

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)
Кафедра Системотехніки
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)
«Розробка та дослідження методів аналізу замовлень на товари»
(тема)

Виконав:

студент 2 курсу, групи ІТІм-22-2
Чихічина Х. О.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Інформаційні
технології проектування
(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Білова Т. Г.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри _____
(підпис) Гребеннік І. В.
(прізвище, ініціали)

2024 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра Системотехніки
(повна назва)

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Інформаційні технології проектування
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

« ____ » _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Чихічиной Христині Олександрівні
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи «Розробка та дослідження методів аналізу замовлень на товари»

затверджена наказом університету від 20 листопада 2023 р. № 1373 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 18 січня 2024 р.

3. Вихідні дані до роботи Дані статей та публікацій, книг та електронних ресурсів за темою роботи.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі 4.1 Вступ, 4.2 Аналіз предметної галузі, 4.2.1 Особливості використання систем електронної комерції, 4.2.1.1 Модель B2B, 4.2.1.2 Модель B2C, 4.2.1.3 Модель C2C, 4.2.1.4 Модель C2B, 4.2.2 Проблематика вибору автомобілів в ЕК, 4.2.3 Основні напрямки використання РК в ЕК, 4.2.4 Переваги та недоліки використання РС для спрощення вибору автомобіля, 4.2.5 Наявні методи аналізу замовлень на товари, 4.2.6 Значення аналізу замовлень на товари в автомобільній індустрії, 4.2.7 Нечітка логіка та її застосування, 4.2.7.1 Математичний вигляд, 4.2.7.2 Застосування у прийнятті рішень в умовах невизначеності, 4.2.7.3 Інтегрування у РС, 4.2.8 Огляд наявних систем, 4.2.9 Постановка задачі дослідження, 4.3 Опис прийнятих проектних рішень, 4.3.1 Класифікація рекомендаційних систем, 4.3.1.1 Колаборативна фільтрація, 4.3.1.2 Контентна фільтрація, 4.3.1.3 Системи на основі знань, 4.3.1.4 Гібридні системи, 4.3.2 Порівняльний аналіз методів створення РС, 4.3.3 Опис методів збору даних, 4.3.3.1 Метод збору даних для автомобільної РС, 4.3.3.2 Ключові питання, 4.3.4 Обґрунтування використання нечіткої логіки у контексті вибору автомобілів, 4.4 Опис експериментального дослідження, 4.4.1 Особливості вибору автомобіля, 4.4.1.1 Основні аспекти при виборі автомобіля, 4.4.2 Обґрунтування вибору технологій та інструментів, 4.4.2.1 Мова

програмування, 4.4.2.2 Бібліотека scikit-fuzzy, 4.4.2.3 Бібліотека scikit-learn,
 4.4.2.4 Бібліотека Surprise, 4.4.2.5 Фреймворк Flask, 4.4.2.6 База даних MySQL,
 4.4.2.7 Інтерфейс користувача, 4.4.3 Опис обраного підходу до експериментального
 дослідження, 4.4.4 Практичне застосування, 4.4.4.1 Збір даних, 4.4.4.2 Проектування БД,
 4.4.4.3 Проектування гібридного методу, 4.4.4.4 Впровадження нечіткої логіки,
 4.4.4.5 Інтеграція методів, 4.4.5 Висновки та подальші напрямки дослідження, 4.5 Висновки

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) Динаміка ринку ЕК та її частки у роздрібній торгівлі в Україні, Приклад роботи В2В бізнесу, Приклад роботи В2С бізнесу, Приклад роботи С2С бізнесу, Приклад роботи С2В бізнесу, Алгоритм роботи колаборативна фільтрація, Алгоритм роботи методу заснованому на контенті, Створення таблиці Users, Процес заповнення таблиці Cars, Таблиця Cars, Фрагмент колаборативної фільтрації, Фрагмент контентної фільтрації, Фрагмент гібридного методу, Створення нечітких правил, Створення нечітких множин, Створення правил, Створення системи управління та симуляція, Завдання вхідних значень та обчислення виводу, Інтеграція гібридного методу з нечіткою логікою

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата
Основний розділ	доц. Білова Т. Г.		

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	16.10.2023	
2	Аналіз предметної галузі	17-26.10.2023	
3	Огляд чинних методів	27-31.10.2023	
4	Аналіз методів рекомендаційних систем	01-15.11.2023	
5	Вивчення принципів нечіткої логіки	16-24.11.2023	
6	Вибір технологій для реалізації	25-30.11.2023	
7	Збір та аналіз даних експерименту	01-16.12.2023	
8	Програмна реалізація	17-31.12.2023	
9	Написання пояснювальної записки	01-15.01.2024	
10	Представлення на рецензування	17.01.2024	
11	Захист перед екзаменаційною комісією	19.01.2024	

Дата видачі завдання 16 жовтня 2023 р.

Студентові _____
 (підпис)

Керівник роботи _____
 (підпис)

доц. Білова Т. Г.
 (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до магістерської кваліфікаційної роботи містить: 106 с., 20 рис., 2 табл., 2 дод., 32 джерела.

АВТОМОБІЛЬ, АНАЛІЗ ЗАМОВЛЕНЬ, БАЗА ДАНИХ, БІЗНЕС-ПРОЦЕС, ЕЛЕКТРОННА КОМЕРЦІЯ, ГІБРИДНА ФІЛЬТРАЦІЯ, ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ, КОЛАБОРАТИВНА ФІЛЬТРАЦІЯ, НЕЧІТКА ЛОГІКА, РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА.

Об'єктом дослідження є процеси обробки заявок на товари.

Предметом є використання методів рекомендаційної системи в процесах обробки заявок на товари.

Основною метою є розробка та дослідження методів аналізу замовлень на автомобілі з урахуванням нечіткості запитів споживачів. Зокрема, основна увага приділяється створенню алгоритму рекомендаційної системи, здатної врахувати різноманітні фактори, що впливають на вибір автомобіля, включаючи індивідуальні уподобання, бюджет, технічні характеристики, екологічні аспекти тощо.

Методи дослідження – методи аналізу замовлень, методи колаборативної фільтрації, методи контентної фільтрації, гібридні методи фільтрації, нечітка логіка.

Наукова новизна роботи полягає у дослідженні та розробці удосконаленого гібридного рекомендаційного методу, який поєднує методи колаборативної фільтрації, контентної фільтрації та нечіткої логіки.

Результати цього дослідження можуть мати значне практичне застосування для компаній, що займаються онлайн-продажем автомобілів, а також сприяти розвитку нових підходів до персоналізованого онлайн-досвіду вибору автомобілів.

ABSTRACT

The explanatory note to the master's qualification thesis contains: 106 p., 20 fig., 2 tabl., 2 app., 32 sources.

AUTOMOBILE, BUSINESS PROCESS, COLLABORATIVE FILTERING, DATABASE, ELECTRONIC COMMERCE, EXPERIMENTAL RESEARCH, FUZZY LOGIC, HYBRID FILTERING, ORDER ANALYSIS, RECOMMENDATION SYSTEM.

The object of the research is the processes of processing applications for goods.

The subject is the use of recommendation system methods in the processes of processing applications for goods.

The main goal is the development and research of methods for the analysis of car orders, taking into account the vagueness of consumer requests. In particular, the main focus is on creating a recommender system algorithm capable of taking into account various factors that influence the choice of a car, including individual preferences, budget, technical characteristics, environmental aspects, etc.

Research methods – order analysis methods, collaborative filtering methods, content filtering methods, hybrid filtering methods, fuzzy logic.

The scientific novelty of the work consists in the research and development of an improved hybrid recommendation method, which combines the methods of collaborative filtering, content filtering and fuzzy logic.

The results of this study may have significant practical applications for companies engaged in online car sales, as well as contribute to the development of new approaches to personalized online car selection experiences.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів.....	8
Вступ.....	9
1 Аналіз предметної галузі.....	11
1.1 Особливості використання систем електронної комерції.....	11
1.1.1 Модель B2B.....	13
1.1.2 Модель B2C.....	15
1.1.3 Модель C2C.....	16
1.1.4 Модель C2B.....	18
1.2 Проблематика вибору автомобілів в ЕК.....	20
1.3 Основні напрямки використання РК в ЕК.....	21
1.4 Переваги та недоліки використання РС для спрощення вибору автомобіля.....	24
1.5 Наявні методи аналізу замовлень на товари.....	26
1.6 Значення аналізу замовлень на товари в автомобільній індустрії.....	28
1.7 Нечітка логіка та її застосування.....	29
1.7.1 Математичний вигляд.....	30
1.7.2 Застосування у прийнятті рішень в умовах невизначеності.....	31
1.7.3 Інтегрування у РС.....	32
1.8 Огляд наявних систем.....	33
1.9 Постановка задачі дослідження.....	34
2 Опис прийнятих проектних рішень.....	36
2.1 Класифікація рекомендаційних систем.....	36
2.1.1 Колаборативна фільтрація.....	37
2.1.2 Контентна фільтрація.....	42
2.1.3 Системи на основі знань.....	45
2.1.4 Гібридні системи.....	48
2.2 Порівняльний аналіз методів створення РС.....	49
2.3 Опис методів збору даних.....	51

	7
2.3.1 Метод збору даних для автомобільної РС.....	52
2.3.2 Ключові питання.....	53
2.4 Обґрунтування використання нечіткої логіки у контексті вибору автомобілів.....	54
3 Опис експериментального дослідження.....	57
3.1 Особливості вибору автомобіля.....	57
3.1.1 Основні аспекти при виборі автомобіля.....	58
3.2 Обґрунтування вибору технологій та інструментів.....	59
3.2.1 Мова програмування Python.....	59
3.2.2 Бібліотека scikit-fuzzy.....	60
3.2.3 Бібліотека scikit-learn.....	61
3.2.4 Бібліотека Surprise.....	62
3.2.5 Фреймворк Flask.....	63
3.2.6 База даних MySQL.....	65
3.2.7 Інтерфейс користувача.....	66
3.3 Опис обраного підходу до експериментального дослідження.....	67
3.4 Практичне застосування.....	68
3.4.1 Збір даних.....	68
3.4.2 Проектування БД.....	70
3.4.3 Проектування гібридного методу.....	74
3.4.4 Впровадження нечіткої логіки.....	78
3.4.5 Інтеграція методів.....	81
3.5 Висновки та подальші напрямки дослідження.....	82
Висновки.....	85
Перелік джерел посилання.....	87
ДОДАТОК А Графічні матеріали кваліфікаційної роботи.....	91
ДОДАТОК Б Текст програми.....	99

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

БД – база даних

ЕК – електронна комерція

МН – машинне навчання

НЛ – нечітка логіка

РС – рекомендаційна система

ШІ – штучний інтелект

API – Application programming interface – інтерфейс програмування застосунків

B2B – Business-to-Business – бізнес-до-бізнес

B2C – Business-to-Consumer – бізнес-до-споживача

C2B – Consumer-to-Business – споживач-до-бізнесу

C2C – Consumer-to-Consumer – споживач-до-споживача

CSS – Cascading Style Sheets – каскадні таблиці стилів

CSRF – Cross-Site Request Forgery – міжсайтова підробка запиту

HTML – HyperText Markup Language – мова гіпертекстової розмітки

JS – JavaScript

KNN – k-nearest neighbors algorithm – алгоритм k-найближчих сусідів

RDBMS – Relational database management system – система управління базами даних з реляційною моделлю

SVD – Singular Value Decomposition – розклад сингулярних значень

SQL – Structured query language – мова структурованих запитів

ВСТУП

У сучасному світі, охопленому вибуховим зростанням інформації та технологічного розвитку, питання ефективного пошуку та фільтрації контенту стає більш актуальним, ніж будь-коли. З кожним днем користувачі стикаються з величезним потоком даних, починаючи від новин та соціальних медіа до різноманітних товарів та послуг. У такій інформаційній перевантаженості виникає потреба в інструментах, здатних надавати персоналізовані рекомендації, щоб спростити вибір і зробити онлайн-простір зручнішим та значущим для кожного користувача.

Рекомендаційні системи відіграють ключову роль у розв'язанні цієї проблеми, надаючи індивідуалізовані рекомендації на основі переваг, історії взаємодії та профілю користувача. Завдяки використанню сучасних методів машинного навчання, нейронних мереж та алгоритмів аналізу даних, ці системи здатні передбачати інтереси користувача, оптимізувати пошук та створювати персоналізовані потоки контенту.

Сучасний ринок автомобільної індустрії, що охоплює безліч марок, моделей та технологічних рішень, надає споживачам широкий вибір під час виборів транспортного засобу. З цією різноманітністю виникає необхідність ефективного аналізу замовлень на товари з метою розуміння споживчих переваг, оптимізації виробничих процесів та розробки персоналізованих рекомендацій.

У контексті динамічного розвитку автомобільного ринку дослідження методів аналізу замовлень на товари набуває стратегічного значення для виробників, дилерів та інших учасників галузі. Ця робота присвячена розробці та дослідженню методів аналізу замовлень на автомобілі з метою створення ефективної системи рекомендацій, що враховує особливості споживчого вибору та включає адаптацію до нечіткості в процесі прийняття рішень.

В рамках даного дослідження ми не лише звертаємо увагу на технологічні та методологічні аспекти аналізу замовлень, але також прагнемо зрозуміти, як ці методи можуть бути успішно інтегровані у сучасний бізнес-процес автомобільної індустрії. Ґрунтуючись на огляді літератури, аналізі наявних методів та даних про замовлення, ми розробимо новий метод аналізу та рекомендацій, який сприятиме кращій взаємодії зі споживачами та підвищенню конкурентоспроможності компаній у цій галузі.

Мета нашої роботи – не лише надати практичні рекомендації для покращення процесів аналізу замовлень на автомобілі, а й зробити внесок у розуміння того, як сучасні технології та методи аналізу можуть формувати майбутнє автомобільної індустрії, роблячи вибір автомобіля індивідуальним для кожного клієнта.

За темою роботи були опубліковані тези на V Міжнародній студентській науковій конференції «Особливості використання рекомендаційних систем в електронній комерції» [1].

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

В наш час, коли інформаційне середовище насичене величезними обсягами даних та різноманітним контентом, рекомендаційні системи (РК) стають особливо важливими для полегшення вибору та покращення задоволеності користувачів. Зі зростанням доступних даних в інтернеті та безліччю пропозицій у різних галузях, таких як товари, послуги та розважальний контент, користувачі постають перед труднощами обробки цього інформаційного надлишку. Рекомендаційні системи розв'язувати цю проблему, надаючи персоналізовані та точні рекомендації, засновані на перевагах та поведінці кінцевих користувачів.

З початком нового тисячоліття автомобільна індустрія також зіткнулася з низкою викликів, пов'язаних зі збільшенням вибору автотранспорту та зміною споживчих переваг. Сьогоднішні покупці очікують не тільки функціональності та надійності, а й персоналізованих рішень, що відповідають їх індивідуальним потребам та уподобанням. У цьому контексті стає критично важливим ефективно та інноваційно розв'язання задачі аналізу замовлень на автомобілі, щоб не тільки задовольнити, а й перевершити очікування клієнтів.

Складність цієї проблеми вибухає з урахуванням нечіткості та безлічі факторів, що впливають на вибір автомобіля. Перехід від традиційних методів аналізу до більш сучасних, інтелектуальних підходів стає важливим кроком для компаній, які прагнуть залишатися конкурентоспроможними і адаптуватися до вимог ринку, що швидко змінюються.

1.1 Особливості використання систем електронної комерції

В останні роки приріст популярності та доступності мережі інтернет та інших засобів телекомунікації породив нові форми взаємодії

економічних суб'єктів. Однією з таких форм є електронна комерція (ЕК). Сучасний бізнес дедалі частіше розглядає саме цю форму торгівлі як вигідний та ефективний канал продажу. На рисунку 1.1 представлено графік динаміки ринку ЕК в Україні [2].

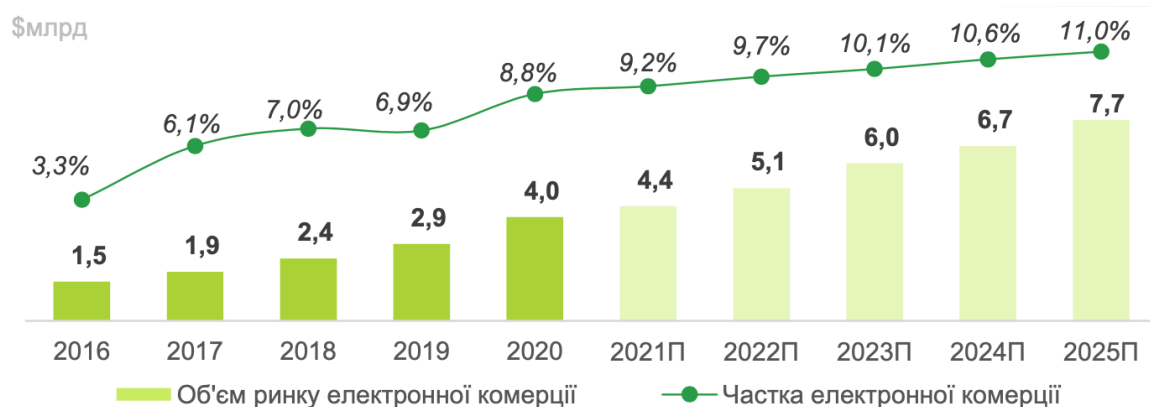


Рисунок 1.1 – Динаміка ринку ЕК та її частки у роздрібній торгівлі в Україні

ЕК – це процес купівлі-продажу товарів та послуг через інтернет. Цей вид бізнесу став невіддільною частиною сучасної економіки, надаючи унікальні можливості як споживачам, так підприємцям.

