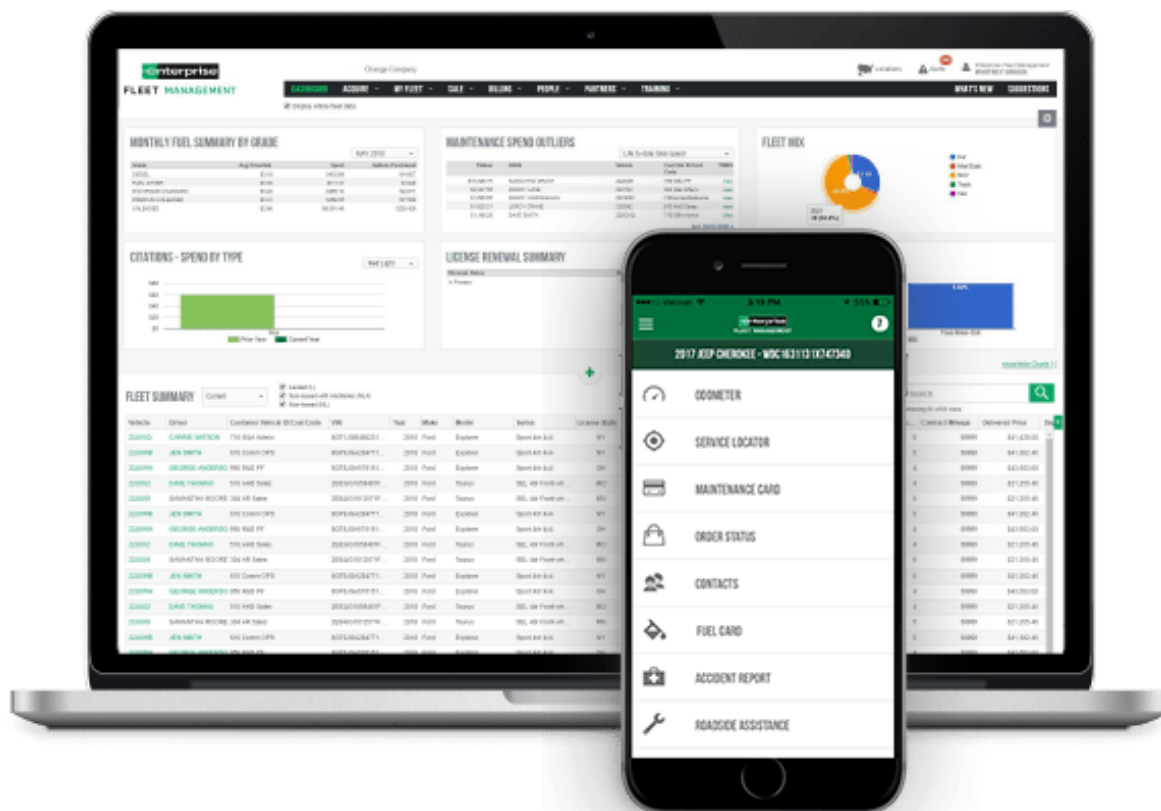


Рисунок 1.3 - Корпоративне управління автопарком

Джерело [10]

Серед основних викликів сучасних систем - необхідність балансування між точністю рекомендацій, швидкістю обробки запитів і збереженням конфіденційності даних користувачів. Збір і аналіз великих обсягів персональних даних викликає підвищені вимоги до безпеки, а також дотримання законодавства, зокрема таких норм як GDPR.

Таким чином, існуючі інтелектуальні системи вибору транспорту демонструють високий потенціал для розвитку персоналізованих сервісів оренди, але потребують подальшого розвитку у напрямку гнучкості, адаптивності до змін уподобань користувачів та комплексного захисту даних. Подальші дослідження у цій галузі спрямовані на вдосконалення моделей машинного навчання, інтеграцію мультимодальних даних і розвиток інтерфейсів, що максимально відповідають індивідуальним потребам користувачів.

1.3 Постановка проблеми та формування задач

Сучасний ринок оренди транспорту зазнає значних трансформацій під впливом цифровізації, глобалізації та зростаючих вимог користувачів до швидкості, зручності й персоналізації сервісів. Зі збільшенням кількості доступних транспортних засобів, різноманітням тарифних планів та моделей оренди, а також розширенням географії послуг, користувачі все частіше стикаються з проблемою вибору найбільш оптимального варіанту оренди. Ця проблема посилюється тим, що кожен користувач має унікальні уподобання, обмеження та потреби, які можуть бути визначені безліччю факторів: від особистих звичок і бюджету до планів на день, погодних умов та актуальної ситуації на ринку. З огляду на це виникає нагальна потреба у створенні інтелектуальної рекомендаційної системи, здатної аналізувати великий обсяг інформації та формувати для кожного клієнта персоналізовані пропозиції, що враховують як об'єктивні характеристики транспортних засобів, так і суб'єктивні вподобання користувачів.

Пандемія COVID-19 суттєво прискорила впровадження цифрових технологій у галузі мобільності та оренди транспорту, значно збільшивши попит на онлайн-сервіси та безконтактні взаємодії. Це створило нові виклики для операторів ринку, адже підвищилася потреба у швидкому, точному та гнучкому задоволенні потреб клієнтів. Проте більшість існуючих систем орієнтовані на стандартні алгоритми фільтрації та пошуку, які не здатні повною мірою врахувати складний, багатовимірний контекст вибору для кожного користувача, що призводить до зниження рівня задоволеності та зростання відтоку клієнтів. Відсутність інтелектуального підходу до персоналізації вибору транспорту знижує конкурентоспроможність сервісів і вимагає нових рішень на базі сучасних методів аналізу даних і штучного інтелекту.

Головна проблема полягає у розробці комплексної, адаптивної системи, яка б ефективно збирала, обробляла та аналізувала різноманітні дані про користувачів, транспортні засоби, тарифи, доступність, а також зовнішні фактори (наприклад, трафік, погода, географія), щоб на основі цього формувати індивідуальні рекомендації. Важливо, щоб така система могла працювати в реальному часі,

забезпечуючи швидку реакцію на зміни в поведінці користувачів і динамічні умови ринку, при цьому гарантувала високий рівень захисту персональних даних та відповідала нормативним вимогам.

Для реалізації цього комплексного завдання необхідно вирішити низку підзадач, пов'язаних зі збором і попередньою обробкою великих обсягів різноманітних даних із багатьох джерел. До них належать історія замовлень, профілі користувачів, їхні рейтинги та відгуки, інформація про технічні характеристики транспортних засобів, умови оренди, дані про геолокацію та зовнішні фактори. Важливою складовою є стандартизація та узгодження форматів даних, вирішення проблем їх сумісності, а також забезпечення анонімності і конфіденційності згідно із законодавством про захист персональних даних. Сам процес підготовки даних передбачає очищення від шумів, виявлення та корекцію пропущених або аномальних значень, а також агрегацію інформації у формати, зручні для подальшого аналізу.

Наступним складним викликом є розробка інтелектуальних алгоритмів і моделей, здатних виявляти закономірності у користувацьких уподобаннях і поведінці, будувати профілі користувачів, аналізувати схожість між клієнтами та транспортними засобами, а також прогнозувати найбільш релевантні варіанти оренди. Це передбачає застосування різних методів машинного навчання - колаборативної фільтрації, яка базується на поведінці схожих користувачів, контентної фільтрації з урахуванням характеристик транспортних засобів і попередніх виборів, а також гібридних підходів, що поєднують кілька методів для підвищення точності рекомендацій. Значну увагу необхідно приділити адаптивності системи, щоб вона могла враховувати змінні умови, такі як сезонність попиту, оновлення парку транспорту, акційні пропозиції і зміни в користувацьких вподобаннях упродовж часу.

Інтеграція розробленої рекомендаційної системи у поточну інфраструктуру сервісів оренди транспорту є важливим етапом, який вимагає сумісності з існуючими ІТ-платформами, бізнес-логікою і протоколами. Це передбачає розробку інтерфейсів для обміну даними в режимі реального часу, масштабовану

архітектуру, здатну витримувати значні навантаження при зростанні кількості користувачів, а також можливість швидкого оновлення моделей і компонентів без перерв у роботі сервісу. У процесі інтеграції варто враховувати нормативні вимоги щодо захисту даних, обмеження, що накладаються на використання персональної інформації, а також специфіку бізнес-процесів компанії.

Для підтвердження ефективності розробленої системи необхідно провести широкомасштабне тестування, яке включає як кількісну оцінку точності рекомендацій за допомогою відповідних метрик (наприклад, precision, recall, F1-score), так і якісну оцінку за результатами експертних рецензій і відгуків реальних користувачів. Особливу увагу слід приділити аналізу помилкових рекомендацій, їхньому впливу на користувацький досвід, а також здатності системи адаптуватися до нетипових або нових сценаріїв використання. Тестування має включати перевірку навантаження системи, її стійкість до відмов та помилок, а також безпеку і відповідність нормативам.

Після запуску системи критично важливо забезпечити безперервну експлуатацію, моніторинг її роботи та технічне обслуговування. Це включає постійне оновлення і перенавчання моделей машинного навчання на основі нових даних, швидке виявлення та виправлення технічних несправностей, а також адаптацію до змін у поведінці користувачів, тенденціях ринку і технологічних інноваціях. Впровадження механізмів автоматичного самонавчання та оновлення моделей дозволить підтримувати актуальність рекомендацій і підвищувати якість обслуговування без значного втручання з боку розробників.

Не менш важливим є питання балансу між автоматизацією прийняття рішень і контролем з боку людини. Система повинна бути прозорою і зрозумілою як для користувачів, так і для операторів сервісу. У разі виникнення спірних ситуацій або нетипових випадків має бути передбачений механізм ескалації, що дозволяє залучати людський фактор для прийняття остаточного рішення. Важливим є також розроблення інтерпретованих моделей та надання користувачам доступу до пояснень рекомендацій, що підвищить довіру до системи і сприятиме її широкому впровадженню.

Таким чином, розроблення рекомендаційної системи вибору транспорту для оренди на основі аналізу користувацьких уподобань є комплексним, багатоплановим завданням, що потребує інтеграції сучасних технологій збору та аналізу даних, машинного навчання, проектування взаємодії з користувачем, а також суворого дотримання вимог безпеки та конфіденційності. Успішна реалізація цієї системи суттєво підвищить рівень персоналізації послуг, покращить користувацький досвід і зміцнить конкурентні позиції сервісів оренди транспорту на ринку.

Для підтвердження цього було проведено дослідження. Було вирішено провести математичне моделювання ймовірності наявності автомобіля для оренди в кроковій доступності.

Для дослідження проблеми була створена математична модель, що оцінює ефективність пошуку автомобіля. Спершу зібрали статистичні дані, які свідчать про низький рівень попиту на оренду авто. Вибрали район із найбільшою кількістю замовлень, для якого були визначені формули для обчислення середньої відстані між клієнтом та автомобілем.

Модель базується на ймовірності знаходження автомобіля в межах доступності пішки. За допомогою отриманих формул проаналізували ймовірність успішного пошуку авто залежно від кількості доступних машин і максимальної відстані до них. Результати показали, що при невеликій кількості автомобілів знайти вільний транспорт практично неможливо. З цього зробили висновок, що для забезпечення прийняттого рівня послуги і підвищення попиту необхідно суттєво розширити автопарк.

Для міста були зібрані вихідні дані, які включають інформацію про населення та площу різних районів. Так, населення першого району становить 94 946 осіб при площі 18,0 км², другого - 116 575 осіб на 45,7 км², третього - 150 124 на 58,44 км², четвертого - 180 651 на 86,3 км², п'ятого - 141 993 при 72,0 км², шостого - 323 783 на 93,7 км², та сьомого - 75 722 осіб при площі 36,0 км².

Провівши аналіз зібраних даних, отримали гістограму, що відображає розподіл часу використання автомобілів для оренди. По вертикальній осі гістограми відображено кількість поїздок, здійснених на орендованих авто за період спостереження, а по горизонтальній осі - тривалість кожної поїздки.

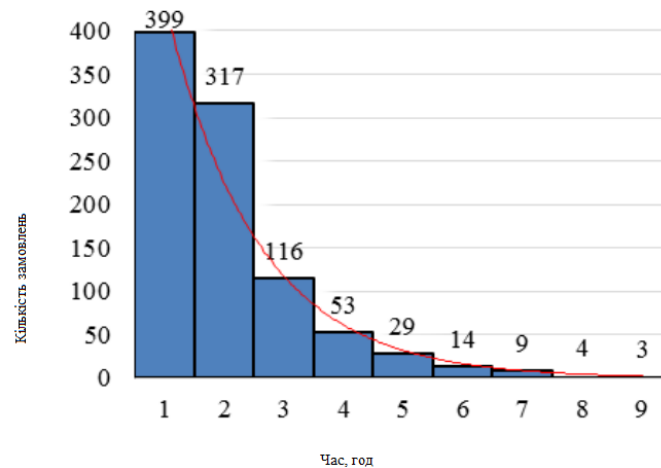


Рисунок 1.4 - Гістограма, що показує розподіл часу використання автомобілів

Джерело [21]

З графіка видно, що поїздки тривалістю до однієї години є найбільш поширеними серед орендованих автомобілів у місті. На основі цього формується функція експоненційного розподілу

$$F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-0,65x}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (1.1)$$

На основі зібраних під час спостережень даних було сформовано матрицю кореспонденції, яка дозволяє наочно проаналізувати переміщення автомобілів між різними районами міста. У цій матриці по вертикальній осі вказано райони, з яких автомобілі починали рух - тобто місця їх виїзду. По горизонтальній осі відображені райони, в які ці автомобілі прибували після завершення поїздки. Такий підхід дає змогу оцінити інтенсивність пересування транспорту, виявити найбільш завантажені напрямки та райони, що мають дефіцит або надлишок автомобілів, а також виявити закономірності в попиті на транспортні засоби в різних частинах міста.

Таблиця 1.1 - Матриця кореспонденції

№	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	25	0	0	19	8	11	11	3	0
2	0	12	0	2	9	5	0	0	0
3	3	0	4	2	9	5	2	0	0
4	23	2	2	120	12	44	31	3	0
5	7	6	7	23	79	28	24	2	0
6	16	8	4	28	31	98	43	11	2
7	7	7	2	19	23	40	34	0	0
8	0	0	0	4	3	6	5	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Джерело [21]

Спостерігається, що найбільша активність переміщень зосереджена у районі 4. У деяких районах виявлено дисбаланс між кількістю зайнятих автомобілів і тих, що залишаються після завершення поїздки. Зокрема, машини, залишені в районі 7, частіше потребували переміщення до районів з більшим попитом, ніж автомобілі з інших районів. Кореляція між числом замовлень авто та населенням району становить $r = 0,62$.

Для прикладу району 4 побудуємо математичну модель для оцінки попиту. Оскільки обидві змінні - кількість автомобілів і попит - пропорційні одна одній і підкоряються нормальному розподілу, наведемо значення середньої відстані до найближчого вільного авто та відповідної дисперсії.

Таблиця 1.2 - Характеристики для моделювання

Показник	Числове значення
Населення, чол.	180
Щільність автомобілів	0,011628
Відстань, км	0,6
Площа, км ²	86

Джерело [21]

$$r = \frac{1}{2\sqrt{0,011629}} = 4,63 \quad (1.2)$$

$$\delta = \frac{0,26126}{\sqrt{1+0,011629}} = 2,42 \quad (1.3)$$

$$F(0,6) = \int_{0,6}^0 \frac{1}{2,42\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-(0,6-0)^2}{2,42^2}} = 0,004 \quad (1.4)$$

Таблиця. 1.3 - Середня відстань та дисперсія

Кількість автомобілів	r	δ
1	4,636,809	2,420,414
2	3,278,719	1,711,491
3	2,677,063	1,397,427
4	2,318,405	1,210,207
5	2,073,644	1,082,442

Джерело [21]

У середньому в районі 4 перебуває близько п'яти вільних автомобілів. На основі цього побудовано два графіки. За допомогою відповідної формули розраховано ймовірність знайдення вільного авто за умови, що їх кількість становить 5, а користувач готовий подолати відстань у межах від 0,3 до 1,2 км. Розрахунки враховують максимальну дистанцію, на яку погоджується пройти клієнт для пошуку транспорту. На горизонтальній осі графіка позначено допустиму відстань до вільного автомобіля (максимум - 1,2 км), а на вертикальній - ймовірність його виявлення, яка сягає максимуму 0,2.

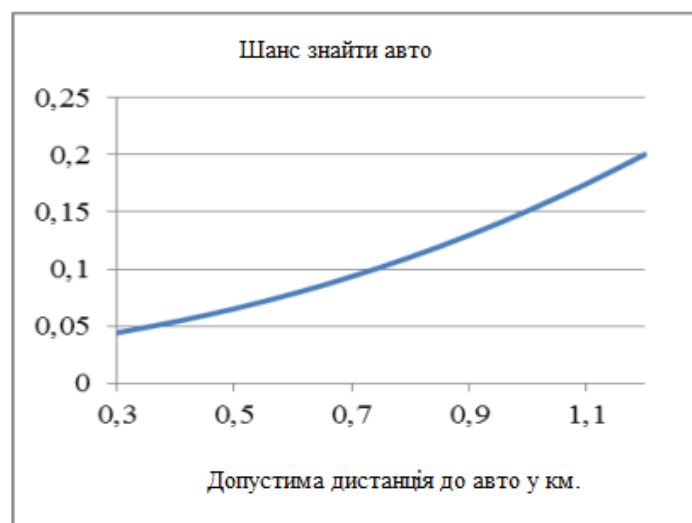


Рисунок 1.5 - Гістограма розподілу тривалості використання орендованих автомобілів

Джерело [21]

На наведеному нижче графіку зображено ймовірність виявлення вільного автомобіля, якщо користувач готовий пройти трохи більше ніж 600 метрів. По осі X відображено кількість доступних транспортних засобів (максимум - 25), а по осі Y - відповідна ймовірність знайдення автомобіля.

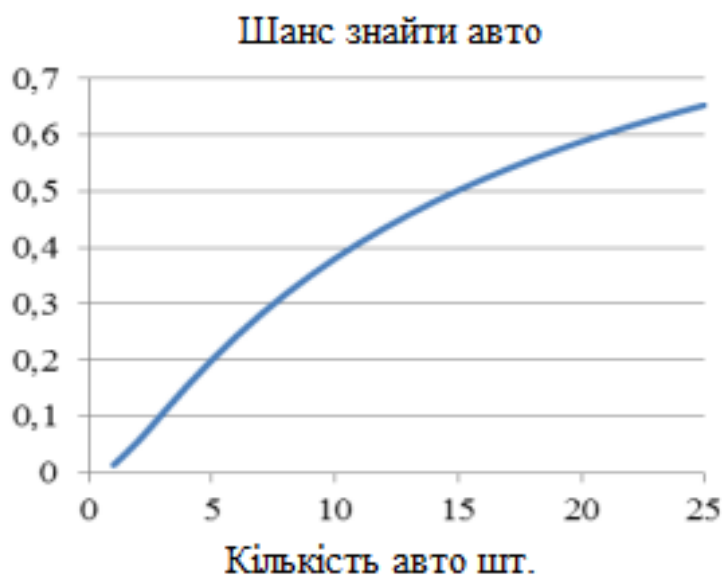


Рисунок 1.6 - Ймовірність виявлення вільного автомобіля за умови, що клієнт готовий пройти не більше ніж 600 метрів

Джерело [21]

Результати аналізу дозволяють зробити висновок, що поточна щільність розміщення автомобілів є недостатньою для задоволення потреб потенційних клієнтів. Щоб досягти прийнятного рівня обслуговування, компанії довелося б зазнати значних витрат. Однак розроблена математична модель може стати основою для формування ефективної стратегії нової компанії, що прагне закріпитися на ринку погодинної або похвилинно оренди автомобілів.

