


КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА


на тему Метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання


Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності

Освітня програма Комп'ютерні науки
Назва освітньої програми

Виконав: студент групи КН-21-2  Андрій МИКИТЮК
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: док.філ., ст. викл. каф. КН  Павло РАДЮК
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

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

До захисту допускаю:
зав. кафедри КН, д.т.н., професор



Олександр БАРМАК
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

20 06 2025 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

Освітній ступінь бакалавр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук

(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

« 10 » 02 2025 року

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання»

2. Завдання видано студенту Андрію МИКИТЮКУ

(ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи старший викладач кафедри КН Павло РАДЮК

(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від « 07 » 02 2025 р. № 23


5. Дата видачі завдання студенту: « 10 » 02 2025 р.

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

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення точності рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання. Метою роботи має бути досягнуто внаслідок розв'язання таких завдань: провести аналіз методів та підходів до рекомендаційних підсистем CRM-систем; спроектувати метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання; реалізувати метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи у вигляді вебсервісу; виконати експериментальне тестування реалізованого вебсервісу за еталонними даними.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання	січень 2025	Виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2025	Виконано
3	Проектування методу для розв'язання завдання, загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2025	Виконано
4	Створення та тестування програмного забезпечення, дослідження якості, висновки з виконаної роботи	квітень 2025	Виконано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами	травень 2025	Виконано
6	Розроблення презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2025	Виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль	червень 2025	Виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи	червень 2025	Виконано

Виконавець: студент групи КН-21-2  Андрій МИКИТЮК
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: док.філ., ст.викл. каф.КН  Павло РАДЮК
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-21-2 Андрій МИКИТЮК

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: доктор філософії, старший викладач кафедри КН Павло РАДЮК

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
48	16	8	41	2

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра полягала у підвищенні точності рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи через створення методу, який буде виконувати роль системи рекомендування цих запчастин, засобами машинного навчання. Метод реалізовано у вигляді вебсервісу, що інтегрується у CRM-систему з використанням середовища мови програмування Python та сучасних інструментів розроблення, як от Visual Studio Code та Jupyter Notebook.

Запропонований метод та його програмна реалізація дають можливість автоматизувати процес підбору відповідних запчастин, зменшити вплив людського чинника та підвищити продажі запчастин вантажних авто.

Ключові слова: CRM-система, рекомендаційна система, машинне навчання, косинусна подібність, вебсервіс.

Виконавець: студент групи КН-21-2
Група виконавця


Підпис

Андрій МИКИТЮК
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Зміст

Вступ.....	4
Розділ 1 Аналіз сфери рекомендування товарів онлайн та огляд наявних рішень	5
1.1 Огляд та класифікація рекомендаційних систем	5
1.2 Застосування машинного навчання до задач рекомендування	6
1.3 Аналіз сучасних програмних платформ з функцією рекомендацій	9
1.4 Формулювання мети та завдань кваліфікаційної роботи	13
Розділ 2 Проектування методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання	14
2.1 Створення методу рекомендування запчастин на основі подібності	14
2.1.1 Основна ідея методу та загальний підхід	14
2.1.2 Схема та кроки методу рекомендування запчастин	15
2.2 Архітектура програмної реалізації методу рекомендування.....	17
2.3 Проектна архітектура системи та взаємозв'язок компонентів.....	19
2.5 Інформаційна структура рекомендаційної системи	21
2.6 Підготовка робочих вхідних даних	25
2.7 Особливості використання спеціалізованих програмних компонентів	26
2.8 Висновки до розділу 2	27
Розділ 3 Програмна реалізація та експериментальне дослідження методу рекомендування	28
3.1 Реалізація програмного вебсервісу	28
3.1.1 Програмні модулі програмної реалізації методу рекомендування та їхнє призначення	28
3.1.2 Інтерфейс користувача для взаємодії з вебсервісом	32
3.2 Результати досліджень за методом рекомендування запчастин	34
3.3 Висновки до розділу 3	41
Загальні висновки.....	43
Перелік посилань.....	45
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
МН	Машинне навчання
ШІ	Штучний інтелект
КРБ	Кваліфікаційна робота бакалавра
RS	Recommendation systems
CRM	Customer Relationship Management
LLM	Large Language Model
CSV	Comma-Separated Values
TF-IDF	Term frequency-inverse document frequency

Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра призначена для розв'язання актуальної задачі підвищення точності рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи за допомогою створення методу, який буде автоматично аналізувати потреби клієнта та визначати, які товари потрібно запропонувати за допомогою моделі, навченої на базі машинного навчання.

Актуальність. Постійний ріст важливості та розповсюдженості малого і великого бізнесу у сфері продажів створює потребу у впровадженні новітніх технологій для розширення клієнтської бази, оптимізації бізнес-процесів і полегшення взаємодії з клієнтами. Сучасні CRM-системи стають невід'ємною частиною якісного управління продажами. Відповідно створення методу рекомендування запчастин для вантажних автомобілів засобами машинного навчання стає вкрай актуальним. Такий підхід здатен допомогти навіть продавцям-початківцям, забезпечуючи зручність та якість у підборі товарів.

Об'єкт дослідження – процес формування рекомендацій запчастин вантажних авто для CRM-системи.

Предмет дослідження – моделі, методи та засоби машинного навчання у рекомендаційних системах.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення точності рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра – провести аналіз методів та підходів до рекомендаційних підсистем CRM-систем; спроектувати метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання; реалізувати метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи у вигляді вебсервісу; виконати експериментальне тестування реалізованого вебсервісу за еталонними даними.

Розділ 1 Аналіз сфери рекомендування товарів онлайн та огляд наявних рішень

1.1 Огляд та класифікація рекомендаційних систем

Сучасний світ потерпає від надзвичайно великої кількості різного роду товарно-продажних структур. На кожному кроці вашого життя ви натикаєтесь на магазини, які пропонують вам товари для найрізноманітніших сфер життя [1]. Раніше, коли в світі панував надлишок попиту та нестача пропозиції, кожен новий магазин був на вагу золота. Попит – представлена на ринку потреба в товарах, а пропозиція – кількість товару, який є на ринку або може бути доставлений на нього [2]. В наші ж дні, кожному новому бізнесмену потрібно задумуватися над тим, як зацікавити покупця та розширити свою клієнтську базу.

Ведення продажного бізнесу покращилось та полегшилось з появою на світ рекомендаційних систем. Рекомендаційні системи – це технології, що дають змогу прогнозувати майбутні уподобання користувачів на основі їхнього попереднього досвіду та вподобань [3]. Рекомендаційна система сприяє тому, щоб користувач швидко знаходив найвідповідніші пропозиції під час перегляду товарів в онлайн-магазинах, таких як Rozetka, або під час вибору розважального контенту на платформах по типу YouTube чи Netflix. Правильно налаштована система рекомендацій здатна істотно підвищити успішність подібних сервісів, оскільки вона покращує користувацький досвід і сприяє більшій зацікавленості та лояльності аудиторії [4].

Вся множина алгоритмів, які використовуються в системах рекомендацій умовно розбивається на такі 4 категорії: summary-based (неперсональні рекомендації), content-based (моделі, що засновані на описі товару), collaborative Filtering (колаборативна фільтрація), matrix Factorization (методи, що засновані на так званому матричному розкладанні) [5].

Розберемо кілька з вище наведених алгоритмів, щоб більш детально визначити, який з них може бути найбільш актуальним у даній дипломній роботі.

Рекомендаційні системи з алгоритмом бувають як персоналізованими, так і загальними (неперсоналізованими). Одним із найпоширеніших методів персоналізації є колаборативна фільтрація (collaborative Filtering) [6]. Існують два основні підходи до колаборативної фільтрації: орієнтована на користувача та орієнтована на елемент.

Метод користувач-користувач базується на припущенні, що люди з подібними смаками в минулому, швидше за все, будуть мати схожі уподобання і в майбутньому. Проте іноді доцільніше аналізувати зв'язки між самими об'єктами, незалежно від конкретних користувачів. У таких випадках застосовується підхід об'єкт-об'єкт, який враховує подібність між всіма елементами [7].

Контентно-орієнтовані (content-based) рекомендаційні системи є окремим типом РС, які формують індивідуальні пропозиції для користувачів, спираючись на детальний аналіз характеристик самих об'єктів. Основна ідея полягає у вивченні вмісту елементів, таких як жанр, ключові слова, метадані та інші описові ознаки, і порівнянні їх із уже відомими уподобаннями користувача. На відміну від колаборативної фільтрації, яка базується на взаємодії між користувачами, ці системи функціонують автономно, що робить їх особливо точними у випадках, коли користувацькі дані обмежені або взагалі відсутні. Завдяки цьому індивідуальному підходу, контентно-орієнтовані системи активно застосовуються у найрізноманітніших сферах – від рекомендацій фільмів та статей до допомоги у виборі товарів і подорожей [8].

Отже, проаналізувавши вище сказане, можна зробити висновок, що сучасний світ на пряму залежить від існування та успішності рекомендаційних систем.

1.2 Застосування машинного навчання до задач рекомендування

Для проєктування вказаного вище методу, потрібно теоретично розглянути, які технології потрібно використати та чому.

До прикладу розглянемо машинне навчання як об'єкт в ІТ. Машинне навчання – це напрям штучного інтелекту (ШІ), що займається створенням алгоритмів і статистичних моделей, які дають змогу комп'ютерам навчатися на основі даних, прогнозувати події або ухвалювати рішення [9, 10]. Для успішного навчання таких моделей також потрібно мати в запасі достатню кількість даних, на яких можна буде здійснити навчання.

Також не потрібно плутати велику кількість даних та надзвичайно велику кількість даних [11]. Адже це уже перебігає у засіб глибокого навчання [12]. Глибоке навчання – це специфічний напрям машинного навчання, що належить до сфери ШІ. Воно ґрунтується на застосуванні багаторівневих нейронних мереж для обробки та засвоєння великих обсягів даних [13, 14]. Глибоке навчання дуже часто використовують для розроблення так званих великих мовних моделей. Велика мовна модель (Large Language Model, LLM) – це інноваційна технологія в галузі штучного інтелекту, що реалізується за допомогою методів глибокого навчання [15]. Такі моделі зазвичай створюються на основі архітектур типу трансформерів або рекурентних нейронних мереж і навчаються на масштабних корпусах текстової інформації. Зазвичай такі великі мовні моделі часто використовуються в різного роду галузях промисловості. Спеціальну діаграму на тему вище сказаного можна побачити на рисунку 1.1.