З розвитком технологій та поширенням доступу до мережі інтернет, ЕК стала важливим фактором у світовій торгівлі. Вона пропонує споживачам зручність та швидкість здійснення покупок з дому чи офісу, а підприємцям – доступ до глобального ринку без значних інвестицій у фізичні магазини [3].

Важливими елементами є онлайн магазини, електронні платіжні системи, цифрові маркетплейси та інші інфраструктурні компоненти [4]. Вона охоплює широкий спектр видів бізнесу, починаючи від великих корпорацій та світових брендів до дрібних підприємств та індивідуальних підприємців [2].

ЕК охоплює різноманітні види бізнесу, які використовують інтернет для здійснення торговельних операцій.

Зустрічаються чотири основні моделі організації комерційної діяльності: B2B (Business-to-Business), B2C (Business-to-Consumer), C2B (Consumer-to-Business) та C2C (Consumer-to-Consumer).

1.1.1 Модель B2B

B2B є формою ЕК, де компанії укладають угоди між собою (рисунок 1.2). Вона охоплює різні сфери діяльності, такі як виробництво, технології, постачання та багато інших. Ця модель дозволяє компаніям обмінюватися товарами, послугами та інформацією, спрямованою на підвищення ефективності бізнес-процесів [5].

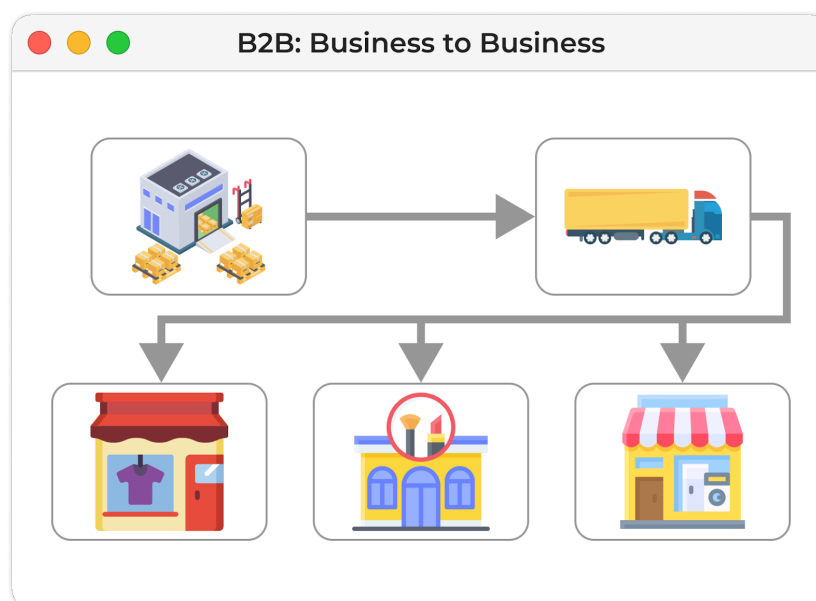


Рисунок 1.2 – Приклад роботи B2B бізнесу

Основною запорукою успіху даної моделі є:

– довгострокові відносини. Успіх B2B-моделі значною мірою залежить від здатності будувати та підтримувати довгострокові відносини

між компаніями. Це дозволяє партнерам ефективніше реагувати на зміни в ринкових умовах та вимогах;

- адаптивність та інновації. Компанії, успішні в B2B, гнучко реагують на зміни в бізнес-середовищі, інтегрують інноваційні підходи та технології для покращення своїх продуктів та послуг;

- персоналізований підхід. Здатність адаптувати свої пропозиції під унікальні потреби клієнта сприяє побудові довіри та зміцненню взаємовигідних відносин;

- ефективний ланцюжок постачання. Успішні B2B-компанії прагнуть побудови ефективних ланцюжків постачання, що включає оптимізацію логістики, управління запасами та прогнозування попиту;

- якість обслуговування та підтримки. Забезпечення високого рівня обслуговування та технічної підтримки сприяє зміцненню партнерських відносин, підвищенню задоволеності клієнтів та повторним замовленням.

Також існує чимало успішних прикладів ведення такої бізнес-моделі, ось деякі з них:

- Intel та Apple. Intel постачає процесори для продукції комп'ютерів Apple, надаючи високоякісні компоненти для популярних пристроїв;

- Caterpillar та Dealers Network. Caterpillar, виробник будівельної та гірничодобувної техніки, будує довгострокові відносини з дилерською мережею, забезпечуючи розподіл та обслуговування своїх продуктів світовим чином;

- Oracle та Salesforce. Компанія Oracle надає технологічні рішення для бізнесу Salesforce, що демонструє співпрацю у галузі хмарних технологій.

Ці приклади наголошують на різноманітності B2B-відносин, де ключовими факторами успіху є стратегічне партнерство, інновації та фокус на задоволення унікальних потреб клієнтів.

1.1.2 Модель B2C

B2C є динамічною моделлю, де компанії безпосередньо взаємодіють з індивідуальними споживачами (рисунок 1.3). Це охоплює різноманітні сектори, включаючи роздрібну торгівлю, розваги, туризм, освіту та інші. Основна ідея полягає у наданні продуктів чи послуг кінцевому споживачеві для особистого використання [6].

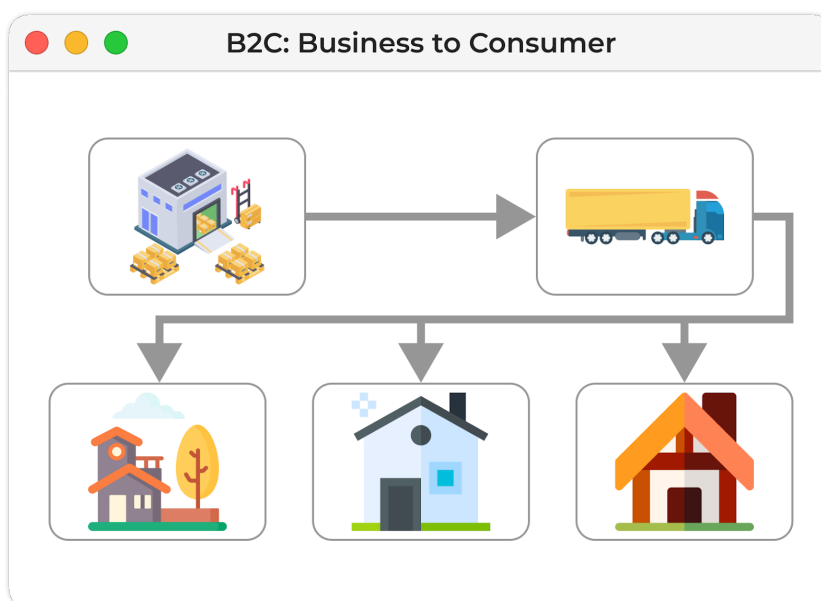


Рисунок 1.3 – Приклад роботи B2C бізнесу

Основною запорукою успіху даної моделі є:

– користувальницький досвід та зручність. Простота використання вебсайт або мобільного додатка, інтуїтивний інтерфейс, швидка доставка та зручні способи оплати сприяють поліпшенню досвіду користувача;

– лояльність бренду та довіра. Бренди, які будують довірчі відносини з клієнтами, створюють лояльну аудиторію. Це досягається через прозорість, якість продукції та чесне спілкування;

– маркетинг та реклама. Ефективні стратегії маркетингу, включаючи рекламу в соціальних мережах, контент-маркетинг та використання інфлюенсерів, допомагають привернути увагу та збільшити продажі;

– персоналізація та рекомендації. Використання даних та алгоритмів для надання персоналізованих пропозицій та рекомендацій покращує взаємодію зі споживачами;

– зворотний зв'язок та обслуговування. Активний відгук на відгуки клієнтів, оперативна підтримка та розв'язання можливих проблем створюють позитивне враження та зміцнюють репутацію компанії.

Приклади:

– Apple. Надає широкий асортимент електронних пристроїв, включаючи iPhone, iPad та MacBook, з акцентом на дизайн та інновації;

– Nike. Одна з провідних компаній у галузі спортивного взуття та одягу, що активно використовує маркетингові кампанії та колаборації для залучення клієнтів;

– Netflix. Платформа для потокового мовлення, що надає широкий вибір контенту та використовує алгоритми для персоналізованих рекомендацій;

– Amazon. Найбільший онлайн-рітейлер, що надає безліч продуктів та послуг, з фокусом на швидку доставку та задоволення клієнтів.

Успішні B2C-компанії прагнуть створювати унікальні історії навколо своїх брендів, надавати інноваційні продукти та підтримувати довгострокові відносини із клієнтами через високий стандарт обслуговування.

1.1.3 Модель C2C

C2C-модель підкреслює прямі взаємодії між кінцевими споживачами без посередництва організацій (рисунок 1.4). Це може включати продаж, обмін або оренду товарів і послуг. Найчастіше ці взаємодії відбуваються на

онлайн-платформах, що спрощує процес та розширює географію залучених учасників [7].

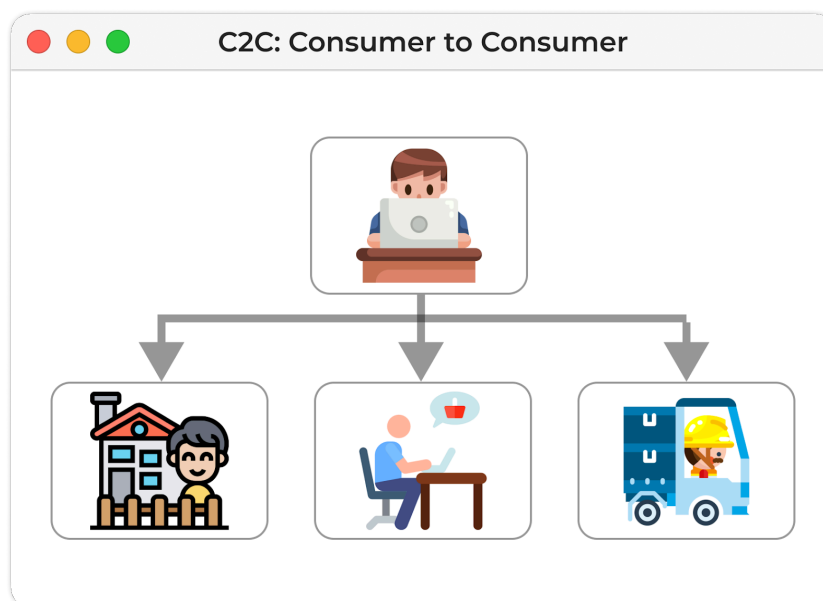


Рисунок 1.4 – Приклад роботи C2C бізнесу

Успіх моделі полягає у:

– довіра та безпека. Для успішної моделі C2C важливо створити довіру між користувачами. Це досягається механізмами безпеки, гарантіями та активною боротьбою з шахрайством;

– мережевий ефект. Чим більше користувачів на платформі, тим вищою є її цінність для кожного окремого учасника. Мережевий ефект стає запорукою успішного зростання та захоплення нових учасників;

– активні відгуки та рейтинги. Зворотний зв'язок з боку користувачів, а також рейтинги угод, товарів або послуг допомагають створити довіру та орієнтуватися як пропозиції, що надаються;

– простота та зручність. Успішні платформи C2C надають інтуїтивні інтерфейси, прості механізми пошуку та купівлі, що робить взаємодію максимально зручною;

– підтримка та медіація. Механізми підтримки та вирішення можливих конфліктів є важливою складовою успішної С2С-платформи, сприяючи розв'язанню проблем та підтримці позитивного досвіду учасників.

Успішні приклади:

– eBay. Світовий лідер у галузі аукціонів та продажу широкого спектра товарів від приватних осіб;

– Etsy. Платформа для ручної роботи та унікальних товарів, де художники та майстри продають свої вироби;

– Airbnb. Сервіс для оренди житла та проживання у приватних осіб;

– Uber. Платформи для надання послуг пасажирського таксі від приватних водіїв.

Успіх С2С-моделі будується на створенні сильної спільноти, де учасники почуваються впевнено, обмінюються цінною інформацією та знаходять взаємну вигоду у прямих взаємодіях.

1.1.4 Модель С2В

С2В-модель є формою взаємодії, де споживачі надають продукти, послуги або інформацію, а компанії купують ці пропозиції. Це відрізняється від традиційної моделі бізнесу, де компанії пропонують товари та послуги споживачам (рисунок 1.5). У С2В споживач стає постачальником, а компанія – споживачем [8].

Запорука успіху:

– індивідуалізація та персоналізація. Запорука успіху С2В полягає у здатності споживачів надавати унікальні, індивідуальні продукти чи послуги, що відповідають специфічним потребам компанії;

– онлайн платформи та маркетплейси. Успішні С2В-моделі часто будуються на ефективних онлайн-платформах або маркетплейсах, які забезпечують зручність взаємодії між споживачами та компаніями;

– зворотні аукціони. Модель, в якій споживачі пропонують свої продукти або послуги, а компанії конкурують за можливість купити за найкращою ціною, є механізмом, що часто використовується в C2B-сценаріях;

– відгуки та рейтинги. Довіра відіграє важливу роль в C2B. Відгуки та рейтинги від попередніх угод допомагають компаніям оцінити якість пропозицій від споживачів;

– інновації та креативність споживачів. C2B-модель успішна, коли споживачі виявляють інноваційні та креативні способи розв'язання проблем чи надання цінних продуктів та послуг.

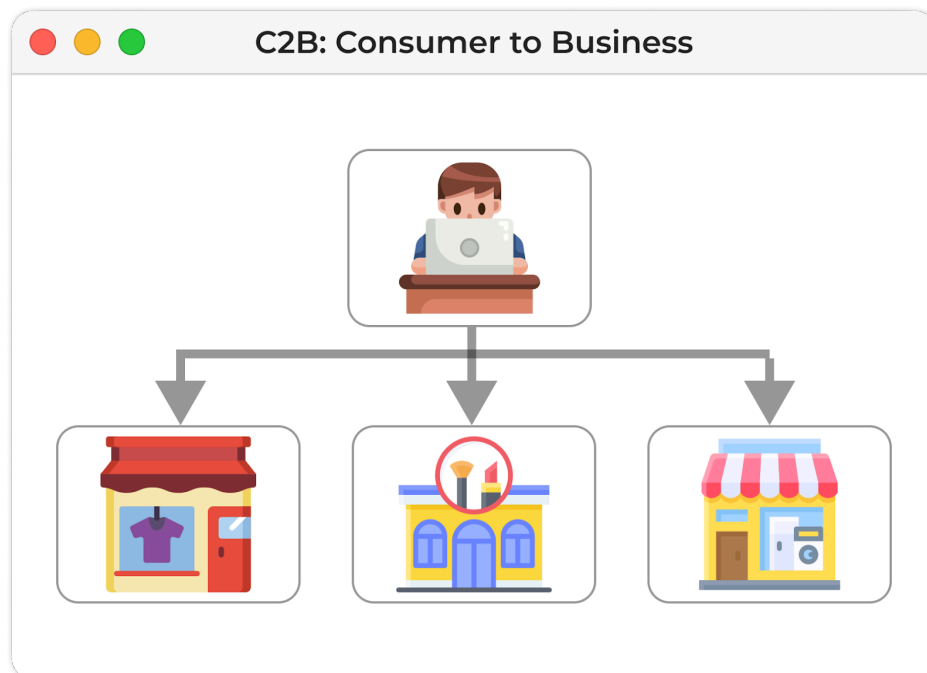


Рисунок 1.5 – Приклад роботи C2B бізнесу

Основні успішні приклади:

– Upwork. Платформа для фрілансу, де фрілансери (споживачі) надають свої послуги компаніям (бізнес-споживачам);

– YouTube та Instagram Influencers. Творці контенту на YouTube та Instagram можуть надавати свою аудиторію як рекламний майданчик для компаній;

– Freelancer.com. Маркетплейс для фрілансерів, де компанії розміщують проєкти, та фрілансери пропонують свої послуги;

– Amazon Kindle Direct Publishing. Автори можуть самостійно публікувати та продавати свої книги, надаючи компанії, такі як Amazon, контент для продажу.

У контексті вибору автомобіля найбільш ефективним видом ЕК для реалізації РС є В2С. Цей вид ЕК охоплює прями відносини між бізнесом, що надає автомобілі, та кінцевим споживачем, який шукає оптимальне рішення відповідно до індивідуальних уподобань та вимог.

РС в рамках В2С ЕК може надавати персоналізовані поради щодо вибору автомобіля, враховуючи різні фактори, такі як бюджет, переваги за марками та моделями, технічні характеристики, а також відгуки інших користувачів. Це передбачає створення інтерактивної та інтуїтивної платформи, де споживач може легко вказати свої переваги та отримати релевантні рекомендації.

Основними перевагами В2С-моделі в даному контексті є доступність широкого асортименту автомобілів, можливість порівняння різних моделей на одній платформі, а також легкий доступ до інформації про технічні характеристики та відгуки інших споживачів. Це створює зручне середовище для покупців, допомагаючи їм приймати усвідомлені рішення при виборі автомобіля, що базуються на їх індивідуальних потребах та уподобаннях.

1.2 Проблематика вибору автомобілів в ЕК

З розвитком ЕК та цифровізації споживчого досвіду стало очевидним, що вибір автомобілів в онлайн-середовищі є складним і

багатогранним завданням. Споживачі стикаються з величезним обсягом інформації, різноманітними характеристиками автомобілів, а також індивідуальними уподобаннями та потребами. У цьому контексті створення ефективної системи для аналізу та рекомендації автомобілів стає актуальним викликом для ЕК та автомобільної індустрії загалом.