1.4 Обґрунтування вибору підходів і технологій для проектування та створення СШІ і їх компонентів.

У процесі проектування системи рекомендацій для вибору транспорту оренди, що базується на аналізі користувацьких уподобань, було використано комплекс сучасних технологій та підходів, які забезпечують ефективний збір,

обробку даних і генерацію персоналізованих рекомендацій. Основою серверної частини стала платформа, що підтримує швидку обробку HTTP-запитів, інтеграцію з аналітичними модулями та просту маршрутизацію, що дозволяє ефективно взаємодіяти з клієнтською частиною системи. Для реалізації серверного функціоналу використано мову програмування Python, яка дозволяє зручно створювати бекенд-сервіси, а також впроваджувати складні алгоритми аналізу користувацьких вподобань і моделі персоналізації на основі різних методів, включаючи генетичні алгоритми.

З боку клієнта розробка здійснюється із застосуванням JavaScript і популярних фреймворків, що дозволяють створювати інтуїтивні, динамічні та швидкодіючі інтерфейси. Використання технологій серверного рендерингу забезпечує оптимізацію продуктивності та покращення SEO, що важливо для залучення і утримання користувачів. Особлива увага приділяється налаштуванню безпечної взаємодії між фронтендом і бекендом, що реалізується через механізми контролю політик доступу.

Для ефективної роботи з даними застосовується структура обміну у форматі JSON, що забезпечує легкість і гнучкість передачі інформації між різними компонентами системи. Збереження користувацьких профілів, історії взаємодій і рейтингу транспорту реалізовано на основі реляційної бази даних, яка підтримує масштабованість і високу доступність. Завдяки цьому система здатна швидко обробляти запити, враховувати контекстні фактори та оновлювати рекомендації в режимі реального часу.

Загалом, поєднання цих технологій та підходів дозволяє створити надійну і гнучку систему рекомендацій, яка підвищує якість обслуговування користувачів, оптимізує використання транспортних ресурсів і сприяє ефективному розвитку сервісу оренди транспорту. Алгоритмічні підходи:

- Генетичний алгоритм - використовується для формування персоналізованих рекомендацій, дозволяючи оптимізувати добір транспортних засобів під запити користувачів з урахуванням

численних параметрів (тип транспорту, вартість, відстань, уподобання).[11]

- Семантичний аналіз тексту - застосовується для обробки описів транспортних засобів та відгуків користувачів з метою побудови релевантних відповідностей.[12]

Архітектурні підходи:

- Клієнт-серверна взаємодія через REST API - забезпечує чіткий поділ між фронтендом і бекендом та дозволяє легко масштабувати систему.
- Модульна архітектура - кожен компонент системи (рекомендаційний модуль, інтерфейс, API) реалізований окремо, що забезпечує зручність тестування, підтримки та повторного використання.[13]

Обрана сукупність технологій дозволяє досягнути високої продуктивності системи, гнучкості у роботі з користувацькими даними, а також легкого масштабування в разі розширення функціоналу або бази даних. Методологія проектування ґрунтується на об'єктно-орієнтованому та сервіс-орієнтованому підході, що забезпечує підтримуваність системи у довгостроковій перспективі.

Висновки до розділу 1

У першому розділі було проаналізовано сучасний стан та перспективи впровадження рекомендаційних систем у сфері оренди транспорту. Встановлено, що з огляду на стрімкий розвиток цифрових сервісів, розширення ринку мобільності та зростання вимог користувачів до персоналізації, інтеграція інтелектуальних механізмів рекомендацій стає необхідною умовою ефективного функціонування сервісів прокату. Рекомендаційні системи дозволяють скоротити час на вибір, зменшити когнітивне навантаження користувача, підвищити рівень задоволеності сервісом та сприяти більш ефективному використанню транспортного парку.

У розділі охарактеризовано основні типи транспорту, які можуть бути об'єктами рекомендацій, включно з автомобілями, велосипедами,

електросамокатами, мотоциклами та підписковими моделями електротранспорту. Проаналізовано основні підходи до побудови рекомендацій: фільтрацію за контентом, колаборативну фільтрацію та гібридні методи, які показали високу ефективність у сучасних системах. Особливу увагу приділено впливу інтелектуальних алгоритмів, зокрема методів машинного навчання, на точність персоналізованих рекомендацій. Визначено, що здатність обробляти великі обсяги даних у реальному часі, враховувати індивідуальні характеристики користувача та зовнішні умови (погоду, час доби, трафік) є визначальними чинниками ефективності систем.

На прикладі платформ Uber, Lyft та Enterprise проаналізовано практичне застосування інтелектуальних рекомендаційних систем, які вже демонструють високу точність прогнозування уподобань користувачів. Водночас визначено низку проблем, серед яких: залежність від історичних даних, складність масштабування, забезпечення конфіденційності та адаптація до змін у поведінці користувачів. Це дозволило чітко сформулювати проблему дослідження - необхідність створення гнучкої, адаптивної та безпечної системи, здатної формувати персоналізовані рекомендації з урахуванням динамічного контексту вибору транспорту.

У цьому розділі детально обґрунтовано вибір ключових підходів, інструментів та технологій, які лягли в основу розробки системи рекомендацій. Обраний технологічний стек включає сучасні веб-фреймворки та мови програмування, що забезпечують надійну, масштабовану та продуктивну архітектуру системи. Зокрема, використання Flask та Python дозволяє реалізувати гнучкий бекенд із можливістю впровадження складних алгоритмів обробки даних, а React і Next.js створюють інтуїтивний, швидкодіючий та SEO-оптимізований користувацький інтерфейс. REST API виступає посередником для ефективною та безпечною взаємодії між різними компонентами системи, що підвищує її модульність і спрощує подальшу інтеграцію.

Особливу роль у формуванні рекомендацій відіграють методи штучного інтелекту, серед яких застосування генетичних алгоритмів дозволяє оптимізувати процес підбору найбільш релевантних варіантів, а семантичний аналіз текстових

даних забезпечує глибше розуміння якісних характеристик транспорту і вподобань користувачів.

Крім теоретичних і технологічних засад, у розділі проведено математичне моделювання, яке дозволяє оцінити ефективність пошуку транспорту в умовах обмеженої кількості вільних автомобілів. Виконано розрахунки ймовірності знаходження авто в межах допустимої відстані - зокрема, на прикладі району з фіксованим середнім числом доступних транспортних засобів. Побудовані графіки демонструють, як залежить ймовірність успішного пошуку від кількості доступних автомобілів та граничної відстані, яку готовий подолати користувач. Такі розрахунки дозволяють обґрунтовано планувати щільність покриття автопарком і краще адаптувати систему до реальних потреб клієнтів.

Таким чином, у цьому розділі сформовано цілісне уявлення про сутність, значення та можливості рекомендаційних систем у сфері оренди транспорту. Проведене дослідження створює теоретичну та методологічну основу для подальшої розробки інтелектуальної системи рекомендацій, що здатна задовольнити зростаючі вимоги користувачів і сприяти підвищенню конкурентоспроможності транспортних сервісів.

РОЗДІЛ 2. АНАЛІТИЧНИЙ РОЗДІЛ. ХАРАКТЕРИСТИКА СШІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

2.1 Характеристика об'єкта дослідження

Об'єктом дослідження є розробка рекомендаційної системи для вибору транспорту в оренду, яка враховує індивідуальні уподобання користувачів та їхню історію попередніх виборів. Метою системи є оптимізація процесу оренди шляхом автоматизованого підбору найбільш відповідних варіантів з урахуванням особистих критеріїв (тип транспорту, ціна, комфорт, час у дорозі, відгуки тощо) та поточних умов (локація, доступність, погодні фактори).

Система працює на основі збору, обробки та аналізу різноманітних користувацьких даних, зокрема історії замовлень, пошукових запитів, оцінок транспортних засобів, геолокації та інших контекстних параметрів. Для генерації персоналізованих рекомендацій застосовуються методи семантичного аналізу, алгоритми машинного навчання та інтелектуальні методи підбору.

Врахування вподобань користувача здійснюється через аналіз текстових відгуків, історичних даних та результатів попередніх виборів. Рекомендації формуються за допомогою алгоритмів обробки природної мови та оптимізаційних підходів, таких як генетичні алгоритми, що сприяють вибору найбільш релевантних варіантів.

Для зберігання структурованої інформації про користувачів, транспортні засоби, рейтинги та історію оренди використовується реляційна база даних, що забезпечує ефективну організацію даних, швидке виконання запитів і можливість масштабування.

Архітектура системи передбачає чіткий розподіл функціональних модулів, що полегшує оновлення та заміну окремих компонентів. Завдяки модульності і масштабованості система здатна обробляти збільшені обсяги даних і кількість користувачів, формуючи персоналізовані рекомендації з урахуванням як

об'єктивних характеристик, так і суб'єктивних вподобань, що підвищує зручність та ефективність процесу оренди транспорту.

Для забезпечення коректної роботи архітектури програмної системи необхідно чітко та логічно описати інформаційну модель задачі, оскільки вона визначає структуру, склад та взаємозв'язки вхідних і вихідних даних, що циркулюють між користувачами, підсистемами та компонентами системи, формуючи основу для реалізації функціональних процесів і налаштування рекомендаційного механізму.

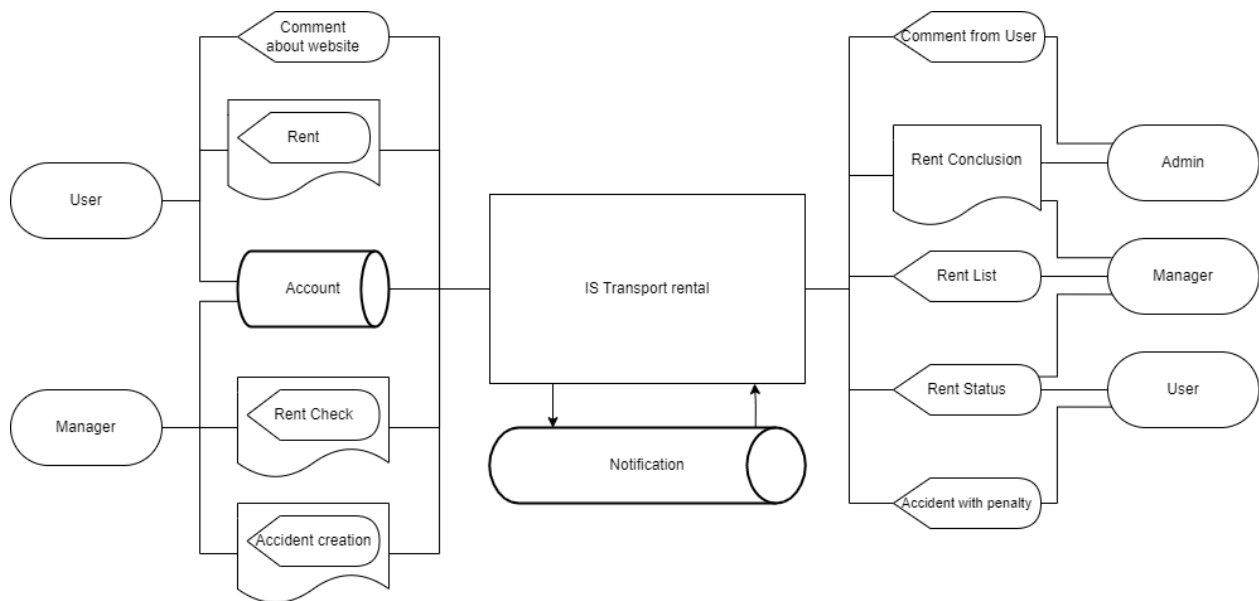


Рисунок 2.1 - Інформаційна модель задачі

Джерело розроблено автором на основі [14]

Інформаційна модель задачі, представлена на діаграмі, описує потоки інформації між користувачами системи оренди транспорту, менеджерами, адміністраторами та самою інформаційною системою. Вона демонструє, як здійснюється обмін повідомленнями при створенні облікового запису, оформленні замовлення, перевірці документів, фіксації аварій, надсиланні коментарів та отриманні зворотного зв'язку. Усі ці повідомлення відіграють важливу роль у функціонуванні системи та, зокрема, у формуванні рекомендацій.

Користувач взаємодіє із системою через вебінтерфейс, надсилаючи інформацію про себе та параметри бажаного транспорту. Ці дані фіксуються в

системі й надалі використовуються для аналізу вподобань. Менеджер, у свою чергу, розглядає замовлення, перевіряє документи, підтверджує або відхиляє заявки, а також реєструє випадки аварій або порушень. Адміністратор отримує узагальнені висновки щодо замовлень і може переглядати відгуки користувачів.

Таблиця 2.1 - Перелік вихідних масивів даних

Назва повідомлення	Ідентифікатор	Формат подачі та вимоги	Частота формування	Час публікації та допустима затримка	Отримувач інформації
Результат обробки замовлення	Rent Conclusion	Документальний вигляд	За запитом	Перше число місяця	Адміністратор, Менеджер
Перелік активних замовлень	Rent List	Інтерфейсна форма	За потребою	Перше число місяця	Менеджер
Інформація про стан замовлення	Rent Status	Відображення на екрані	Щогодини	За потребою	Менеджер, Користувач
Інцидент із накладеним штрафом	Accident with penalty	Екранне представлення	За запитом	У зручний час	Користувач
Відгук користувача	Comment from User	Інтерактивна форма	За потребою	У довільний момент	Адміністратор

Джерело розроблено автором

Система автоматично генерує сповіщення для всіх учасників процесу, інформуючи їх про зміну статусів, прийняття рішень або виникнення проблемних ситуацій. Усі ці інформаційні потоки дозволяють не лише здійснювати повний цикл обслуговування користувача, а й накопичувати важливі дані, які згодом використовуються в алгоритмах рекомендацій. Вхідні повідомлення забезпечують можливість взаємодії користувача з системою, менеджера з процесами перевірки та реагування, а адміністратора з комунікаційною та технічною частиною. Завдяки цьому архітектура системи є адаптивною до змін поведінки користувачів і здатна ефективно обробляти різноманітні запити. Така структура інформаційних потоків

є критично важливою для стабільної роботи рекомендаційної системи, яка аналізує уподобання користувача та формує персоналізовані пропозиції.

Таблиця 2.2 - Перелік вхідних масивів даних

Назва повідомлення	Ідентифікатор	Формат подачі	Час та частота надходження	Джерело інформації
Дані користувача	Account	Веб-форма на екрані	За запитом	Електронна пошта
Створення заявки на оренду	Rent	Документ і форма в інтерфейсі	За потребою	Користувач
Перевірка заявки	Rent Check	Візуальна форма	Один раз на добу	Менеджер
Типи отриманих сповіщень	Notification	Екранне представлення	За необхідності	Система
Формування інциденту	Accident creation	Документована форма	За запитом	Менеджер
Звернення щодо сайту	Comment about website	Веб-форма	За потребою	Користувач

Джерело розроблено автором

Таким чином, інформаційна модель є основою для побудови персоналізованої системи, що враховує історію взаємодій, типові сценарії використання та індивідуальні характеристики користувачів при виборі транспорту для оренди.

2.2 Структура і характеристика системи та її компонентів.

Система рекомендацій транспорту для оренди являє собою сукупність програмних модулів, алгоритмів аналізу даних та бази знань, призначених для формування персоналізованих порад користувачам щодо вибору транспортного

засобу. Основною метою системи є підвищення зручності процесу оренди транспорту шляхом автоматизованого добору оптимального варіанту відповідно до індивідуальних уподобань, попереднього досвіду користувача та контекстних факторів, таких як місцезнаходження, тип транспортного засобу, вартість, рейтинг.

У рамках дослідницького проєкту в якості джерела даних використовується відкритий тематичний набір даних, розміщений на платформі Kaggle, що був зібраний у липні 2020 року для основних міст США. Dataset створено вручну продакт-менеджером стартапу на основі зібраної інформації з інтернет-ресурсів з метою проведення ринкового аналізу у сфері оренди авто. Його публікація супроводжується авторською статтею з описом основних висновків, отриманих на основі аналізу даних.[14]

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
fuelType	rating	interTripsTakeviewCoun	location.city	location.county	location.lat	location.long	location.stat	owner.id	rate.daily	vehicle.make	vehicle.model	vehicle.type	vehicle.year	
ELECTRIC	5	13	12	Seattle	US	47.449107	-122.30884	WA	12847615	135	Tesla	Model X	suv	2019
ELECTRIC	5	2	1	Tijeras	US	35.11106	-106.27655	NM	15621242	190	Tesla	Model X	suv	2018
HYBRID	4.92	28	24	Albuquerque	US	35.127163	-106.56668	NM	10199256	35	Toyota	Prius	car	2012
GASOLINE	5	21	20	Albuquerque	US	35.149726	-106.71143	NM	9365496	75	Ford	Mustang	car	2018
GASOLINE	5	3	1	Albuquerque	US	35.208659	-106.60101	NM	3553565	47	Chrysler	Sebring	car	2010
GASOLINE	5	13	12	Albuquerque	US	35.068834	-106.57611	NM	7815747	58	Mercedes-Benz	GL-Class	suv	2012
GASOLINE	4.42	13	12	Albuquerque	US	35.045552	-106.63382	NM	3112016	42	GMC	Yukon XL	suv	2005
GASOLINE	4.9	12	10	Albuquerque	US	35.186542	-106.68648	NM	9536762	117	Ford	Expedition	suv	2018
GASOLINE	5	1	1	Albuquerque	US	35.061213	-106.62941	NM	14893743	102	Ford	Focus RS	car	2016
GASOLINE	4.76	22	17	Albuquerque	US	35.115363	-106.55691	NM	11389136	49	Ford	EcoSport	suv	2018
GASOLINE	4.95	23	22	Albuquerque	US	35.148891	-106.71102	NM	9365496	75	Ford	F-150	truck	2012
HYBRID	4.7	11	10	Albuquerque	US	35.121564	-106.59845	NM	10199256	35	Toyota	Prius	car	2012
GASOLINE	5	11	7	Albuquerque	US	35.078547	-106.49737	NM	9346980	88	Volkswagen	Tiguan	suv	2018
HYBRID	4.92	51	38	Albuquerque	US	35.186381	-106.72781	NM	3070318	42	Toyota	avalon Hybri	car	2013
GASOLINE	4.88	61	56	Albuquerque	US	35.161777	-106.53538	NM	3092621	42	Saab	3-Sep	car	2011
GASOLINE	4.5	2	2	Albuquerque	US	35.108365	-106.59859	NM	14428787	65	Ram	V Tradesma	minivan	2014
GASOLINE		0	0	Albuquerque	US	35.115653	-106.57881	NM	1889102	42	Jeep	Cherokee	suv	2018
GASOLINE	5	23	20	Albuquerque	US	35.161964	-106.53544	NM	3092621	116	Porsche	Cayman	car	2007
GASOLINE	4.67	5	3	Albuquerque	US	35.049006	-106.61736	NM	4112693	119	Jeep	Wrangler JK	suv	2018
GASOLINE	5	24	19	Santa Fe	US	35.597391	-106.04087	NM	1603416	80	Ford	Mustang	car	2019
GASOLINE	4.5	4	2	Albuquerque	US	35.190108	-106.74758	NM	8860306	97	Ford	Explorer	suv	2012
GASOLINE	4.92	70	52	Albuquerque	US	35.153704	-106.67937	NM	911080	41	Nissan	Rogue	suv	2016
ELECTRIC	5	3	1	Albuquerque	US	35.213677	-106.72406	NM	1269071	171	Tesla	Model S	car	2015
GASOLINE	4.72	20	18	Santa Fe	US	35.648967	-106.04602	NM	6744409	50	Dodge	Charger	car	2014
GASOLINE	4.85	61	46	Santa Fe	US	35.597415	-106.04225	NM	1603416	49	Volkswagen	Jetta	car	2019
GASOLINE	4.82	18	11	Santa Fe	US	35.648514	-106.04521	NM	6744409	39	Hyundai	Sonata	car	2016
GASOLINE	4.8	63	54	Rio Rancho	US	35.223908	-106.67564	NM	293620	28	Chevrolet	Impala	car	2010
GASOLINE	5	21	19	Albuquerque	US	35.163908	-106.57748	NM	2565503	32	Hyundai	Accent	car	2015
GASOLINE	5	21	20	Albuquerque	US	35.164391	-106.57707	NM	2565503	28	Ford	Focus	car	2010
GASOLINE		0	0	Grovetown	US	33.50852	-82.236315	GA	14680097	125	GMC	Yukon XL	suv	2018
GASOLINE	5	3	3	Evans	US	33.534464	-82.120888	GA	7697716	112	Toyota	Sequoia	suv	2016
GASOLINE	5	21	19	Augusta	US	33.367664	-81.966226	GA	11515981	87	Mercedes-Benz	GLC-Class	suv	2016
	5	9	8	Augusta	US	33.368491	-81.96643	GA	11515981	47	Ford	Fiesta	car	2019
GASOLINE	5	9	8	Augusta	US	33.483601	-82.110307	GA	14931796	42	Dodge	Journey	suv	2019
HYBRID	5	5	3	Evans	US	33.545897	-82.197674	GA	9709583	130	Lexus	ES 300h	car	2015
GASOLINE	5	1	1	Augusta	US	33.513423	-82.027434	GA	15162374	115	Cadillac	ATS	car	2015