Для поставленої мети моделі такого виду абсолютно не підходять, адже найперше проєкт націлений на допомогу саме починаючим інтернет-магазинам у розвитку. Тому повернемося до звичайного машинного навчання. Дуже важливо не плутати машинне навчання та сам ШІ.

Штучний інтелект – це технологія, що дає змогу комп'ютерним системам виконувати складні завдання, які зазвичай потребують людських здібностей, таких як мислення, ухвалення рішень, творчість тощо [15]. Штучний інтелект – є більш ширшим поняттям, яке охоплює здатність комп'ютерних систем мислити, аналізувати та поводитися подібно до людини. У свою чергу, МН є окремим напрямом у межах ШІ, що забезпечує можливість систем самостійно навчатися на основі даних і приймати рішення, спираючись на отримані знання.

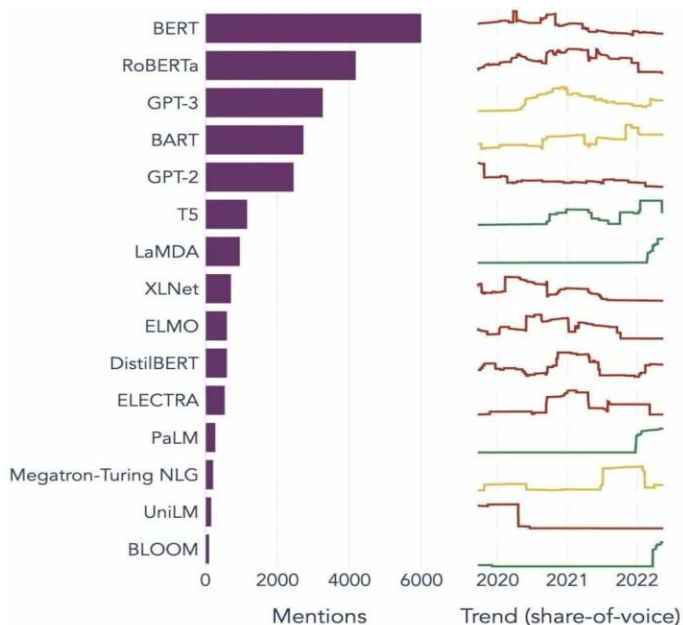


Рисунок 1.1 – Графік використання моделей ШІ для задач рекомендування [17]

Взаємозв'язок цих двох понять можна побачити на рисунку 1.2.

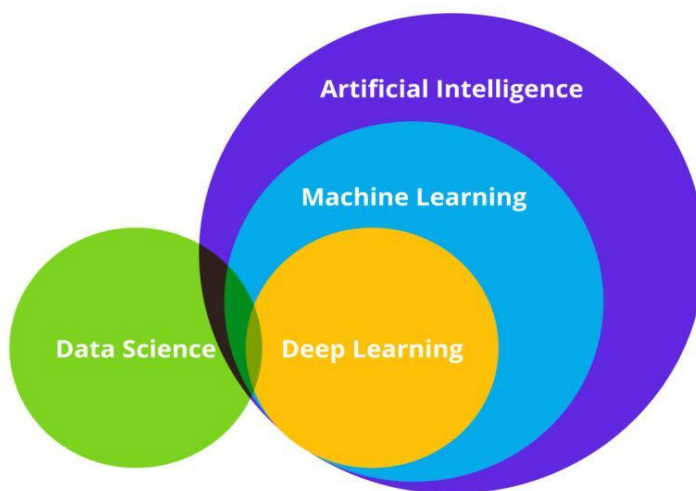


Рисунок 1.2 – Схема взаємозв'язку ШІ та МН [18]

Машинне навчання можна розбити на умовні частини, кожна з яких приближує до бажаної мети [19].

1. Збирання інформації. Дані надходять із різноманітних джерел, зокрема з інформаційних систем, сенсорних пристроїв або мережевих ресурсів.

2. Первинна оброблення. Перед аналізом зібрані дані проходять очищення та структурування, що дає змогу перевірити їх якість, повноту й готовність до подальшої роботи.

3. Побудова навчального процесу. На цьому етапі алгоритм навчається розпізнавати закономірності та здійснювати прогнози або приймати обґрунтовані рішення, використовуючи подані дані.

4. Визначення ключових характеристик. Загалом система ідентифікує найбільш значущі параметри з усього набору даних, які мають вагомий вплив на її якість і якість.

5. Аналіз результативності та вдосконалення. Після навчання модель перевіряють на відповідність очікуваним стандартам, з подальшим налаштуванням для досягнення оптимальної якості.

Для формування якісної моделі потрібно визначити спосіб формування «розуму» цієї моделі. Для прикладу можна взяти Content-based. Content-based системи є поширеним методом для формування персоналізованих пропозицій. Вони ґрунтуються на припущенні, що переваги користувача можна передбачити, проаналізувавши його попередні дії, зокрема перегляди або покупки. Основне завдання таких систем – пропонувати користувачу ті елементи, які мають подібні характеристики до вже опрацьованих ним об'єктів [19].

Отже, в результаті проведеного аналізу предметної області було вирішено використовувати машинне навчання для створення методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи.

1.3 Аналіз сучасних програмних платформ з функцією рекомендацій

Зараз панує ера технологій і кожен другий день тижня поповнює список програмних застосунків різного типу ідеї та якості [20]. Тому під час планування тої чи іншої розробки потрібно дивитись на своїх потенційних конкурентів.

Отже, для написання методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання розглянемо інші програмні

продукти, які використовуються у передбаченій даною дипломною роботою сфері. Буде оцінено всі переваги розглянутих додатків, щоб застосувати їх в подальшій розробці та всі недоліки, аби запобігти їх відтворення в КРБ.

Отож, першою для розгляду візьмемо усім відому міжнародну програму для продажу не дуже якісних товарів: AliExpress [22] (рисунок 1.3).

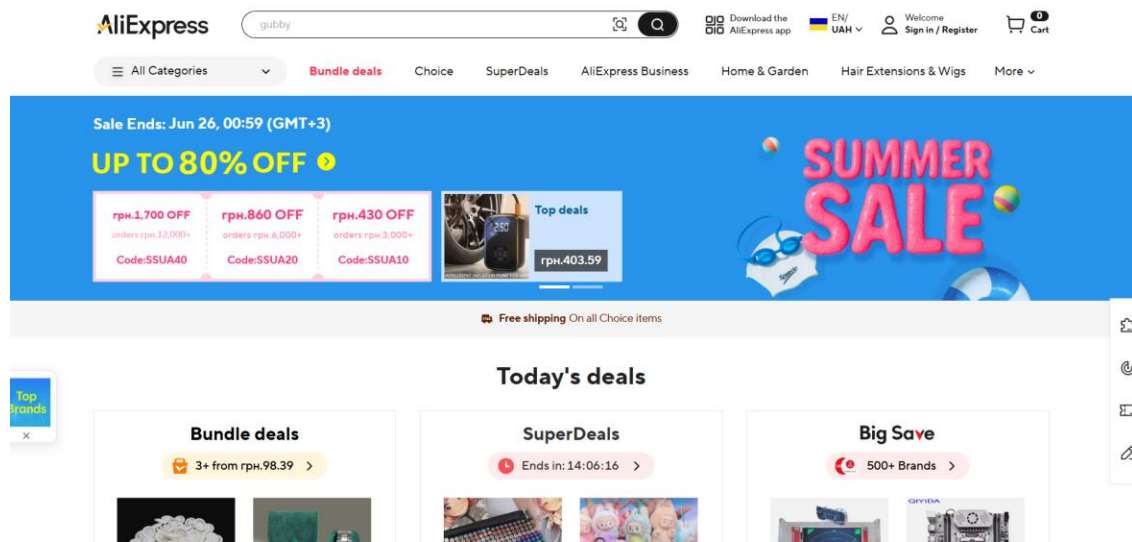


Рисунок 1.3 – Інтерфейс Aliexpress [23]

Аліекспрес – це китайський маркетплейс, на якому торгують десятки тисяч продавців з усього світу. Сервіс надає користувачам можливість купувати, та продавати товари різного типу та якості, докладаючи до цього мінімум зусиль [24]. Однією з ключових параметрів успіху є надзвичайно динамічна система рекомендації товарів користувачу, вираховуючи велику кількість різного роду факторів. Серед цих факторів можна перерахувати: товари які були куплені, переглянуті, обрані в бажане, рекомендовані, продані, переглянуті користувачем, цінові зміни в тому чи іншому товарі. До прикладу, якщо ви як юзер уже купили та зіграли 3–4 товари з тематики футболу, то система рекомендації Aliexpress почне періодично наголошувати що той чи інший товар цієї ж тематики може привернути вашу увагу.

Отже, можна виділити такі переваги рекомендаційної системи, яка використовується в Aliexpress:

– гнучкий та розгалужений список характеристик, по яким можна зробити рекомендацію;

– можливість зробити штучний, але не значний вплив на майбутні рекомендації, що дає змогу краще налаштувати систему під користувача.

Також потрібно виділити присутній тут недолік: рекомендаційна система розглядає надзвичайно велику кількість великих та дрібних атрибутів, які впливають на вихідну рекомендацію, через таке перевантаження варіацій, список пропонованого може перетворитись в хаос.

Наступний програмний продукт це українська Розроблення під назвою Rozetka. Rozetka – це український інтернет магазин [25]. З моменту заснування «Rozetka» зробила революцію в сфері електронної комерції в Україні, ставши найбільшим онлайн-магазином країни та головним гравцем у Східній Європі [26]. Згаданий вище додаток використовує високотехнологічну систему рекомендування товарів покладаючись на різні фактори. Наприклад що люди зазвичай купують в парі з уже обраним вами продуктом, або ж якщо ви періодично робите одну й ту ж покупку то Rozetka автоматично запропонує весь список товарів який ви зазвичай берете.