Однією із ключових проблем, яку необхідно вирішити, є нечіткість запитів споживачів при виборі автомобілів. Часто користувачі формулюють свої переваги у термінах, які важко формалізувати та аналізувати з використанням традиційних методів. Це включає суб'єктивні переваги, емоційні аспекти, а також нечіткі або розмиті критерії, які складно врахувати в алгоритмах рекомендацій.

1.3 Основні напрямки використання РК в ЕК

Рекомендаційні системи в електронній комерції відіграють ключову роль у покращенні користувальницького досвіду та оптимізації стратегій маркетингу. Ці інноваційні технології використовуються для надання персоналізованих рекомендацій, адаптованих до індивідуальних потреб та переваг кожного користувача. Далі розглянемо основні напрямки використання рекомендаційних систем в електронній комерції, охоплюючи широкий спектр стратегій, які сприяють покращенню конверсії, збільшенню середнього чека та зміцненню взаємин із клієнтами [9].

Купуючи щось в онлайн-магазині завжди можна побачити блок «Рекомендоване». І чим більше часу ви розглядаєте товари, тим якіснішими стають рекомендації.

Поки користувач вивчає асортимент, спеціальний алгоритм збирає досьє: які кольори та моделі йому подобаються, що купує, а що видаляє із кошика. Програма знаходить схожі товари і в першу чергу показує саме їх, якби в асортименті магазину були тільки улюблені речі.

Важко встояти перед спокусою і не витратити всі гроші. На це й розраховують замовники рекомендаційних систем – вони намагаються збільшити конверсію на покупку та середній чек своїх магазинів [12].

Рекомендаційні системи – це технології, що використовують алгоритми та дані для надання користувачам персоналізованих рекомендацій щодо товарів, послуг, контенту чи іншого змісту. Їх основна мета полягає в полегшенні вибору для користувача та забезпеченні нього контентом, який відповідає його індивідуальним уподобанням та потребам.

Рекомендаційні системи виникли відносно недавно. 1990 року технологію вперше згадав шведський учений Юссі Карлгрен, описавши її як «цифрову книжкову полицю». Ця робота лягла основою його майбутніх досліджень. У 2000 роках алгоритми рекомендацій почали проникати у сферу електронної комерції. Одним з піонерів у цій галузі є онлайн-ритейлер Amazon. У 2006 році компанія Netflix, яка займалася на той час прокатом DVD-дисків за підпискою, запустила конкурс на найкращий рекомендаційний алгоритм із призовим фондом у \$1 млн. Для його отримання незалежним розробникам необхідно було покращити точність алгоритму рекомендацій на 10%. У 2010 роках рекомендаційні системи з'явилися у соціальних мережах. На сьогодні більшість популярних платформ відмовилися від використання хронологічної стрічки на користь алгоритмічної.

Ці системи використовують різноманітні методи та дані для створення рекомендацій. Одним із популярних підходів є колаборативне фільтрування, яке базується на аналізі поведінки користувачів та їхніх взаємодій з системою, або фільтрування на основі вмісту, яке аналізує характеристики товарів чи контенту, щоб зрозуміти, як вони відповідають користувачем уподобанням [13].

Рекомендаційні системи використовуються в різних сферах, таких як електронна комерція, медіа, соціальні мережі, музика та інші. Вони сприяють покращенню користувацького досвіду, збільшенню лояльності та

забезпеченню більш ефективного використання ресурсів, допомагаючи користувачам відкривати нові та цікаві елементи, які вони, можливо, самостійно не обрали б.

Ось як пов'язані рекомендаційні системи та електронна комерція:

– підвищення конверсії: рекомендаційні системи допомагають збільшувати конверсію, пропонуючи користувачам товари чи послуги, які можуть відповідати їх перевагам та інтересам. Це сприяє успішним завершенням покупок;

– персоналізований досвід: системи рекомендацій аналізують попередні покупки, перегляди та поведінку користувача, щоб надати персоналізовані рекомендації. Клієнти бачать більш релевантні продукти, що робить їхній досвід задовільним;

– збільшення середнього чека: рекомендації можуть стимулювати додаткові покупки або запропонувати альтернативні, дорожчі варіанти, що у результаті сприяє збільшенню середнього чека;

– зниження відтоку клієнтів: пропонуючи клієнтам цікаві та релевантні продукти, рекомендаційні системи можуть допомогти утримувати клієнтів, запобігаючи їх переходу до конкурентів;

– поліпшене керування інвентарем: рекомендаційні системи можуть допомогти ефективно керувати інвентарем, звертаючи увагу покупців на товари, які потрібно просувати, або допомагаючи розподілити попит на різні товари;

– аналіз даних та розуміння поведінки споживачів: рекомендаційні системи збирають дані про переваги користувачів, їхню поведінку та тенденції покупок. Ці дані можуть бути використані для глибокого аналізу ринку та адаптації бізнес-стратегії;

– найкраща конкурентоспроможність: компанії, що використовують ефективні рекомендаційні системи, можуть надавати більш інтелектуальні та персоналізовані пропозиції, що робить їх конкурентоспроможними на ринку електронної комерції;

– створення лояльності: надання клієнтам персоналізованих та релевантних рекомендацій сприяє встановленню міцніших відносин з брендом і може підвищити лояльність клієнтів.

Таким чином, рекомендаційні системи відіграють важливу роль у покращенні користувальницького досвіду та оптимізації процесів продажів в електронній комерції, сприяючи ефективності та успішності онлайн-бізнесу. Ці системи використовують різні підходи для забезпечення користувачів персоналізованими рекомендаціями.

У базових підходах для рекомендаційних систем можна використовувати два види даних:

- інформація про взаємодію користувачів з об'єктами інтересу;
- інформація, надана самими користувачами, наприклад, атрибути, вказані у профілі або релевантні ключові слова.

Першу групу методів найчастіше називають методами колаборативної фільтрації, для методів другої групи зазвичай використовується назва рекомендацій з урахуванням контенту.

Ще один тип – це системи рекомендацій, засновані на знаннях: тут рекомендації засновані на явно зазначених користувальницьких вимог. Деякі рекомендаційні системи можуть поєднувати перелічені вище аспекти; такі системи називаються гібридними. Вони поєднують у собі сильні сторони різних підходів для створення методів, які можуть працювати більш ефективно в вузькопрофільних системах.

1.4 Переваги та недоліки використання РС для спрощення вибору автомобіля

РС стали необхідною частиною нашого цифрового світу, спрощуючи процес прийняття рішень для користувачів у різних галузях [10, 13]. У сфері автомобільної індустрії вони взяли на себе важливу роль, допомагаючи клієнтам знаходити ідеальний автомобіль, що відповідає

їхнім унікальним потребам. Нижче, у таблиці 1.1, розглянемо переваги та недоліки використання рекомендаційних систем для спрощення процесу вибору автомобіля. Щоб краще зрозуміти, як ці системи впливають на користувачів та сам ринок автотранспорту, розглянемо основні аспекти їхньої роботи та можливі виклики, що виникають у цьому контексті [11].

Таблиця 1.1 – Переваги та недоліки використання РС для спрощення вибору автомобіля

Переваги використання РС	Недоліки використання РС
1. Персоналізовані рекомендації підвищують імовірність задоволення користувачів.	1. Обмеженість даних може обтяжити точність рекомендацій.
2. Швидкий та ефективний вибір автомобіля шляхом аналізу великої кількості даних.	2. Ризик стереотипів при формуванні рекомендацій.
3. Підвищення задоволеності клієнтів через індивідуалізовані пропозиції.	3. Можливість пропуску нових тенденцій через обмежений обсяг даних.
4. Зменшення часу на вибір автомобіля завдяки швидкій аналітиці.	4. Можливість впливу сторонніх інтересів на рекомендації.
5. Підвищення продажів шляхом привабливих пропозицій.	5. Ризик необ'єктивності оцінок через спрямованість на популярні моделі.
6. Можливості для персоналізованих маркетингових кампаній та акцій.	6. Можливі неочікувані зміни в перевагах користувача, що впливають на рекомендації.

Слід пам'ятати, що успіх РС залежить від її здатності адаптуватися до потреб користувачів і подолати можливі недоліки. Вкрай важливо постійно вдосконалювати та покращувати ці системи, щоб забезпечити їхню ефективність на динамічному автомобільному ринку [12].

1.5 Найвні методи аналізу замовлень на товари

Існує ряд різноманітних методів аналізу замовлень на товари, які використовуються в різних галузях та для різних цілей. Нижче представлено огляд основних методів, які можуть бути кращими в автомобільній сфері [14].

Спочатку розберемо ABC-аналіз за основними пунктами [15]:

- опис: ранжування товарів за ступенем їх важливості для бізнесу;
- застосування: допомагає виділити основні товари, які приносять основну частку прибутку або мають високий попит;
- чому: в автомобільній індустрії часто є великий асортимент товарів, включаючи запчастини та аксесуари. ABC-аналіз допоможе виділити критично важливі товари, такі як ключові запчастини або моделі автомобілів для більш ефективного управління запасами та пропозиціями.

Далі XYZ-аналіз, який теж має свої переваги [15]:

- опис: класифікація товарів за ступенем їхньої передбачуваності у попиті;
- застосування: дозволяє визначити, які товари мають більш передбачуваний попит, що корисно для планування запасів;
- чому: попит на автомобільні товари може бути схильний до сезонних коливань або змін в економіці. XYZ-аналіз допоможе класифікувати товари за рівнем їхньої передбачуваності, що корисно при управлінні запасами та прогнозуванні замовлень.

Перейдемо до методу тимчасових рядів:

- опис: аналіз змін на замовлення з часом;
- застосування: ідентифікація трендів, сезонних коливань та аномалій у замовленнях
- чому: замовлення на автомобільні запчастини та аксесуари можуть змінюватись в залежності від пори року, модельного року та інших

факторів. Аналіз часових рядів допоможе виявити сезонні тренди та адаптувати стратегії запасів.

Необхідно також пам'ятати про кластерний аналіз:

- опис: угруповання товарів на основі їх схожості;
- застосування: дозволяє виділити підгрупи товарів зі схожими характеристиками для більш точного управління асортиментом;
- чому: в автомобільній галузі може бути кілька категорій товарів із різними характеристиками. Кластерний аналіз допоможе групувати товари за їх схожістю, що спростить управління асортиментом та маркетингові стратегії.

Існує ще RFM-аналіз:

- опис: аналіз клієнтської поведінки за трьома параметрами: Recency (нещодавно), Frequency (частота) та Monetary (гроші);
- застосування: використовується для виділення найбільш цінних клієнтів та визначення потреб;
- чому: важливо розуміти, які клієнти активно замовляють автозапчастини, як часто вони це роблять та наскільки вони приносять прибуток. RFM-аналіз допоможе виділити цінних клієнтів та адаптувати стратегії обслуговування.

SWOT-аналіз також часто використовується:

- опис: аналіз сильних сторін, слабких сторін, можливостей та загроз;
- застосування: допомагає виявити внутрішні та зовнішні фактори, які можуть вплинути на продаж товарів;
- чому: автомобільна галузь схильна до швидких змін у технології, конкуренції та ринкових тенденцій. SWOT-аналіз допоможе виділити сильні та слабкі сторони, а також визначити можливості та загрози для бізнесу.

Кожен із цих методів може бути корисним у різних сценаріях, і комбінування декількох методів може надати повне розуміння динаміки замовлень в автомобільній сфері.

1.6 Значення аналізу замовлень на товари в автомобільній індустрії

У сучасному суспільстві вибір автомобіля перетворився на ключовий момент у житті кожного споживача, що купує транспортний засіб. Автомобіль став невід'ємною частиною нашого способу життя, надаючи мобільність, комфорт та свободу пересування.

До початку повномасштабної війни в Україні більшість людей вважали, що наявність особистого автомобіля це розкіш, що немає потреби в цьому, оскільки в Україні добре розвинений громадський транспорт. Але зараз хороший автомобіль може бути важливим засобом швидкої евакуації з небезпечних зон. Він може забезпечити безпечний і швидкий шлях кудись, де людина може бути у безпеці. Безумовно, що коли людина зважується на дорогу покупку їй потрібна допомога у виборі, тому що на автомобільному ринку дуже багато різних варіантів і недосвідчена людина може вибрати автомобіль, який взагалі не підходить для його потреб. Тому створення РК для підбору автомобіля на цей час є актуальним для тих жителів України.

Актуальність цієї проблеми зумовлена низкою важливих факторів:

– економічне значення: покупка автомобіля є великим фінансовим вкладом, і вибір конкретної моделі впливає на витрати на транспорт, обслуговування та страхування. Економічна ефективність та довгострокові фінансові перспективи стають вирішальними факторами для споживачів;

– технологічний прогрес: сучасні автомобілі обладнані широким спектром технологій, включаючи системи безпеки, автопілот, засоби зв'язку та розваги. Вибір автомобіля стає не лише питанням транспортних потреб, а й переваги у використанні новітніх технологій;

– екологічна відповідальність: зростання усвідомлення проблем екології надає актуальності вибору автомобіля, що працює на ефективних паливних джерелах або є електричним. Споживачі все частіше звертають увагу на екологічні характеристики та стежать за впливом свого автомобіля на довкілля;

– індивідуальний стиль та статус: автомобіль став виразом особистого стилю та соціального статусу. Вибір конкретної марки та моделі пов'язаний із формуванням власної ідентичності, що робить цей процес важливим для самовираження та соціальної адаптації;

– швидкий розвиток ринку: автомобільний ринок постійно змінюється та розвивається. Постійна поява нових моделей, технологій та трендів створює динамічне оточення, що потребує постійного оновлення знань та аналізу для здійснення обґрунтованого вибору.

Успіх автовиробників та їх здатність задовольняти потреби різноманітної аудиторії тісно пов'язані з ефективністю методів аналізу замовлень на автомобілі. Тому в умовах стрімкого розвитку автомобільної індустрії та зміни споживчих очікувань актуальність грамотного вибору автомобіля стає невід'ємною частиною сучасного суспільства.

Аналіз замовлень на автомобілі є ключовим інструментом для успішного функціонування та розвитку компаній в автомобільній індустрії. Цей процес набуває стратегічного значення у багатьох аспектах, формуючи основу для прийняття обґрунтованих стратегічних рішень та забезпечуючи ефективне задоволення споживчих потреб.

1.7 Нечітка логіка та її застосування

Основною причиною появи нової теорії була наявність нечітких і наближених міркувань при описі людиною процесів, систем, об'єктів. Нечітка логіка є потужним інструментом у галузі моделювання та

управління системами, де невизначеність і нечіткість відіграють ключову роль.

Нечітка логіка – це математичний підхід до моделювання невизначеності та нечіткості у знаннях та прийнятті рішень. На відміну від бінарної логіки, де об'єкт чи подія повністю належить або не належить якійсь множині, у нечіткій логіці існує ступінь приналежності елемента до множини, виражена числовим значенням в інтервалі від 0 до 1 [16].

1.7.1 Математичний вигляд

Математичний формалізм для нечіткої логіки у загальному вигляді зазвичай ґрунтується на теорії нечітких множин, запропонованої Лотфі Заде [18].

Нижче наведені основні елементи нечіткої логіки:

– нечітка множина – нечітка множина A на універсальній множині X визначається функцією власності $\mu_A(x)$, де $\mu_A(x)$ – ступінь приналежності елемента x до безлічі A .

Функція приналежності набуває значення від 0 до 1:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in X\}; \quad (1.1)$$

– операції на нечітких множинах: у нечіткій логіці визначено операції перетину (\cap), об'єднання (\cup) та доповнення (\sim) для нечітких множин, які можуть бути виражені з використанням функції приналежності:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)), \quad (1.2)$$

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)), \quad (1.3)$$

$$\mu_{\sim A}(x) = 1 - \mu_A(x); \quad (1.4)$$

– нечітка логіка висловлювань: у висловлювальній нечіткій логіці використовуються нечіткі правила виду «ЯКЩО X ТО Y », де X і Y – нечіткі множини. Використовується операція мінімуму для поєднання нечітких умов та виведення нечіткого результату:

$$\mu_Y(y) = \max(\min(\mu_{X_1}(x_1), \dots, \mu_{X_n}(x_n))), \quad (1.5)$$

де $y \in Y$.

Це загальні формули і конкретні моделі можуть додавати додаткові елементи в залежності від контексту та завдання. Важливо, що нечітка логіка надає інструменти до роботи з невизначеністю і наближеністю у тих логічних висловів і множин.

1.7.2 Застосування у прийнятті рішень в умовах невизначеності

Ось детальніше про застосування нечіткої логіки для прийняття рішень в умовах невизначеності:

- нечітка логіка дозволяє враховувати неточності та неповноту вхідних даних, притаманні задачам прийняття рішень в реальних умовах;
- вона оперує лінгвістичними змінними, що описують умови задачі природною мовою – «високий попит», «низькі витрати» тощо;
- експертні знання формалізуються у вигляді бази нечітких правил: ЯКЩО попит високий ТА витрати низькі, ТО збільшити виробництво;
- за допомогою нечіткого логічного виведення з цих правил робляться висновки щодо прийняття рішень;

- можливе врахування кількох факторів одночасно, навіть якщо вони суперечать один одному;
- нечітка логіка дозволяє будувати гнучкі системи підтримки прийняття рішень, здатні працювати в умовах неповноти даних;
- вона активно застосовується в фінансовому аналізі, діагностиці захворювань, оцінці ризиків, прогнозуванні попиту та багатьох інших предметних областях;
- нечіткі системи допомагають приймати обґрунтовані рішення в складних умовах невизначеності.