Рисунок 2.2 - Зразок набору даних транспорту

Джерело загальнодоступний Dataset з сайту kaggle.com

До основних змінних, що входять до складу набору даних, належать як технічні, так і поведінкові параметри, що мають важливе значення для формування

персоналізованих рекомендацій. Серед них: `fuelType` (тип пального), `rating` (рейтинг транспортного засобу), `renterTripsTaken` (кількість поїздок, здійснених орендарем), `reviewCount` (кількість отриманих відгуків), а також географічна інформація - `location.city`, `location.state`, `location.country`, `location.latitude`, `location.longitude`. Економічні характеристики представлені змінною `rate.daily` (щоденна вартість оренди). Ідентифікаційні та технічні атрибути транспорту включають `vehicle.make` (марка), `vehicle.model` (модель), `vehicle.type` (тип), `vehicle.year` (рік випуску), а також `owner.id` - ідентифікатор власника. Структура набору даних є повною та збалансованою, що робить її придатною для використання в алгоритмах машинного навчання. Вона дозволяє враховувати як об'єктивні характеристики (вартість, технічні параметри, рік випуску), так і суб'єктивні показники, що відображають досвід користувачів (рейтинг, кількість відгуків), забезпечуючи комплексний підхід до формування рекомендацій.

Система зберігає дані в реляційній базі даних MySQL, що забезпечує ефективне виконання запитів та масштабованість при роботі з великими обсягами інформації. На рівні серверної логіки реалізовано API на Flask, який відповідає за обробку запитів, генерацію рекомендацій і передачу даних на клієнтську частину. Для забезпечення взаємодії між доменами використовується модуль `flask_cors`.

Клієнтський інтерфейс системи створено за допомогою React та Next.js, що дозволяє реалізувати адаптивний дизайн, зручний для мобільних та десктопних пристроїв. Основна функціональність користувача полягає у введенні запиту, перегляді рекомендованих варіантів транспорту та можливості здійснення вибору для подальшого бронювання.

Особливу увагу приділено побудові системи рекомендацій, яка може працювати як за принципами колаборативної фільтрації (на основі схожих уподобань інших користувачів), так і з використанням контентного підходу, що враховує характеристики самого об'єкта (транспортного засобу). Додатково можуть бути задіяні гібридні методи, що поєднують обидва підходи для підвищення точності результатів.

Ураховуючи географічний контекст даних, система також може підтримувати функції фільтрації варіантів за місцем перебування користувача, дозволяючи враховувати локальні ринкові особливості, такі як доступність транспорту в конкретному місті або штаті, переваги певних моделей тощо.

Тепер необхідно розібрати загальну архітектуру системи

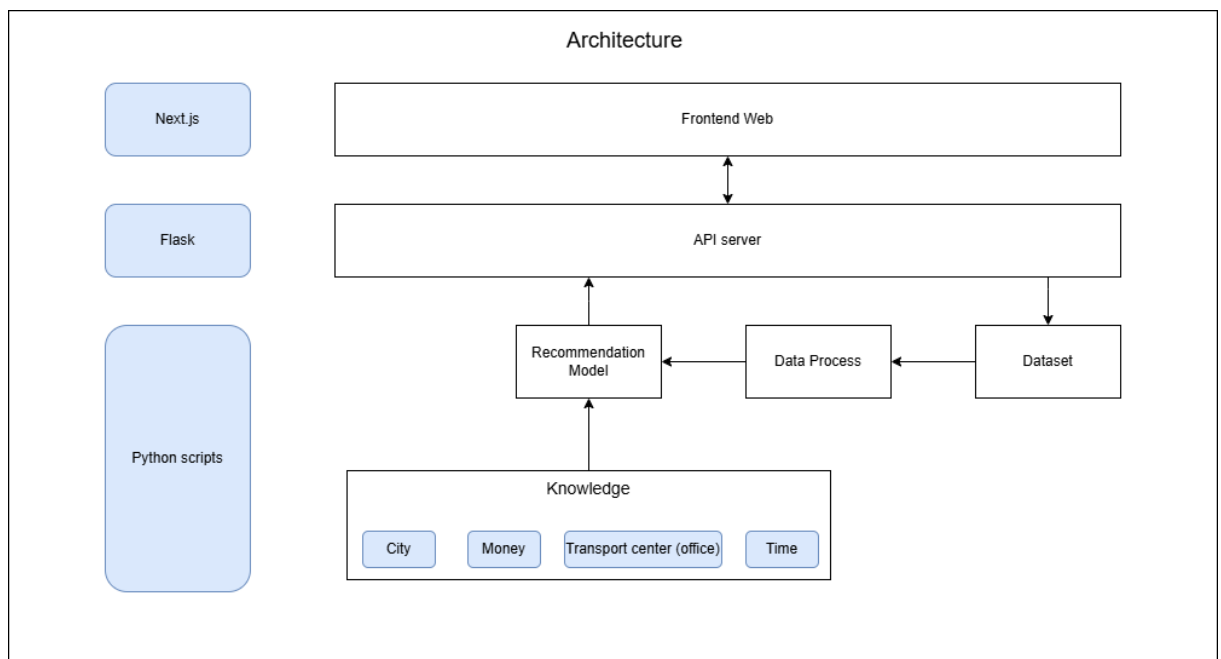


Рисунок 2.3 - Загальна архітектура системи

Джерело розроблено автором

На початковій діаграмі системи відображено основні компоненти, які забезпечують повний цикл обробки запиту користувача від введення параметрів до формування рекомендацій:

Фронтенд (Next.js) приймає первинний запит від користувача: місто, бажаний тип транспорту, ціновий діапазон та інші параметри (наприклад, час оренди). Саме тут відбувається збір ключових слів (keywords), які далі трансформуються у формалізований запит.

Отримані дані фронтенд відправляє на API-сервер (Flask), який виступає посередником і відповідає за маршрутизацію запитів. API-сервер приймає HTTP-запити, валідуючи їх, після чого передає у бекенд-логіку для обробки.

Основна обробка відбувається у скриптах Python, які містять реалізацію модулів Data Process та Recommendation Model. Тут відбувається пошук релевантних записів у базі даних та формування рекомендацій із урахуванням контексту (знань із Knowledge base).

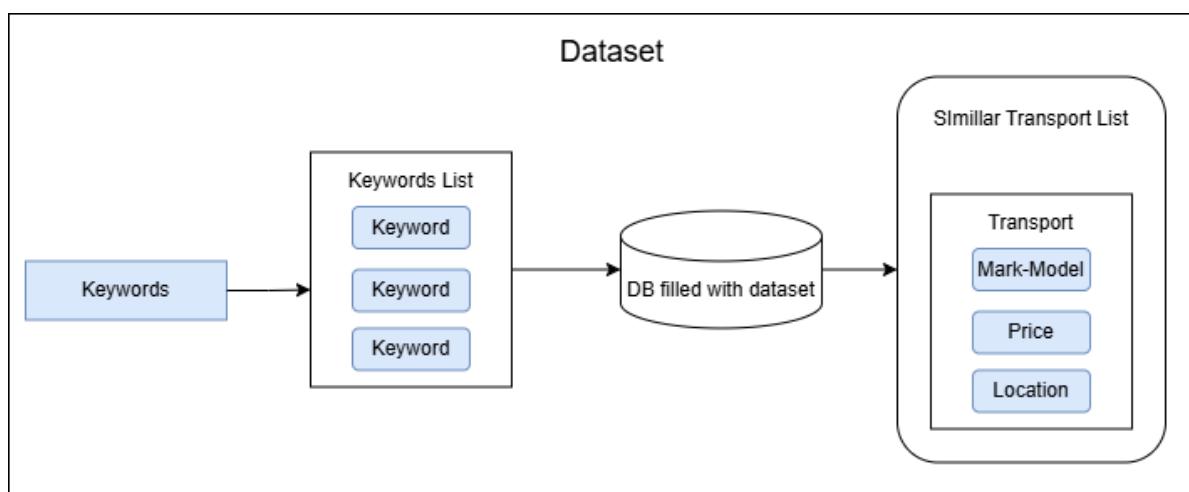


Рисунок 2.4 - Логіка роботи з Keywords і Dataset

Джерело розроблено автором

Наступна діаграма чітко відображає, як з первинних ключових слів формується структурований набір даних для подальшої роботи системи.

Користувач вводить запит, які на фронтенді перетворюються у набір Keywords.

Потім формується Keywords List - список уніфікованих і нормалізованих ключових слів, що виключають неоднозначність. Ця підготовка важлива для коректного пошуку в базі даних.

На основі цього списку відбувається пошук у DB filled with Dataset - базі транспортних засобів із актуальними характеристиками.

В результаті формується Similar Transport List - перелік транспортних засобів, які максимально відповідають заданим критеріям. Це суттєвий крок для відсіву нерелевантних варіантів, що зменшує обсяг даних, які надалі буде оброблено.

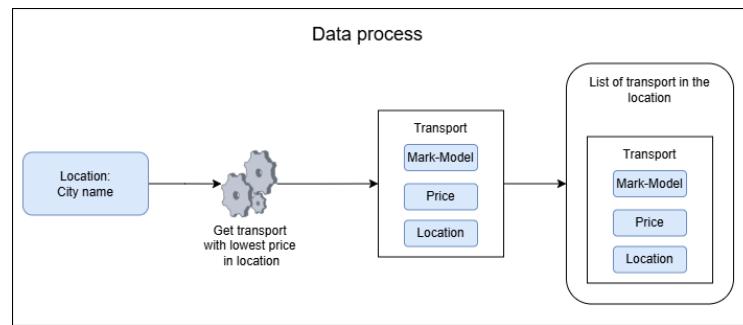


Рисунок 2.5 - Data process

Джерело розроблено автором

Наступна діаграма показує, як система «звужує» пошук, застосовуючи фільтри і алгоритми на основі локації та інших параметрів.

Ключовим вхідним параметром тут є Location (City name) - місто, де користувач хоче орендувати транспорт.

За допомогою алгоритму обробки система з отриманого списку Similar Transport List виділяє транспорт із найнижчою ціною або іншими релевантними критеріями (наприклад, відстань до офісу прокату, тип пального, доступність у потрібні дати).

Результатом є сформований об'єкт Transport із повним описом засобу.

Також формується List of transport in the location - перелік усіх варіантів, доступних у вибраному місті, що є основою для подальшого застосування правил у моделі рекомендацій.

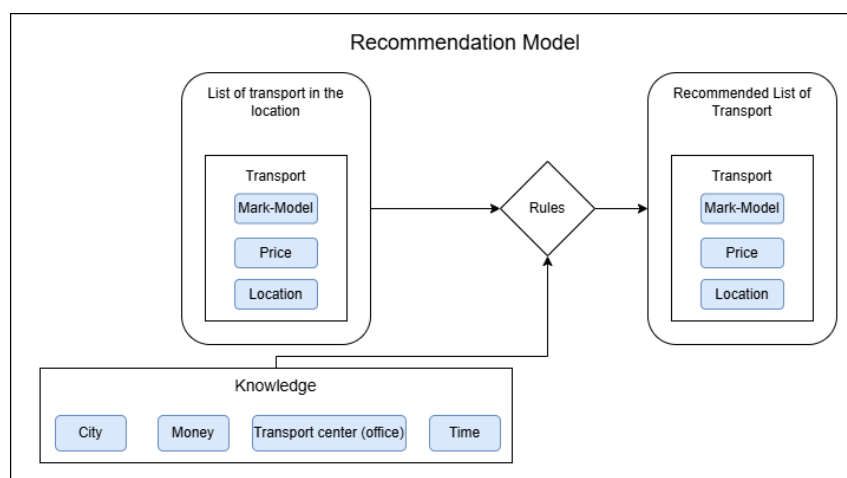


Рисунок 2.6 - Recommendation Model

Джерело розроблено автором

Ця діаграма пов'язує отримані дані з процесом прийняття рішення, забезпечуючи інтелектуальну рекомендацію.

На вхід модулю подається List of transport in the location - сформований на попередньому кроці.

Далі застосовується набір Rules -правил, які можуть включати:

Відповідність бюджету користувача (наприклад, транспорт не повинен перевищувати максимальний ліміт ціни).

Врахування часових рамок оренди, зазначених користувачем.

Пріоритетність певних брендів або типів транспорту (наприклад, економ-клас має більший пріоритет для бюджетних користувачів).

Відстань до офісу прокату та його графік роботи (дані беруться з Knowledge base).

Knowledge base у моделі містить структуровану інформацію про міста, офіси прокату, бюджети, часові обмеження, які активно використовуються для налаштування рекомендацій під конкретний контекст користувача.

На виході формується Recommended List of Transport - список, який найбільше відповідає очікуванням користувача, враховуючи не лише параметри запиту, а й додаткові правила й контекст.

Логічний зв'язок між діаграмами ілюструє наскрізний потік даних від моменту запиту користувача до отримання персоналізованого результату. Усе починається з того, що користувач вводить запит через інтерфейс фронтенду, в результаті чого формуються ключові слова (keywords). Ці ключові слова уніфікуються в структурований список - Keywords List, що використовується для пошуку відповідних записів у базі даних. Результатом цього пошуку є попередній перелік схожих транспортних засобів - Similar Transport List. Далі відбувається додаткова фільтрація і уточнення результатів у модулі обробки даних (Data Process) з урахуванням параметрів локації, ціни та інших характеристик, у результаті чого формується List of Transport in the Location. Цей список надходить до модуля Recommendation Model, де на основі правил і знань, збережених у відповідній базі, генерується кінцевий персоналізований список - Recommended List of Transport.

Сформований результат передається через API-сервер на фронтенд для візуального представлення користувачеві.

2.3 Методи, моделі і моделювання процесів і елементів складних систем

2.3.1 Методи дослідження й синтезу компонент систем штучного інтелекту

Рекомендаційні системи, які пропонують транспортні засоби для оренди, є складними інформаційними системами, що вимагають високої адаптивності та точності у врахуванні індивідуальних уподобань користувачів. Вони повинні аналізувати різноманітні параметри, зокрема історію попередніх виборів, час та тривалість оренди, географічні особливості, а також поточний контекст користувача. Виклики таких систем полягають у необхідності обробки великих обсягів різнорідних даних і забезпеченні персоналізованих рекомендацій у режимі реального часу.

Наукові дослідження в галузі рекомендаційних систем активно використовують методи штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання для розробки точних моделей прогнозування переваг користувачів. Основним завданням є синтез компонентів, які відповідають за збір, обробку та інтерпретацію даних, а також генерацію рекомендацій, що максимально відповідають індивідуальним потребам.

Одним із базових підходів є колаборативна фільтрація, яка ґрунтується на аналізі схожості між користувачами або товарами (у нашому випадку - транспортними засобами). Цей метод дозволяє рекомендувати транспорт на основі виборів користувачів з подібними уподобаннями. Проте колаборативна фільтрація має обмеження, пов'язані з холодним стартом - недостатньою кількістю історичних даних для нових користувачів або транспортних одиниць. Тому для підвищення якості рекомендацій інтегруються гібридні моделі, що поєднують колаборативну фільтрацію з контентним аналізом, в якому враховуються характеристики транспортних засобів (тип, розмір, потужність, ціна тощо).

У сучасних рекомендаційних системах все частіше застосовують глибокі нейронні мережі (ГНМ), здатні виявляти складні закономірності у великих

багатовимірних даних. Архітектури ГНМ, зокрема рекурентні нейронні мережі (RNN) і довга короткочасна пам'ять (LSTM), добре підходять для моделювання послідовності дій користувачів, наприклад, черговості замовлень або зміни уподобань з часом. LSTM, завдяки своїй здатності зберігати контекст протягом тривалих часових проміжків, допомагає прогнозувати майбутні потреби користувача на основі його історії взаємодії з сервісом.

$$i_t = \sigma(W_{\{xi\}}x_t + W_{\{hi\}}h_{\{t-1\}} + b_i) \quad (2.1)$$

$$f_t = \sigma(W_{\{xf\}}x_t + W_{\{hf\}}h_{\{t-1\}} + b_f) \quad (2.2)$$

$$o_t = \sigma(W_{\{xo\}}x_t + W_{\{ho\}}h_{\{t-1\}} + b_o) \quad (2.3)$$

$$C_t = f_t \odot C_{\{t-1\}} + i_t \odot \tanh(W_{\{xc\}}x_t + W_{\{hc\}}h_{\{t-1\}} + b_c) \quad (2.4)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t) \quad (2.5)$$

де:

x_t - є введенням у час t (наприклад, функції транзакцій);

h_t - це прихований стан у часі t ;

C_t - це стан клітини в момент часі t ;

σ - сигмоїдна функція;

W - представляє вагові матриці;

b - представляє вектори зміщення;

x_t - є введенням у час t (наприклад, функції транзакцій);

h_t - це прихований стан у часі t ;

C_t - це стан клітини в момент часі t ;

σ - сигмоїдна функція;

W - представляє вагові матриці;

b - представляє вектори зміщення;

$\odot$ - позначає поелементне множення. LSTM можуть вивчати такі шаблони, t (наприклад, параметри орендованого транспорту),

Гібридні моделі, які поєднують кілька підходів, є особливо перспективними для рекомендацій у сфері оренди транспорту. Зокрема, ансамблеві методи об'єднують різні алгоритми (наприклад, колаборативну фільтрацію, контентний аналіз, нейронні мережі), що дозволяє підвищити точність рекомендацій та забезпечити їх стійкість до шуму і неповноти даних. Ансамблеві підходи мінімізують ризик перенавчання і покращують узагальнення, що критично для роботи систем з великою кількістю користувачів та динамічною зміною доступних транспортних засобів.

Значну увагу приділяють також методам обробки природної мови (NLP) та аналізу відгуків користувачів, які дають змогу врахувати якісні фактори вибору транспорту, такі як комфорт, чистота чи надійність. У цьому контексті застосовують тематичне моделювання та кластеризацію текстових даних для виявлення ключових атрибутів, що впливають на переваги клієнтів.