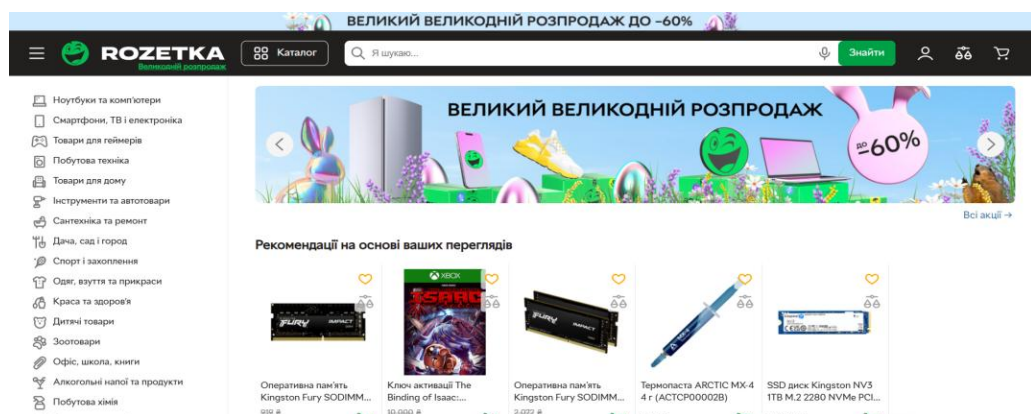


Рисунок 1.4 – Інтернет магазин Rozetka [27]

Отже, можна виділити наступну переваги цього українського інтернет магазину: рекомендаційна система може не тільки рекомендувати то чи інший товар, який користувач більш ймовірно хоче замовити, а й скласти цілий ланцюжок товарів, які клієнт з великою ймовірністю захоче придбати.

Недоліків у розглянутій системі помічено не було.

Метод рекомендування потрібних користувачу речей є невід’ємною частиною наступного програмного забезпечення. Тему – це платформа для швидкого пошуку та продажу найрізноманітніших дрібничок [28]. Саме від точності механізму рекомендацій залежить успіх платформи для продажу, адже жодна людина не буде купувати те, що їй не подобається. Дана програма звертає увагу на те що ви переглядали або переглядаєте прямо зараз. Механізм відпрацьовує настільки швидко, що після випадкового переходу на сторінку з гантелею, буквально через кілька переглянутих товарів, всі ваші рекомендації будуть повністю заповнені спортивним інвентарем.

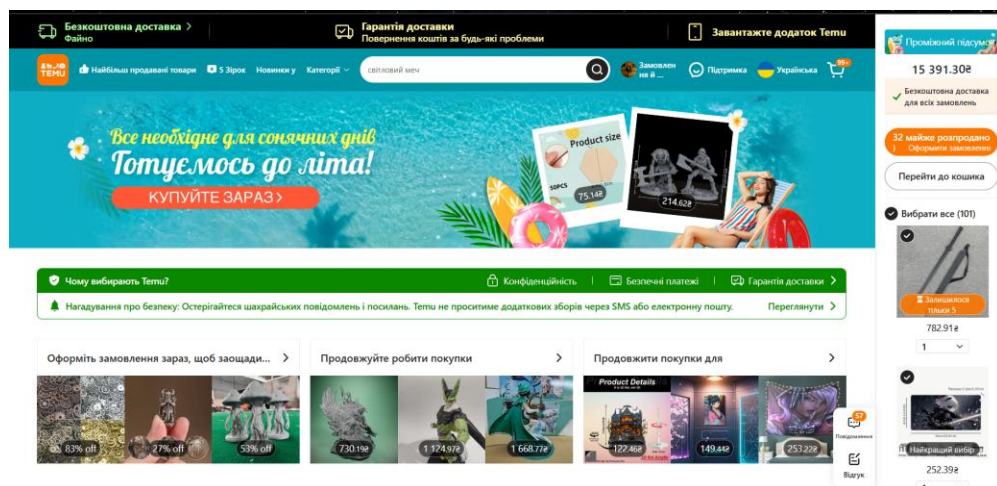


Рисунок 1.5 – Інтерфейс Temu [29]

Перевагами рекомендаційної системи даної платформи продажу можна виділити наступне:

- вона складає списки рекомендацій надзвичайно швидко, ви буквально на ходу формуєте наступні плиточки з рекомендованими товарами;
- широке рекомендування. Скажімо до прикладу, якщо ви відкрили сторінку з комп’ютерною мишкою, вам відразу порекомендують і коврик для миші, і монітор і комп’ютерний стіл, і монітор для новенького ПК і сам ПК.

Отже, як висновок варто зазначити що створення та тестування методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання є надзвичайно важливою задачею. Також варто зазначити

що врахування всіх значущих переваг та недоліків усіх розглянутих вище програмних продуктів матиме надзвичайно великий вплив на якість спроектованого методу.

1.4 Формулювання мети та завдань кваліфікаційної роботи

На сьогодні, жоден цифровий інтернет магазин не зможе існувати без свого алгоритму рекомендацій. Саме тому створення методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання.

Досягнення поставленої передбачає розв'язання таких завдань.

1. Провести аналіз методів та підходів до рекомендаційних підсистем CRM-систем.
2. Спроектувати метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання.
3. Реалізувати метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи у вигляді вебсервісу.
4. Виконати експериментальне тестування реалізованого вебсервісу за еталонними даними.

Розділ 2 Проектування методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання

2.1 Створення методу рекомендування запчастин на основі подібності

2.1.1 Основна ідея методу та загальний підхід

Ідея методу полягає в використанні машинного навчання для аналізу наборів даних, щодо запчастин, які зазвичай купують клієнти, з метою автоматичного формування рекомендацій щодо необхідних запчастин. Система вивчає можливі збіги тих чи інших деталей при підборі покупок, враховуючи назви, описи, різні числові характеристики, що дає змогу робити персоналізовані прогнози для кожного користувача CRM-системи.

Метод передбачає побудову моделі машинного навчання, яка навчається на зібраних реальних даних про покупки запчастин вантажних автомобілей. На основі цієї моделі CRM-система зможе у режимі реального часу аналізувати поточні запити користувачів і генерувати релевантні рекомендації.

Цей підхід дає змогу значно підвищити якість роботи з клієнтами, зменшити час на пошук необхідних запчастин і підвищити якість пропозицій. Крім того, автоматизація процесу добору запчастин знижує ризик людських помилок і дає змогу краще прогнозувати потреби в запасних частинах, що позитивно впливає на рівень сервісу та задоволеність клієнтів.

У випадку даної кваліфікаційної бакалаврської роботи модель рекомендування формується за допомогою побудови ознак та обчисленню їхньої подібності. Саме так зване «навчання» можна розбити на три етапи.

1) Побудова текстових, категоріальних та числових ознак. Даний етап можна вважати найважливішим процесом, оскільки тут визначається словник, обчислюються ваги тих чи інших термінів, тощо. Результатом даного етапу є матриця, де кожен рядок – це вектор текстових ознак запчастини.

2) Об'єднання всіх ознак. Таким чином створюється вектор простору ознак для кожної запчастини.

3) Обчислення схожості. Так створюється матриця попарної схожості між усіма запчастинами.

Як уже можна зрозуміти, ключовим компонентом є обчислення схожості між товарами. Для цього використовується косинусна подібність (`cosine_similarity`) між TF-IDF-векторами та між комбінованими векторами (текст + числові/категоріальні ознаки). Це дає змогу моделі розглядати як текстову подібність, так і спільні властивості товарів при формуванні рекомендацій.

2.1.2 Схема та кроки методу рекомендування запчастин

Для кращого розуміння роботи методу було створено схему спроектованого методу рекомендування запчастин вантажних автомобілей (рисунок 2.1).

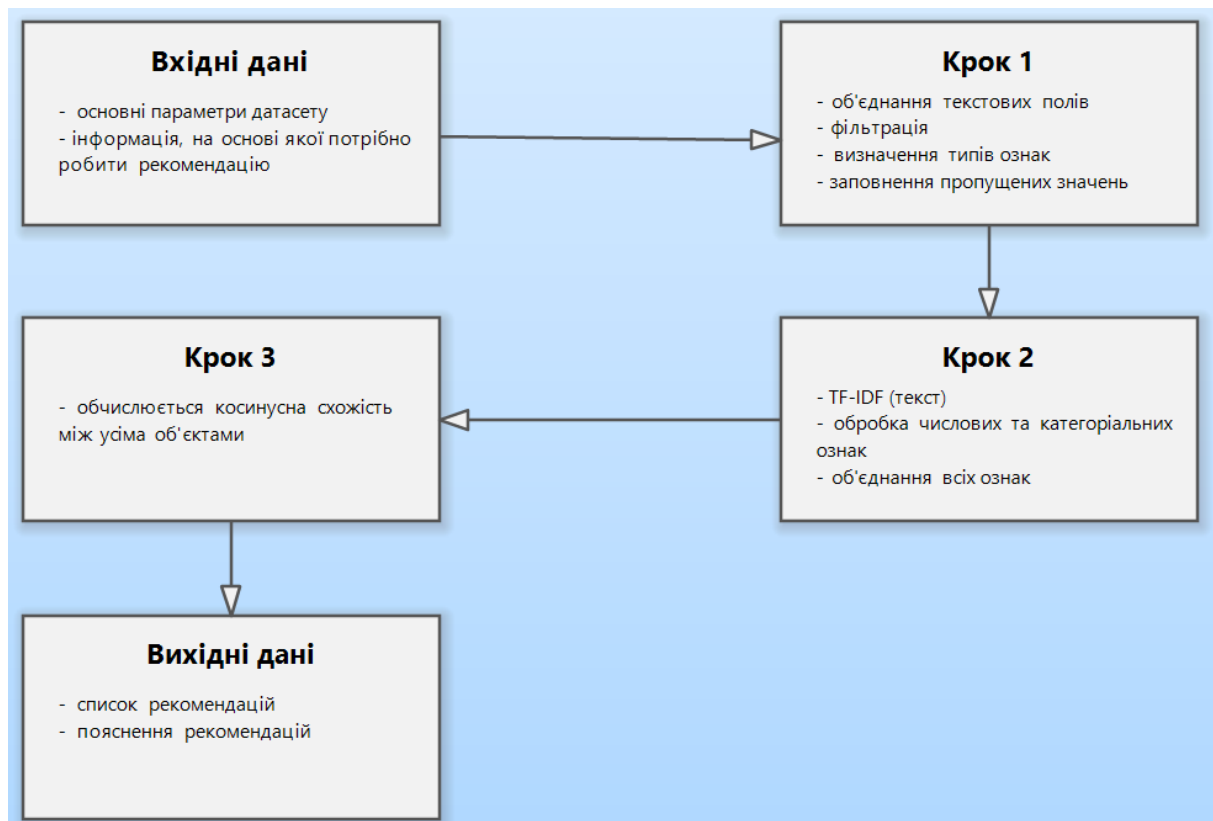


Рисунок 2.1 – Схема методу рекомендування запчастин вантажних автомобілей

Отже, розглянувши схему методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання то можна відокремити 5 блоків-кроків.