1.7.3 Інтегрування у РС

Нечітка логіка знаходить застосування в РС, де її гнучкість в обробці нечітких та невизначених даних може бути корисною. РС призначені для передбачення чи рекомендації товарів, послуг, контенту тощо, які можуть зацікавити користувача. Використання нечіткої логіки в таких системах допоможе врахувати невизначеність і різні ступені інтересу користувача.

Ось кілька способів, як нечітка логіка може бути інтегрована в рекомендаційні системи:

- моделювання інтересів користувача: нечіткі множини можуть бути використані для представлення нечітких та багатозначних інтересів користувача до товарів чи контенту;
- оцінка рівня задоволеності: нечітка логіка може допомогти оцінити рівень задоволеності користувача від запропонованих рекомендацій, враховуючи різні фактори, такі як історія взаємодії та переваги;
- управління невизначеністю: РС часто стикаються з невизначеністю у перевагах користувача. Нечітка логіка може бути використана для моделювання цієї невизначеності та більш гнучкого управління різними рівнями впевненості в рекомендаціях;

– комбінування різних факторів: нечітка логіка дозволяє ефективно поєднувати різні фактори, такі як історія покупок, оцінки, соціальні взаємодії та демографічні дані, щоб зробити більш точні та персоналізовані рекомендації;

– адаптація до переваг, що змінюються: з використанням нечіткої логіки можна гнучкіше адаптуватися до змін у перевагах користувача, надаючи динамічні та персоналізовані рекомендації.

Використання нечіткої логіки в рекомендаційних системах може покращити їхню здатність адаптуватися до складних і часто нечітких характеристик користувача поведінки, що призводить до точних та задовільних рекомендацій.

1.8 Огляд наявних систем

Існує кілька РС, які використовують гібридні методи та нечітку логіку для поліпшення якості рекомендацій [31].

Ось декілька прикладів:

– netflix: використовує гібридний підхід, комбінуючи колаборативну та контентну фільтрацію. Вони аналізують історію переглядів користувачів (колаборативна фільтрація) та враховують характеристики фільмів/серіалів (контентна фільтрація). Крім того, вони можуть використовувати НЛ для оцінки ступеня збігу інтересів користувача і контенту;

– pandora: використовує гібридні методи у своїй музичній РС. Вони комбінують аналіз жанрів та музичних характеристик (контентна фільтрація) з врахуванням спільних вподобань користувачів (колаборативна фільтрація). НЛ може бути використана для моделювання неоднозначних музичних вподобань.

– amazon: використовує гібридний метод для рекомендацій продуктів. Вони враховують історію покупок користувачів та аналізують

характеристики товарів. НЛ може бути застосована для врахування нечіткості у категоріях товарів та вподобань користувачів.

– tripAdvisor: використовує гібридні методи для рекомендацій ресторанів та місць для відпочинку. Вони можуть аналізувати історію відгуків користувачів (колаборативна фільтрація) та враховувати характеристики закладів (контентна фільтрація). НЛ може бути використана для моделювання лінгвістичних аспектів відгуків

1.9 Постановка задачі дослідження

На основі проведеного аналізу предметної області було визначено об'єкт дослідження – процеси обробки заявок на товари.

Предметом є використання методів рекомендаційної системи в процесах обробки заявок на товари.

Для успішного функціонування рекомендаційної системи, призначеної для підбору автомобіля, необхідні різноманітні вхідні дані, щоб точно врахувати переваги та потреби користувачів. Важливими вхідними параметрами є: бюджет, уподобання по марці та моделі, тип використання автомобіля, технічні характеристики, побажання щодо додаткових функцій.

Після успішного створення рекомендаційної системи для підбору автомобіля, ми очікуємо отримати цінні вихідні дані, що забезпечують як задоволення користувача, так і ефективність системи. Основні вихідні результати включають: персоналізовані рекомендації, збільшення задоволеності користувачів, ефективний підбір автомобіля, облік ринкових тенденцій, покращений бізнес-результат.

Ці вихідні дані будуть індикаторами успішної роботи рекомендаційної системи підтверджуючи її цінність для кінцевих користувачів та бізнесу загалом.

Метою створення рекомендаційної системи для підбору автомобіля є забезпечення клієнтів точними, персоналізованими рекомендаціями, що задовольняють їх потребам, при виборі транспортного засобу. Дана система прагне покращити користувальницький досвід, враховуючи особливості авторинку, надаючи актуальні дані про моделі, марки та технічні характеристики. Зробити процес вибору автомобіля простим, враховуючи багатогранні фактори, такі як бюджет, стиль водіння, уподобання в дизайні та додаткові параметри, що в кінцевому підсумку дозволить користувачам здійснити покупку автомобіля.

Отже, в умовах безлічі моделей, різноманітності технологічних рішень та екологічних вимог створення рекомендаційної системи для вибору автомобіля стає необхідністю.

Така система допоможе користувачам орієнтуватися в різноманітності пропозицій, враховувати індивідуальні переваги, а також оптимізувати вибір з урахуванням бюджету.

2 ОПИС ПРИЙНЯТИХ ПРОЕКТНИХ РІШЕНЬ

З постійним збільшенням обсягів даних в інтернеті стає все складніше для користувачів знаходити контент, який відповідає їх перевагам та інтересам. РС допомагають оптимізувати цей процес, надаючи персональні рекомендації. Також в умовах сильної конкуренції у багатьох сферах бізнесу, включаючи ЕК, стрімінгові сервіси, портали новин та соціальні мережі, РС стають важливим інструментом для залучення та утримання користувачів. Безумовно зі зростанням очікувань користувачів у галузі персоналізації контенту, бренди та платформи прагнуть пропонувати унікальні та налаштовані під індивідуальні потреби пропозиції [32].

Отже, рекомендаційна система – це програмний інструмент, що надає персоналізовані рекомендації щодо об'єктів, які можуть зацікавити користувача. РС аналізують поведінку користувача, його особисті дані та історію взаємодій, щоб побудувати модель його переваг і інтересів.

На основі цієї моделі система здійснює відбір найбільш релевантних об'єктів з усього доступного набору варіантів (каталог товарів, база даних медіаконтенту, список документів тощо) та генерує персональні рекомендації для конкретного користувача.

Основна мета РС – задовольнити інформаційні потреби користувача, рекомендувавши йому найцікавіші для нього об'єкти.

2.1 Класифікація рекомендаційних систем

У цьому розділі ми проведемо огляд класифікації рекомендацій. Розберемо основні категорії та підходи, які використовуються для надання персоналізованих рекомендацій [18, 19]. Від колаборативних фільтрів до контентних методів, а також гібридних систем, ми розглянемо різноманітність підходів, які застосовуються для оптимізації процесу

рекомендацій та покращення задоволеності користувачів. Кожен тип рекомендаційної системи має свої переваги та обмеження, і розуміння цих аспектів є ключовим для ефективного застосування рекомендаційних технологій у різних галузях [30].

2.1.1 Колаборативна фільтрація

Рекомендаційні системи на основі колаборативної фільтрації є одним із підходів до створення персоналізованих рекомендацій для користувачів. За складною та страшною назвою криється проста схема роботи [20]. Система поділяє користувачів на групи за схожими інтересами і потім рекомендуємо їм те, що переглядали (купували, замовляли) інші люди з цього сегмента.

Колаборативна фільтрація може бути реалізована у двох основних варіаціях: user-based (на основі користувачів) та item-based (на основі предметів).

Розглянемо основні моменти User-Based Collaborative Filtering:

- ідея: основана на припущенні, що користувачі, які мали подібні інтереси в минулому, матимуть схожі інтереси в майбутньому;
- кроки: знаходження схожих користувачів, які мають історію взаємодії з подібними предметами; прогнозування інтересів користувача, враховуючи інтереси і дії його схожих користувачів.

Математично цей метод можна виразити наступними формулами для схожості між користувачами (2.1) та для прогнозу рейтингу користувача для предмета (2.2):

$$\text{sim}(u, v) = \frac{\sum_{i \in I_u \cap I_v} r_{ui} \cdot r_{vi}}{\sqrt{\sum_{i \in I_u} r_{ui}^2} \cdot \sqrt{\sum_{i \in I_v} r_{vi}^2}}, \quad (2.1)$$

де u та v – користувачі;

I_u та I_v – множини предметів, які оцінили користувачі u та v ;

r_{ui} та r_{vi} – рейтинги, які вони виставили предмету i .

$$\hat{r}_{ui} = \bar{r}_u + \frac{\sum_{v \in N(u)} \text{sim}(u,v) \cdot (r_{vi} - \bar{r}_v)}{\sum_{v \in N(u)} |\text{sim}(u,v)|}, \quad (2.2)$$

де \hat{r}_{ui} – прогнозований рейтинг користувача u для предмета i ;

\bar{r}_u – середній рейтинг користувача u ;

$N(u)$ – множина схожих користувачів з користувачем u ;

$\text{sim}(u, v)$ – схожість меж користувачами u та v .

Ці формули представляють основний механізм User-Based Collaborative Filtering, де прогноз рейтингу для користувача і предмета обчислюється на основі схожості між цим користувачем і іншими схожими користувачами, які вже оцінили цей предмет.

Перейдемо до Item-Based Collaborative Filtering (рисунок 2.1):

– ідея: основана на припущенні, що користувачі, які сподобались однакові предмети в минулому, будуть сподобатися схожі предмети в майбутньому;

– кроки: обчислення схожості між предметами на основі історії їхньої взаємодії з користувачами; прогнозування рейтингу або інтересу користувача до предметів, використовуючи схожість між цими предметами та історією взаємодії користувача з ними.

Математично цей метод можна виразити наступними формулами для схожості між користувачами (2.3) та для прогнозу рейтингу користувача для предмета (2.4):

$$\text{sim}(i, j) = \frac{\sum_{u \in U_{ij}} r_{ui} \cdot r_{uj}}{\sqrt{\sum_{u \in U_{ij}} r_{ui}^2} \cdot \sqrt{\sum_{u \in U_{ij}} r_{uj}^2}}, \quad (2.3)$$

де i та j – предмети;

U_{ij} – множина користувачів, які оцінили обидва предмети;

r_{ui} та r_{uj} – рейтинги, які користувач u виставив предметам i та j .

$$\hat{r}_{ui} = \frac{\sum_{j \in I_u^s} \text{sim}(i, j) \cdot r_{uj}}{\sum_{j \in I_u^s} |\text{sim}(i, j)|}, \quad (2.4)$$

де \hat{r}_{ui} – прогнозований рейтинг користувача u для предмета i ;

I_u^s – множина предметів, які оцінив користувач u , але які є схожими на предмет i ;

$\text{sim}(u, v)$ – схожість між предметами i та j .

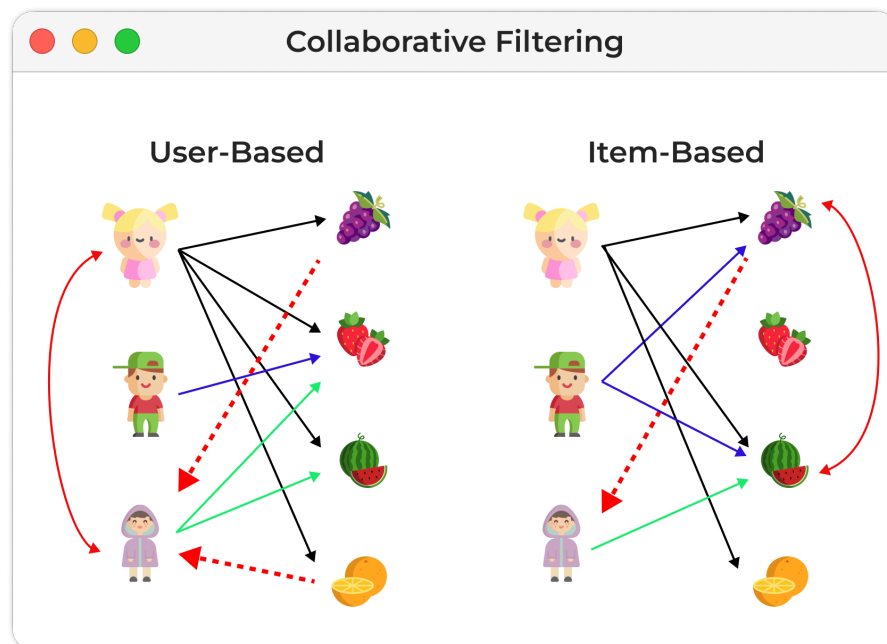


Рисунок 2.1 – Алгоритм роботи колаборативна фільтрація

Ці формули визначають основний механізм Item-Based Collaborative Filtering, де прогноз рейтингу для користувача і предмета обчислюється на основі схожості між цим предметом і іншими схожими предметами, які користувач вже оцінив [31].

Ось кілька основних переваг колаборативної фільтрації:

- вона дозволяє робити персональні рекомендації на основі переваг схожих користувачів. Система враховує, що подобається іншим людям зі схожими смаками, та рекомендує товари/послуги, які можуть сподобатися конкретному користувачеві;

- метод не вимагає детальної інформації про самі товари/послуги та їх характеристики. Достатньо знати оцінки чи відгуки користувачів. Це спрощує побудову та навчання моделі рекомендацій;

- за наявності великого обсягу даних про оцінки чи поведінку користувачів метод дає хороші рекомендації. Що більше даних, то краще працює модель;

- колаборативна фільтрація дозволяє знаходити неочевидні залежності даних, які важко виявити вручну. Модель може виявити приховані кореляції між різними типами об'єктів та групами користувачів;

- метод добре працює для нових та маловідомих товарів/послуг, за якими ще мало інформації та відгуків. Якщо хтось їх оцінив, модель може отримати додаткові дані для точніших рекомендацій.

Але у всього є свої недоліки, ось основні недоліки колаборативної фільтрації:

- для побудови рекомендацій потрібен великий обсяг даних про оцінки чи переваги користувачів. При малій кількості даних модель зможе давати персоналізовані рекомендації;

- виникають проблеми з новими користувачами та об'єктами. Для них немає даних про оцінки, тому важко робити прогнози. Це проблема холодного старту;

- метод погано працює із дуже специфічними, «нішевими» об'єктами, які оцінило мало людей. Недостатньо даних для прогнозу;

- якість рекомендацій залежить від якості та об'єктивності оцінок користувачів. Некоректні чи упереджені оцінки спотворюють роботу системи.

- є проблеми із масштабованістю. При великих обсягах даних обчислювальна складність методу зростає;

- слабка інтерпретованість результатів. Важко пояснити, чому модель робить ті чи інші прогнози з урахуванням схожості користувачів;

- не враховує вміст та характеристики самих об'єктів рекомендацій, лише дані щодо оцінок користувачів. Це обмеження методу.

Ось кілька прикладів використання колаборативної фільтрації:

- рекомендації товарів на сайтах електронної комерції (Amazon, eBay, Alibaba та ін.). На основі покупок та оцінок користувачів підбираються персоналізовані рекомендації інших товарів;

- рекомендації фільмів, музики, книг (Netflix, Spotify, Goodreads). Користувачеві пропонується контент, популярний серед людей зі схожими уподобаннями;

- рекомендаційні послуги у соцмережах (ВКонтакте, TikTok). На основі лайків, репостів та інших дій підбирається релевантний для користувача контент;

- системи рекомендацій на новинних/розважальних сайтах та у додатках. Персоналізований підбір новин, статей, відео та іншого контенту для читання/перегляду;

- підбір таргетованої реклами в інтернеті на основі поведінки користувачів зі схожими інтересами.

Насамкінець можна сказати, що колаборативна фільтрація – це ефективний метод побудови рекомендаційних систем, що добре собі зарекомендував на практиці.

2.1.2 Контентна фільтрація

Рекомендаційні системи на основі контенту – це методи, що базуються на аналізі характеристик або властивостей об’єктів (контенту) та використовують цю інформацію для створення персоналізованих рекомендацій для користувачів (рисунок 2.2) [22].

Основні моменти методу:

– ідея: користувачу рекомендуються об’єкти, подібні до тих, що йому подобаються;

– кроки: визначення ключових характеристик об’єктів, таких як жанр, ключові слова, тематика тощо, що можуть бути важливими для користувачів, створення профілю користувача, враховуючи його попередні взаємодії та вподобання; визначення схожості між об’єктами на основі їхніх характеристик та властивостей; створення рекомендацій для користувача, враховуючи схожість між його профілем та характеристиками інших об’єктів.

Математичне представлення рекомендаційної системи на основі контенту зазвичай базується на використанні векторів для представлення як користувачів, так і об’єктів (контенту). Основна ідея полягає в тому, що ми можемо визначити простір властивостей, де кожен об’єкт або користувач представлений як вектор, а схожість між ними визначається відстанню в цьому просторі.

Кожен користувач представляється вектором U_i , де i – індекс користувача. Елементи цього вектора можуть представляти його інтереси, взаємодії чи оцінки для певних категорій, чи характеристик контенту:

$$U_i = [u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{im}]. \quad (4.5)$$

Кожен об'єкт або елемент контенту представляється вектором I_j , де j – індекс об'єкта. Елементи цього вектора можуть відображати характеристики чи категорії, пов'язані з об'єктом.

$$I_j = [i_{j1}, i_{j2}, \dots, i_{jm}]. \quad (4.6)$$

Одним з часто використовуваних методів для визначення схожості між векторами є косинусна схожість. Для користувачів u_i та u_k вона визначається як:

$$\text{similarity}(u_i, u_k) = \frac{u_i \cdot u_k}{\|u_i\| \cdot \|u_k\|}. \quad (4.7)$$

Для об'єктів I_j та I_l косинусна схожість визначається аналогічно:

$$\text{similarity}(I_j, I_l) = \frac{I_j \cdot I_l}{\|I_j\| \cdot \|I_l\|}. \quad (4.8)$$

Прогноз рейтингу може бути здійснений, наприклад, за допомогою взваженого середнього рейтингу від схожих користувачів чи об'єктів:

$$\hat{r}_{ui} = \frac{\sum_{k \in N(i)} \text{similarity}(u_i, u_k) \cdot r_{uk}}{\sum_{k \in N(i)} |\text{similarity}(u_i, u_k)|}, \quad (4.9)$$

де $N(i)$ – множина схожих користувачів чи об'єктів для користувача u_i .