Загалом, методи дослідження й синтезу компонент систем штучного інтелекту в рекомендаційних системах для вибору транспорту на основі аналізу користувацьких уподобань базуються на інтеграції статистичних, машинних та глибоких навчальних моделей, що працюють із різнорідними даними та враховують динаміку вподобань користувачів.

2.3.2 Моделі та методи оптимізації в системах штучного інтелекту

Розроблення рекомендаційних систем, зокрема для вибору транспорту для оренди, вимагає застосування складних моделей та ефективних методів оптимізації, які забезпечують персоналізовані та точні рекомендації на основі аналізу уподобань користувачів. Основною метою є максимізація відповідності запропонованих варіантів транспортних засобів очікуванням і потребам користувача, враховуючи як індивідуальні характеристики, так і зовнішні обмеження (наприклад, бюджет, доступність, час оренди).

У рекомендаційних системах найчастіше використовуються два підходи: колаборативна фільтрація та контентна фільтрація. Колаборативна фільтрація базується на аналізі взаємодії користувачів із системою (наприклад, оцінках чи

виборах транспортних засобів), тоді як контентна фільтрація використовує атрибути самих об'єктів (тип транспорту, характеристики, ціна, тощо). Гібридні моделі поєднують обидва ці підходи, підвищуючи якість рекомендацій.

Для підвищення ефективності таких систем застосовують різні методи оптимізації параметрів моделей. Одним із поширених методів є стохастичний градієнтний спуск (SGD), який дозволяє ефективно налаштовувати вагові коефіцієнти моделей на великих обсягах даних. Формально, для мінімізації функції втрат $L(\theta)$ параметр θ оновлюється за формулою:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \nabla L(\theta_t) \quad (2.6)$$

де:

η - крок навчання (learning rate),

$L(\theta_t)$ - градієнт функції втрат у точці θ_t

Для рекомендаційних систем також характерне застосування матричної факторизації - методу, який дозволяє відновити латентні фактори, що описують вподобання користувачів та характеристики транспортних засобів. Матрична факторизація розкладає матрицю взаємодій R на дві матриці меншої розмірності:

$$R \approx UV^T \quad (2.7)$$

де:

$R \in R^{m \times n}$ - матриця оцінок або виборів користувачів (кількість користувачів m та кількість транспортних засобів n),

$U \in R^{m \times k}$ - матриця латентних факторів користувачів,

$V \in R^{n \times k}$ - матриця латентних факторів транспортних засобів,

k - число латентних факторів (звичайно значно менше за m і n).

Оптимізація цих матриць відбувається шляхом мінімізації функції втрат, наприклад, за формулою квадратичної помилки:[15]

$$L = \sum_{(i,j) \in K} (R_{ij} - U_i V_j^T)^2 + (\|U_i\|^2 + \|V_j\|^2) \quad (2.8)$$

де:

K - множина відомих оцінок,

λ - коефіцієнт регуляризації, що запобігає перенавчанню.

Іншим важливим напрямом є використання алгоритмів оптимізації на основі евристичних та метаевристичних підходів, таких як генетичні алгоритми, алгоритми часткового рою (Particle Swarm Optimization), або методи диференційної еволюції. Вони дозволяють шукати оптимальні параметри та конфігурації моделей у складних просторах рішень, особливо коли функція втрат є нерівномірною або має багато локальних мінімумів.

Особливу увагу приділяють також багатокритеріальній оптимізації, оскільки в рекомендаційній системі важливо збалансувати кілька параметрів: точність рекомендацій, різноманітність запропонованих транспортних засобів, їх доступність та вартість. Для цього застосовують методи оптимізації з кількома цілями, наприклад, алгоритми Парето-оптимізації.

В останні роки дедалі більшого поширення набувають нейронні мережі з механізмами уваги (attention mechanisms), які дозволяють виділяти релевантні аспекти вподобань користувача у контексті поточних умов. Такі моделі оптимізуються за допомогою алгоритмів адаптивного градієнтного спуску (наприклад, Adam), що забезпечують швидку та стабільну збіжність.

Впровадження ефективних моделей і методів оптимізації у систему рекомендацій транспорту дає змогу не лише підвищити якість персоналізованих пропозицій, але й адаптуватися до змін уподобань користувачів у режимі реального часу, що є критично важливим для конкурентоспроможності сервісу.

2.3.3 Методи та моделі управління в системах штучного інтелекту

Управління в системах штучного інтелекту (ШІ) є ключовим аспектом, що забезпечує адаптивність, ефективність та здатність системи приймати оптимальні рішення в складних, динамічних умовах. Методи та моделі управління дозволяють організувати процес прийняття рішень, координації дій, а також адаптації системи до зовнішніх змін і нових вимог.

Одним із класичних методів управління є експертні системи, що базуються на наборі правил (if-then). Вони застосовуються для прийняття рішень на основі заданих логічних умов, що відображають знання експертів. Такий підхід простий для розуміння та реалізації, однак має обмеження у гнучкості та масштабованості.

Моделі керування на основі оптимізації формалізують процес управління як задачу оптимізації, де необхідно знайти керуючі впливи, що максимізують або мінімізують цільову функцію. Прикладом є методи оптимального керування, такі як лінійне квадратичне регулювання (LQR) або методи динамічного програмування.

У складних системах, що складаються з багатьох підсистем, застосовують розподілені методи управління, де кожен агент або підсистема приймає рішення локально, але у взаємодії з іншими. Багатокритеріальні методи допомагають враховувати кілька цілей одночасно, знаходячи компроміси між ними.

Одним із найсучасніших підходів є навчання з підкріпленням, де агент навчається вибирати оптимальні дії, отримуючи винагороду або штраф у результаті своїх дій. Модель цього процесу часто формалізується як Марковський процес прийняття рішень (MDP), де метою є максимізація сумарної винагороди:[16]

$$\max E_{\pi} [\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_t] \quad (2.9)$$

де:

π - стратегія агента

r_t - винагорода в момент часу

γ - коефіцієнт дисконтування ($0 \leq \gamma < 1$)

Цей метод дозволяє адаптуватися до динамічних і непередбачуваних середовищ, що є особливо корисним у роботі з реальними системами.

Ієрархічні моделі управління передбачають розподіл керуючих задач на рівні: стратегічний, тактичний і оперативний. Це забезпечує кращу організацію процесу прийняття рішень та дозволяє ефективно працювати у складних системах з багаторівневими залежностями.

У контексті рекомендаційних систем методи управління використовуються для адаптації рекомендацій у реальному часі з урахуванням змін у вподобаннях користувача, доступності ресурсів чи зовнішніх факторів. Наприклад, навчання з підкріпленням застосовується для підвищення точності рекомендацій через

інтерактивну взаємодію з користувачем, враховуючи його реакції на запропоновані варіанти.

Іншою важливою задачею є баланс між експлуатацією (рекомендації перевірених варіантів) та дослідженням (пропозиція нових чи менш відомих варіантів), що може реалізовуватись через методи управління, такі як алгоритми бандитів (multi-armed bandit).[17]

Методи та моделі управління в системах штучного інтелекту забезпечують динамічну адаптацію та ефективне прийняття рішень у складних умовах. Поєднання класичних підходів з сучасними методами навчання з підкріпленням та ієрархічного управління дозволяє створювати системи, здатні самостійно навчатися, прогнозувати та оптимізувати свою поведінку відповідно до змін середовища та потреб користувачів.[18]

Висновки до розділу 2

У другому розділі було здійснено глибокий аналіз архітектури, структури, принципів роботи та методологічних засад створення системи штучного інтелекту для персоналізованого вибору транспорту в умовах сервісу оренди. Об'єктом дослідження виступає інтелектуальна рекомендаційна система, що орієнтована на задоволення індивідуальних потреб користувачів з урахуванням контекстних та поведінкових факторів. Було доведено, що сучасна система має обробляти як об'єктивні (ціна, технічні характеристики, геолокація), так і суб'єктивні параметри (рейтинг, вподобання, текстові відгуки), з метою забезпечення точних та релевантних рекомендацій.

У межах розділу наведено повну характеристику розроблюваної системи: від структури та складу компонентів до програмної реалізації модулів. Визначено, що система побудована за модульним принципом, використовує MySQL для зберігання даних, Flask для реалізації API, а також React і Next.js для побудови динамічного інтерфейсу. Архітектура підтримує масштабованість, гнучкість у зміні логіки й адаптацію до зростаючих обсягів користувачів і даних.

Особливу увагу приділено процесу обробки даних і логіці побудови рекомендацій: від введення запиту користувачем до формування списку релевантних транспортних засобів. Було проаналізовано повний цикл: обробка ключових слів, пошук у базі даних, формування списку подібного транспорту, фільтрація за геолокацією, застосування правил та знань із бази знань і генерація фінального списку персоналізованих рекомендацій. Такий підхід демонструє логічну узгодженість та ефективну організацію потоку даних.

Важливим елементом дослідження стало обґрунтування використаних методів штучного інтелекту. Колаборативна фільтрація, контентний підхід, гібридні моделі, глибокі нейронні мережі (особливо LSTM), тематичне моделювання, семантичний аналіз текстів, методи обробки природної мови - усі ці технології проаналізовано як у контексті теоретичного підґрунтя, так і практичного застосування. Зокрема, відзначено переваги ансамблевих і гібридних методів, здатних забезпечити адаптацію системи до нових користувачів, транспортних засобів і сценаріїв.

Крім того, у розділі приділено увагу питанням оптимізації. Показано, що для підвищення точності і продуктивності моделі доцільним є використання стохастичного градієнтного спуску, матричної факторизації, евристичних методів (зокрема генетичних алгоритмів) та багатокритеріальної оптимізації. Зазначено, що такі методи дозволяють досягти балансу між точністю рекомендацій, їх різноманіттям, актуальністю та відповідністю поточному контексту.

Також було розглянуто сучасні підходи до управління в системах штучного інтелекту, включно з навчанням з підкріпленням, алгоритмами багаторуких бандитів, динамічним і багаторівневим управлінням. Це дозволяє системі не лише реагувати на запити, а й адаптувати свої рекомендації в процесі взаємодії з користувачем, що є критично важливим у змінному та динамічному середовищі.

У результаті проведеного аналізу можна зробити висновок, що побудова ефективної, адаптивної, масштабованої та персоналізованої системи рекомендацій у сфері оренди транспорту можлива лише за умови комплексного поєднання сучасних технологій ШІ, оптимізаційних алгоритмів та системного управління. Сформовані в цьому розділі підходи й рішення слугують основою для реалізації повнофункціонального прототипу системи в наступних етапах дослідження.

РОЗДІЛ 3. КОНСТРУКТИВНИЙ РОЗДІЛ. РОЗРОБЛЕННЯ ПРОЕКТНИХ РІШЕНЬ

3.1 Проектування бази знань для системи прийняття інтелектуальних рішень та управління

У контексті побудови інтелектуальної рекомендаційної системи для вибору транспорту на основі користувацьких уподобань база даних виконує функцію не лише класичного сховища, а й джерела для аналітичної обробки та побудови моделей рекомендацій. Структура даних була реалізована за допомогою СУБД MySQL.

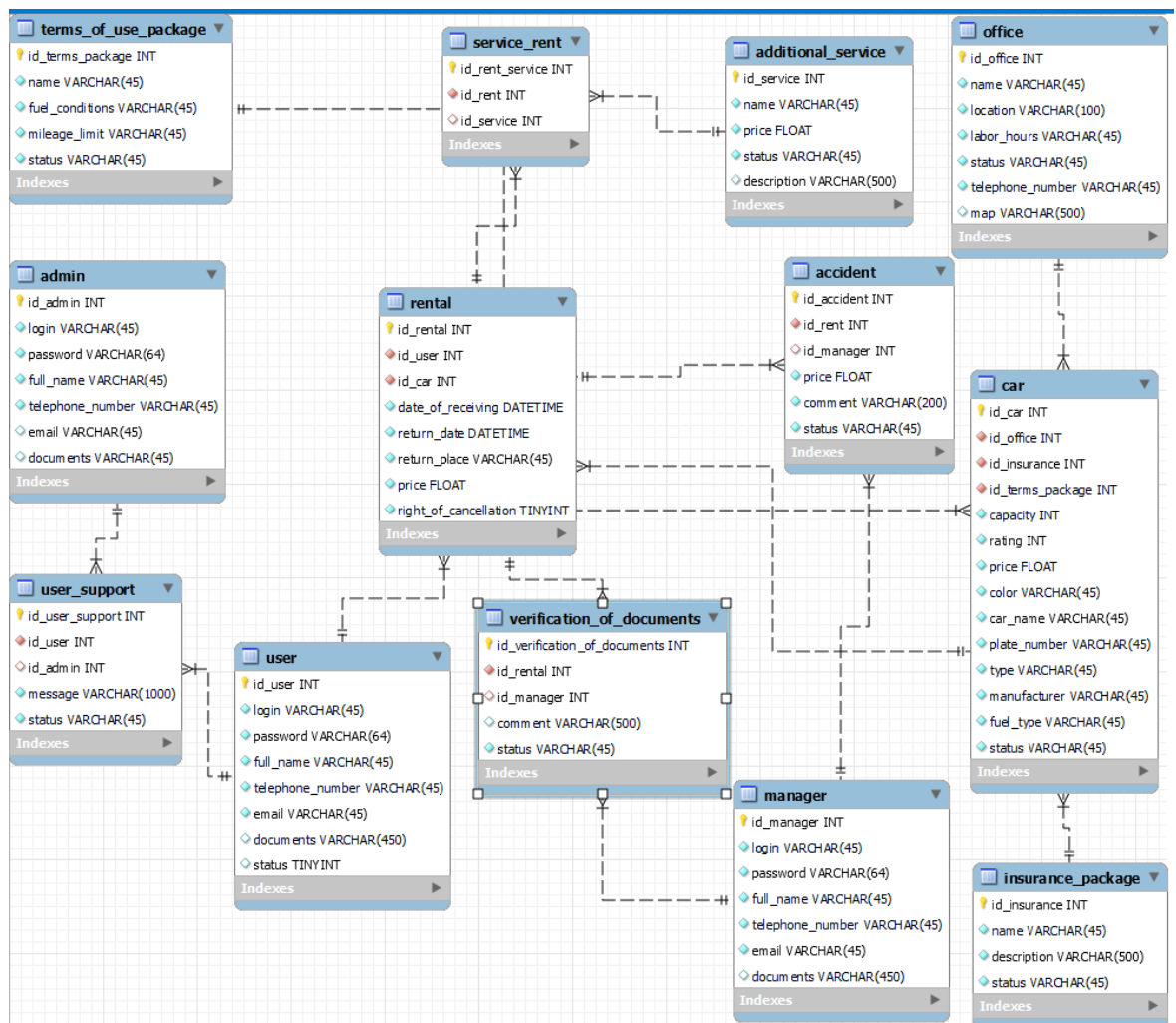


Рисунок 3.1 - База даних в середовищі MySQL

Джерело розроблено автором

База даних включає 13 взаємопов'язаних таблиць, головна з яких - таблиця оренди, навколо якої будується логіка рекомендацій. Вона поєднується з таблицею користувачів, яка містить профілі та історію взаємодій клієнтів із системою. Таке поєднання дозволяє не лише реалізувати стандартні транзакційні функції, а й в майбутньому формувати індивідуальні рекомендації на основі попереднього досвіду, уподобань, частоти вибору типу транспорту, тривалості оренди тощо.

На схемі зображено загальну структуру бази даних у середовищі MySQL, де відображено логічні зв'язки між сутностями: транспортними засобами, офісами, страхуванням, умовами використання та іншими ключовими компонентами системи.

Таблиця офісів враховує географічну розподіленість компанії, дозволяючи системі рекомендувати транспорт, доступний поблизу локації користувача.

Таблиця 3.1 - Складові інформаційного об'єкту office

Найменування масиву	Ідентифікатор масиву	Формат	Обов'язковий	Обмеження на право звертання	Первинний ключ	Умови на допустимі значення	Індексне поле
ID офісу	id_office	int	Так	AUTO_INCREMENT	ПК		
Назва	name	varchar(45)	Так	Немає			
Локація	location	varchar(100)	Так	Немає			
Робочі години	labor_hours	varchar(45)	Так	Немає			
Статус	status	varchar(45)	Так	Немає			
Телефон	telephone_number	varchar(45)	Так	Немає			

Продовження таблиці 3.1

Карта	map	varchar(500)	Ні	Немає		NULL	
-------	-----	--------------	----	-------	--	------	--

Джерело розроблено автором

Таблиця автомобілів включає параметри, що впливають на вподобання орендарів: тип палива, рік випуску, рейтинг, кількість поїздок, вартість оренди

Таблиця 3.2 - Складові інформаційного об'єкту car

Найменування масиву	Ідентифікатор масиву	Формат	Обов'язковий	Обмеження на право звертання	Первинний / зовнішній ключ	Умови на допустимі значення	Індексне поле
ID авто	id_car	int	Так	AUTO_INCREMENT	ПК		
ID офісу	id_office	int	Так		ЗК → office.id_office		Так
ID страхового пакета	id_insurance	int	Так		ЗК → insurance_package id_insurance		Так
ID пакета умов	id_terms_package	int	Так		ЗК → terms_of_use_package.id_terms_package		Так
Місткість	capacity	int	Так				
Рейтинг	rating	int	Так				
Ціна	price	float	Так				
Колір	color	varchar (45)	Так				
Назва авто	car_name	varchar (45)	Так				
Номерний знак	plate_number	varchar (45)	Так				
Тип	type	varchar (45)	Так				

Продовження таблиці 3.2

Виробник	manufacturer	varchar(45)	Так				
Тип пального	fuel_type	varchar(45)	Так				
Статус	status	varchar(45)	Так				

Джерело розроблено автором

Таблиці страхових пакетів та пакетів умов використання додають змінні до логіки прийняття рішення, дозволяючи враховувати ціну, рівень захисту, обмеження пробігу та інші фактори.

Таблиця 3.3 - Складові інформаційного об'єкту insurance_package

Найменування масиву	Ідентифікатор масиву	Формат	Обов'язковий	Обмеження на право звертання	Первинний ключ	Умови на допустимі значення	Індексне поле
ІД пакета страхування	id_insurance	int	Так	AUTO_INCREMENT	ПК		
Назва	name	varchar(45)	Так	Немає			
Опис	description	varchar(500)	Так	Немає			
Статус	status	varchar(45)	Так	Немає			

Джерело розроблено автором

Таблиця 3.4 - Складові інформаційного об'єкту terms_of_use_package

Найменування масиву	Ідентифікатор масиву	Формат	Обов'язковий	Обмеження на право звертання	Первинний ключ	Умови на допустимі значення	Індексне поле
---------------------	----------------------	--------	--------------	------------------------------	----------------	-----------------------------	---------------

Продовження таблиці 3.4

ID пакета умов	id_terms_package	int	Так	AUTO_INCREMENT	ПК		
Назва	name	varchar(45)	Так	Немає			
Умови пального	fuel_conditions	varchar(45)	Так	Немає			
Обмеження пробігу	mileage_limit	varchar(45)	Так	Немає			
Статус	status	varchar(45)	Так	Немає			

Джерело розроблено автором

Таблиця підтримки користувачів надає можливість враховувати досвід взаємодії з сервісом у вигляді звернень.

Таблиця 3.5 - Складові інформаційного об'єкту user_support

Найменування масиву	Ідентифікатор масиву	Формат	Обов'язковий	Обмеження на право звертання	Первинний / зовнішній ключ	Умови на допустимі значення	Індексне поле
ID звернення	id_user_support	int	Так	AUTO_INCREMENT	ПК		
ID користувача	id_user	int	Так		ЗК → user.id_user		Так
ID адміністратора	id_admin	int	Ні		ЗК → admin.id_admin (NULL)	NULL	Так
Повідомлення	message	varchar(1000)	Так				
Статус	status	varchar(45)	Так				

Джерело розроблено автором

Таблиці адміністраторів, менеджерів і верифікації документів реалізують функціональну частину управління доступом, перевірки замовлень та гарантування безпеки.