Вхідні дані: з обраного набору даних завантажуються всі основні параметри, які будуть використовуватись в майбутньому для обчислень, а також вводиться умовний об'єкт, на основі якого потрібно робити обчислення з метою видачі рекомендації.

Крок 1: відбувається попередня оброблення даних. Відбувається об'єднання тестових полів, видаляються рядки де значення об'єднаних даних є порожнім значенням, визначаються типи ознак, такі як текстові, категоріальні та числові.

Крок 2: відбувається векторизація ознак. Обчислюється матриця TF-IDF та текстових ознак. Векторизуються категоріальні ознаки та нормалізуються числові.

Крок 3: відбувається обчислення схожості, а саме обчислюється косинусна схожість між усіма об'єктами.

Вихідні дані: після всієї вище описаної обробки в результаті виводиться список запчастин, які метод вважає найбільш релевантними до того, що увійшло як вхідні дані. Також додатково виводиться статистика-пояснення чому було обрано кожен з рекомендованих запчастин та якість схожості.

Також варто зазначити, що кількість та якість даних вхідного набору даних дуже сильно впливає на якість та якість рекомендацій.

Отже, вище було роз'яснено та показано схему покрокового процесу роботи методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання, який дає змогу будь якому користувачу з легкістю отримати список рекомендацій на основі його запиту. Високу якість методу забезпечує багатий на інформацію набір даних та високого рівня оброблення вхідних даних.

2.2 Архітектура програмної реалізації методу рекомендації

Як і у будь якого програмного продукту, у методі рекомендації за частин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання є своя функціональна структура. Основними можливостями програми можна назвати розгортання локального інтерфейсу, підготовка та оброблення вхідних даних, використання навченої моделі для створення списку рекомендацій та виводу результатів, опис результати для подальшого збору статистики та збереження всіх вихідних даних, щоб в майбутньому була можливість оптимізувати роботу як окремо моделі так і програмного продукту в загальному.

Отже, розглянемо детальніше покроковий список наведеного вище функціоналу.

1. Розгортання локального інтерфейсу – надзвичайно важливий і гарно оптимізований розділ програми, оскільки розгортає користувацький інтерфейс на локальній адресі, що дає змогу взаємодіяти з візуальною частиною методу як прямо в середовищі написання коду, так і у вікні будь якого зручного для людини браузера, без вимоги підключатись до мережі інтернет. Даний інтерфейс повністю покриває всі аспекти роботи методу, та дає змогу користувача відтворювати всі заплановані кодом дії, для досягнення своєї мети.

2. Підготовка та оброблення вхідних даних – відіграє важливу роль, оскільки від коректності вхідних даних залежить подальший розвиток подій в функціональному процесі методу. Чисті, спеціально підготовлені під код дані ключ до успіху будь якого програмного продукту.

3. Процес побудови списку рекомендацій – ґрунтується на пошуку подібних товарів до вибраної за частини на основі їхніх характеристик.

4. Процесу формування пояснень, щодо виведених на користувацький інтерфейс результатів.

Так як побудова рекомендацій та опис результатів є основними в цілому проєкті, потрібно розглянути їх ще більш розлого. Алгоритм рекомендацій включає наступні етапи:

1) Формування векторного представлення товарів, де кожна запчастина описується за допомогою різноманітних ознак: текстових (наприклад, назва, опис), числових (наприклад, ціна, вага) та категоріальних (наприклад, наявність аналогів, наявність зображення). Ці характеристики перетворюються на числове представлення у векторному просторі.

2) Отримані вектори з різних типів даних (текст, числа, категорії) поєднуються в один загальний вектор для кожного товару. Отже, кожна запчастина описується у вигляді багатовимірною вектора, що включає як змістову, так і структурну інформацію.

3) Для кожної запчастини обчислюється ступінь подібності з іншими товарами на основі метрики косинусної подібності. Ця метрика дає змогу визначити, наскільки близькими є товари в багатовимірному просторі ознак.

4) Із загального списку обираються ті частини, які мають найвищу схожість з обраною. Результатом є відсортований список релевантних товарів, які можуть бути запропоновані як рекомендації.

Алгоритм генерації пояснень до рекомендацій зроблений для того, щоб в майбутньому легше було оцінювати якість роботи, і також не менше важливо, щоб зробити систему рекомендацій прозорою для користувача. Він може відразу побачити чому було рекомендовано саме ті товари а не інші. Таким чином кінцевий користувач отримує не лише результат, а й аргументацію до нього. Розглянемо поетапно як формуються пояснення в методі рекомендування частин:

– аналіз текстових ознак, який відбувається шляхом розгляду текстових описів вибраної частини та кожної з рекомендованих; кожне слово в описі оцінюється за своєю інформативністю для порівняння (використовується концепція ваг термінів);

– для кожної рекомендованої частини визначаються ті слова або терміни, які одночасно зустрічаються і в описі оригінального товару, і в описі рекомендованого; розраховується, наскільки ці терміни суттєво вплинули на визначення подібності;

– із загального списку обираються ті терміни, які мали найбільший вплив на схожість між товарами; саме ці слова слугують ключем до розуміння, чому певна запчастина була рекомендована;

– для кожної рекомендації створюється текстова інтерпретація, яка містить назву рекомендованого товару, коефіцієнт схожості та перелік найважливіших термінів з оцінкою їх впливу.

Цей підхід дає змогу не лише надавати рекомендації, але й робити їх прозорими, аргументованими, та легко зрозумілими для кінцевого користувача.

Отже, було розглянуто загальну функціональну систему спроектованого методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання. Також з цього можна зрозуміти, що розроблений проєкт, зможе не лише надавати список рекомендацій, а й аргументувати їх для кінцевого користувача.

2.3 Проектна архітектура системи та взаємозв'язок компонентів

У будь якого розробленого продукту є певна візуальна структурна схема, яка може пояснити на які групи розбиваються всі функціональні процеси внутрішнього та зовнішнього механізму роботи, а також пояснює весь процес їх тісної взаємодії під час реальної роботи. Побачити таку схему для методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання можна побачити на рисунку 2.2.

Розглянемо детальніше кожну з підсистем та їх тісний взаємозв'язок в роботі розробленого вебсервісу. Першою проаналізуємо процес обробки даних. Він включає в себе наступні функції:

1. Вивантаження даних з набору даних, а саме отримання сирих даних з бази даних, таких як наприклад історія покупок, характеристики запчастин до транспортних засобів, запити клієнтів тощо.



Рисунок 2.2 – Схема взаємодії процесів методу

2. Обробка та підготовка вхідних даних, а саме попереднє очищення, нормалізація, лемматизація текстових описів, кодування категоріальних ознак, усунення пропущених значень тощо.

3. Даний процес є першою ланкою в системі і передає оброблені дані до навчання моделі.

Другим важливим процесом є процес навчання (або ж формування) моделі. Він включає в себе наступні функції:

1. Аналіз вхідних даних шляхом зрозуміння структури, виявлення важливих ознак для побудови моделі.

2. Об'єднання ознак шляхом побудови єдиного простору ознак з кількох джерел (текст, числові, категоріальні).

3. Виставлення ваг, де призначення ваг відбувається на основі TF-IDF.

4. Обчислення схожості.

Взаємодія з іншими процесами відбувається шляхом отримання підготовлених даних, та їх подальше використання для формування моделі, після чого модель подається на використання у наступний внутрішній процес, процес рекомендування.

Процес рекомендування включає в себе наступні функції:

– аналіз вхідної задачі шляхом обробки нового запиту користувача відповідно до тої чи іншої запчастини;

– результат у вигляді списку рекомендованих об'єктів, при чому чим більший розмір списку буде обрано тим менш точні результати будуть з кожним наступним елементом, що потрібно враховувати під час використання.

Взаємодія з іншими процесами відбувається при отриманні сформованої моделі та передачі готових результатів в четверту ланку, базу даних.

База даних в даному випадку використовується для зберігання отриманих користувачем результатів, наприклад, таких як назва запчастини і якість рекомендації. В майбутньому, на основі цих же збережених даних модель можна бути покращити в декілька разів.

Отже, було розглянуто схему взаємодії всіх внутрішніх та зовнішніх процесів розробленого вебсервісу для кращого розуміння як проходять всі тісні взаємозв'язки між різними механізмами у методі рекомендування запчастин для вантажних авто, який розробляється в рамках даної роботи.

2.5 Інформаційна структура рекомендаційної системи

Для того, щоб перевірити роботу методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання потрібна сформована за певними даними модель. Весь процес складається з кількох ключових етапів: підготовка даних, інженерія ознак, побудова матриці ознак, обчислення схожості, формування рекомендацій і візуалізація.

Рекомендаційна система обробляє табличні дані, зчитані з CSV-файлу за допомогою бібліотеки `pandas`. Одразу здійснюється фільтрація, щоб виключити записи без `ProductID`, що є унікальним ідентифікатором товару. Для побудови рекомендованої системи використовуються текстові описи товарів. Створюється нова колонка, що є об'єднанням кількох колонок: назви, опису, коду виробника та оригінального номеру. Товари без текстових характеристик видаляються.