Це лише загальне уявлення, і конкретні алгоритми можуть використовувати різні підходи до визначення подібності та прогнозування рейтингів залежно від конкретної системи рекомендації.

Ось основні плюси рекомендаційних систем на основі контенту:

- не вимагає великого обсягу даних про користувачів. Використовується лише інформація про самі об’єкти (товари, документи);
- масштабуються добре, оскільки розраховують рекомендації з урахуванням порівняння контенту, а не оцінок від користувачів;
- дозволяють пояснити причини рекомендацій: показати які характеристики об’єктів спирається система;
- легко реалізувати «негативні» рекомендації: не рекомендувати схожий на переглянутий, але контент, що не сподобався;
- можуть будувати рекомендації навіть для нових непопулярних об’єктів, за якими мало даних про уподобання користувачів;
- якість рекомендацій не страждає від невірогідного чи неточних оцінок користувачів.

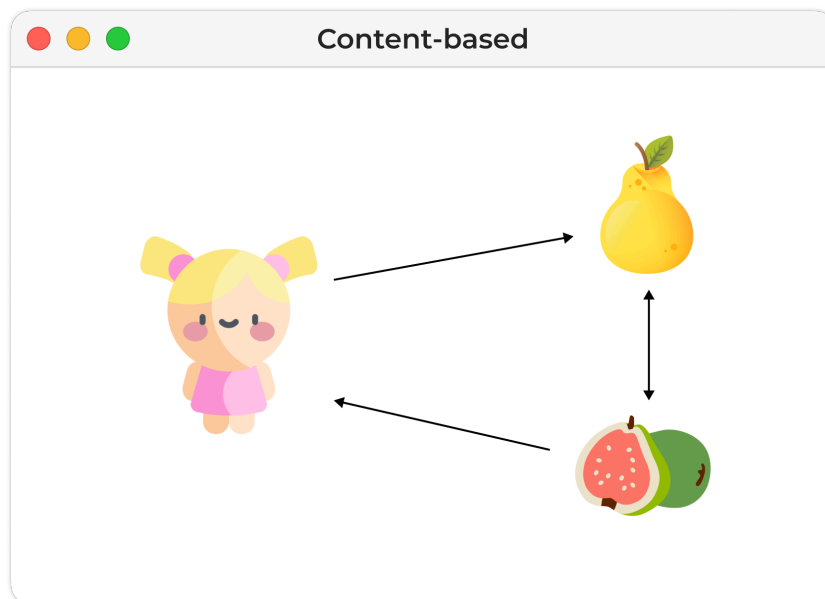


Рисунок 2.1 – Алгоритм роботи методу заснованому на контенті

Ось основні мінуси рекомендаційних систем на основі контенту:

- потрібно якісний аналіз вмісту об’єктів, вилучення інформативних характеристик та метаданих, що може бути складним;

- для складного контенту (зображення, тексти, відео) отримання хороших характеристик та вимірювання подібності: важке завдання, що вимагає застосування методів обробки даних та машинного навчання;
- потрібна регулярна актуалізація опису контенту об'єктів, що призводить до додаткових обчислень при рекомендаціях;
- такі системи погано справляються з абсолютно новими типами контенту, для яких недостатньо репрезентативних даних;
- важко враховувати контекст користувача сеансу роботи з рекомендаціями для покращення якості;
- буває складно коректно налаштувати шкали порівняння різноманітного контенту між собою під час побудови рекомендацій;
- якість роботи багато в чому залежить від способів попередньої обробки даних і потребує постійного налагодження.

Ось кілька прикладів використання фільтрації на основі контенту:

- рекомендації товарів у інтернет-магазинах. Система аналізує характеристики товарів (ціна, бренд, матеріал, розмір, колір тощо) та знаходить схожі товари для рекомендацій;
- підбір новин та персональних стрічок у новинних сервісах та соцмережах. На основі категорій новин, заголовків, описів та інших метаданих вибираються цікаві для користувача новини;
- рекомендації фільмів щодо жанру, країни, року випуску, участі певних акторів та режисерів. В основі - подібність за метаданими творами;
- персоналізовані плейлисти у музичних сервісах. Підбір схожих треків йде за жанром, тоном, настроєм та іншими аудіохарактеристиками;
- підбір книг з тематики, жанру та інших метаданих про самі твори.

2.1.3 Системи на основі знань

Рекомендаційні системи, що базуються на знаннях, використовують інтелектуальні моделі або експертні знання для генерації рекомендацій. Ці

системи враховують детальніше інформацію про користувачів, їхні вподобання та контент, і використовують знання в галузі або експертний аналіз для створення персоналізованих рекомендацій [22].

Основні моменти:

– ідея: використання експертних знань або інтелектуальних моделей для генерації персоналізованих рекомендацій;

– кроки: співпраця з експертами у відповідній галузі для збору детальних знань про предметну область, враховуючи фактори, що впливають на рекомендації; розробка моделі, що відображає експертні знання; виокремлення ключових факторів, які впливають на генерацію рекомендацій, і визначення їх вагомості; встановлення правил, які описують взаємозв'язки між факторами та вказують, як реагувати на певні ситуації; навчання; інтеграція з іншими джерелами знань, такими як бази даних чи зовнішні джерела, для отримання додаткової інформації.

Математична модель рекомендаційної системи на основі знань може бути представлена у вигляді системи правил та ваг. Для визначення схожості між користувачами та об'єктами можна використовувати формули 4.7 та 4.8 відповідно. Оцінку рейтингу можна вирахувати за формулою 4.9. Також можна використовувати експертні правила для модифікації оцінки рейтингу, наприклад:

$$\widehat{R}_{ij} = \text{ExpertRule}(U_i, I_j) \cdot \widehat{R}_{ij} \quad (4.10)$$

де *ExpertRule* – функція, яка визначає вплив експертних правил.

Це загальний підхід, і конкретні моделі можуть використовувати інші алгоритми та методи врахування знань. Також, це простий приклад, і в реальних системах може бути більше складних механізмів та оптимізацій.

Ось основні плюси рекомендаційних систем, заснованих на знаннях:

- дозволяють враховувати специфіку предметної області (домену) при побудові рекомендацій на основі експертних знань;
- можуть рекомендувати об'єкти з урахуванням їх семантичного значення та контекстних залежностей між об'єктами;
- здатні пояснювати причини та процес отримання тих чи інших рекомендацій людською мовою;
- масштабуються у разі збільшення даних шляхом узагальнення знань;
- можуть працювати при обмеженій кількості даних, використовуючи наявні експертні знання в домені;
- дозволяють будувати адаптивні рекомендації під конкретні потреби користувачів;
- забезпечують кращий контроль якості рекомендацій з боку експертів предметної області.

Ось основні мінуси рекомендаційних систем, заснованих на знаннях:

- потребують залучення експертів предметної області та інженерів знань для формалізації експертних знань, що ускладнює розробку та підтримку;
- масштабування таких систем при збільшенні обсягів даних може бути складним через необхідність підтримки та розширення бази знань;
- якість роботи системи сильно залежить від якості вихідних експертних знань та їх формалізації;
- складно оцінити та виміряти ефективність рекомендацій, базованих на евристичних знаннях експертів;
- у порівнянні з іншими підходами, заснованими лише на даних, такі системи складні у розумінні та подальшому вдосконаленні;
- вимагають постійного оновлення та валідації знань експертами предметної області щодо їх відповідності реальному світу;
- погано працюють поза рамками вихідних експертних знань, важко адаптуються до нових даних.

Ось декілька прикладів використання рекомендаційних систем на основі знань:

- рекомендації товарів в інтернет-магазинах з урахуванням цінностей, смаків і уподобань клієнтів. Система використовує базу знань про категорії товарів, їх властивості і корисність для різних груп користувачів;

- підбір новин, статей або наукових публікацій з урахуванням професійних інтересів та предметної області користувача на основі онтологій і таксономій;

- рекомендації рецептів страв, раціонів або дієт для користувачів з різними вподобаннями і обмеженнями. Використовують експертні знання в області харчування і здоров'я;

- підбір контенту (відео, статей) для навчання або розвитку певних навичок на базі онтологій, що відображають галузь знань і компетенцій, а також рівні підготовки користувачів.

2.1.4 Гібридні системи

Гібридні рекомендаційні системи – це підхід до побудови рекомендацій, що поєднує в собі декілька методів і алгоритмів для отримання більш точних та релевантних рекомендацій [23].

Основні моменти:

- ідея: полягає у використанні переваг різних підходів для компенсації їх недоліків та посилення сильних сторін;

- кроки: визначення конкретних цілей системи та того, які типи рекомендацій потрібні користувачам; оцінка наявних даних, включаючи дані про взаємодії користувачів, характеристики об'єктів, контент та будь-які інші доступні дані; визначення підходів, які будуть використовуватися в системі (колаборативні, контентні, знань тощо) та їх поєднання; розробка окремих моделей для кожного вибраного підходу;

створення механізму інтеграції різних моделей в єдину гібридну систему; розробка стратегій для роботи з новими користувачами чи об'єктами, коли інформація про їх взаємодії обмежена (холодний старт); проведення валідації та оцінки ефективності системи за допомогою тестових наборів даних та метрик якості рекомендацій.

Математична модель гібридної рекомендаційної системи може бути складною через комбінацію різних підходів і методів. Але у загальному виді можна використовувати злиття різних методів, які було наведено вище. Найчастіше використовують такі комбінації методів:

- колаборативна фільтрація + фільтрація на основі контенту;
- колаборативна фільтрація + рекомендації на основі знань;
- фільтрація на основі контенту + рекомендації на основі знань.

На мій погляд, для рекомендацій щодо підбору автомобіля найкраще підійде гібридна рекомендаційна система на основі контенту та знань.

Вона може враховувати характеристики самих автомобілів (ціна, марка, модель, тип кузова, об'єм та тип двигуна, витрата палива, комплектація та ін.) для рекомендації подібних варіантів – це забезпечить фільтрацію на основі контенту.

А рекомендації на базі знань дозволять врахувати переваги та обмеження конкретного користувача (бюджет, необхідна кількість місць, тип приводу, наявність певних опцій, умови експлуатації тощо). Знання допоможуть адаптувати загальні рекомендації для персональних потреб.

Гібридний підхід краще поєднуватиме виявлення схожих автомобілів за даними про контент з оптимізацією індивідуальних переваг на основі експертних знань про потреби власників.

2.2 Порівняльний аналіз методів створення РС

У таблиці 2.1 наведено порівняльний аналіз основних методів створення рекомендаційних систем – колаборативну фільтрацію

(user-based, item-based), фільтрацію на основі контенту та гібридні методи – за кількома ключовими аспектами.

Таблиця 2.1 – Порівняльний аналіз основних методів

Аспекти порівняння	Колаборативна фільтрація (user-based)	Фільтрація на основі контенту	Колаборативна фільтрація (item-based)	Гібридні методи
Заснована на чому?	Заснована на взаємодії користувачів.	Заснована на властивостях самого контенту.	Заснована на схожості між об'єктами (товарами чи послугами).	Комбінує колаборативну та контент-базовану фільтрацію.
Обсяг даних	Зазвичай використовує матрицю взаємодії користувачів-об'єктів.	Вимагає велику кількість атрибутів для кожного об'єкта.	Зазвичай використовує матрицю взаємодії користувачів-об'єктів.	Залежно від того, як добре об'єднані колаборативні та контент-базовані складові.
Персоналізація	Добре пристосована до персоналізації, особливо при великій кількості користувачів.	Персоналізація можлива, але важча внаслідок необхідності наявності детального контенту.	Персоналізація можлива, особливо якщо користувачі проявляють інтерес до спільних об'єктів.	Залежно від того, як добре об'єднані колаборативні та контент-базовані підходи.
Робота з холодним стартом	Зазвичай важко працювати з новими користувачами або об'єктами (холодний старт).	Може працювати з новими об'єктами на основі їх властивостей.	Може мати проблеми з розрідженими даними, особливо якщо об'єкти	Залежно від того, як добре об'єднані колаборативні та контент-базовані підходи.
Обробка розріджених даних	Зазвичай працює добре з розрідженими даними, особливо якщо користувачі оцінюють лише невелику частину об'єктів.	Може мати проблеми з розрідженими даними, особливо якщо атрибути об'єктів не завжди доступні.	Зазвичай працює добре з розрідженими даними, особливо якщо об'єкти не мають спільних взаємодій.	Залежно від того, як добре об'єднані колаборативні та контент-базовані підходи.

Item-based колаборативна фільтрація, подібно до user-based, базується на схожості між об'єктами (товарами чи послугами), спираючись на їхню історію взаємодій з користувачами. У порівнянні до user-based, item-based може бути більш ефективною при роботі з розрідженими даними, але також може виявитися менш ефективною при холодному старті, коли відсутня інформація про взаємодію.

Вибір методу для створення рекомендаційної системи для допомоги в обранні автомобіля залежить від конкретних вимог і характеристик вашого завдання. Проте, у випадку рекомендацій для обрання автомобіля, гібридний підхід, який комбінує колаборативну фільтрацію та контент-базовану фільтрацію, може бути особливо ефективним, особливо коли маємо справу з нечіткими запитаннями.

Гібридний підхід дозволяє створювати персоналізовані рекомендації, враховуючи як взаємодії користувачів, так і характеристики самого автомобіля. Контент-базована фільтрація може допомогти врахувати нечіткі або дещо неструктуровані запитання, оскільки вона базується на властивостях об'єктів (автомобілів) і може враховувати велику кількість атрибутів.

2.3 Опис методів збору даних

Існує багато методів збору даних, і вибір конкретного методу залежить від області дослідження, доступності ресурсів, типу інформації, яку ви хочете отримати, та інших факторів.

Ось кілька загальних методів збору даних:

– анкетування: проведення опитувань, де опитувальники ставлять стандартні питання відповідно до певного опитування. Анкети можуть бути паперовими або електронними;

– спостереження: збір інформації шляхом прямого спостереження за об'єктом дослідження. Це може бути або активне спостереження (коли

дослідник активно взаємодіє з об'єктом) або пасивне спостереження (коли дослідник залишається поза увагою);

- інтерв'ю: збір даних шляхом розмови між дослідником та учасником дослідження. Інтерв'ю можуть бути структурованими (з фіксованими питаннями) або неструктурованими (вільної форми);

- експерименти: систематичне спостереження або втручання в об'єкт дослідження для вивчення його поведінки під певними умовами. Експерименти часто використовують у контрольованих умовах;

- слідування поведінки: збір даних про взаємодію користувачів з вебсайтів, мобільними додатками чи іншими системами для аналізу їхньої поведінки;

- аналіз соціальних мереж: вивчення взаємодії та відносин між учасниками в соціальних мережах для розуміння їхніх звичок та інтересів;

- географічне позначення: використання географічних даних для розуміння просторових взаємозв'язків та патернів;

- фокус-групи: обговорення певної теми в невеликій групі респондентів;

- тощо.

Комбінація різних методів збору даних може бути ефективною для отримання комплексної та глибокої інформації.

2.3.1 Метод збору даних для автомобільної РС

Для створення рекомендаційної системи, яка б допомогла з вибором автомобіля, найкраще підійшов би метод опитування або анкетування. Вибір цього методу обумовлено наступними чинниками:

- опитування дозволить зібрати думки та переваги великої кількості людей щодо вибору автомобіля. Ці дані можна буде проаналізувати та використовувати для побудови алгоритмів рекомендацій;

– за допомогою опитування можна виявити найважливіші для людей критерії при виборі авто: ціна, витрата палива, комфорт, безпека тощо. Це дозволить сконцентруватися на ключових характеристиках у рекомендаційній системі;

– анкетування дасть можливість зібрати додаткову інформацію про респондентів (вік, стать, бюджет, переваги тощо), що підвищить персоналізацію та точність рекомендацій;

– опитування щодо недорогого і швидкого способу збирання великого обсягу даних, необхідні створення рекомендаційної системи.

2.3.2 Ключові питання

Для створення невеликої рекомендаційної системи з нечітким запитом на основі анкетування можна поставити такі питання:

– мета використання автомобіля (наприклад, для їзди містом, для подорожей, для бізнесу);

– бажаний тип кузова (седан, хетчбек, позашляховик, мінівен і т.д.);

– важливість таких характеристик, як витрата палива, потужність, комфорт, безпека, місткість (оцінка за шкалою 1-5);

– переважна вартість автомобіля;

– вподобані марки/моделі авто;

– можливість поїздок у складних дорожніх умовах;

– наявність систем автопілота та асистентів водіння;

– важливість наявності певних опцій (мультимедіа, круїз-контроль тощо);

– запланований середньорічний пробіг;

– наявність дітей, їх вік;

– бюджет на покупку автомобіля (діапазони цін);

– можливість розглянути підтримані / вживані авто;

- уподобання за типом двигуна (бензиновий, дизельний, гібрид, електро);
- уподобання щодо коробки передач (механіка, автомат, робот);
- важливість місткості багажника (об'єм);
- переважний клас автомобіля (А, В, С і т.д.);
- важливість вартості володіння (ТО, ремонт, страхування);
- запланований термін володіння автомобілем;
- умови паркування, гараж чи вулиця;
- уподобання щодо витрат палива в місті та на трасі;
- необхідність повного приводу;
- бажаний рівень комплектації (база, середня, висока);
- важливість іміджу та статусності марки авто;
- уподобання за потужністю двигуна (кінські сили);
- необхідність наявності систем безпеки (ABS, ESC та ін.);
- тощо.