Таблиця 3.6 - Складові інформаційного об'єкту admin

Найменування масиву	Ідентифікатор масиву	Формат	Обов'язковий	Обмеження на право звертання	Первинний ключ	Умови на допустимі значення	Індексне поле
ID адміністратора	id_admin	int	Так		ПК		
Логін	login	varchar(45)	Так	Унікальний			Так
Пароль	password	varchar(64)	Так				
ПІБ	full_name	varchar(45)	Так				
Телефон	telephone_number	varchar(45)	Так				
Email	email	varchar(45)	Ні			NULL	
Документи	documents	varchar(45)	Ні			NULL	

Джерело розроблено автором

Таблиця 3.7 - Складові інформаційного об'єкту manager

Найменування масиву	Ідентифікатор масиву	Формат	Обов'язковий	Обмеження на право звертання	Первинний (вторинний) ключ	Умови на допустимі значення	Індексне поле
ID менеджера	id_manager	int	Так	Немає	ПК		ПНД

Продовження таблиці 3.7

Логін	login	varchar(45)	Так	Унікальне			Так
Пароль	password	varchar(64)	Так	Немає			
Повне ім'я	full_name	varchar(45)	Так	Немає			
Номер телефону	telephone_number	varchar(45)	Так	Немає			
Електронна пошта	email	varchar(45)	Так	Немає			
Документи	documents	varchar(450)	Ні	Немає		NULL	

Джерело розроблено автором

Таблиця 3.8 - Складові інформаційного об'єкту verification_of_documents

Найменування масиву	Ідентифікатор масиву	Формат	Обов'язковий	Обмеження на право звертання	Первинний / зовнішній ключ	Умови на допустимі значення	Індексне поле
ID перевірки документів	id_verification_of_documents	int	Так	AUTO_INCREMENT	ПК		
ID оренди	id_rental	int	Так		ЗК → rental.id_rental		Так
ID менеджера	id_manager	int	Ні		ЗК → manager.id_manager (NULL)	NULL	Так
Коментар	comment	varchar(500)	Ні			NULL	
Статус	status	varchar(45)	Так				

Джерело розроблено автором

Таблиця додаткових сервісів дозволяє системі аналізувати, які бонуси користуються попитом (наприклад, дитяче крісло, додатковий водій), формуючи пакети послуг за вподобаннями.

Таблиця 3.9 - Складові інформаційного об'єкту additional_service

Найменування масиву	Ідентифікатор масиву	Формат	Обов'язковий	Обмеження на право звертання	Первинний ключ	Умови на допустимі значення	Індексне поле
ID послуги	id_service	int	Так	AUTO_INCREMENT	ПК		
Назва	name	varchar(45)	Так				
Ціна	price	float	Так				
Статус	status	varchar(45)	Так				
Опис	description	varchar(500)	Ні			NULL	

Джерело розроблено автором

Окрему увагу приділено таблиці інцидентів - вона містить інформацію про порушення умов оренди (запізнення, пошкодження тощо), що також може впливати на персоналізовану логіку: наприклад, попереджати про ризики або обмежувати вибір транспорту для користувачів з негативною історією.

Таблиця 3.10 - Складові інформаційного об'єкту accident

Найменування масиву	Ідентифікатор масиву	Формат	Обов'язковий	Обмеження на право звертання	Первинний / зовнішній ключ	Умови на допустимі значення	Індексне поле

Продовження таблиці 3.10

ID інциденту	id_accident	int	Так	AUTO_INCREMENT	ПК		
ID оренди	id_rent	int	Так		ЗК → rental.id_rental		Так
ID менеджера	id_manager	int	Ні		ЗК → manager.id_manager (NULL)	NULL	Так
Сума збитків	price	float	Так				
Коментар	comment	varchar(200)	Так				
Статус	status	varchar(45)	Так				

Джерело розроблено автором

Таблиця користувачів призначена для зберігання інформації про клієнтів системи прокату автомобілів. Вона містить основні персональні дані користувача, такі як ПІБ, контактні дані, логін, пароль та документи. Ця таблиця відіграє ключову роль в ідентифікації та автентифікації користувачів, а також слугує базою для подальших операцій, пов'язаних з орендою, підтримкою клієнтів та перевіркою документів.

Таблиця 3.11 - Складові інформаційного об'єкту user

Найменування масиву	Ідентифікатор масиву	Формат	Обов'язковий	Обмеження на право звертання	Первинний ключ	Умови на допустимі значення	Індексне поле
ID користувача	id_user	int	Так	AUTO_INCREMENT	ПК		
Логін	login	varchar(45)	Так	Унікальне			Так

Продовження таблиці 3.11

Пароль	password	varchar(64)	Так				
ПІБ	full_name	varchar(45)	Так				
Телефон	telephone_number	varchar(45)	Так				
Електронна пошта	email	varchar(45)	Так				
Документи	documents	varchar(450)	Ні			NULL	
Статус	status	tinyint	Ні			NULL	

Джерело розроблено автором

Таблиця оренди фіксує всі факти оренди автомобілів користувачами. Вона містить поля для зв'язку з користувачем і автомобілем, а також дані про дати оренди, ціну, місце повернення та право на скасування. Ця таблиця є основною для ведення історії оренд, розрахунків та обробки бізнес-логіки, пов'язаної з використанням транспортних засобів. Дані з цієї таблиці також використовуються для генерації звітів щодо завантаженості автопарку та фінансової ефективності. Крім того, на її основі здійснюється перевірка документів, реєстрація нещасних випадків та додавання супутніх послуг.

Таблиця 3.12 - Складові інформаційного об'єкту rental

Найменування масиву	Ідентифікатор масиву	Формат	Обов'язковий	Обмеження на право звертання	Первинний / зовнішній ключ	Умови на допустимі значення	Індексне поле
ID оренди	id_rental	int	Так	AUTO_INCREMENT	ПК		
ID користувача	id_user	int	Так		ЗК → user.id_user		Так

Продовження таблиці 3.12

ID авто	id_car	int	Так		ЗК → car.id_car		Так
Дата отримання авто	date_of_receiving	datetime	Так				
Дата повернення	return_date	datetime	Так				
Місце повернення	return_place	varchar(45)	Так				
Ціна	price	float	Так				
Право на скасування	right_of_cancellation	tinyint	Так			0/1	

Джерело розроблено автором

Таблиця додаткових сервісів для оренди використовується для зберігання зв'язків між конкретною орендою та додатковими послугами, які обрав користувач. Вона дозволяє реалізувати механізм "багато до багатьох" між орендами та послугами, забезпечуючи гнучке конфігурування замовлення. Завдяки цій таблиці система може точно враховувати вартість кожної оренди з урахуванням додаткових опцій і зберігати повну історію вибору послуг кожним клієнтом..

Таблиця 3.13 - Складові інформаційного об'єкту service_rent

Найменування масиву	Ідентифікатор масиву	Формат	Обов'язковий	Обмеження на право звертання	Первинний / зовнішній ключ	Умови на допустимі значення	Індексне поле
ID запису послуги	id_rent_service	int	Так	AUTO_INCREMENT	ПК		
ID оренди	id_rent	int	Так		ЗК → rental.id_rental		Так

Джерело розроблено автором

Продовження таблиці 3.13

ID додаткової послуги	id_service	int	Hi		3K → additional_service.id_service	NULL	Так
-----------------------------	------------	-----	----	--	---------------------------------------	------	-----

Джерело розроблено автором

Щоб підвищити якість рекомендацій, у якості джерела даних для аналізу було використано вже згаданий Dataset, що містить характеристики автомобілів:

Ці дані було імпортовано в таблицю автомобілів, і перед цим було реалізовано відповідний маппінг між полями Dataset та структурою бази даних.

- fuelType було зіставлено з полем типу палива;
- rating, з відповідними числовими характеристиками у таблиці авто;
- location.city маповано до таблиці офісів і пов'язано з геолокаційними даними;
- vehicle.make, vehicle.model, vehicle.year, vehicle.type використано для формування повного опису транспортного засобу;

Такий маппінг забезпечив цілісність і узгодженість даних між зовнішнім джерелом та внутрішньою логікою інформаційної системи, що дозволило ефективно використовувати наявні записи для навчання моделей машинного навчання й формування рекомендацій.

Таким чином, роль бази даних у системі полягає не тільки в збереженні та обслуговуванні запитів користувачів, а й у формуванні високоякісного джерела даних для рекомендаційної логіки. Структурованість, повнота і масштабованість цієї бази знань створюють підґрунтя для реалізації інтелектуального сервісу, здатного адаптуватися до динамічних вподобань користувачів.

Логіка роботи рекомендаційної системи передбачає, що користувач отримує шлях (URL) до веб-застосунку, де відображається персоналізована добірка варіантів транспорту відповідно до його потреб. Залежно від історії взаємодії, геолокації, бюджету, тривалості поїздки та інших факторів, система формує рекомендації, які демонструються у зручному інтерфейсі.

Оскільки в польових умовах повноцінний комерційний Dataset був недоступним, для демонстрації працездатності системи була створена власна база

даних на основі open-source Dataset, а також розроблено власний веб-застосунок, у якому реалізовано взаємодію користувача з інтерфейсом і відображення сформованих рекомендацій. Це дозволило на практиці перевірити логіку обробки запитів, генерацію рекомендацій і функціональність пошуку, а також забезпечити можливість тестування й удосконалення системи в умовах, наближених до реальних.

Таким чином, роль бази даних у системі полягає не тільки в збереженні та обслуговуванні запитів користувачів, а й у формуванні високоякісного джерела даних для рекомендаційної логіки. Структурованість, повнота і масштабованість цієї бази знань створюють підґрунтя для реалізації інтелектуального сервісу, здатного адаптуватися до динамічних вподобань користувачів.

Однією з переваг створеної моделі є можливість для відповідальних осіб (менеджерів, адміністраторів) самостійно наповнювати БД актуальними записами. Це дозволяє формувати власний Dataset, який згодом можна використовуватися для навчання, тестування або оновлення рекомендаційних алгоритмів. Такий підхід важливий у випадках, коли:

- необхідно адаптувати рекомендації до регіональних особливостей парку авто або запитів клієнтів;
- виникає потреба у власноруч створених або локальних Datasets, наприклад у польових умовах, коли відсутні готові повноцінні відкриті набори даних;
- потрібно перевірити роботу рекомендаційної логіки на нових сценаріях без втручання у виробничу систему.

3.2 Розроблення користувацького інтерфейсу. Елементи та структура

У межах створення рекомендаційної системи для вебзастосунку прокату авто особливу увагу було приділено розробленню інтуїтивно зрозумілого, функціонального та адаптивного користувацького інтерфейсу (UI). Його структура забезпечує зручну навігацію, ефективну взаємодію з даними та доступ до рекомендацій, формуючи позитивний досвід користувача (UX).[19]

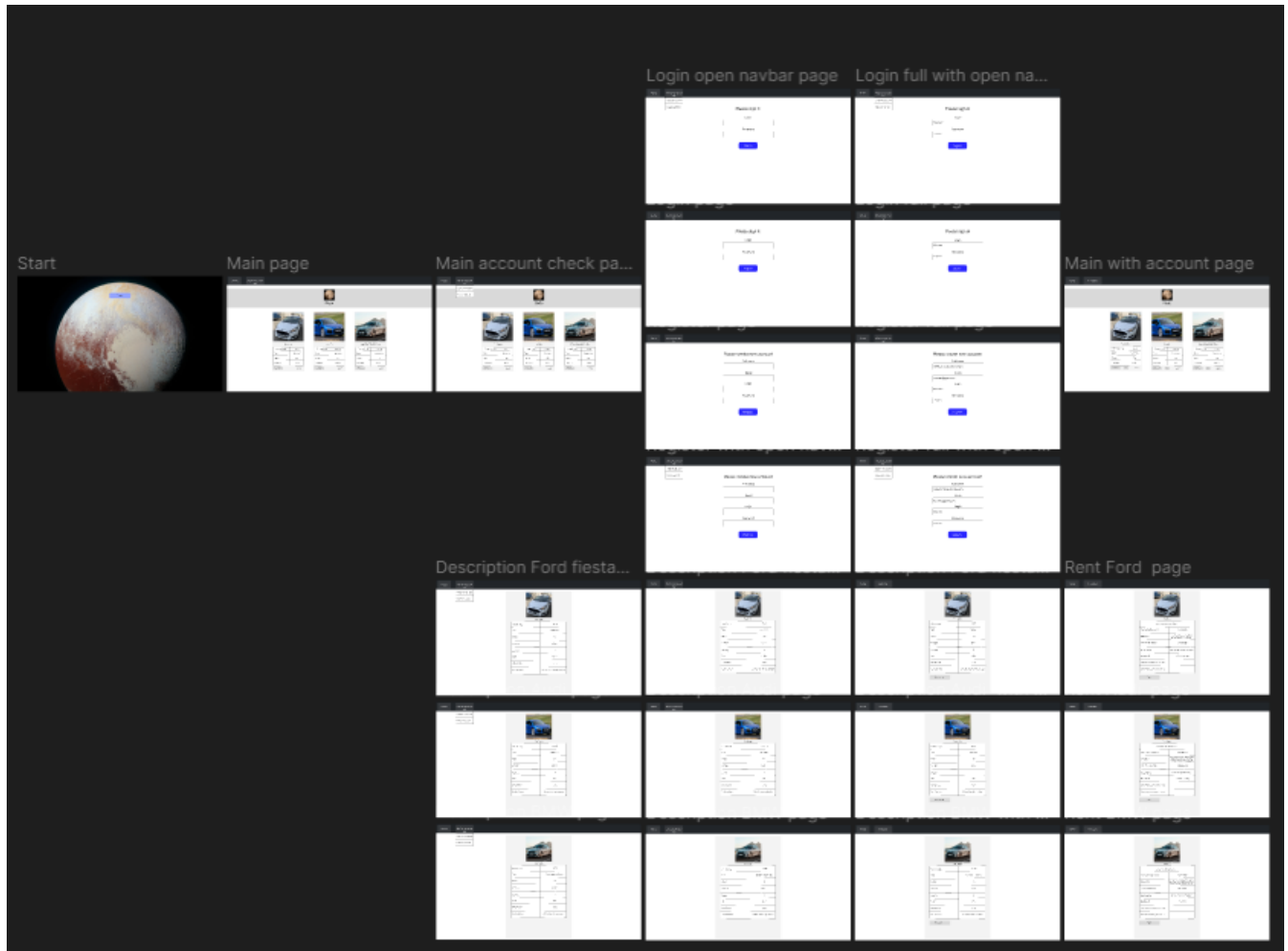


Рисунок 3.2 - Скріншот проектування з протипуванням у Figma

Джерело розроблено автором

Першим етапом розробки інтерфейсу стало створення інтерактивного прототипу у середовищі Figma, який включав:

- Головну сторінку
- Фільтри за типом авто, ціною, місткістю та іншими параметрами.
- Картки окремих автомобілів із можливістю перегляду деталей та рекомендацій.
- Механізм авторизації користувача, який передбачає вхід через логін
- Особистий кабінет з історією замовлень.
- Налаштування профілю та контактних даних.

Figma дозволила не лише візуалізувати майбутній дизайн, а й змодельовати сценарії взаємодії користувача із системою, включно з процесом авторизації та переходом до розширеного функціоналу.

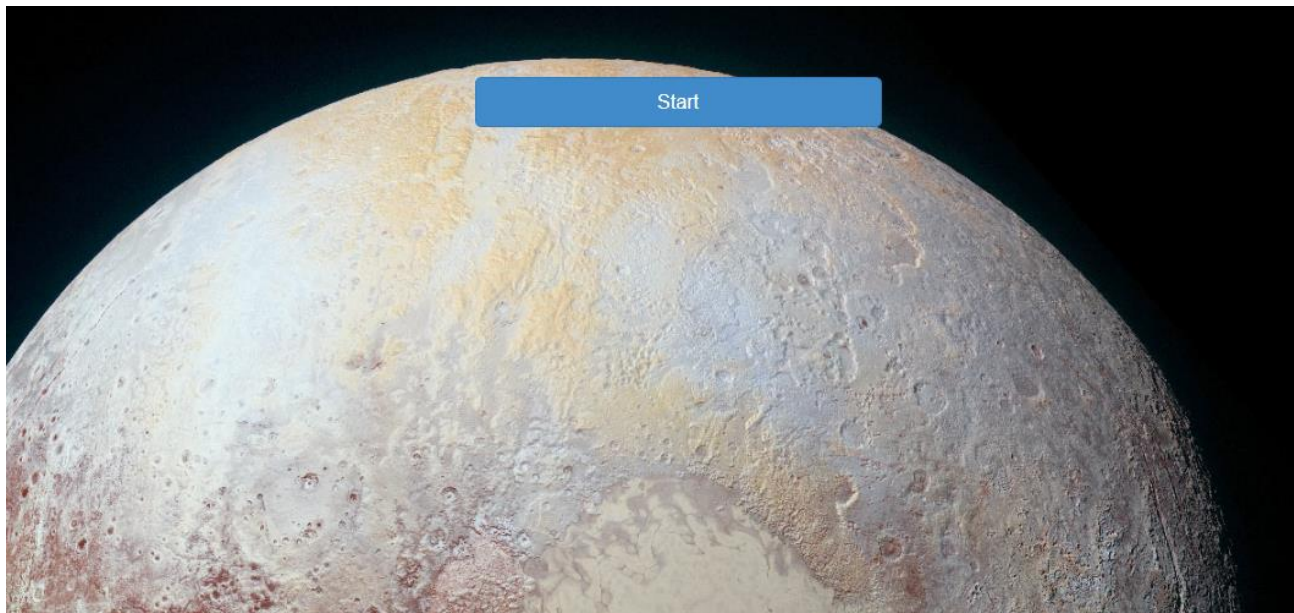


Рисунок 3.3 - Головна сторінка

Джерело розроблено автором

Після погодження прототипу інтерфейс був розроблений із застосуванням фреймворку Bootstrap, який забезпечив адаптивне відображення на різних пристроях - від десктопів до планшетів і смартфонів. Узгоджений дизайн елементів, таких як кнопки, форми, модальні вікна та каруселі, сприяв створенню інтуїтивно зрозумілого та комфортного користувацького досвіду. Використання сіткової системи (Grid System) дало змогу гнучко компоувати сторінки та швидко змінювати оформлення. До ключових елементів інтерфейсу увійшли навігаційна панель із логотипом, посиланнями на основні розділи та формами для входу і реєстрації; головна секція з динамічним показом карток доступних автомобілів; а також футер з контактною інформацією, умовами оренди та посиланнями на соціальні мережі.