Паралельно обробляються категоріальні та числові ознаки. Пропущені значення у категоріальних замінюються на 'unknown', у числових – на 0, Після цього відбувається побудова матриці ознак. Текстова частина векторизується за допомогою TF-IDF, який перетворює текст на числову матрицю термінів з урахуванням їх ваги. Категоріальні та числові ознаки перетворюються через трансформер із використанням OneHotEncoder та StandardScaler. Потім усі ознаки об'єднуються у загальну розріджену матрицю ознак.

Ключовим компонентом є обчислення схожості між товарами. Для цього використовується косинусна подібність (cosine_similarity) між TF-IDF-векторами та між комбінованими векторами (текст + числові/категоріальні ознаки). Це дає змогу моделі розглядати як текстову подібність, так і спільні властивості товарів при формуванні рекомендацій.

Отже, модель рекомендації побудована як багатоступенева система, яка об'єднує обробку текстових, категоріальних і числових ознак для обчислення подібності між товарами. Вона дає змогу не лише отримати список схожих запчастин, але й зрозуміти причини рекомендацій, а також інтерактивно взаємодіяти з результатами через зручний графічний інтерфейс. Це робить її придатною для інтеграції у реальні CRM-системи автозапчастин.

Для того, щоб у майбутньому можна було краще розвинути спроектований метод або ж просто для зручності чи інших бізнес-цілей потрібно інтегрувати в метод рекомендування одну з існуючих систем керування базами даних.

SQLite – це легкий вбудований механізм реляційної бази даних, який широко використовується для програм, яким потрібна проста, швидка та надійна система баз даних. Основні характеристики SQLite:

- автономність, тобто сервер не потрібен, механізм бази даних вбудовано в програму;
- немає необхідності встановлювати або налаштовувати окремий сервер або систему баз даних;
- усі дані (включаючи таблиці, індекси та всю схему бази даних) зберігаються в одному файлі .sqlite або .db;

- кросплатформенність, тобто працює на Windows, macOS, Linux і мобільних пристроях (Android, iOS);
- мінімальне налаштування, низьке використання ресурсів.

Отже, було розроблено схематичну модель бази даних, яка зможе виконувати функцію зберігання вихідної інформації спроектованого методу рекомендації. Детальніше схему бази даних можна побачити на рисунку 2.3.

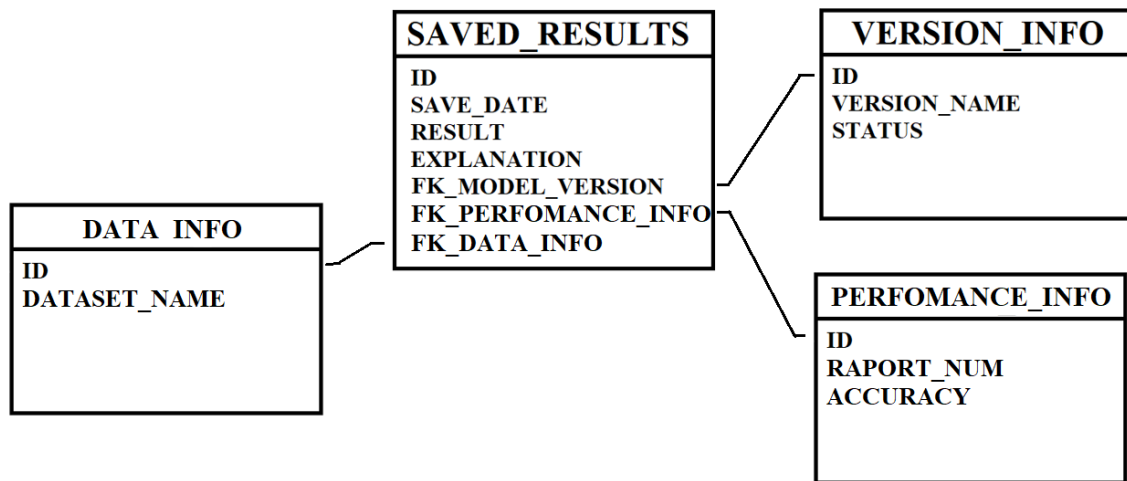


Рисунок 2.3 – Схематичне подання бази даних

По даній схемі можна зрозуміти, що всі збережені результати зберігаються в таблицю «SAVED_RESULTS». Також, можна помітити, що збереженим даним пропоставляється версія моделі. В майбутньому при не одноразовому покращенні моделі, будуть використовуватися збережені дані, і для зручності при збереженні в базу, буде пропоставляться версія та статус актуальності даних, щоб не використовувати дані, які були збережені при моделі першої версії для покращення моделі наприклад шостої версії.

Таблиці бази даних подамо в таблицях 2.1–2.4.

Таблиця 2.1 – Інформація про версію

ID	ID	Унікальний ідентифікатор
VERSION_NAME	VarChar(256)	Назва версії моделі
STATUS	VarChar(256)	Теперішній статус

Таблиця 2.2 – Збережені результати

ID	ID	Унікальний ідентифікатор
SAVED_DATE	Date	Дата зберігання
RESULT	VarChar(256)	Збережений результат
EXPLANATION	VarChar(256)	Пояснення
FK_MODEL_VERSION	FK	Версія моделі
FK_PERFORMANCE_INFO	FK	Інформація точності
FK_DATA_INFO	FK	Інформація про набір даних

Таблиця 2.3 – Інформація про якість

ID	ID	Унікальний ідентифікатор
REPORT_NUM	VarChar(256)	Номер рапорту
ACCURACY	Integer(128)	Якість

Отже, було розглянуто та проаналізовано схему бази даних, а також її таблиці, які будуть використовуватись для зберігання вихідних результатів роботи методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання.

Таблиця 2.4 – Інформація про набір даних

ID	ID	Унікальний ідентифікатор
DATASET_NAME	VarChar(256)	Назва набору даних

Структура даного формату збереження є не обтяженою не потрібною кількістю інформації, яку не можна буде використати в подальшому.

2.6 Підготовка робочих вхідних даних

Для коректного процесу роботи методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання потрібно використати достатньо багатий інформацією набір даних, який зможе надати всі необхідні параметри для аналізу даних.

Під час написання даного методу було використано дата сет під назвою `concord_data_cut.csv` [30]. Розширенням обраного набору даних є CSV (Comma-Separated Values) [31].

В методі використовуються наступні параметри з набору даних: `ProductID`, `ProductUName`, `Description`, `VtndorCode`, `MainOriginalNumber`. А також категоріальні ознаки так як `HasAnalogue`, `HasComponent`, `IsForSale`, `VendorCode` та числові ознаки такі як `PricePerItem`, `Weight`, `CurrentPrice`. `ProductID` – унікальний ідентифікатор кожного запису в наборі даних, є основним показником для пошуку потрібного об'єкту за певними ознаками. `ProductUName` – поле яке є не унікальним, і відповідає за зберігання найменування того чи іншого товару в обраному наборі даних. `Description` – параметр який є менш важливим ніж усі інші, але також використовується для поверхневого орієнтування, зберігає в собі коротенький опис товару. З категоріальних ознак можна розглянути надважливу ознаку `IsForSale`, яка відповідає за те, чи знаходиться зараз пропонований товар у продажу. З числових важливо розглянути `CurrentPrice`, який вказує на теперішню ціну за певний об'єкт з набору даних.

Розглянемо трішки детальніше кожен наведену вище ознаку трішки детальніше.

Також для роботи без непередбачуваних збоїв, всю вхідну інформацію з набору даних потрібно обробити перед безпосередньою роботою. Весь процес обробки даних перед роботою включає:

- створення зв'язних текстових ознак об'єктів з кількох колонок;
- заповнення можливих відсутніх значень для категоріальних та числових ознак;

- оброблення всіх текстових даних через TF-IDF для отримання числових ознак;
- кодування категоріальних ознак та стандартизація числових;
- комбінування всіх ознак у єдину матрицю для обчислення косинусної подібності.

Ці етапи дають змогу не тільки створити комплексний опис кожного продукту, а й використовувати його для порівняння і рекомендацій, а також дасть хорошу можливість правильно відфільтровувати всі задані вхідні дані, для запобігання неочікуваних збоїв у роботі.

2.7 Особливості використання спеціалізованих програмних компонентів

Для створення методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання було використано ряд необхідних для процесу бібліотек, які значно полегшили виконання поставленого в КРБ завдання. Серед них також можна буде виділити ті, які внесли найбільших вплив на загальний проєкт, та ті які внесли менший вклад в процес проєктування методу. Першою та найголовнішою бібліотекою можна назвати Pandas. Pandas – потужна бібліотека Python із відкритим кодом. Бібліотека Pandas використовується для обробки та аналізу даних. Панди складаються зі структур даних і функцій для виконання ефективних операцій з даними. Pandas добре підходить для роботи з табличними даними, такими як електронні таблиці або таблиці SQL [32].

SciPy – надає алгоритми для оптимізації, інтеграції, інтерполяції, задач на власні значення, алгебраїчних рівнянь, диференціальних рівнянь, статистики та багатьох інших класів задач [33].

Наступною бібліотекою варто згадати Scikit-learn. Sklearn – це open-source бібліотека для Python, яка надає зручний інтерфейс для використання різноманітних алгоритмів машинного навчання, засобів попередньої обробки даних, перехресної валідації та інструментів для візуалізації [34]. Даній бібліотеці

варто віддати окрему увагу, так як в її рамках було використано `sklearn.pipeline`, `sklearn.compose`, `sklearn.preprocessing`, `sklearn.metrics` та велику кількість інших її розширень.

Також, щоб виконати програмну реалізацію методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи було використано бібліотеку `gradio`. `Gradio` – це бібліотека Python з відкритим кодом для створення простих інтерактивних інтерфейсів для моделей машинного навчання. Це дає змогу швидко створювати веб-інтерфейс користувача, який дає змогу користувачам взаємодіяти з вашими моделями машинного навчання, надаючи вхідні дані та отримуючи прогнози або відповіді моделі [35].