Додавання таких параметрів дозволить покращити персоналізацію та точність підбору оптимального варіанта автомобіля під запит конкретного користувача.

На основі цих відповідей можна побудувати нечітку рекомендаційну систему, яка зможе пропонувати відповідні варіанти авто, навіть якщо запит користувача не буде точним та однозначним. Кількість правил і варіантів рекомендацій можна буде нарощувати зі збором додаткових даних.

2.4 Обґрунтування використання нечіткої логіки у контексті вибору автомобілів

Використання нечіткої логіки у контексті вибору автомобілів обґрунтовано з огляду на ряд особливостей та переваг, які цей підхід може принести:

– неоднозначність мови користувачів: опис вподобань користувачів стосовно автомобільних характеристик часто містить нечіткі та суб'єктивні вислови, такі як «потужний двигун», «комфортний салон» або «економічний на пально». Нечітка логіка дозволяє ефективно моделювати цю неоднозначність;

– множинні критерії вибору: вибір автомобіля може залежати від багатьох факторів, таких як економічність, безпека, динаміка, розмір салону тощо. Нечітка логіка дозволяє об'єднувати та враховувати ці різні аспекти в рекомендаціях;

– невизначеність та апріорна неінформованість: користувачі можуть бути не впевнені у своїх вподобаннях або не мати чіткого уявлення про те, що їм потрібно. Нечітка логіка може ефективно враховувати цю невизначеність та допомагати користувачам, які не є експертами у сфері автомобільних технічних характеристик;

– гнучкість у визначенні правил: використання нечіткої логіки надає гнучкість при визначенні правил системи рекомендацій. Експерти можуть вносити зміни в правила, враховуючи нові тенденції чи зміни в автомобільній промисловості;

– можливість врахування експертної думки: експертні знання може бути враховано у вигляді нечітких правил, які визначають важливість різних характеристик автомобіля. Це може покращити об'єктивність рекомендацій;

– моделювання лінгвістичних змін: споживачі часто користуються мовою, яка змінюється з часом. Нечітка логіка дозволяє легко враховувати лінгвістичні зміни та нові терміни в системі рекомендацій;

– адаптація до індивідуальних уподобань: нечітка логіка дозволяє адаптувати систему рекомендацій до індивідуальних уподобань та стилів життя кожного користувача;

– урахування контексту: нечітка логіка може враховувати контекст вибору, наприклад, змінюючи вподобання в залежності від сезону, географічного положення чи інших факторів.

Узагальнюючи, нечітка логіка може ефективно враховувати неоднозначність та різноманітність вибору автомобілів, забезпечуючи гнучке та адаптивне моделювання.

3 ОПИС ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

3.1 Особливості вибору автомобіля

Вибір автомобіля є складним завданням, особливо, коли у потенційного покупця відсутнє чітке розуміння його конкретних потреб та завдань. Невизначеність у виборі автомобіля виникає з різноманіття факторів, таких як технічні характеристики, вартість, експлуатаційні витрати та особисті уподобання, що робить процес вибору важливим і багатограним.

Однією з ключових складнощів вибору автомобіля є те, що різні користувачі мають різні потреби та задачі, пов'язані з використанням транспортного засобу. Наприклад, для одних основним критерієм може бути велика потужність та динаміка для задоволення емоцій від водіння, тоді як інші можуть акцентувати на паливній ефективності та екологічних аспектах.

Додатковою проблемою є те, що багато покупців може не мати достатнього досвіду або знань щодо автомобільного ринку та технічних характеристик. Відсутність чіткої картини про те, які параметри та функції важливі для їхніх конкретних потреб, робить процес вибору ще більш заплутаним.

Деякі покупці можуть надавати перевагу вишуканому стилю, тоді як інші можуть прагнути до практичності та економічності. Отже, особисті уподобання та стиль життя стають суттєвими факторами у виборі автомобіля.

Враховуючи вищезначені труднощі, використання нечіткої логіки може виявитися корисним в процесі рекомендацій. Враховуючи неоднозначність у вимогах та особистих уподобаннях, нечітка логіка може допомогти враховувати різні рівні значущості та узгоджувати різноманітні вимоги користувачів.

Завдання вибору автомобіля в умовах невизначеності є складним та індивідуальним процесом, який потребує комплексного підходу. Розуміння цих проблем та їх аналіз дозволяє виокремити простір для розвитку рекомендаційних систем, що враховують нечіткість у вимогах та надають користувачам більше інформації для поміркованого та обґрунтованого вибору.

3.1.1 Основні аспекти при виборі автомобіля

Вибір автомобіля – важливе рішення, яке потребує уваги до ряду ключових моментів. Ось основні аспекти, які варто врахувати при виборі автомобіля:

- профіль користувача: зберіть інформацію про користувача, включаючи вік, стиль життя, сімейний стан, переваги в автомобілях, досвід водіння тощо;

- бюджет: визначте бюджет користувача для купівлі та обслуговування автомобіля, включаючи витрати на паливо, страховку та технічне обслуговування;

- тип користування: уточніть, яким чином користувач збирається використовувати автомобіль: для щоденних поїздок у місті, для далеких поїздок, для сімейних потреб тощо;

- технічні характеристики: врахуйте переваги користувача щодо технічних характеристик, таких як потужність двигуна, тип коробки передач, системи безпеки та комфорту;

- марка та модель: дізнайтеся, чи є у користувача переваги за маркою та моделлю автомобіля, засновані на досвіді або особистих уподобаннях;

- тип кузова: врахуйте переваги за типом кузова, такі як седан, хетчбек, кросовер, позашляховик та інші;

- інноваційні технології: розгляньте інтерес користувача до інноваційних технологій в автомобільній індустрії, таких як системи безпеки, пов'язані з інтернетом та автоматизоване водіння;

- обслуговування та запчастини: врахуйте вартість обслуговування та доступність запчастин для вибраного автомобіля;

- тощо.

Інтеграція цих факторів у РС дозволить надавати персоналізовані та точні рекомендації, задовольняючи унікальні потреби кожного користувача.

3.2 Обґрунтування вибору технологій та інструментів

Для створення вебдодатку гібридної рекомендаційної системи для вибору автомобіля з елементами нечіткої логіки, можна використовувати різноманітні технології та інструменти.

3.2.1 Мова програмування Python

Найзручнішим для обробки даних, машинного навчання та веброзробки є Python [24].

Python став мовою програмування першого вибору в галузі штучного інтелекту (ШІ), машинного навчання (МН) та розробки програм з використанням НЛ. У цьому розділі розглядається використання Python у розробці та реалізації РС, що базується на принципах нечіткої логіки.

Python – це високорівнева, інтерпретована мова програмування, створена Гвідо ван Россумом. Ця мова пропонує простий та чистий синтаксис, що сприяє швидкій та легкій розробці програмного забезпечення. Велика кількість бібліотек та фреймворків, таких як NumPy, scikit-learn, Flask та багато інших, роблять Python потужним інструментом для створення складних систем.

Python є домінантною мовою в галузі машинного навчання, надаючи бібліотеки, такі як scikit-learn, TensorFlow та PyTorch, для розробки та навчання моделей. Для роботи з нечіткою логікою бібліотеки, такі як scikit-fuzzy та python-fuzzy, надають засоби для створення та аналізу нечітких систем.

В області розробки РС Python також відіграє ключову роль. Різні бібліотеки, такі як Surprise, LightFM та розглянута раніше scikit-fuzzy, надають інструменти для побудови та навчання рекомендаційних моделей.

Python забезпечує зручний та ефективний спосіб проектування та реалізації РС на основі нечіткої логіки. Можливість використання різних бібліотек, інтеграція з вебфреймворками, такими як Flask, та широкий вибір інструментів для візуалізації даних, спрощують процес створення функціональної та масштабованої системи.

Застосування Python в експериментах з РС на основі НЛ забезпечує гнучкість і надійність. Результати експериментів показують ефективність та застосовність системи до різних сценаріїв.

Отже, Python є ідеальним вибором для розробки та реалізації РС, заснованих на НЛ. Його великі можливості в галузі МН, гнучкість у проектуванні, а також безліч інструментів для розробки роблять Python незамінною мовою програмування в даній галузі.

3.2.2 Бібліотека scikit-fuzzy

У сучасних інформаційних системах, де прийняття рішень потребує врахування невизначеності та нечіткості, використання методів НЛ стає важливим аспектом. У цьому розділі розглянемо застосування бібліотеки scikit-fuzzy у контексті розробки РС з використанням принципів НЛ [25].

Бібліотека scikit-fuzzy надає багатий набір інструментів для моделювання та аналізу нечітких систем. Вона базується мовою програмування Python та інтегрується з іншими потужними бібліотеками

для наукових обчислень, такими як NumPy та SciPy. Ця бібліотека надає прості та ефективні засоби для створення та маніпуляції нечіткими множинами, а також для визначення правил виведення.

У контексті РС, де користувацькі переваги можуть бути розмиті та нечіткі, scikit-fuzzy знаходить своє застосування. Основним завданням системи є надання персоналізованих рекомендацій на основі користувацьких уподобань та контексту. Бібліотека використовується для моделювання нечітких правил, що описують взаємозв'язки між користувачами, їх перевагами та характеристиками об'єктів.

Розробка РС на основі нечіткої логіки включає етапи проектування та реалізації нечітких правил, визначення нечітких множин, а також налаштування та навчання системи. З використанням scikit-fuzzy вдається легко створювати та налаштовувати нечіткі правила виведення, враховуючи невизначеність у користувацьких уподобаннях.

Проведено експерименти з оцінки ефективності РС з урахуванням нечіткої логіки, реалізованої з використанням scikit-fuzzy. Результати показують, що система успішно справляється з різними сценаріями і здатна адаптуватися до змін у користувацьких уподобаннях.

Отже, бібліотека scikit-fuzzy надає потужні інструменти реалізації нечітких систем у контексті РС. Її гнучкість та ефективність роблять її цінним ресурсом для інженерів та дослідників, які розробляють системи, що враховують невизначеність та розмитість у прийнятті рішень.

3.2.3 Бібліотека scikit-learn

Бібліотека scikit-learn є потужним інструментарієм для машинного навчання в мові програмування Python. У цьому розділі розглядається застосування scikit-learn у контексті розробки РС, що поєднує принципи машинного навчання та нечіткої логіки [26].

Ця бібліотека надає великі можливості для побудови, навчання та оцінки моделей машинного навчання. Бібліотека включає різні алгоритми для завдань класифікації, регресії, кластеризації, а також інструменти для передобробки даних та оцінки продуктивності моделей.

Також вона надає зручні інструменти для обробки та аналізу даних, що робить його ідеальним вибором для створення РС. У контексті рекомендацій бібліотека може використовуватися для навчання моделей класифікації або регресії, а також для передбачення переваг користувачів.

Є можливість підтримки як завдання навчання з вчителем, такі як прогноз оцінок користувача для елементів, так і завдання навчання без вчителя, наприклад, кластеризацію користувачів на основі їх переваг. Це розширює можливості застосування бібліотеки у різних сценаріях.

Важливим етапом у побудові РС є попередня обробка даних. `scikit-learn` надає засоби для широкого спектра операцій, таких як шкалювання ознак, кодування категоріальних змінних та робота з пропущеними даними, що забезпечує ефективне та стандартизоване рішення.

Надає інструменти оцінки продуктивності моделей, включаючи різні метрики для завдань класифікації та регресії. Параметричний пошук дозволяє оптимізувати гіперпараметри моделі, що важливо для досягнення найкращих результатів.

Бібліотека `scikit-learn` надає надійні та гнучкі інструменти для розробки РС, що поєднують принципи МН та НЛ. Її великі можливості роблять її цінним ресурсом для створення ефективних та точних моделей у різних сценаріях рекомендацій.

3.2.4 Бібліотека Surprise

Бібліотека Surprise – це потужний інструмент для побудови та оцінки рекомендаційних моделей на основі колаборативної фільтрації [28].

У цьому розділі розглядається застосування бібліотеки Surprise у розробці РС, орієнтованої на передбачення користувацьких переваг.

Бібліотека надає високорівневий інтерфейс та реалізацію алгоритмів колаборативної фільтрації. Вона спеціально орієнтована на спрощення процесу створення та оцінки рекомендаційних моделей. Вона включає різні алгоритми, такі як Singular Value Decomposition (SVD), k-nearest neighbors algorithm (KNN), та інші, а також інструменти для крос-валідації та вибору моделей.

Також полегшує реалізацію колаборативної фільтрації в РС, ґрунтуючись на взаємодії користувачів із предметами. Бібліотека надає гнучкі методи створення моделей, враховують як явні, і неявні оцінки переваг користувачів.

Може бути інтегрована з методами НЛ для врахування невизначеності та розмитості у перевагах користувачів. Це особливо корисно, коли оцінки користувачів можуть бути неповними або розмитими, що є характерним для деяких реальних сценаріїв.

Бібліотека надає інструменти для оцінки продуктивності моделей, включаючи різні метрики для вимірювання точності та якості рекомендацій. Крім того, Surprise дозволяє проводити крос-валідацію для вибору оптимальних параметрів моделі.

Забезпечує ефективний та зручний засіб для розробки рекомендаційних систем на основі колаборативної фільтрації. Її простота використання та високий рівень абстракції роблять її придатною для різних сценаріїв, де важлива точність передбачень користувацьких уподобань.

3.2.5 Фреймворк Flask

У сучасних інформаційних системах важливим компонентом є зручний та доступний інтерфейс для взаємодії з користувачами. У цьому

розділі розглядається використання фреймворку Flask для реалізації вебінтерфейсу в РС, побудований на принципах нечіткої логіки.

Flask – це легкий фреймворк для веброзробки мовою програмування Python. Поєднуючи простоту використання з потужністю, Flask дозволяє швидко створювати вебдодатки, що обслуговують HTTP-запити. Він надає інструменти для маршрутизації запитів, керування сесіями та шаблонізації, що робить його чудовим вибором для створення вебінтерфейсу у РС [29].

Для забезпечення досвіду користувача в РС, який інтуїтивно зрозумілий і легко доступний, Flask використовується для створення динамічних вебсторінок. Вебінтерфейс дозволяє користувачам взаємодіяти із системою, вводити свої переваги та отримувати персоналізовані рекомендації. Flask забезпечує легкість інтеграції з нечіткою логікою, що використовується для формування рекомендацій.

За допомогою Flask створюються маршрути, що обробляють різні запити від користувачів. Шаблони Flask Jinja2 використовуються для відображення динамічних даних на вебсторінці. Рекомендації, сформовані на основі нечіткої логіки, інтегруються у виставу та надаються користувачеві у зручному форматі.

Flask також забезпечує засоби для забезпечення безпеки, такі як захист від Cross-Site Request Forgery (CSRF) атак та керування сесіями. Крім того, з використанням додаткових бібліотек та інструментів, таких як Flask-Security та Flask-Login, можна реалізувати автентифікацію та авторизацію користувачів. Flask придатний для створення додатків, що масштабуються, що важливо для систем, що вимагають обробки великої кількості запитів.

Використання Flask для реалізації вебінтерфейсу в РС на основі НЛ забезпечує зручний спосіб взаємодії користувача з системою. Простота використання, гнучкість та можливість інтеграції з нечіткою логікою роблять Flask відмінним вибором для веброзробки в контексті РС.

3.2.6 База даних MySQL

MySQL є однією з найпоширеніших Relational database management system (RDBMS) і надає ефективні засоби для зберігання, керування та вилучення даних. У цьому розділі розглянемо використання бази даних (БД) MySQL у контексті PC для забезпечення надійного зберігання та ефективного керування даними.

Переваги MySQL у PC:

- надійність та продуктивність: MySQL забезпечує високий ступінь надійності та продуктивності, що критично важливо для PC, особливо при обробці великих обсягів даних та запитів від багатьох користувачів;

- реляційна модель: реляційна модель MySQL спрощує організацію даних, дозволяючи створювати зв'язок між різними таблицями. Це особливо корисно для зберігання інформації про користувачів, елементи та їх взаємодії;

- транзакції та безпека: MySQL підтримує транзакції, що забезпечує цілісність даних під час виконання складних операцій. Також надаються механізми керування доступом для забезпечення безпеки даних.

Структура та організація БД PC:

- таблиці для користувачів та елементів: створення таблиці для зберігання інформації про користувачів, їх уподобання та інших пов'язаних даних. Аналогічно таблиці можуть бути створені для зберігання інформації про елементи, такі як товари або послуги;

- таблиці взаємодій та оцінок: для PC, заснованих на колаборативній фільтрації, необхідно відстежувати взаємодії користувачів з елементами. Створення таблиці для запису дій, таких як перегляд або купівля, а також оцінки, що надаються користувачами;

- індекси та оптимізація: використання індексів для оптимізації виконання запитів, особливо під час роботи з великими обсягами даних.

Оптимізація запитів і структури таблиці сприяє підвищенню продуктивності.

Також важливим фактором у виборі саме цієї БД є те, що є інтеграція з Python та Flask. Використання MySQL Connector для взаємодії з базою даних MySQL із програми Python. Це забезпечує зручний спосіб виконання запитів та маніпулювання даними з коду РС, написаного на Python.

MySQL надає надійне та ефективне сховище даних.