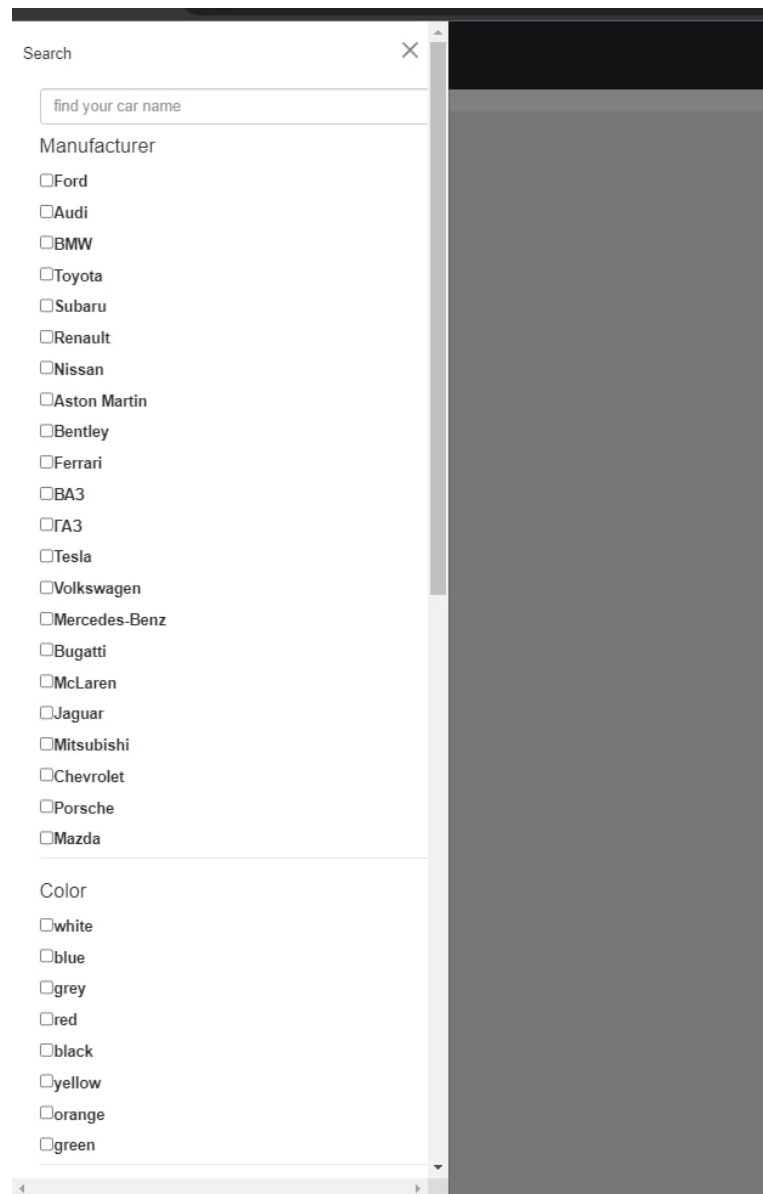


Рисунок 3.4 - Система пошуку

Джерело розроблено автором

Система пошуку та фільтрації є одним із ключових компонентів користувацького інтерфейсу, тісно інтегрованим із рекомендаційною логікою. Вона забезпечує можливість задавати параметри фільтрації, зокрема тип пального, кількість місць, вартість оренди тощо. Для зменшення навантаження на систему реалізовано механізм пагінації. Окрім того, під час формування релевантних рекомендацій система враховує введені користувачем ключові слова (keywords), що дає змогу пропонувати подібні моделі транспортних засобів відповідно до пошукового запиту.

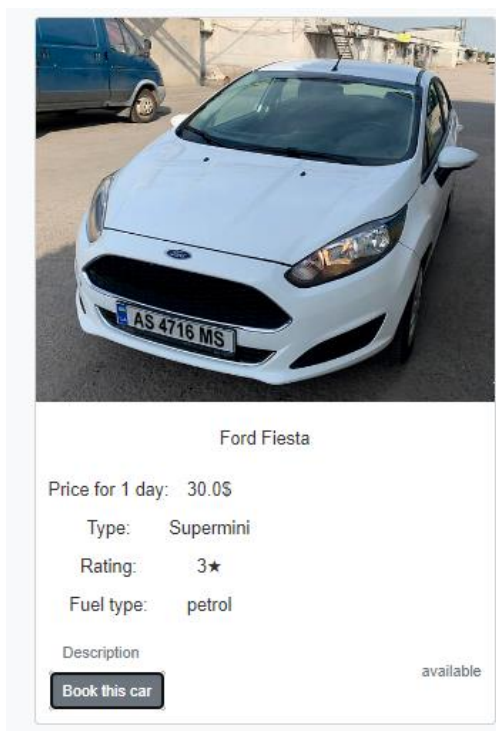


Рисунок 3.5 - Результат пошуку після авторизації

Джерело розроблено автором

Після введення запиту в полі пошуку та вибору параметрів фільтрації, система формує перелік релевантних результатів у вигляді інтерактивних карток авто. Кожна картка містить фотографію транспортного засобу, його основні характеристики, а також вартість оренди за добу.

Як результат, користувач отримує адаптований список варіантів, що найбільше відповідають його критеріям і локації відносно вибраного міста. Наприклад, при запиті «Ford Fiesta» система відобразила моделі, які задовольняють задані параметри. При цьому найбільш релевантні пропозиції відносно логіки рекомендаційної моделі розміщуються на початку списку, що підвищує зручність вибору.

Під час реалізації та тестування функціоналу пошуку і фільтрації було використано демонстраційний набір даних, який містить інформацію про транспортні засоби, закріплені за різними офісами оренди в межах міста. При виборі фільтра за локацією система перевіряє, в якому офісі розміщується кожен транспортний засіб, і на основі координат офісу обчислює відстань до центру міста. Результати пошуку сортуються з урахуванням цієї відстані - пріоритет надається

тим транспортним засобам, що знаходяться ближче до центральної частини, що підвищує зручність для користувача.

Для авторизованих користувачів передбачено розширений функціонал. Вони можуть не лише переглядати загальну інформацію про транспортний засіб, але й перейти до розгорнутої сторінки з описом. На цій сторінці відображаються докладні технічні характеристики, умови оренди, додаткові опції (наприклад, наявність дитячого крісла або навігатора), а також рейтинги і відгуки інших клієнтів. Користувач також має можливість одразу оформити замовлення обраного авто, не залишаючи межі інтерфейсу.

Застосована логіка дозволяє не лише враховувати просторовий фактор доступності транспортного засобу, але й забезпечує плавний перехід до дій, необхідних для прийняття рішення щодо оренди. Це сприяє покращенню користувацького досвіду, скорочує час взаємодії з системою та робить платформу зручною для практичного використання.

Contact Information

Full name

Phone number

Артем Новиков

0506294043

Insurance and Terms of use

- Insurance package name: Low package
- Description: rental cars insurance against damage caused by the driver
- Terms of use package: Low Package
- Fuel Conditions: not a full tank and paid refueling
- Mileage Limit: 100km per day

Rental period

Convenient date for you to pick up

14.12.2022 22:43

Convenient date for you to return:

14.12.2022 22:43

Busy days:

From

To

16.11.2022 23:59

07.12.2022 23:59

Pick up place:

Office

Return place:

Office

Additional service

☐ Additional driver - 31.0\$
 ☐ Baby chair - 3.0\$
 ☐ GPS navigator - 3.0\$
 ☐ Unlimited wi-fi internet - 5.0\$

Documents

Documents are added

Payment and verification of documents

Sent

Рисунок 3.6 - Система оформлення замовлення

Джерело розроблено автором

Система оформлення замовлення реалізована у вигляді послідовного інтерфейсу, що передбачає проходження кількох етапів. Спочатку користувач переглядає коротку інформацію про обране авто, включно з фотографією та основними характеристиками. Далі здійснюється вибір дати оренди за допомогою інтерактивного календаря з перевіркою доступності автомобіля. Наступним кроком є заповнення контактних даних: ім'я, номер телефону, електронна адреса та, за потреби, додаткові побажання. Після цього відображається зведена інформація про замовлення з можливістю підтвердження та погодження з умовами оренди.

Уся форма реалізована з перевіркою обов'язкових полів, валідацією даних та зворотним зв'язком у випадку помилок.



Рисунок 3.7 - Offcanvas для зворотнього зв'язку у випадку помилок

Джерело розроблено автором

3.3 Проєктування забезпечувальних підсистем рекомендаційної системи та її реалізації

3.3.1 Інформаційне забезпечення.

Інформаційне забезпечення рекомендаційної системи включає сукупність структурованих і формалізованих даних, необхідних для реалізації її функціональних можливостей. У рамках розробки системи вибору транспорту для оренди на основі аналізу користувацьких уподобань, інформаційне забезпечення охоплює кілька основних компонентів: вхідні, проміжні та вихідні дані.

Основним джерелом вхідної інформації є дані, що описують характеристики транспортних засобів (тип, марка, модель, ціна оренди, технічні параметри, доступність), а також профілі користувачів із їхніми уподобаннями, історією оренди та оцінками. Для демонстрації можливостей системи в польових умовах, за відсутності реального великого пулу даних, була створена база даних на основі відкритого open-source Dataset автопарку та власного веб-застосунку, що імітує реальні сценарії вибору і замовлення транспорту.

Вхідні дані у систему подаються через розроблений веб-інтерфейс, де користувачі можуть вводити параметри пошуку, фільтрувати автомобілі за різними критеріями та здійснювати авторизацію для доступу до персоналізованих рекомендацій. Для коректної обробки інформації система здійснює валідацію введених даних, забезпечуючи запобігання некоректним або неповним запитам.

Проміжна інформація формується в результаті внутрішньої обробки системою: аналізу користувацьких вподобань, побудови профілів, а також обчислення рекомендацій на основі застосованих алгоритмів. Вона включає зважені оцінки відповідності авто вподобанням користувача, рейтинги та рейтингові коефіцієнти, а також логи взаємодії користувача з системою. Ці дані зберігаються тимчасово у локальних сховищах для оперативної роботи системи та подальшого аналізу.

Вихідна інформація системи - це сформовані рекомендації щодо вибору транспортних засобів, які відображаються користувачу у вигляді впорядкованого списку або карток авто із деталізованою інформацією. Результати рекомендацій

інтегровані у веб-інтерфейс із урахуванням авторизації користувача, що дозволяє демонструвати персоналізований функціонал, збереження вподобань та історії замовлень.

Важливою складовою інформаційного забезпечення є відповідний маппінг між даними Dataset і базою даних, що забезпечує коректну синхронізацію, цілісність та швидкість обробки інформації.

Створена структура бази даних забезпечує можливість відповідальним особам наповнювати її новими даними, формувати власні Dataset з урахуванням специфіки автопарку і бізнес-вимог. Уніфікований тип полів і гнучка архітектура бази дають змогу ефективно працювати з аутсорсинговими компаніями, які можуть надавати додаткові дані або послуги для системи. Використання MySQL як СУБД забезпечує надійність, масштабованість і простоту інтеграції з існуючими веб-технологіями, що є додатковими перевагами з огляду на предметну область і вимоги до продуктивності.

Таким чином, інформаційне забезпечення рекомендаційної системи вибору транспорту є комплексним, охоплює всі етапи обробки даних і дозволяє реалізувати персоналізований та адаптивний підхід до надання рекомендацій у сфері оренди авто.

3.3.2 Програмне забезпечення.

Програмне забезпечення рекомендаційної системи вибору транспорту для оренди включає набір інструментів, фреймворків, мов програмування та алгоритмів, необхідних для збору, обробки, аналізу користувацьких уподобань і формування персоналізованих рекомендацій.

Початковий етап розробки передбачає створення прототипів та тестування алгоритмів рекомендацій у середовищі Jupyter Notebook. Це інтерактивне середовище дозволяє візуалізувати результати аналізу даних, виконувати поетапний аналіз та налагодження моделей на основі CSV-Dataset, що містять інформацію про автомобілі, параметри оренди і поведінку користувачів. Дані

піддаються нормалізації та попередній обробці для підвищення якості рекомендацій.

Після навчання та тестування моделей рекомендацій вони експортуються і інтегруються у серверне середовище, реалізоване за допомогою фреймворку Flask.

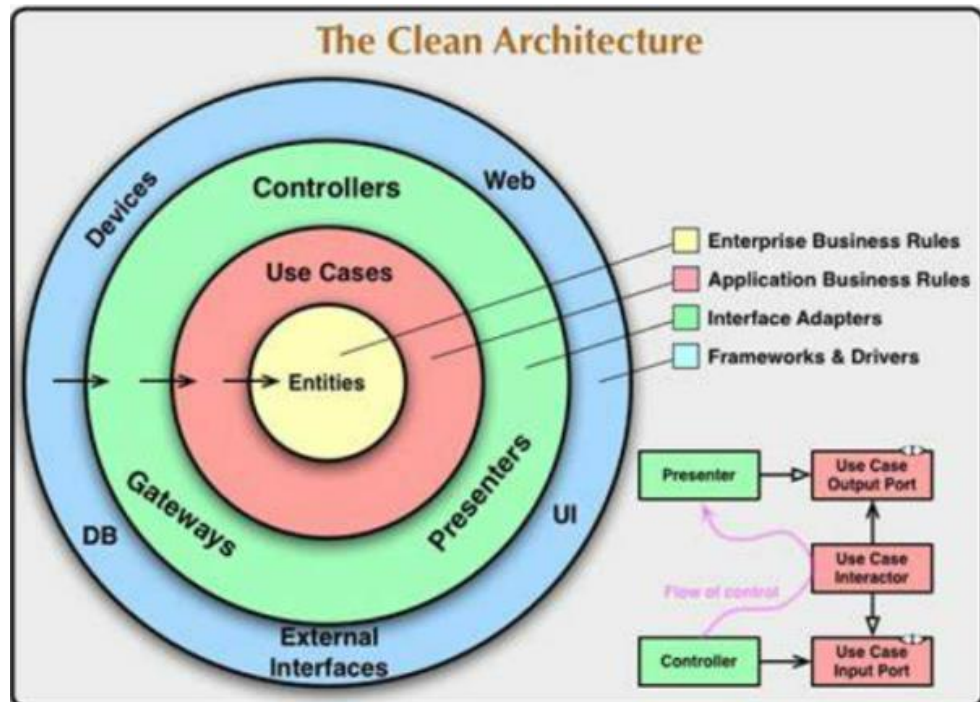


Рисунок 3.8- Реалізація чистої архітектури в Python

Джерело [24]

Flask - це простий та зручний фреймворк на мові Python, який використовується для створення веб-серверів і обробки запитів від користувачів. У системі рекомендацій для оренди транспорту він відповідає за логіку роботи серверної частини: зв'язує інтерфейс користувача з аналітичними модулями, що генерують персоналізовані поради.[24]

Зокрема, Flask дозволяє створювати спеціальні точки доступу (API), через які надходять запити. Наприклад:

- GET-запити використовуються для отримання інформації - про доступні транспортні засоби, історію оренди або вподобання користувача;

- POST-запити надсилають дані від користувача - наприклад, бажаний тип транспорту, бюджет або місце розташування - на основі яких система формує рекомендацію.

Коли надходить запит, Flask запускає відповідну модель машинного навчання, яка аналізує дані (включно з історією оренди та поточними умовами), після чого повертає результат - список найвідповідніших варіантів транспорту. Цей результат надсилається на інтерфейс у зручному форматі JSON.

Крім того, Flask забезпечує зв'язок із базою даних, у якій зберігається інформація про транспорт, користувачів, їхні вподобання та історію оренди. Це дозволяє оновлювати профілі, зберігати результати пошуку й нові дані для подальшого аналізу.

Щоб забезпечити безпечну взаємодію між вебінтерфейсом (наприклад, створеним за допомогою React) і сервером, Flask також використовує модуль Flask-CORS. Він дозволяє frontend-додатку, що розміщений окремо, обмінюватися даними з backend-сервером без проблем із доступом.

У підсумку, Flask - це серце серверної частини рекомендаційної системи: він приймає запити, запускає алгоритми, звертається до бази даних і передає користувачеві результати у зрозумілому вигляді.

Це дозволяє сформувати REST API, що забезпечує взаємодію клієнтської частини - веб-застосунку - із сервером. Розгортання сервісу відбувається локально або на корпоративних обчислювальних ресурсах, що гарантує безпеку і автономність обробки персональних даних користувачів.

Для демонстрації прототипу в публічному доступі або для швидкого тестування було використано також хмарні платформи й інструменти, такі як Streamlit у поєднанні з Ngrok. Streamlit забезпечує швидку побудову інтерактивного веб-інтерфейсу для моделі рекомендацій, де користувач може вводити параметри, отримувати рекомендації та переглядати деталі транспортних засобів. Ngrok створює безпечний тунель між локальним сервером і Інтернетом, що дає змогу демонструвати функціонал системи з будь-якого пристрою без складних налаштувань мережі.

Іншим корисним інструментом є Gitpod - веб-середовище розробки, яке дозволяє запускати код без локальної інсталяції всього стеку, зокрема Jupyter Notebook, Flask-сервер і Streamlit, що підвищує мобільність та зручність командної роботи над проєктом.

Веб-інтерфейс системи реалізовано із застосуванням HTML/CSS та Bootstrap - фреймворку, що забезпечує адаптивний та зручний дизайн. HTML відповідає за структуру сторінок, поля для введення критеріїв пошуку та форми замовлення оренди, а CSS - за візуальне оформлення та інтуїтивно зрозумілий користувацький досвід.[25]

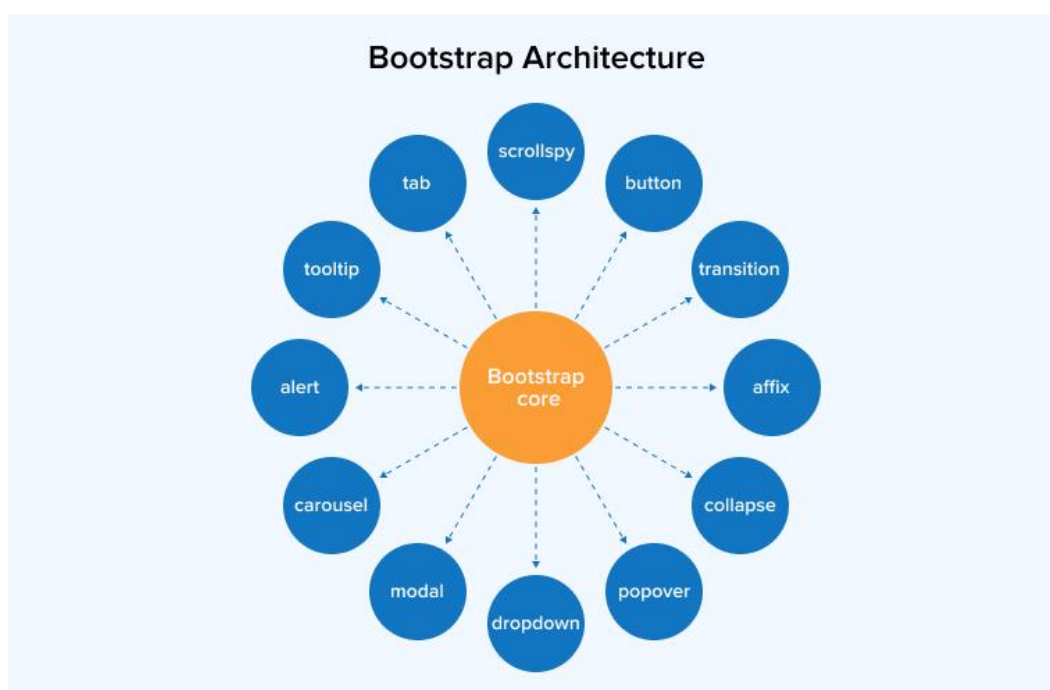


Рисунок 3.9 - Архітектура Bootstrap

Джерело [25]

Головною складовою інтерфейсу є механізм пошуку та відбору транспортних засобів за різними критеріями, такими як тип, марка, ціновий діапазон, наявність та інші параметри. Також в інтерфейсі реалізовано модуль оформлення замовлень, який взаємодіє з системою авторизації користувачів. Після успішного входу користувач отримує доступ до персоналізованих рекомендацій і можливість управляти своїми замовленнями.

Для забезпечення коректності роботи системи реалізовано механізми валідації введених користувачем даних, що запобігають обробці некоректних або неповних запитів і гарантують стабільність функціонування системи.

3.3.3 Технічне забезпечення.