Отже, було проаналізовано набір спеціалізованих бібліотек для мови програмування Python, які використані для побудови методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання.

2.8 Висновки до розділу 2

В результаті другого розділу було створено метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання, який дає змогу отримувати список рекомендацій для користувача, відповідно до вхідного запиту клієнта, а також зберігати всю історію результатів у базі даних для подальшого покращення моделі.

Було роз'яснено та показано схему покрокового процесу роботи методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання. Вказано, що високу якість методу забезпечує багатий на інформацію набір даних та високого рівня оброблення вхідних даних.

Було також розглянуто та прокоментовано структуру базового інтерфейсу для методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання та розглянуто зовнішні та внутрішні процеси методу в рамках цього інтерфейсу.

Розділ 3 Програмна реалізація та експериментальне дослідження методу рекомендування

3.1 Реалізація програмного вебсервісу

3.1.1 Програмні модулі програмної реалізації методу рекомендування та їхнє призначення

Щоб реалізувати поставлену мету, а саме метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання потрібно було розробити наступний список функцій:

- оброблення набору даних;
- робота з вхідними параметрами;
- формування моделі;
- аналіз результату.

Також потрібно буде оцінити якість відпрацювання спроектованого методу, тому було поставлено наступні критерії оцінювання:

- якість кожної рекомендації;
- простота та зручність використання будь яким пересічним користувачем;
- комплексність методу;
- час зчитування та обробки вхідних даних та швидкість видачі необхідних користувачу результатів;
- вірогідність збою роботи структури або критичної не точності виданого результату.

Для того, щоб успішно пройти весь процес розробки методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання потрібно визначитись з використанням всіх доступних технологій, та визначити для створення такі об'єкти як середовище редактора коду, мову програмування, систему керування базами даних, технології для створення інтерфейсу та інші допоміжні механізми.

Як мову програмування було вирішено обрати Python. Python вважається вибором номер один, якщо мова йде про розробку та тестування різного роду розумних моделей з підрозділу штучного інтелекту. Дана мова програмування надає всі ресурси для швидкого та легкого створення ІІІ будь-якого типу, від найпростіших прикладів до комплексних варіацій [36].

Середовищем редактору коду було обрано Visual Studio Code, з використанням додаткових розширень Jupiter notes [37]. VS Code (Visual Studio Code) – це безкоштовний, легкий, але потужний редактор коду, розроблений компанією Microsoft. Дане середовище має наступні переваги:

- Підтримує багато мов програмування, таких як JavaScript, Python, C++, Java, PHP, Ruby та інші;
- має систему розширень і плагінів, які додають функції для підсвічування коду, автозаповнення, інтеграції з системами контролю версій (наприклад, Git);
- вбудований термінал дає змогу виконувати команди в редакторі;
- підтримує відлагодження коду з допомогою інтегрованого дебагера;
- працює на різних операційних системах: Windows, MacOS і Linux;
- пропонує широкі можливості для налаштування інтерфейсу, гарячих клавіш і тем оформлення під власні потреби [38].

Jupyter в свою чергу дає змогу тримати свій код в більш структурованому вигляді, в основному розділяючи його на окремі блоки. Також під час роботи в ньому, можна дуже легко інтерпретувати різного роду графіки та схеми прямо між блоками написаного коду [39].

Як основу для візуального представлення методу рекомендації було використано інтерфейсно-орієнтовану бібліотеку від Python під назвою grades.

SQLite [40] – це легкий вбудований механізм реляційної бази даних, який широко використовується для програм, яким потрібна проста, швидка та надійна система баз даних. Основні характеристики SQLite:

- автономність, тобто сервер не потрібен, механізм бази даних вбудовано в програму;

- немає необхідності встановлювати або налаштовувати окремий сервер або систему баз даних;
- усі дані (включаючи таблиці, індекси та всю схему бази даних) зберігаються в одному файлі .sqlite або .db;
- кросплатформенність, тобто працює на Windows, macOS, Linux і мобільних пристроях (Android, iOS);
- мінімальне налаштування, низьке використання ресурсів, невелика площа.

Всі наведені вище технології забезпечать максимально швидку програмну реалізацію методу рекомендації запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання. Умовно всю структуру та роботу моделі можна поділити на наступні модулі.

Модель векторизації. Цей модуль перетворює текстовий опис товару у числовий вектор, який можна використовувати для обчислення подібності. Для цього використовується метод TF-IDF (терм-частота/зворотна документна частота), який визначає важливість кожного терміна в межах всієї бази товарів. Крім того, модуль може враховувати й інші числові або категоріальні ознаки, такі як бренд, категорія, чи артикул, якщо вони мають інформаційну цінність.

Модуль розрахунку схожості. Цей компонент відповідає за пошук найбільш схожих товарів до обраного користувачем. В основі лежить косинусна метрика, яка вимірює кут між векторами TF-IDF для різних товарів.

На виході формується список найбільш схожих запчастин, відсортованих за рівнем схожості. Кожен елемент містить:

- назву товару;
- опис;
- ідентифікатор товару;
- значення схожості (від 0 до 1).

Модуль пояснення рекомендацій. Один із ключових компонентів системи – модуль, що формує пояснення, чому система рекомендує ту чи іншу запчастину.

Він аналізує вектори термінів TF-IDF та виокремлює терміни з найвищою вагою, які мали найбільший вплив на обчислення схожості.

Це дає змогу користувачу побачити, які саме характеристики товару були ключовими при формуванні рекомендації, що підвищує прозорість і довіру до системи.

Інтерфейс розроблено за допомогою gradio, що забезпечує простий та інтуїтивно зрозумілий доступ до системи для менеджерів з продажу або технічного персоналу. Основні функціональні елементи GUI:

- поле введення назви товару;
- селектор кількості рекомендацій;
- кнопка "Отримати рекомендації";
- поле результатів (назва + опис);
- поле пояснення (важливі терміни для кожного результату).

Інтерфейс дає змогу працювати з системою без необхідності мати знання з машинного навчання.

Цей компонент зв'язує GUI з модулями обробки та забезпечує послідовність виконання таких етапів:

- отримання введеного тексту (назви товару);
- пошук ідентифікатора цього товару в базі;
- визначення векторного представлення товару;
- обчислення схожості та формування списку аналогів;
- виведення результатів та пояснень у вікні GUI.

Отже, система є модульною, гнучкою та такою, що легко розширюється. Кожен компонент виконує чітко визначену роль у ланцюжку обробки запиту та формування рекомендацій. Завдяки використанню методів обробки природної мови, векторного представлення та прозорих пояснень, система знаходить потрібні товари та пояснює логіку своїх рішень.

3.1.2 Інтерфейс користувача для взаємодії з вебсервісом

Для того щоб краще ознайомитись з роботою методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи та його програмної реалізації у вигляді вебсервісу потрібно подати йому хоча б мінімальний, легко доступний для розуміння базовий інтерфейс, у якому можна буде дослідити якість рекомендацій за методом. Візуальний інтерфейс для взаємодії з програмною реалізацією методу можна побачити на рисунку 3.1.

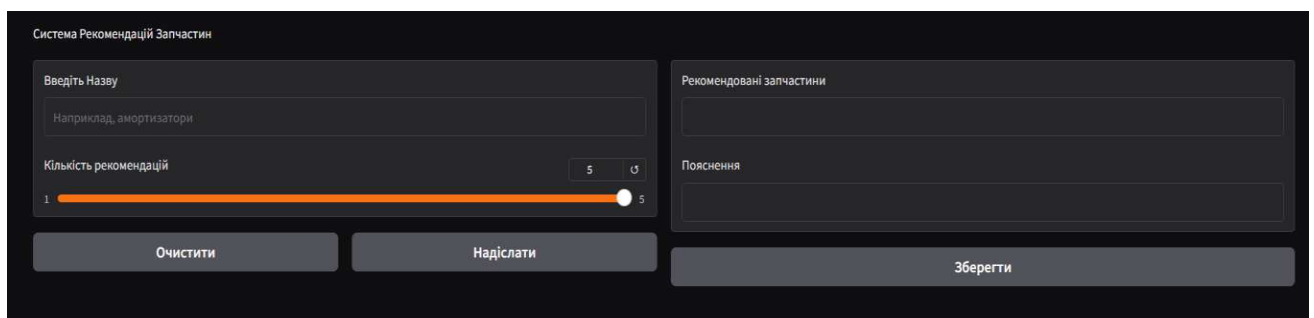


Рисунок 3.1 – Загальний інтерфейс вебсервісу

Загалом інтерфейс частину можна поділити на два блоки, блок вхідних параметрів та блок вихідних параметрів. Розглянемо детальніше кожен із цих складових.

Спершу розглянемо ліву частину доступного інтерфейсу вебсервісу (рисунок 3.2).

Лівий блок – блок вхідних параметрів. Відповідає за відправку в метод вхідних даних, на основі яких він повинен видати кінцевий результат. Тут можна помітити ряд основних елементів: назва запчастини (на основі якої потрібно надати рекомендацію), кількість рекомендацій (кількість рекомендованих елементів, які потрібно вивести в результаті) а також два елементи управління – очистити вхідні дані та надіслати дані на обробку.

Рисунок 3.2 – Лівий блок інтерфейсу вебсервісу

Тепер розглянемо праву частину доступного інтерфейсу вебсервісу (рисунок 3.3).

Рисунок 3.3 – Правий блок інтерфейсу вебсервісу

Правий блок – блок вихідних параметрів. Відповідає за вивід та візуально-текстовий вивід усіх можливих результатів внутрішньої обробки методом вхідних даних. Тут можна помітити ряд наступних елементів: поле з рекомендованими запчастинами (де через кому буде відбуватись вивід рекомендованих методом елементів), поле пояснення рекомендацій (тут користувач може зрозуміти, чому було обрано ті чи інші запчастини як рекомендовані до вхідних даних) та елемент управління – кнопка під назвою «Зберегти», яка відповідає за збереження вихідних параметрів у базу даних, для подальшого вивчення.