3.2.7 Інтерфейс користувача

Необхідно пам'ятати, що реалізація зручного, функціонального та естетично приємного інтерфейсу користувача є ключовим аспектом успішної роботи РС. Проектування та реалізація інтерфейсу мають бути орієнтовані на потреби кінцевих користувачів, забезпечуючи їм приємний та ефективний досвід взаємодії із системою. HTML-теги несуть певне смислове навантаження, яке дозволяє браузерам і пошуковим системам правильно інтерпретувати контент.

HyperText Markup Language (HTML) – це стандартна мова розмітки для створення та структурування вебсторінок. Він використовується для опису структури документа, включаючи заголовки, абзаци, списки, посилання, зображення та інші елементи. HTML надає основні будівельні блоки для створення вебсторінок та забезпечує їм семантичне значення.

HTML використовує теги (такі як `<html>`, `<head>`, `<body>`, `<p>`, `<a>` тощо) для визначення різних елементів на вебсторінці. Кожен тег має свою власну функціональність, і комбінація цих тегів визначає структуру та зміст сторінки.

React, спільно з мовою стилів Cascading Style Sheets (CSS), надає потужні засоби для створення сучасних та естетичних інтерфейсів у вебдодатках. У даному розділі розглядається використання React з увагою технологій CSS для створення привабливого і зручного інтерфейсу РС.

React – це бібліотека JavaScript (JS), розроблена Facebook, для створення інтерактивних інтерфейсів користувача. Однією з ключових особливостей React є використання компонентів – багаторазових блоків, які можуть бути вкладені один в одного для побудови складних інтерфейсів користувача.

Важливо відзначити, що взаємодія між React та Python може здійснюватися за різними сценаріями, основними з яких є веброзробка та взаємодія через Application programming interface (API). Можна використовувати бібліотеки, такі як Flask-React, для рендерингу React-компонентів усередині програми Python.

Через те, що кінцевому користувачеві важливий той факт, щоб вебдодаток був максимально зрозумілим, зручним і красивим необхідно додати трохи барвисті. Cascading Style Sheets (CSS) – це мова таблиць стилів, яка використовується для опису зовнішнього вигляду та форматування вебсторінок. CSS дозволяє гнучко керувати зовнішнім виглядом програми – шрифтами, кольорами, відступами, розміщенням елементів на сторінці та іншими аспектами дизайну та форматування.

3.3 Опис обраного підходу до експериментального дослідження

Гібридний метод та використання НЛ – представляють комплексний підхід для покращення якості рекомендаційної системи для вибору автомобіля.

Гібридний метод об'єднує колаборативну та контентну фільтрацію. Колаборативна фільтрація використовує історію взаємодії користувачів для рекомендацій в той час, як контентна фільтрація враховує характеристики автомобілів та враховує особисті уподобання користувачів. До гібридного методу можна включити гібридні моделі машинного навчання, які комбінують різні алгоритми для отримання кращих рекомендацій.

Використовуючи НЛ, можна створити правила, які враховують невизначеність та нечіткість в уподобаннях користувачів. Наприклад, «Якщо вага автомобіля велика, але ціна низька, то це може бути вигідно для користувача». Замість точних значень, які часто важко отримати, НЛ дозволяє моделювати лінгвістичні змінні. Наприклад, «дуже дорогий», «середньої вартості» – це нечіткі терміни, що полегшують врахування різних трактувань. НЛ дозволяє враховувати знання та досвід експертів, які можуть внести нечіткі визначення та правила в систему рекомендацій.

Обидва ці методи разом створюють більш гнучку та адаптивну РС, здатну враховувати різноманітні аспекти вибору автомобіля. Гібридний метод допомагає уникнути обмежень одного підходу, тоді як НЛ дозволяє ефективно моделювати неоднозначність та невизначеність у виборі автомобіля. Результати впровадження цих методів можуть бути визначені через аналіз метрик та зведення користувальницького фідбеку.

3.4 Практичне застосування

3.4.1 Збір даних

Збір даних є важливим етапом при розробці та експериментальному дослідженні РС. Залежно від конкретності проекту, можуть знадобитися дані про користувачів, об'єкти (автомобілі), їх взаємодію та можливі відгуки. Необхідно вирішити, які типи даних потрібні. Це може включати особисті дані користувачів (вік, стать, місце проживання), характеристики автомобілів (модель, рік, характеристики) та дії користувачів (вибір автомобіля, відгуки).

Для створення РС для вибору автомобіля з використанням НЛ, знадобляться дані, що включають характеристики автомобілів та уподобання користувачів.

Нижче наведено конкретний приклад даних, які можуть бути використані.

Дані про автомобілі:

- модель автомобіля;
- рік випуску;
- тип кузова (седан, кросовер, купе тощо);
- двигун (потужність, тип пального);
- трансмісія (автоматична, механічна);
- колір автомобіля;
- ціновий діапазон.

Дані відгуків і рейтингів:

- відгуки користувачів щодо конкретних моделей автомобілів;
- оцінки користувачів або експертів щодо різних характеристик автомобілів (наприклад, комфорт, економічність, безпека).

Дані користувачів:

- вік та стать користувачів;
- місце проживання (можливо, важливо для врахування кліматичних умов);
- попередні уподобання або покупки автомобілів.

Дані вибору користувачів:

- моделі або марки автомобілів, які користувачі переглядали або купували;
- частота взаємодії з рекомендаціями.

Інші контекстуальні дані:

- погода або кліматичні умови (для рекомендацій стосовно типу автомобіля або системи безпеки);
- економічні фактори, такі як ціни на пальне;
- інші зовнішні фактори, що можуть вплинути на вибір автомобіля.

Зібравши ці дані, зможемо застосувати НЛ для моделювання неоднозначності та розмиття між категоріями. Наприклад, ви можете мати

нечіткі правила для визначення «економічного» або «спортивного» автомобіля на основі показників вартості, пального та характеристик двигуна.

Наприклад, правило НЛ може виглядати так: «Якщо вартість автомобіля середня, а рівень пального високий, то це може бути характеристикою економічного автомобіля». Таким чином, застосування НЛ дозволяє враховувати велику кількість факторів та покращити рекомендації для користувачів.

Зберігання даних для РС в базі даних є типовою практикою. База даних дозволяє вам ефективно організовувати, зберігати та отримувати доступ до великого обсягу даних.

3.4.2 Проектування БД

Проектування БД є критичним етапом у розробці інформаційних систем. Воно охоплює визначення структури та взаємодії між різними частинами інформації, які потрібно зберігати та обробляти. Метою проектування БД є створення ефективної та добре структурованої системи для зберігання та отримання даних.

Під час проектування БД важливо враховувати вимоги самого проекту, потреби користувачів та способи обробки даних. Спроектвана БД визначає таблиці, зв'язки між ними, унікальні ідентифікатори та інші аспекти, які дозволяють ефективно та структуровано організувати та управляти інформацією.

Проектування містить такі етапи, як аналіз вимог, нормалізацію даних, визначення таблиць та їхніх взаємозв'язків, вибір відповідних типів даних, ідентифікацію основних та зовнішніх ключів, індексацію для підвищення продуктивності та інші аспекти, спрямовані на оптимальну роботу системи.

Добре спроектована БД допомагає забезпечити консистентність, ефективність та надійність зберігання та обробки даних, що є важливим фундаментом для розробки функціональних та довгострокових інформаційних систем.

Спочатку словесно опишемо можливий підхід для створення таблиці в реляційній базі даних для зберігання даних про автомобілі та користувачів:

- таблиця Cars (Автомобілі) має містити наступні поля: car_id (ідентифікатор автомобіля), model (модель автомобіля), year (рік випуску), body_type (тип кузова), engine (тип двигуна), transmission (тип трансмісії), color (колір), price_range (ціновий діапазон);

- таблиця Reviews (Відгуки) має містити наступні поля: review_id (ідентифікатор відгуку), car_id (посилання на автомобіль), user_id (ідентифікатор користувача), rating (оцінка), comment (коментар);

- таблиця Users (Користувачі) має містити наступні поля: user_id (ідентифікатор користувача), age (вік), gender (стать), location (місце проживання), previous_car (попередній автомобіль), preference (вподобання);

- тощо.

Ці таблиці можуть бути пов'язані між собою за допомогою зовнішніх ключів. Також важливо додати індекси для швидкого доступу до даних та оптимізації виконання запитів.

Безпосередньо залежно від потреб вашого проекту, кількість таблиць та їх структура може варіюватися. Нижче наведений приклад більшої кількості таблиць, які використовуються для рекомендаційної системи для вибору автомобіля:

- таблиця Users (користувачі);
- таблиця Cars (автомобілі);
- таблиця Reviews (відгуки);
- таблиця Features (особливості автомобілів);

- таблиця Preferences (вподобання користувачів);
- тощо.

На рисунку 3.1 наведено приклад створення таблиці безпосередньо у БД.

```
CREATE TABLE Users (  
    user_id INT PRIMARY KEY,  
    username VARCHAR(255) UNIQUE,  
    password VARCHAR(255),  
    age INT,  
    gender VARCHAR(255),  
    location VARCHAR(255),  
    registration_date DATE  
);
```

Рисунок 3.1 – Створення таблиці Users

Це всього лише деякі таблиці. Кожна таблиця повинна мати свій унікальний ідентифікатор (наприклад, `user_id`, `car_id`, `review_id`), який використовується як основний ключ. Важливо також визначити зовнішні ключі для зв'язку між таблицями, як це робиться в таблиці «Reviews» та інших.

Тепер, коли усі таблиці було створено у БД, необхідно їх заповнити даними. Спочатку розглянемо приклад того, які дані нам потрібні.

Дані про автомобіль:

- модель автомобіля: BMW X5;
- рік випуску: 2023;
- тип кузова: спортивний кросовер;
- двигун: 3.0L TwinPower Turbo, бензин;
- трансмісія: автоматична;
- колір: чорний;
- ціновий діапазон: \$60,000 - \$70,000.

Дані відгуків і рейтингів:

– відгуки користувачів: «Динамічне керування та розкішний салон.»,
«Висока продуктивність, ідеальний для експресивних поїздок.»;

– рейтинг: 4.9/5

Дані користувачів:

– вік: 28 років;

– стать: жінка;

– місце проживання: місто.

Дані вибору користувачів:

– попередній автомобіль: Audi Q5;

– бажана характеристика: сучасний дизайн та високий рівень технологій;

Інші контекстуальні дані:

– погода: літо;

– економічні фактори: збільшений інтерес до преміумавтомобілів через стабільну економіку.

На рисунку 3.3 показано процес заповнювання таблиці даними.

```
INSERT INTO Cars (car_id, model, year, make, body_type, engine, transmission, color, price, availability)
VALUES
(1, 'Toyota Camry', 2022, 'Toyota', 'Sedan', '2.5L Gasoline', 'Automatic', 'Silver', 30000.00, true),
(2, 'Tesla Model 3', 2021, 'Tesla', 'Electric Sedan', 'Electric', 'Automatic', 'Red', 50000.00, true),
(3, 'Honda Accord', 2023, 'Honda', 'Sedan', '2.0L Gasoline', 'CVT', 'Blue', 32000.00, true),
(4, 'Ford Explorer', 2022, 'Ford', 'SUV', '3.0L V6 Gasoline', 'Automatic', 'White', 40000.00, true),
(5, 'Chevrolet Silverado', 2021, 'Chevrolet', 'Pickup Truck', '5.3L V8 Gasoline', 'Automatic', 'Black', 45000.00,
false),
(6, 'BMW X5', 2023, 'BMW', 'SUV', '3.5L V6 Gasoline', 'Automatic', 'Grey', 60000.00, true),
(7, 'Nissan Rogue', 2022, 'Nissan', 'SUV', '2.5L Gasoline', 'CVT', 'Green', 35000.00, true),
(8, 'Audi A4', 2023, 'Audi', 'Sedan', '2.0L Gasoline', 'Automatic', 'Silver', 45000.00, true),
(9, 'Jeep Wrangler', 2021, 'Jeep', 'SUV', '3.6L V6 Gasoline', 'Manual', 'Yellow', 38000.00, false),
(10, 'Mercedes-Benz C-Class', 2022, 'Mercedes-Benz', 'Coupe', '2.0L Gasoline', 'Automatic', 'Black', 55000.00,
true),
```

Рисунок 3.2 – Процес заповнення таблиці Cars

Далі за допомогою команди INSERT INTO <table_name>, яка у Structured query language (SQL) відповідає за додавання даних до таблиці, будемо заповнювати наші таблиці. На рисунку 3.2 наведено приклад додавання даних до таблиці Cars та на рисунку 3.3 показано виконання

даної команди. Такий самий процес було проведено з іншими таблицями також.

Cars

car_id	model	year	make	body_type	engine	transmission	color	price	availability
1	Toyota Camry	2022	Toyota	Sedan	2.5L, Gasoline	Automatic	Silver	30000	1
2	Tesla Model 3	2021	Tesla	Electric Sedan	Electric	Automatic	Red	50000	1
3	Honda Accord	2023	Honda	Sedan	2.0L, Gasoline	CVT	Blue	32000	1
4	Ford Explorer	2022	Ford	SUV	3.0L V6, Gasoline	Automatic	White	40000	1
5	Chevrolet Silverado	2021	Chevrolet	Pickup Truck	5.3L V8, Gasoline	Automatic	Black	45000	0
6	BMW X5	2023	BMW	SUV	3.5L V6, Gasoline	Automatic	Grey	60000	1
7	Nissan Rogue	2022	Nissan	SUV	2.5L, Gasoline	CVT	Green	35000	1
8	Audi A4	2023	Audi	Sedan	2.0L, Gasoline	Automatic	Silver	45000	1
9	Jeep Wrangler	2021	Jeep	SUV	3.6L V6, Gasoline	Manual	Yellow	38000	0
10	Mercedes-Benz C-Class	2022	Mercedes-Benz	Coupe	2.0L, Gasoline	Automatic	Black	55000	1

Рисунок 3.3 – Таблиця Cars

Таким чином, розглянуто необхідні дані для створення рекомендаційної системи автомобілів та налаштовано БД для їх зберігання. Тепер настав час перейти до наступного етапу – створення гібридної РС.

3.4.3 Проектування гібридного методу

Гібридні РС поєднують в собі переваги різних методів для забезпечення точних та персоналізованих рекомендацій. У нашому випадку, ми будемо використовувати як колаборативний, так і контентний методи, а також додамо НЛ для деталізації рекомендацій, але це буде трохи пізніше [29].

Розпочинаємо розробку та вдосконалення гібридної системи, яка не лише допоможе вам знайти ідеальний автомобіль, але й зробить цей процес цікавим та відповідальним.

Таблиці «Users», «Cars», «Reviews», «Features» та «Preferences» надають різноманітні дані, які можна використовувати для гібридного підходу:

– колаборативна фільтрація: можна використовувати дані з таблиці «Reviews», щоб аналізувати переваги користувачів і створювати рекомендації на основі схожості користувацьких переваг;

– контент-фільтрація: дані з таблиць «Cars» та «Features» можуть бути використані для створення профілів автомобілів та обліку індивідуальних уподобань користувача щодо характеристик.

– гібридна модель: об'єднання обох стратегій у гібридній моделі дозволяє покращити якість рекомендацій, враховуючи як характеристики автомобілів, так і переваги користувачів, виражені у відгуках та через переваги.

Щоб реалізувати колаборативну фільтрацію у програмному вигляді спочатку необхідно визначитись з математичним виглядом (3.1):

$$Prediction_{u,i} = \bar{r}_u + \frac{\sum_{v \in N(u)} sim(u,v) \cdot (r_{v,i} - \bar{r}_v)}{\sum_{v \in N(u)} |sim(u,v)|}, \quad (3.1)$$

де $Prediction_{u,i}$ – передбачена оцінка користувача u для елемента i ;

\bar{r}_u – середня оцінка користувача u ;

$N(u)$ – безліч користувачів, схожих на користувача u ;

$sim(u, v)$ – міра подібності між користувачами u та v ;

$r_{v,i}$ – оцінка користувача v для елемента i .

Опис дій:

– розраховуємо схожість між користувачами;

– використовуємо подібність для виваженого усереднення оцінок користувачів.

На рисунку 3.4 наведено приклад коду.

```
# Розрахунок схожості між користувачами
user_similarity = cosine_similarity(user_car_ratings)

# Зважене усереднення оцінок користувачів для передбачення
weighted_rating = sum(user_similarity[user][similar_user] * user_car_ratings.loc[similar_user, car_id]
                        for similar_user in similar_users)
prediction = user_avg_rating + (weighted_rating / sum(user_similarity[user][similar_user] for similar_user in similar_users))
```

Рисунок 3.4 – Фрагмент колаборативної фільтрації

Далі визначаємось з математичною формулою для контентної фільтрації (3.2):

$$Prediction_{u,i} = \sum_{f \in F} (sim(i, f) \cdot w_{u,f}), \quad (3.2)$$

де $Prediction_{u,i}$ – передбачена оцінка користувача u для елемента i ;

F – безліч контентних ознак;

$sim(i, f)$ – міра подібності між елементом i та контентною ознакою f ;

$w_{u,f}$ – вага контентної ознаки f для користувача u .

Опис дій:

– перетворення контентних ознак у вектори: використовуються такі методи, як One-Hot Encoding, для представлення категоріальних контентних ознак у вигляді векторів. Кожен елемент описується вектором, що складається з бінарних значень категорій;

– розрахунок подібності між елементами та контентними ознаками: використовується косинусна подібність створення матриці подібності між елементами. Матриця подібності (*content_similarity*) вимірює ступінь схожості між елементами на основі їх контентних ознак;

– зважена сума подібності та ваги для передбачення: для кожного користувача та елемента розраховується виважена сума подібності елемента та ваги контентних ознак користувача.