Технічне забезпечення рекомендаційної системи вибору транспорту для оренди включає набір апаратних та мережевих ресурсів, необхідних для ефективного збирання, зберігання, обробки даних та надання користувацьких рекомендацій у режимі реального часу.

Для розгортання серверної частини системи використовується виділений сервер або віртуальна машина з достатнім обсягом оперативної пам'яті (не менше 8 ГБ RAM) та процесором середнього або високого класу (4 і більше ядер), що забезпечує швидку обробку запитів та запуск алгоритмів машинного навчання. Зберігання даних реалізовано на дисках SSD, що значно покращує швидкість доступу до інформації у базі даних.

У проєкті застосовується реляційна база даних MySQL, яка відповідає за збереження інформації про транспортні засоби, користувачів, умови оренди, історію замовлень і параметри рекомендацій. Вибір MySQL обумовлений її надійністю, можливістю масштабування та високою продуктивністю при обробці структурованих даних. Крім того, ця база даних забезпечує зручну інтеграцію з зовнішніми сервісами та аутсорсинговими компаніями через стандартизовані API для отримання додаткових даних або розширення функціоналу.

Для стабільного функціонування веб-сервісу та забезпечення постійного доступу користувачів потрібне надійне інтернет-з'єднання з високою швидкістю передачі даних. Застосування захищених протоколів передачі інформації (HTTPS) забезпечує безпеку конфіденційних даних користувачів під час роботи з веб-інтерфейсом.

Рекомендаційна система передбачає роботу з будь-якими пристроями, що підтримують сучасні веб-браузери (настільні комп'ютери, ноутбуки, планшети,

смартфони). Адаптивний дизайн, реалізований через Bootstrap, гарантує зручність користування на різних розмірах екранів.

Для підтримки безперервної роботи системи використовується резервне копіювання бази даних, регулярне оновлення програмного забезпечення та моніторинг серверних ресурсів. Захист від несанкціонованого доступу забезпечується аутентифікацією користувачів, а також використанням ролей і прав доступу на рівні бази даних і застосунку.

Технічна архітектура системи передбачає можливість інтеграції з зовнішніми API постачальників автотранспорту, платіжних сервісів та служб логістики для розширення функціональності, отримання актуальних даних про доступність авто, цінові акції та оформлення замовлень.

На даній діаграмі можна побачити що наш проект тримається на трьох артефактах:

- Сервер бази даних який був створений на MySQL, але при бажанні може бути змінений на Postgres.
- Web-сервер який передає дані з інтерфейсу БД буде передаватись на користувацький Web-сервер звідки по HTTP або HTTPS і потім дані перейдуть на пристрій на якому проводиться робота.
- На пристрій який проводить роботу на web-застосунку передадуться дані, які користувач може продивитись через монітор а написати нові і передати на Сервер БД через клавіатуру.

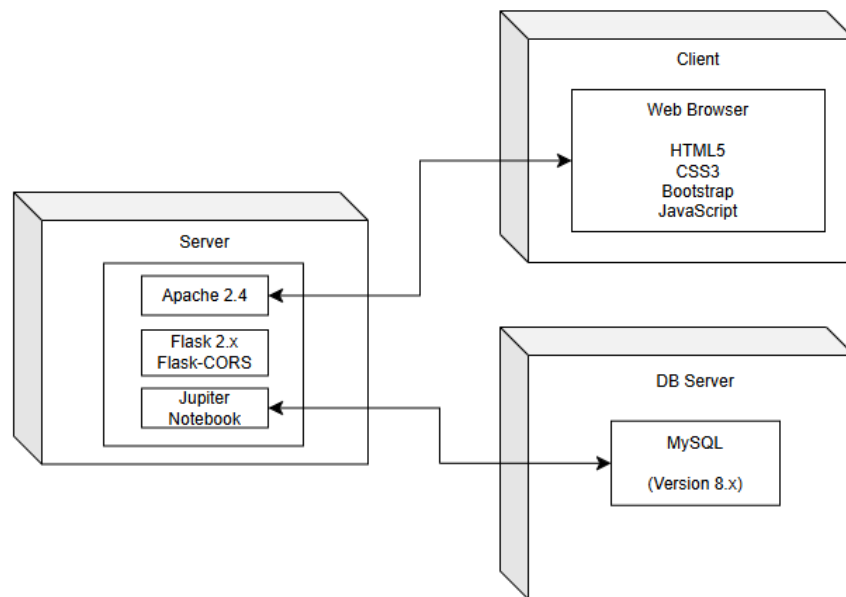


Рисунок 3.10 - Діаграма розгортання

Джерело розроблено автором

3.3.4 Організаційно-економічне забезпечення

Розроблення рекомендаційної системи вибору транспорту для оренди має значний потенціал у сфері сервісів спільного використання транспортних засобів та оренди. Сучасні компанії, що працюють у цій галузі, зацікавлені у впровадженні інтелектуальних рішень, які дозволяють підвищити рівень персоналізації послуг і оптимізувати процес підбору транспорту відповідно до індивідуальних уподобань користувачів.

Утім, через високу конкуренцію на ринку оренди транспорту та необхідність захисту персональних даних користувачів, компанії часто уникають передачі своїх клієнтських баз стороннім розробникам. Тому створення локальних або гібридних рішень, які працюють з анонімізованими даними або реалізуються безпосередньо на ресурсах компанії, є актуальним і безпечним підходом.[20]

Функціональний прототип рекомендаційної системи, що включає компоненти машинного навчання, аналізу поведінкових даних і веб-інтерфейс для інтерактивної взаємодії, може бути успішно використаний як демонстрація потенціалу автоматизованого підбору транспорту. Це особливо важливо для

компаній, які прагнуть підвищити лояльність клієнтів і збільшити частоту повторних замовлень за рахунок пропозиції більш релевантних варіантів оренди.

Розробка такого прототипу є реалістичним завданням для команди з компетенціями у сфері аналізу даних, розробки веб-застосунків та машинного навчання. Він може бути використаний для тестування бізнес-гіпотез, проведення маркетингових експериментів або як частина пілотних проектів у рамках співпраці з операторами прокатного бізнесу.

Практичний досвід роботи з рекомендаційними алгоритмами, аналізом користувацьких уподобань та інтеграцією API сторонніх сервісів формує конкурентну перевагу розробника чи аналітика, який претендує на позиції у сферах розробки продуктів, маркетингу або аналітики у транспортних або сервісних компаніях. Такий досвід дозволяє ефективно адаптувати існуючі технології під потреби конкретного бізнесу і створювати інноваційні рішення, які сприяють зростанню клієнтської бази та доходів.

Висновки до розділу 3

У третьому розділі було здійснено повномасштабну реалізацію проектного рішення щодо створення інтелектуальної рекомендаційної системи вибору транспорту для оренди. Розробка охопила усі ключові складові сучасного інформаційного сервісу: побудову структури бази знань, створення користувацького інтерфейсу, реалізацію інформаційного, програмного, технічного та організаційно-економічного забезпечення.

Значну увагу було приділено проєктуванню реляційної бази даних у середовищі MySQL. Завдяки впровадженню логічно взаємопов'язаних таблиць база забезпечує повноцінне відображення реальних процесів і дозволяє масштабувати систему відповідно до зростання обсягів даних.

Розроблений користувацький інтерфейс орієнтований на зручність і функціональність, містить адаптивний дизайн, систему фільтрації, пошуку та багатокрокове оформлення замовлення. Починаючи з прототипу у Figma,

інтерфейс було реалізовано з використанням Bootstrap та HTML/CSS, що забезпечує ефективну інтеграцію із серверною частиною та надає користувачу доступ до персоналізованих пропозицій у зрозумілому та привабливому вигляді.

Інформаційне забезпечення системи включає структуровані вхідні, проміжні та вихідні дані, що проходять повний цикл обробки - від введення користувачем параметрів пошуку до побудови списку релевантних транспортних засобів.

Програмне забезпечення реалізовано із застосуванням сучасного стеку технологій: Python, Flask, MySQL, HTML/CSS, Bootstrap, Jupyter Notebook та Streamlit. Особливе значення має використання REST API для взаємодії між клієнтською та серверною частинами. Використання хмарних інструментів (Ngrok, Gitpod) забезпечило гнучкість розгортання і тестування функціоналу на будь-якому етапі розробки.

У рамках технічного забезпечення було визначено оптимальні характеристики серверного середовища, описано використання SSD-носіїв, мережевих інтерфейсів, базових вимог до інфраструктури та заходів із безпеки. Зокрема, передбачено використання безпечних протоколів (HTTPS), автентифікацію користувачів, резервне копіювання та підтримку адаптивного інтерфейсу для будь-яких пристроїв.

Організаційно-економічний аналіз підтвердив практичну доцільність реалізації такого проєкту в умовах сучасного ринку оренди транспорту. Прототип системи може виступати демонстраційним прикладом для партнерських компаній, а також як основа для тестування бізнес-гіпотез, маркетингових стратегій або пілотного запуску у реальному середовищі.

Таким чином, у межах третього розділу було не лише теоретично обґрунтовано, а й практично реалізовано усі ключові компоненти рекомендаційної системи. Побудована архітектура, функціональна база знань, розроблений веб-інтерфейс і забезпечене програмне середовище підтверджують готовність системи до подальшого тестування, розширення та інтеграції в реальні бізнес-процеси.

ВИСНОВКИ

У сучасних цифрових сервісах оренди транспорту стрімко зростає потреба у персоналізованих рішеннях, що враховують індивідуальні потреби та уподобання користувачів. Розробка рекомендаційної системи, яка автоматично аналізує поведінкові дані клієнтів, історію замовлень та контекст використання транспортних засобів, дозволяє значно підвищити якість сервісу, зменшити час вибору та збільшити лояльність користувачів.

Аналіз користувацьких уподобань за допомогою методів машинного навчання відкриває можливості для створення динамічних моделей, які адаптуються до змін у перевагах клієнтів та зовнішніх факторах, таких як сезонність, особливості маршруту або бюджет. Це сприяє не лише кращій відповідності пропозицій очікуванням користувача, а й оптимізації ресурсів компанії, що надає послуги оренди.

Веб-інтерфейс, як ключовий компонент системи, забезпечує зручний та інтуїтивно зрозумілий доступ до рекомендацій. Він дозволяє користувачам швидко отримувати релевантні пропозиції, а адміністраторам - гнучко управляти параметрами системи. Завдяки використанню сучасних веб-технологій реалізується можливість масштабування сервісу, інтеграції з мобільними платформами і подальшого розвитку функціоналу.

Особливу увагу було приділено питанням захисту та конфіденційності інформації. Завдяки локальному розгортанню система зберігає персональні дані виключно в межах корпоративної мережі, уникаючи використання зовнішніх хмарних платформ, що мінімізує ризики витоку чи несанкціонованого доступу. Впроваджені механізми контролю доступу, анонімізації інформації та ізоляції обробних процесів забезпечують дотримання вимог нормативних актів і внутрішніх політик організації. У першому розділі було проведено всебічний аналіз ринку оренди транспорту та існуючих рекомендаційних технологій. Виявлено, що більшість сервісів використовують стандартні фільтри і рейтинг, які не враховують повністю індивідуальні поведінкові патерни користувачів, що створює прогалини

у якості персоналізації. Це обґрунтувало необхідність розробки адаптивної системи, здатної працювати з різними типами вхідних даних та сценаріями.

Другий розділ описує архітектуру рекомендаційної системи, включаючи вибір алгоритмів машинного навчання (наприклад, колаборативна фільтрація, факторизація матриць, нейронні мережі) і методів обробки даних. Детально розглянуто питання збору даних про користувачів, їх аналізу та інтерпретації результатів з урахуванням контексту замовлень. Також було проаналізовано виклики, пов'язані з неповними або зашумленими даними, і запропоновано методи їх обробки.

У третьому розділі наведено опис реалізації системи: побудова бази даних, інтеграція веб-інтерфейсу, розробка модулів машинного навчання та механізмів безпеки. Вказано, що локальне розгортання забезпечує більший контроль над життєвим циклом даних і підвищує надійність системи. Завдяки ролям доступу та ізоляції середовища мінімізуються ризики витоку даних та зовнішніх атак.

Практична реалізація прототипу підтвердила ефективність обраних підходів. Вона показала можливість інтеграції рекомендаційної системи у реальний бізнес-процес оренди транспорту, що дає змогу підвищити конверсію та покращити користувацький досвід. Крім того, проект відкриває перспективи для подальших досліджень і вдосконалень, зокрема у напрямі розширення функціональності, впровадження додаткових джерел даних та підвищення адаптивності моделей.

Таким чином, створена рекомендаційна система не тільки підвищує якість підбору транспортних засобів, а й підтримує цифрову трансформацію бізнесу з оренди транспорту. Вона слугує ключовим інструментом для компаній, які прагнуть забезпечити клієнтам персоналізований, оперативний і безпечний сервіс, враховуючи актуальні вимоги ринку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Short-term rental of electric bicycles [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://www.soyinquiето.com/en/rental/rental-of-electric-bicycles/>
2. Location Based Recommendation System for Car Reservation Using Machine Learning [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://ijsrem.com/download/location-based-recommendation-system-for-car-reservation-using-machine-learning/>
3. Improving Collaborative Filtering With Clustering Jackson Wu [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://medium.com/@jwu2/improving-collaborative-filtering-with-clustering-88c63bdae7cc>
4. Implementing an Intelligent Transportation System: A Bottom-Up Approach to Value Creation Volodymyr Zavadko [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://intellias.com/implementing-intelligent-transportation-system/>
5. Improved transport infrastructure performance - Innovative digital tools and solutions to monitor and improve the management and operation of transport infrastructure [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://www.horizon-europe.gouv.fr/improved-transport-infrastructure-performance-innovative-digital-tools-and-solutions-monitor-and>
6. What is personalization? [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://www.mckinsey.com/featured-insights/mckinsey-explainers/what-is-personalization>
7. Orders Near You' and User-Facing Analytics on Real-Time Geospatial Data [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://www.uber.com/en-UA/blog/orders-near-you/>
8. Uber AI [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://www.uber.com/en-US/blog/ai/>
9. The Recommendation System at Lyft [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://eng.lyft.com/the-recommendation-system-at-lyft-67bc9dcc1793>
10. Fleet management. Business management. We'll take care of it. [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://www.efleets.com/>

11. Genetic Algorithms [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://www.geeksforgeeks.org/genetic-algorithms/>
12. What Is Semantic Analysis? Definition, Examples, and Applications in 2022 [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://www.spiceworks.com/tech/artificial-intelligence/articles/what-is-semantic-analysis/>
13. What Modular Architecture Means [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://spryker.com/glossary/modular-architecture/#:~:text=Modular%20architecture%2C%20or%20modularity%2C%20references,component%20can%20perform%20multiple%20tasks.>
14. Cornell Car Rental Dataset [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://www.kaggle.com/datasets/kushleshkumar/cornell-car-rental-dataset?resource=download>
15. What is the equation for mean squared error? [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://www.quora.com/What-is-the-equation-for-mean-squared-error>
16. Markov Process [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://www.sciencedirect.com/topics/earth-and-planetary-sciences/markov-process>
17. Multi-armed bandit [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://www.optimizely.com/optimization-glossary/multi-armed-bandit/>
18. Artificial Intelligence and Machine Learning Driven Adaptive Control Applications [Електронний ресурс] - Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/384515297_Artificial_Intelligence_and_Machine_Learning_Driven_Adaptive_Control_Applications
19. Car Rental UI [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://dribbble.com/tags/car-rental-ui>
20. Connected car data is crucial for overcoming car rental business challenges [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://www.wirelesscar.com/connected-car-data-is-crucial-for-overcoming-car-rental-business-challenges/>
21. Аналіз і розрахунок ймовірності доступності автомобіля для каршерингу. [Електронний ресурс] .- Режим доступу до ресурсу:

https://drive.google.com/file/d/1a5afB_ifY8WPAAtENSpB1IYcwTbt5P0Yp/view?usp=sharing

22. DeepETA: How Uber Predicts Arrival Times Using Deep Learning. [Электронный ресурс] .- Режим доступа до ресурсу: <https://www.uber.com/en-UA/blog/deepeta-how-uber-predicts-arrival-times/>

23. Flask's documentation. [Электронный ресурс] .- Режим доступа до ресурсу: <https://flask.palletsprojects.com/en/stable/>

24. An implementation of Clean Architecture in Python - Part 3: Adding Web API using Flask. [Электронный ресурс] .- Режим доступа до ресурсу: <https://www.linkedin.com/pulse/implementation-clean-architecture-python-part-3-adding-watanabe/>

25. Bootstrap vs Angular: A Comparison Guide. [Электронный ресурс] .- Режим доступа до ресурсу: <https://www.tatvasoft.com/outsourcing/2022/09/bootstrap-vs-angular.html>

ДОДАТКИ

Додаток А Приклади програмного коду

```
1 from flask import Flask, Response, request
2 from flask_cors import CORS, cross_origin
3 import json, sys
4
5 from getWeb import get_good_message
6 from getRecommend import recommend
7
8 app = Flask(__name__)
9 CORS(app, supports_credentials=True)
10
11 @app.route("/getTransport", methods = ["GET"])
12 def getGood():
13     req = request.args.get("link")
14     print("start")
15     return Response(get_good_message(req), status=200, content_type="application/json")
16
17 @app.route("/recommend", methods = ["POST"])
18 def getGoods():
19     req = request.get_json()['keywords']
20
21     return Response(recommend(req), status=200, content_type="application/json")
22
23 app.run(host='0.0.0.0', port=80, debug=True)
```

Рисунок А.1 API для рекомендацій транспорту

Джерело розроблено автором

```

1 import json
2 import urllib.request
3 from urllib import parse
4
5 key = "a1b2c3d4e5f6g7h8i9j0k1l2m3n4o5p6"
6
7 def getLoc(i):
8     url1 = "https://restapi.amap.com/v3/geocode/geo?key=" + key + "&address=" + i + "&city="
9         + i
10    newUrl1 = parse.quote(url1, safe="/:=&?#+!$,; '@()*[]")
11    response1 = urllib.request.urlopen(newUrl1)
12    data1 = response1.read()
13    jsonData1 = json.loads(data1)
14    return [i, jsonData1['geocodes'][0]['location']]
15
16 def getDuration(origin, des):
17     url2 = "https://restapi.amap.com/v3/direction/driving?key=" + key + "&origin=" +
18         origin[1] + "&destination=" + des[1] + "&extensions=all"
19     newUrl2 = parse.quote(url2, safe="/:=&?#+!$,; '@()*[]")
20     response2 = urllib.request.urlopen(newUrl2)
21     data2 = response2.read()
22     jsonData2 = json.loads(data2)
23     duration = int(int(jsonData2['route']['paths'][0]['duration']) / (3600*8) + 1)
24     return [origin[0], des[0], duration]
25
26 with open("cityList.json", encoding="utf-8") as f:
27     cityList = json.load(f)
28
29 with open("centerList.json", encoding="utf-8") as f:
30     centerList = json.load(f)
31
32 durlist = []
33 for m in cityList:
34     for n in centerList:
35         item = getDuration(m, n)
36         print(item)

```

Рисунок А.2 Розрахування дистанції від центру міста

Джерело розроблено автором

```

1  [
2      [
3          "Київ",
4          "30.523400,50.450100"
5      ],
6      [
7          "Харків",
8          "36.252700,49.993500"
9      ],
10     [
11         "Одеса",
12         "30.732600,46.477500"
13     ],
14     [
15         "Дніпро",
16         "35.045600,48.464700"
17     ],
18     [
19         "Львів",
20         "24.031600,49.841900"
21     ],
22     [
23         "Запоріжжя",
24         "35.139600,47.838800"
25     ],
26     [
27         "Кривий Ріг",
28         "33.365900,47.910500"
29     ],
30     [
31         "Миколаїв",
32         "31.967800,46.975000"
33     ],
34     [
35         "Маріуполь",
36         "37.544300,47.095100"
37     ],
38     [
39         "Вінниця",
40         "28.484600,49.233100"
41     ]
42 ]