Отже, весь процес роботи користувача з програмою полягає в наступному: внесення потрібної запчастини в поле назви, вибір потрібної кількості

рекомендацій, які потрібно отримати на виході роботи методу, надсилання вхідних параметрів на обробку методу та отримання вихідних результатів у вигляді списку рекомендованих запчастин та пояснення такої рекомендації. В кінці робочою процесу вихідні дані можна зберегти у базу даних для подальшого використання.

Як висновок, було створено зручний та простий інтерфейс вебсервісу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання, який прекрасно допомагає взаємодіяти з розробленим вебсервісом.

3.2 Результати досліджень за методом рекомендування запчастин

Під час виконання даної КРБ було спроектовано метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи та виконано його програмну реалізацію у вигляді вебсервісу. Вище не одноразово було згадано про важливість вхідних даних, тобто чим кращий було обрано набір даних. Тому було вирішено провести порівняння як різний об'єм набору даних впливає на якість роботи.

Для прикладу було обрано два набори даних, «concord_data_cut.csv», який використовується у фінальній версії вебсервісу, та набір даних під назвою «concord_data_cut_enc-checkpoint.csv». Обидва набори даних мають одну й ту ж тематику, різниця між ними лише в розмірі. набір даних під назвою «concord_data_cut_enc-checkpoint.csv» має в три рази менше даних ніж «concord_data_cut.csv».

Отже, спершу проведемо експеримент з урізаним набором даних. Як приклад для першого тестування будемо використовувати прикладний вхідний параметр «амортизатор». Для аналізу буде взято лише перші два рекомендовані товари, тому повзунок кількості рекомендацій виставлено на «2» (рисунок 3.4).

Система Рекомендацій Запчастин

Введіть Назву

Амортизатор

Кількість рекомендацій

1 2 5

Очистити Надіслати

Рисунок 3.4 – Вхідні параметри експерименту

Після вводу вхідних параметрів, і натискання кнопки «Надіслати», можна буде побачити результат виводу рекомендацій з виводом аналізу точності (схожості) рекомендацій (рисунок 3.5).

Рекомендовані запчастини

- ◆ Амортизатор підвіски (SAF Intradisc Plus)
- ◆ Вставка крила (для подовження на три осі)

Пояснення

- ◆ Запчастина ID: 12851239.0 | Назва: Амортизатор
Схожість: 0.5674
- ◆ Запчастина ID: 13142607.0 | Назва: Вставка крила
Схожість: 0.5002

Рисунок 3.5 – Якість рекомендацій (коефіцієнт схожості)
за обрізаним набором даних

Можна побачити, що якість виданих користувачу результатів складає чуть більше 50%, що не є задовільним результатом, яким можна у будь-якому разі покращити, наприклад збільшенням обсягу даних.

Отже, другий експеримент було проведено з повноцінним набором даних, який по об'єму є в три рази більшим ніж попередній. Під час вводу тих самих вхідних параметрів можна побачити більш задовільний результат на рисунку 3.6.

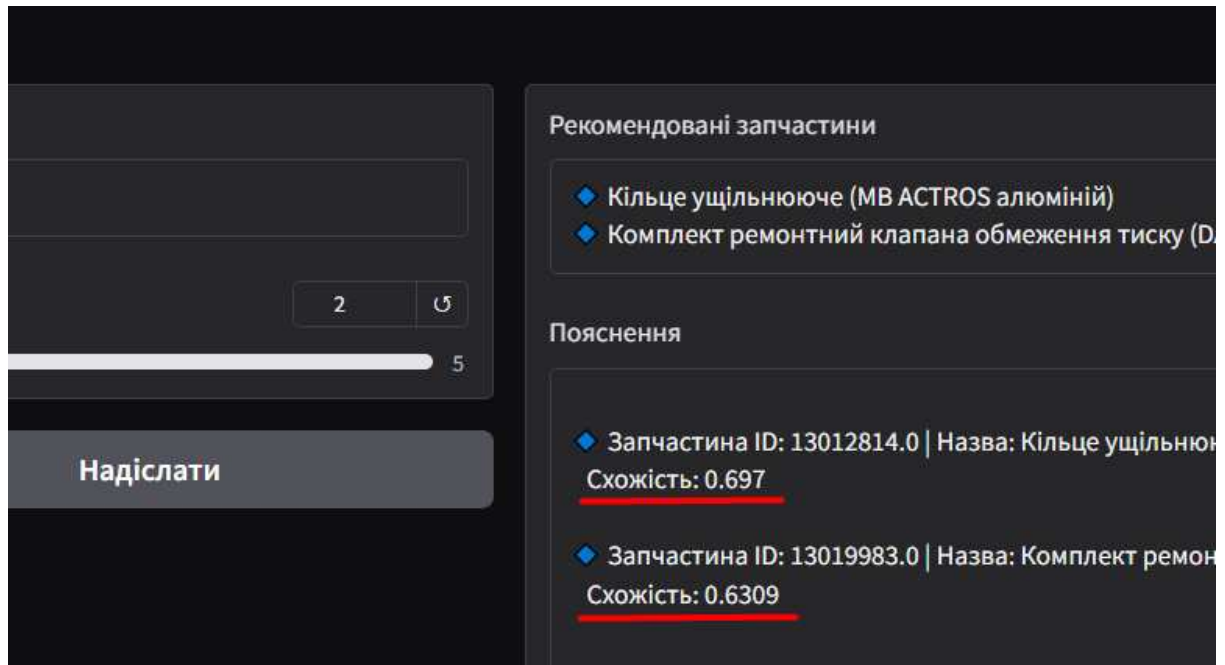


Рисунок 3.6 – Якість рекомендацій (коефіцієнт схожості) за повноцінним набором даних

Можна побачити що, результати точності рекомендування з більш об'ємним набором даних збільшились на 15%. Пояснення даного явища можна зобразити на графіку, аби краще розуміти причини (рисунок 3.7).

Вище було продемонстровано візуалізацію запчастин у наборі даних з достатньою кількістю даних. Кожна точка на графіку відображає один об'єкт для рекомендації. Відповідно, якщо набір даних має надзвичайно маленьку кількість даних, то і точок буде набагато менше, із-за чого кожна наступна запчастина, яка знаходиться все далі від потрібної нам буде потрапляти в рекомендацію, навіть якщо вона не дуже підходить у тій чи іншій ситуації.

Для того, щоб утвердити вплив розмірності набору даних на якість рекомендацій, було проведено ще кілька експериментів з малим та великим набором даних. Для компактності подання інформації, наступні досліди було проведено в форматі: одна рекомендація на один запит.

Результати цих експериментів можна побачити в таблицях 3.1–3.2.

Таблиця 3.1 – Результати експериментів за великим набором даних

Вхідний параметр	Результат	Коефіцієнт схожості
Комплект патрубків	Ковпак колеса метал (передній 22,5" корона унів. синій метал., відкритий)	0,7538
Пневмоподушка	Втулка стабілізатора (VOLVO)	0,8030
Сайлентблок важіля центральний	Фільтр повітряний системи забезпечення двигуна	0,7321
Комплект ремонтний	Диск зчеплення (DAF 75/85CF/98-00, 95XF/97-, CF75/01-, CF85/01-, XF95/02-06MAN, EVOBUS, SETRA)	0,9531
Кільце ущільнююче	Діафрагма гальмівної камери (BPW 36 міні)	0,6999
З'єднання аварійне пластик	Кріплення крила (Renault Premium II TR/PR/ DXi 7, Magnum DXi 12/13, Volvo FH/FM, FMX, NH 12 /BR, FL)	0,6932

Якщо проаналізувати наведені вище результати в таблицях 3.1–3.2, можна помітити що якість малого набору даних навіть нижче ніж очікувалось, а результати на виході іноді доходять до сміхотворних.

На відміну від результатів великого набору даних, де результати точності в окремих випадках сягають 95%. Це ще раз доводить важливість вибору відповідного набору даних, а також якість спроектованого методу.

Для оцінювання точності запропонованого методу було проведено експериментальне тестування вебсервісу з використанням еталонного набору даних. Для кожного продукту було сформовано список релевантних запчастин вручну.

Таблиця 3.2 – Результати експериментів за малим набором даних

Вхідний параметр	Результат	Коефіцієнт схожості
Комплект патрубків	Кільце ущільнюоче (MB ACTROS алюміній)	0,3899
Пневмоподушка	Втулка стабілізатора (VOLVO)	0,664
Сайлентблок важіля центральний	Вставка крила	0,3298
Комплект ремонтний	Кільце ущільнюоче (MB ACTROS алюміній)	0,4892
Кільце ущільнюоче	Амортизатор підвіски (SAF Intradisc Plus)	0,5051
З'єднання аварійне пластик	Комплект трубок з'єднувальних (MAN TGA D2066/76 (7шт))	0,3742

Далі за експериментами система рекомендацій пропонувала Top-K результатів, які порівнювалися з еталонними. Для аналізу результатів було використано дві основні метрики:

– Precision@K (точність), визначає, яка частка серед K рекомендованих запчастин є дійсно релевантною;

– Recall@K (повнота), показує, яку частку з усіх релевантних система змогла знайти;

Нижче подано таблицю 3.3 з результатами оцінювання точності сформованих рекомендацій.

Таблиця 3.3 демонструє, що майже з кожним товаром система знаходить 3 з 5 релевантних товарів.

Таблиця 3.3 – Результати оцінювання точності рекомендування запчастин вантажних авто за створеним методом

ProductID	Precision@5	Recall@5
12854463	0,6	1
13164796	0,6	1
13160485	0,6	1
13045395	1	0,6
13058513	0,6	1
12889392	0,6	1
12979998	0,6	1
12913040	0,6	1
13046321	0,6	1
12992425	0,6	1
13124807	1	0,6
12854463	0,6	1

Для порівняння результатів, було проведено оцінювання точності з використанням базового TF-IDF, який використовує лише текстові ознаки для своєї роботи. Результат цього оцінювання наведено в таблиці 3.4.

Якщо проаналізувати дані з таблиці 3.4, та порівняти їх з даними таблиці 3.3, які були отримані в результаті оцінювання спроектованого методу, можна побачити різницю в точності в середньому на 40% на користь методу рекомендування запчастин вантажних авто.