На рисунку 3.5 наведено приклад коду.

```
# Перетворення контентних ознак у вектори
car_features = pd.get_dummies(car_features, columns=['brand', 'type'])
car_features.set_index('car_id', inplace=True)

# Розрахунок подібності між елементами та контентними ознаками
content_similarity = cosine_similarity(scaled_car_features)

# Зважена сума подібності та ваг для передбачення
weighted_prediction = sum(content_similarity[car_id][feature] * user_weights.loc[user, feature]
                            for feature in car_features.columns)
```

Рисунок 3.5 – Фрагмент контентної фільтрації

Далі об'єднуємо обидва методи для створення гібридної системи.
Формула для мішаної системи:

$$HybridPred_{u,i} = \alpha \cdot CF Pred_{u,i} + (1 - \alpha) \cdot Content Pred_{u,i}, \quad (3.3)$$

де $HybridPred_{u,i}$ – передбачена оцінка гібридної системи для користувача u та елемента i ;

α – коефіцієнт змішування (вага колаборативної фільтрації).

Опис дій:

– комбінуємо передбачення від колаборативної фільтрації та контент-фільтрації з використанням ваг.

На рисунку 3.6 наведено приклад коду.

```
# Комбінація передбачень від колаборативної фільтрації та контент-фільтрації
hybrid_prediction = alpha * cf_prediction + (1 - alpha) * content_prediction
```

Рисунок 3.6 – Фрагмент гібридного методу

Додаткові зауваження:

- налаштування параметрів: важливо провести ретельне налаштування параметрів, таких як коефіцієнти подібності (α), щоб система краще відповідала особливостям ваших даних та очікуванням користувачі;

- управління холодним стартом: гібридні системи також можуть стикатися з проблемою «холодного старту», коли ми не маємо достатньо даних про користувача або елемент. Розробка стратегій для таких випадків (наприклад, використання суто контентних рекомендацій для нових елементів) може бути корисною;

- оцінка продуктивності: оцінка продуктивності системи вимагає використання метрик, таких як середньоквадратична помилка (MSE), точність (Precision), повнота (Recall) і т.д. Обов'язково поділяйте дані на тренувальні та тестові набори для оцінки якості передбачень;

- ітеративний підхід: гібридні системи можуть бути піддані ітеративному поліпшенню. Шляхом внесення змін до формул, ваги або використовуваних методів, ви можете поступово покращувати систему на основі зворотного зв'язку від користувачів.

3.4.4 Впровадження нечіткої логіки

Для роботи з нечіткою логікою Python ви можете використовувати бібліотеку `scikit-fuzzy`.

Розглянемо приклад простої системи управління на основі нечіткої логіки з використанням цієї бібліотеки.

Припустимо, у нас є вхідна змінна «Швидкість» та вихідна змінна «Рада з управління». Ми хочемо створити просту нечітку систему, яка пропонує рекомендації щодо керування залежно від поточної швидкості автомобіля. У такому випадку, для простоти, ми будемо розглядати три

нечіткі множини для кожної змінної: «Повільно», «Середньо» та «Швидко».

На рисунку 3.7 створюються нечіткі змінні для швидкості (speed) та поради з водіння (advice).

```
speed = ctrl.Antecedent(np.arange(0, 101, 1), 'speed')
advice = ctrl.Consequent(np.arange(0, 101, 1), 'advice')
```

Рисунок 3.7 – Створення нечітких правил

На рисунку 3.8 визначаються нечіткі множини для швидкості (slow, medium, fast) та поради з водіння (easy, moderate, intense). Для кожної множини вказуються граничні точки та форма функції належності.

```
speed['slow'] = fuzz.trimf(speed.universe, [0, 0, 50])
speed['medium'] = fuzz.trimf(speed.universe, [0, 50, 100])
speed['fast'] = fuzz.trimf(speed.universe, [50, 100, 100])

advice['easy'] = fuzz.trimf(advice.universe, [0, 0, 50])
advice['moderate'] = fuzz.trimf(advice.universe, [0, 50, 100])
advice['intense'] = fuzz.trimf(advice.universe, [50, 100, 100])
```

Рисунок 3.8 – Створення нечітких множин

На рисунку 3.9 визначено правила нечіткої системи. Наприклад, якщо швидкість повільна (speed['slow']), то порада буде простою (advice['easy']).

```
rule1 = ctrl.Rule(speed['slow'], advice['easy'])
rule2 = ctrl.Rule(speed['medium'], advice['moderate'])
rule3 = ctrl.Rule(speed['fast'], advice['intense'])
```

Рисунок 3.9 – Створення правил

На рисунку 3.10 створюється система управління (`advice_ctrl`) з урахуванням певних правил, і створюється об'єкт симуляції (`advice_simulation`), який використовуватиметься обчислення вивода.

```
advice_ctrl = ctrl.ControlSystem([rule1, rule2, rule3])
advice_simulation = ctrl.ControlSystemSimulation(advice_ctrl)
```

Рисунок 3.10 – Створення системи управління та симуляція

Далі на рисунку 3.11 встановлюється вхідне значення швидкості (75) і обчислюється виведення системи за допомогою `compute()`. Встановлюється вхідне значення швидкості (75) і обчислюється виведення системи за допомогою `compute()`.

```
advice_simulation.input['speed'] = 75
advice_simulation.compute()

print("Driving advice:", advice_simulation.output['advice'])
advice.view(sim=advice_simulation)
```

Рисунок 3.11 – Завдання вхідних значень та обчислення виводу

3.4.5 Інтеграція методів

Далі детальніше розглянемо, як можна інтегрувати гібридний метод із нечіткою логікою в контексті автомобільної рекомендаційної системи (рисунок 3.12).

У контексті автомобільної рекомендації, гібридний метод може поєднувати різні джерела даних та методи рекомендацій. Наприклад, ми можемо враховувати рейтинги користувачів (колаборативна фільтрація),

характеристики автомобілів (контент-фільтрація), а також використовувати додаткові дані, такі як огляд користувачів, специфікації автомобілів і т.д.

Ми можемо використовувати нечітку логіку для зважування рекомендацій від гібридного методу залежно від ситуації (наприклад, швидкості автомобіля). Для цього уявімо, що ми отримуємо рекомендацію від гібридного методу у вигляді ступеня впевненості у рекомендації. Цей ступінь упевненості ми будемо використовувати в нечіткій логіці для визначення ваги різних рекомендацій.

```
# Вхідні значення для гібридного методу
user_speed = 75
other_factors = 60 # Наприклад, інші фактори, що впливають на рекомендацію

# Отримуємо рекомендацію від гібридного методу
hybrid_confidence = hybrid_recommendation(user_speed, other_factors)

# Задаємо вхідні значення для нечіткої логіки
advice_simulation.input['speed'] = user_speed

# Обчислюємо вихідне значення
advice_simulation.compute()

# Інтегруємо рекомендації з огляду на ступінь впевненості
final_recommendation = (advice_simulation.output['advice'] * hybrid_confidence)

# Висновок результату
print("User Speed:", user_speed)
print("Hybrid Confidence:", hybrid_confidence)
print("Fuzzy Recommendation:", advice_simulation.output['advice'])
print("Final Recommendation:", final_recommendation)
```

Рисунок 3.12 – Інтеграція гібридного методу з нечіткою логікою

На цьому етапі ми використовуємо гібридний метод для отримання ступеня впевненості в рекомендації, а потім цей ступінь впевненості подаємо на вхід нечіткої системи для зважування рекомендацій.

Таким чином, гібридний метод надає ступінь впевненості у рекомендації, яка потім використовується в нечіткій логіці для зважування рекомендацій. Це дозволяє врахувати як значення змінних, а й ступінь впевненості у цих значеннях після ухвалення рішення.

Реалізований гібридний метод дозволяє врахувати різноманітні фактори при рекомендації автомобілів, включаючи переваги користувача, характеристики автомобілів та інші важливі параметри. Застосування нечіткої логіки дозволяє гнучкіше керувати ступенем впливу різних факторів на рекомендації, враховуючи при цьому невизначеність даних.

Використання гібридного методу у поєднанні з нечіткою логікою сприяє покращенню точності рекомендацій, враховуючи як колаборативні, так і контентні аспекти. Нечітка логіка забезпечує більш інтерпретовані результати, дозволяючи користувачам краще розуміти, чому певні рекомендації були запропоновані.

Подальші напрями дослідження:

- поліпшення гібридних методів: дослідження нових методів об'єднання даних, таких як глибокі нейронні мережі, для більш точного передбачення користувацьких переваг і характеристик автомобілів;

- додаткові фактори: увімкнення додаткових факторів, таких як екологічні характеристики автомобілів, рівень технологічності та інші параметри для розширення області обліку в рекомендаціях;

- оптимізація продуктивності: робота над оптимізацією алгоритмів для забезпечення високої продуктивності системи, особливо у разі обробки великих обсягів даних;

- адаптація до індивідуальних потреб: розвиток підходів, що дозволяють системі більш ефективно адаптуватися до переваг, що змінюються, і потреб конкретного користувача.;

- експериментальні дослідження: проведення експериментальних досліджень з реальними користувачами для оцінки ефективності та задоволеності системи.

ВИСНОВКИ

У процесі вивчення предметної галузі електронної комерції було виявлено, що використання рекомендаційних систем є важливим аспектом для полегшення вибору автомобілів. Аналізовані моделі B2B, B2C, C2C та C2B підтвердили різноманітність взаємодій у сфері електронної комерції, аналіз замовлень на товари в автомобільній індустрії надав уявлення про величезний обсяг даних, які можна використовувати для покращення процесів вибору та покупки.

Однак чинні системи мають свої переваги та недоліки. Використання рекомендаційних систем для вибору автомобілів допомагає спростити цей процес, але виникає проблема неоднозначності та невизначеності в рішеннях. Для розв'язання цих питань була обрана нечітка логіка, яка дозволяє ефективно працювати з нечіткими та неоднозначними даними.

У другому розділі було вивчено та класифіковано рекомендаційні системи, проведений порівняльний аналіз методів їх створення. Обрано та обґрунтовано використання нечіткої логіки у контексті вибору автомобілів, що дозволило створити гібридну рекомендаційну систему.

В експериментальному дослідженні було визначено особливості вибору автомобіля та обґрунтовано вибір технологій для реалізації рекомендаційної системи. Практичне застосування охоплювало збір даних, проектування бази даних, розробку гібридного методу та впровадження нечіткої логіки. Висновки експерименту підтвердили ефективність обраного підходу та його можливості в реальних умовах.

Загалом, розроблена система дозволяє ефективно рекомендувати автомобілі, враховуючи неоднозначність та невизначеність в виборі, що робить її корисною для споживачів у сфері електронної комерції автомобілів. Запропоновані методи можуть слугувати основою для подальших досліджень та розвитку рекомендаційних систем, що враховують невизначеність та забезпечують персоналізовані підходи для

кожного користувача. В цілому, робота вносить внесок у розуміння можливостей та потенціалу рекомендаційних систем у контексті автомобільної індустрії, враховуючи сучасні виклики і можливості цього ринку.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Чихічина Х. О. Цифровізація науки та сучасні тренди її розвитку: матеріали V Міжнародної студентської наукової конференції, м. Житомир, 24 листопада, 2023 рік / ГО «Молодіжна наукова ліга». — Вінниця: ТОВ «УКРЛЮГОС Груп», 2023. — с. 311-312.

2. Грицик Т. Велике дослідження ринку e-commerce в Україні – AIN.UA. *AIN.UA*. URL: <https://ain.ua/bolshoe-issledovanie-rynka-v-ukraine/> (дата звернення: 18.12.2023).

3. E-commerce: що це таке електронна комерція, види та приклади в інтернеті у 2023 році. *ROMI center*. URL: <https://romi.center/ru/learning/glossary/e-commerce-info/> (дата звернення: 20.12.2023).

4. E-commerce. Види та складові. *Blondinka.ru*. URL: <https://blondinka.ru/elektronnaya-kommerciya/> (дата звернення: 20.10.2023).

5. Chen J. Business-to-Business (B2B): What It Is and How It's Used. *Investopedia*. URL: <https://www.investopedia.com/terms/b/btob.asp> (дата звернення: 20.12.2023).

6. Kenton W. B2C: How Business-to-Consumer Sales Works, 5 Types and Examples. *Investopedia*. URL: <https://www.investopedia.com/terms/b/btoc.asp> (дата звернення: 21.12.2023).

7. Tarver E. What Is C2C? How Does the Customer-to-Customer Model Work?. *Investopedia*. URL: <https://www.investopedia.com/terms/c/ctoc.asp> (дата звернення: 21.12.2023).

8. What Is Consumer to Business (C2B): Definition and Examples. *Indeed*. URL: <https://www.indeed.com/career-advice/consumer-to-business> (дата звернення: 21.12.2023).

9. Що таке електронна комерція?. *Oracle | Cloud Applications and Cloud Platform*. URL: <https://www.oracle.com/what-is-ecommerce> (дата звернення: 24.12.2023).

10. Вікімедіа. Рекомендаційна система – Вікіпедія. *Vikimedia*. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Рекомендаційна_система (дата звернення: 25.12.2023).

11. Рекомендаційні системи: що це і як працює алгоритм рекомендацій - Журнал Mindbox про розумний бізнес. *Mindbox*. URL: <https://mindbox.ru/journal/education/rekomendatelnye-sistemy/> (дата звернення: 25.12.2023).

12. Рекомендаційні системи - що це таке, види, метрики та приклади. *Курсы.ру*. URL: <https://kursy.ru/chto-takoe-rekomendatelnye-sistemy/> (дата звернення: 27.12.2023).

13. Дослідження методів побудови рекомендаційних систем в мережі Інтернет. URL: <https://www.researchgate.net/publication/326107309> (дата звернення: 28.12.2023).

14. Найважливіші методи аналізу бізнес-процесів. *Фармсфера*. URL: <https://pharmsfera.com/blog/26/> (дата звернення: 30.12.2023).

15. ABC та XYZ аналіз у Торгсофт. *Торгсофт*. URL: <https://torgsoft.ua/articles/gid-po-torgsoft/abc-i-xyz-analiz-v-torgsoft/> (дата звернення: 30.12.2023).

16. Учасники проектів Вікімедіа. Нечітка логіка – Вікіпедія. *Vikimedia*. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Нечітка_логіка (дата звернення: 02.12.2023).

17. Wikiwand – Нечітка логіка. *Wikiwand*. URL: https://www.wikiwand.com/uk/Нечітка_логіка (дата звернення: 02.12.2023).

18. Willy W. Recommendation System in carsales. *Medium*. URL: <https://medium.com/carsales-dev/recommendation-system-in-carsales-b56cfdeb60a4> (дата звернення: 04.12.2023).

19. Рекомендаційні сервіси: методи та регулювання. *Науково-технічний центр ФДУП "ГРЧЦ" (НТЦ) - НТЦ*. URL: https://rdc.grfc.ru/2023/05/recommendation_services_methods_and_regulation/ (дата звернення: 06.12.2023).

20. Колаборативна фільтрація. *www.wikidata.uk-ua.nina.az*. URL: https://www.wikidata.uk-ua.nina.az/Колаборативна_фільтрація.html (дата звернення: 08.12.2023).

21. Контентна фільтрація – що це таке і навіщо потрібна? *Falcongaze*. URL: <https://falcongaze.com/ru/kontentnaja-filtracija.html> (дата звернення: 10.12.2023).

22. Учасники проєктів Вікімедіа. Експертна система – Вікіпедія. *Вікіпедія*. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Експертна_система (дата звернення: 10.12.2023).

23. Гібридні рекомендаційні системи. *FinePROXY*. URL: <https://fineproxy.org/ru/wiki/hybrid-recommender-system> (дата звернення: 10.12.2023).

24. Welcome to Python.org. *Python.org*. URL: <https://www.python.org/> (дата звернення: 12.12.2023).

25. SciKit-Fuzzy – skfuzzy v0.2 docs. *PyPI Package and Documentation Storage*. URL: <https://pythonhosted.org/scikit-fuzzy/overview.html> (дата звернення: 15.12.2023).

26. scikit-learn: machine learning in Python – scikit-learn 0.16.1 documentation. *scikit-learn: machine learning in Python – scikit-learn 0.16.1 documentation*. URL: <https://scikit-learn.org/> (дата звернення: 16.12.2023).

27. Hug N. A Python scikit for recommender systems. *Surprise*. URL: <https://surpriselib.com/> (дата звернення: 17.12.2023).

28. Flask. *Flask Documentation (2.1.x)*. URL: <https://flask.palletsprojects.com/en/2.1.x/> (дата звернення: 17.12.2023).

29. G. Shani, D. Heckerman, R. I. Brafman; An MDP-Based Recommender System; *Journal of Machine Learning Research* 6, 2005; с. 1265–1295.

30. Lucas Bernardi, Jaap Kamps, Julia Kiseleva, Melanie J.I. Mueller. The Continuous Cold Start Problem in e-Commerce Recommender Systems, 2015.

31. D. Jannach, M. Zanker, A. Felfernig, G. Friedrich; Recommender Systems. An Introduction; Cambridge University Press 32 Avenue of the Americas, New York, NY 10013-2473, USA, 2011; 352 c.

32. W.P. Jones, G.W. Furnas; Pictures of Relevance: A Geometric Analysis of Similarity Measures; Journal of the American society for information science. 38(6): 420- 442, 1987; стр. 420-442. S. Choi, S. Cha, C.C. Tappert; A Survey of Binary Similarity and Distance Measures; Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics, Vol 8 No 1 2010, c. 43-48.