```

Рисунок А.3 Перелік міст і їх координат

Джерело розроблено автором

```

118     else:
119         nextoff.extend(offspring)
120         self.pop = nextoff
121         best_ind = self.selectBest(self.pop)
122         if best_ind['fitness'] < self.bestindividual['fitness']:
123             self.bestindividual = best_ind
124
125     def recommendTransportSimple(keywords):
126         try:
127             transList = list2info(keywords)
128             up = [len(lst) - 1 for lst in transList]
129             low = [0 for _ in transList]
130             up.append(len(route) - 1)
131             low.append(0)
132
133             parameter = [CXPB, MUTPB, NGEN, popsize, low, up, transList]
134             ga = GA(parameter)
135             ga.GA_main()
136             res = ga.bestindividual['Gene'].data
137
138             chosen_transports = []
139             for i in range(len(transList)):
140                 chosen_transports.append(transList[i][res[i]])
141
142             total_cost = ga.getCost(res)
143
144             result = {
145                 "transports": chosen_transports,
146                 "total_cost": int(total_cost),
147                 "route_center": route[res[-1]][0].split("-")[0]
148             }
149         except Exception as e:
150             result = {"error": "system.error", "details": str(e)}
151
152         return json.dumps(result)

```

Рисунок. А.4 Рекомендації оренди транспорту

Джерело розроблено автором

Додаток В Скріншоти розробленого прототипу у середовищі Figma

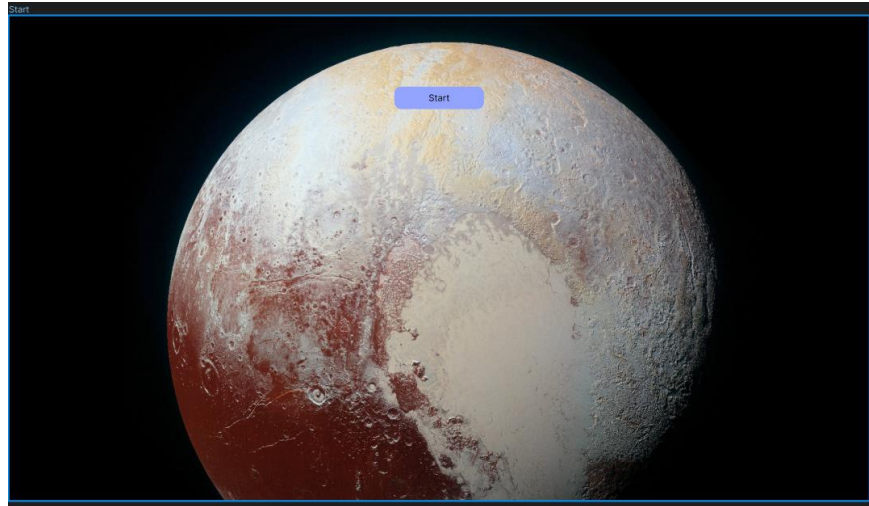


Рисунок D.1 Скріншот стартової сторінки у Figma

Джерело розроблено автором

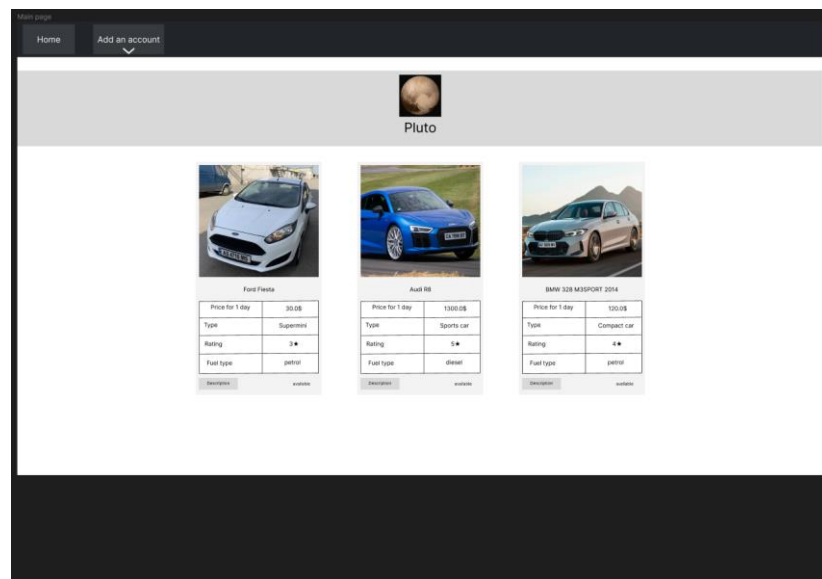


Рисунок D.2 Скріншот головної сторінки у Figma

Джерело розроблено автором

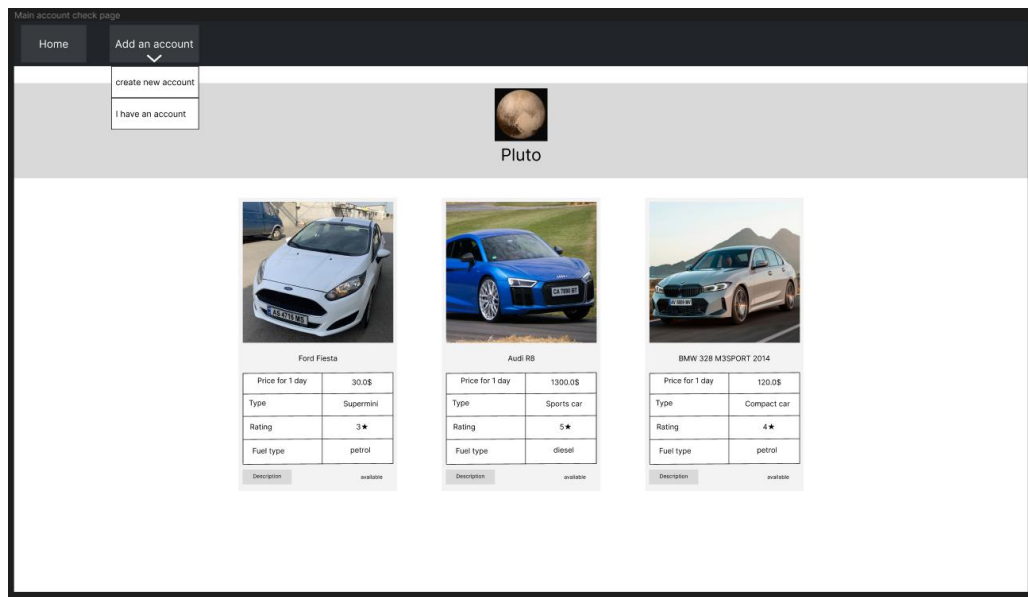


Рисунок D.3 Скріншот головної сторінки з dawnbar у Figma

Джерело розроблено автором

register page

Home Add an account

Please create new account

Full name

Email

Login

Password

Register

Рисунок D.4 Скріншот сторінки реєстрації у Figma

Джерело розроблено автором

Register full page

Home Add an account

Please create new account

Full name

Новиков Артем Васильович

Email

Kuvampa@gmail.com

Login

Rivender

Password

Register

Рисунок D.5 Скріншот заповненої сторінки реєстрації у Figma

Джерело розроблено автором

Login page

Home Add an account

Please sign in

Login

Password

Sign in

Рисунок D.6 Скріншот сторінки авторизації у Figma

Джерело розроблено автором

Login full page

Home Add an account

Please sign in

Login

Rivender

Password

Sign in

Рисунок D.7 Скріншот заповненої сторінки авторизації у Figma

Джерело розроблено автором

Main with account page

Home Rivender

Pluto



Ford Fiesta

Price for 1 day	30.0\$
Type	Supermini
Rating	3★
Fuel type	petrol

Description Rent available



Audi R8

Price for 1 day	1300.0\$
Type	Sports car
Rating	5★
Fuel type	diesel

Description Rent available



BMW 328i MSPORT 2014

Price for 1 day	120.0\$
Type	Compact car
Rating	4★
Fuel type	petrol

Description Rent available

Рисунок D.8 Скріншот головної сторінки після авторизації у Figma

Джерело розроблено автором

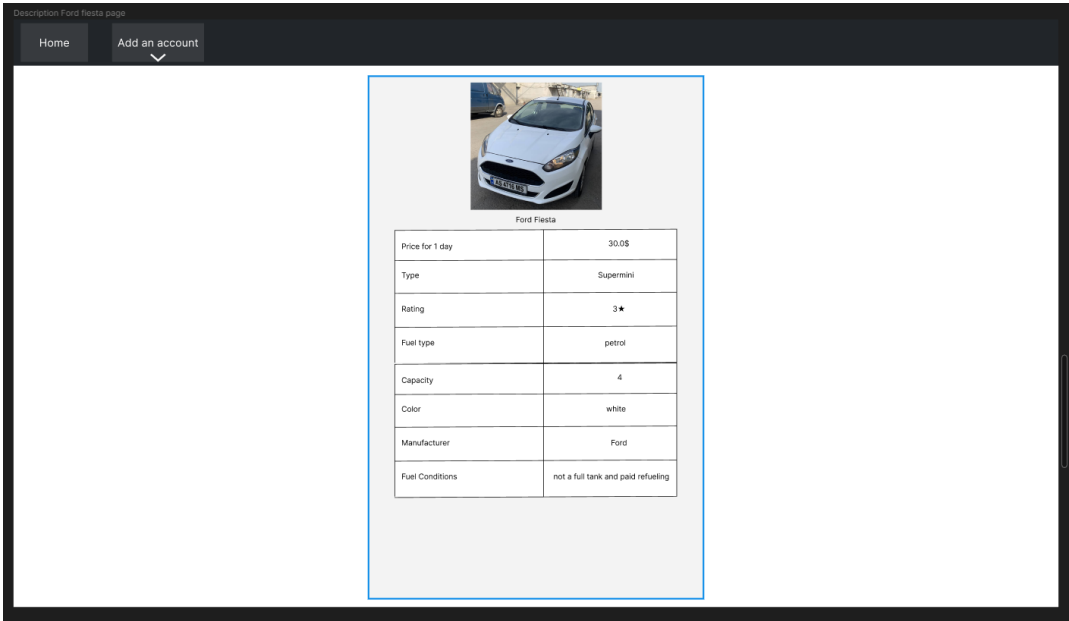


Рисунок D.9 Скріншот сторінки детального опису авто у Figma

Джерело розроблено автором

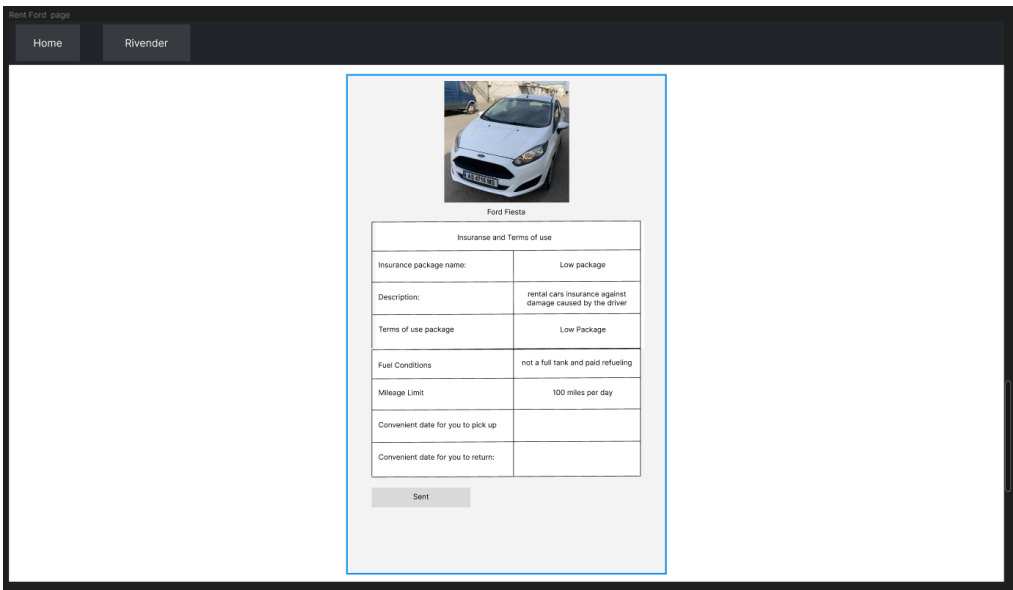


Рисунок D.10 Скріншот сторінки створення замовлення у Figma

Джерело розроблено автором



Звіт подібності

метадані

Назва організації
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman KNEU

Заголовок
РОЗРОБЛЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ВИБОРУ ТРАНСПОРТУ ДЛЯ ОРЕНДИ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ КОРИСТУВАЦЬКИХ УПОДОБАНЬ

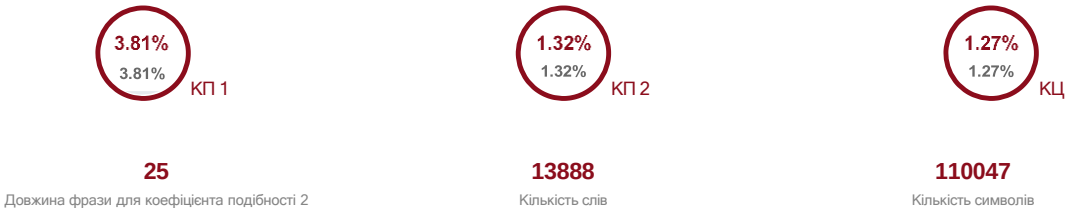
Автор
Новиков Артем ВасильовичКривошеєв К.В.

Науковий керівник / Експерт

підрозділ
кафедра інформаційних систем в економіці

Обсяг знайдених подібностей

Коефіцієнт подібності визначає, який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Звіт має аналізувати компетентна / уповноважена особа.



Тривога

У цьому розділі ви знайдете інформацію щодо текстових спотворень. Ці спотворення в тексті можуть говорити про МОЖЛИВІ маніпуляції в тексті. Спотворення в тексті можуть мати навмисний характер, але частіше характер технічних помилок при конвертації документа та його збереженні, тому ми рекомендуємо вам підходити до аналізу цього модуля відповідально. У разі виникнення запитань, просимо звертатися до нашої служби підтримки.

Заміна букв		3
Інтервали		0
Мікропробіли		104
Білі знаки		0
Парафрази (SmartMarks)		27

Подібності за списком джерел

Нижче наведений список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Колір тексту означає в якому джерелі він був знайдений. Ці джерела і значення Коефіцієнту Подібності не відображають прямого плагіату. Необхідно відкрити кожне джерело і проаналізувати зміст і правильність оформлення джерела.

10 найдовших фраз

Колір тексту

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ)	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	https://cyberleninka.ru/article/n/matematicheskoe-modelirovanie-veroyatnosti-nalichiya-avtomobilya-karsheringa-v-shagovoy-dostupnosti	100 0.72 %
2	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/6ccdb206-8499-47f8-b15b-5d42b9b14ce2/download	30 0.22 %
3	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/6ccdb206-8499-47f8-b15b-5d42b9b14ce2/download	28 0.20 %
4	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/e9391672-b25d-4bf5-a6fa-9a0664aee9d8/download	25 0.18 %

5	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/e9391672-b25d-4bf5-a6fa-9a0664aee9d8/download	23 0.17 %
6	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/e9391672-b25d-4bf5-a6fa-9a0664aee9d8/download	21 0.15 %
7	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/6ccdb206-8499-47f8-b15b-5d42b9b14ce2/download	17 0.12 %
8	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/6ccdb206-8499-47f8-b15b-5d42b9b14ce2/download	14 0.10 %
9	https://dspace.bdpu.org/bitstream/123456789/198/1/Mezhuyev%20V.I.%2C%20Serzhantov%20S.B.%20Systemy%20upravlinnya%20zmistom.pdf	14 0.10 %
10	Розробка автоматизованої системи для ідентифікації та аналізу характеристик дахів з використанням нейронних мереж для сегментації зображень 12/8/2023 V. N. Karazin Kharkiv National University (KGNU) (Факультет математики і інформатики - кафедра прикладної математики)	13 0.09 %

з бази даних RefBooks (0.04 %)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
джерело: Paperity		
1	Application of Deep Learning for Predicting and Automating Spatial Solutions in Interior Design Крук Павло, Тетяна Гончаренко;	5 (1) 0.04 %

з домашньої бази даних (0.00 %)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
---------------------	-----------	---

з програми обміну базами даних (0.58 %)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	2024_Б_ШІ_ІТШІ-20-2 Науменко_А_С_записка 12/15/2024 Kharkiv National University of Radio Electronics (Kharkiv National University of Radio Electronics)	13 (2) 0.09 %
2	Розробка автоматизованої системи для ідентифікації та аналізу характеристик дахів з використанням нейронних мереж для сегментації зображень 12/8/2023 V. N. Karazin Kharkiv National University (KGNU) (Факультет математики і інформатики - кафедра прикладної математики)	13 (1) 0.09 %
3	Система збирання та аналізу даних з датчиків для системи Інтернет речей для розумного міста 3/16/2025 National Technical University of Ukraine Igor Sikorskyi Kyiv Politech Institute (National Technical University of Ukraine Igor Sikorskyi Kyiv Politech Institute)	13 (1) 0.09 %
4	ФМФІТ магістр 2024 12/2/2024 Odessa I.I.Mechnikov National University (Одеський національний університет імені І.І.Мечникова)	12 (1) 0.09 %
5	Дослідження показників функціонування мережі SDN хмарного центру обробки даних 3/15/2025 National Technical University of Ukraine Igor Sikorskyi Kyiv Politech Institute (National Technical University of Ukraine Igor Sikorskyi Kyiv Politech Institute)	11 (1) 0.08 %
6	Депресивні стани у молоді: особливості діагностики та психологічна допомога 12/4/2024 Vasyl Stefanyk Precarpathian National University course papers (Факультет психології)	11 (1) 0.08 %

7	ФКПІ_2024_121_Драгін_Є.О 7/11/2024 Ukrainian national aviation university (Ukrainian national aviation university)	7 (1) 0.05 %
---	--	--------------

з Інтернету (3.20 %)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ДЖЕРЕЛО URL	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/6ccdb206-8499-47f8-b15b-5d42b9b14ce2/download	163 (13) 1.17 %
2	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/e9391672-b25d-4bf5-a6fa-9a0664aee9d8/download	133 (10) 0.96 %
3	https://cyberleninka.ru/article/n/matematicheskoe-modelirovanie-veroyatnosti-nalichiya-avtomobilva-karsheringa-v-shagovoy-dostupnosti	100 (1) 0.72 %
4	https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/34977/1/Sirenko-I-Ye_bakalavr.doc	15 (2) 0.11 %
5	https://dspace.bdpu.org/bitstream/123456789/198/1/Mezhuyev%20V.I.%2C%20Serzhantov%20S.B.%20Systemy%20upravlinnya%20zmistom.pdf	14 (1) 0.10 %
6	https://ekhsuir.kspu.edu/bitstreams/02428013-1fcb-4a62-9311-40d0a50eb9ac/download	10 (1) 0.07 %
7	https://ir.kneu.edu.ua/bitstreams/57721939-fba5-4699-afde-625c26f42ccb/download	9 (1) 0.06 %

Список прийнятих фрагментів (немає прийнятих фрагментів)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗМІСТ	КІЛЬКІСТЬ ОДНАКОВИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
------------------	-------	---------------------------------------