Отже, було проведено експерименти, з використанням двох різних наборів даних, де один з них був меншого розміру, а інший більшого розміру. Даний

дослід продемонстрував та довів, що кількість даних в обраному наборі даних має надзвичайно велику роль в успішності проектування методу. Для оцінювання точності запропонованого методу було проведено експериментальне тестування вебсервісу з використанням еталонного набору даних, яке показало відносно велику стабільність відповідності результатів. Також ці результати були порівняні з результатами оцінювання точності базового TF-IDF методу, що продемонструвало збільшення точності рекомендування в середньому на 40%.

Таблиця 3.4 – Результати оцінювання точності з використанням базового TF-IDF

ProductID	Precision@5	Recall@5
12854463	0,4	1
13164796	0,2	0,2
13160485	0,6	0,8
13045395	0,6	0,8
13058513	0,4	0,8
12889392	0,4	0,6
12979998	0,2	0,6
12913040	0,6	0,6
13046321	0,4	0,8
12992425	0,6	1
13124807	0,6	0,6
12854463	0,4	1

3.3 Висновки до розділу 3

Для досягнення поставленої мети було використано ряд технологій різного типу, які забезпечили якісну та швидку програмну реалізацію методу

рекомендування запчастин вантажних автомобілів у вигляді вебсервісу. Серед цих технологій можна виділити мову програмування Python, яка спеціалізується на навчанні та формуванні моделей. Середовище програмування Visual Studio Code, який зміг забезпечити інтегрування Jupyter блоків в своє середовище, та дозволив організувати весь написаний програмний код. Система керування базами даних SQLite, яка забезпечить швидку та легку взаємодію програмного продукту та середовища зберігання даних. Також значної уваги потребують такі окремі та ключові бібліотека як pandas, sklearn та gradio.

Розроблений вебсервіс на основі спроектованого методу рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи передбачає виконання таких функцій: обробка набору даних, робота з вхідними параметрами, формування моделі, аналіз результату.

Проведено дослідження щодо важливості обраного набору даних для проектування методу рекомендування. В ході дослідження було доведено, що вибір набору даних з достатньою кількістю даних може збільшити якість програмного продукту майже на 200%. Було проведено порівняльне оцінювання точності спроектованого методу та базового TF-IDF методу, в результаті якого було продемонстровано покращення точності рекомендування в середньому на 40%.

Загальні висновки

У результаті виконання кваліфікаційної роботи бакалавра було досягнуто поставлену мету, а саме підвищено точність рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи через створення відповідно методу засобами машинного навчання. Розроблений вебсервіс дає змогу покращити якість автоматизації бізнес-процесів у сфері продажу автозапчастин. У роботі було реалізовано повний цикл прикладного дослідження: від аналізу предметної області до практичного впровадження методу та оцінювання його точності.

У процесі дослідження було детально проаналізовано сучасні рекомендаційні системи, їх переваги та недоліки. На основі зібраної інформації було сформовано концепцію та реалізовано метод рекомендування, який враховує особливості предметної галузі. При побудові моделі було обрано найбільш релевантні алгоритми машинного навчання, що дозволило досягти високої точності підбору запчастин під час експериментальних досліджень.

Оцінка відповідності реалізованого підходу продемонструвала високий рівень стійкості сформованих рекомендацій, а також здатність моделі адаптуватися до нових вхідних даних. Це свідчить про успішне досягнення поставленої мети роботи, а саме – підвищення точності та відповідності рекомендацій запасних частин для вантажних автомобілів у контексті CRM-систем. Застосований підхід показав себе як надійний інструмент, який може якісно працювати навіть в умовах динамічних змін у клієнтських запитах та оновленнях бази даних.

Оскільки в межах проєкту реалізовано функціонал збереження вихідних результатів та рекомендацій у базі даних, у перспективі відкривається можливість проведення глибшого аналізу накопиченої інформації. Такий аналіз дасть можливість не лише оцінити загальну якість та відповідність рекомендацій, а й відстежити динаміку зміни точності алгоритму з часом. Відповідно, це створює передумови для подальшої оптимізації й вдосконалення моделі, що в перспективі

дасть можливість значно підвищити її продуктивність та адаптивність у реальних умовах бізнес-середовища.

Отже, результати виконаної роботи підтверджують актуальність теми, зумовлену постійним зростанням потреб у гнучких, інтелектуальних рішеннях для підтримки менеджерів із продажу, оптимізації взаємодії з клієнтами та автоматизації рутинних завдань. Запропонований метод рекомендації дає змогу автоматизувати процес підбору запчастин, відповідно до запитів клієнтів, що суттєво підвищує якість CRM-систем.

У підсумку, спроектований метод має усі необхідні передумови для успішної інтеграції в сучасні CRM-системи як точний інструмент підтримки продажів. Його впровадження може істотно знизити навантаження на персонал за рахунок автоматизації процесу добору запчастин, одночасно підвищуючи якість, швидкість та персоналізованість обслуговування клієнтів.

Перелік посилань

1. Hendricks S., Mwarwele S. D. A systematic literature review on the factors influencing e-commerce adoption in developing countries. *Data and information management*. 2023. Vol. 8, no. 1. P. 100045. URL: <https://doi.org/10.1016/j.dim.2023.100045> (date of access: 18.06.2025).
2. Wikipedia. Попит і пропозиція. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Попит_і_пропозиція (дата звернення: 26.05.2025).
3. Kaggle. Recommendation systems. URL: <https://shorturl.at/0oCJA> (date of access: 16.06.2025).
4. Establishing patterns of the urban transport flows on clustering analysis / V. Pavlyshyn et al. *Joint Proceedings of the Workshops “AI for Environmental and Social Sustainability Workshop” and “AI and Interdisciplinary Innovations for Sustainable Development” (YAISD-WS 2025) co-located with Second International Conference of Young Scientists on Artificial Intelligence for Sustainable Development (YAISD 2025)* : CEUR-Workshop Proceedings, Ternopil-Skomorochy, Ukraine, 8–9 May 2025. Aachen, 2025. P. 1–9. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3974/paper01.pdf> (date of access: 16.06.2025).
5. Victoria. Алгоритми рекомендацій. URL: <https://www.victoria.lviv.ua/library/students/sss2017/theme9.html> (дата звернення: 26.05.2025).
6. EDU. Магістерська робота. URL: https://essuir.sumdu.edu.ua/bitstream-download/123456789/78592/1/Dontsova_mag.rob.pdf (дата звернення: 26.05.2025).
7. Medium. Рекомендаційні системи, колаборативний метод. URL: <https://medium.com/@evelyn.eve.9512/collaborative-filtering-in-recommender-system-an-overview-38dfa8462b61> (дата звернення: 26.05.2025).
8. Barmak O., Radiuk P. Web-based information technology for classifying and interpreting early pneumonia based on fine-tuned convolutional neural network. *Computer systems and information technologies*. 2021. Vol. 3, no. 1. P. 12–18. URL: <https://doi.org/10.31891/CSIT-2021-3-2> (date of access: 16.06.2025).

9. Gigacloud. Машинне навчання. URL: <https://gigacloud.ua/articles/shho-take-mashynne-navchannya-yak-praczuuye-ta-de-vykorystovuyetsya/> (date of access: 16.06.2025).

10. Krak Iu., Barmak O., Radiuk P. Information technology for early diagnosis of pneumonia on individual radiographs. *The 3rd International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine (IDDM 2020)* : CEUR-Workshop Proceedings. Vol. 2753. (Växjö, Sweden, 19–21 November 2020). CEUR-WS.org, Aachen, 2020. P. 11–21. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-2753/paper3.pdf> (date of access: 16.06.2025).

11. Guru. Різниця між даними та інформацією. URL: <https://www.guru99.com/uk/difference-information-data.html> (дата звернення: 26.05.2025).

12. Toward explainable deep learning in healthcare through transition matrix and user-friendly features / O. Barmak et al. *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 7. P. 1482141. URL: <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1482141> (date of access: 16.06.2025).

13. Thermal and RGB images work better together in wind turbine damage detection / S. Svystun et al. *International Journal of Computing*. 2024. Vol. 23, no. 4. P. 526–535. URL: <https://doi.org/10.47839/ijc.23.4.3752> (date of access: 16.06.2025).

14. Towards transparent AI in medicine: ECG-based arrhythmia detection with explainable deep learning / O. Kovalchuk et al. *Technologies*. 2025. Vol. 13, no. 1. P. 34. URL: <https://doi.org/10.3390/technologies13010034> (date of access: 16.06.2025).

15. Shupta A., Radiuk P., Krak I. Feature computation procedure for fake news detection: An LLM-based extraction approach. *Proceedings of the 6th International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security (IntelITSIS 2025)* : CEUR-Workshop Proceedings, Khmelnytskyi, Ukraine, 4 April 2025 / ed. by T. Hovorushchenko et al. Aachen, 2025. P. 112–124. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3963/paper10.pdf> (date of access: 16.06.2025).

16. Nasa. Що таке ШІ. URL: <https://www.nasa.gov/what-is-artificial-intelligence/> (дата звернення: 26.05.2025).

17. Shaip. Великі мовні моделі. URL: <https://uk.shaip.com/blog/a-guide-large-language-model-llm/> (дата звернення: 26.05.2025).
18. Colobridge. AI and machine learning. URL: <https://blog.colobridge.net/uk/2024/05/artificial-intelligence-and-machine-learning-ua/> (date of access: 16.06.2025).
19. Radiuk P.M. Application of a genetic algorithm to search for the optimal convolutional neural network architecture with weight distribution. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences*. 2020. Vol. 281, no. 1. P. 7–11. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2020-281-1-7-11> (date of access: 16.06.2025).
20. Information system for public places and institutions visualization with opportunities of inclusive access and optimal routing / O. Pavlova et al. *Computer systems and information technologies*. 2022. Vol. 1, no. 6. P. 62–68. URL: <https://doi.org/10,31891/CSIT-2022-1-8> (date of access: 16.06.2025).
21. StudFiles. Технології програмування. URL: <https://studfile.net/preview/5994723/page:3/> (дата звернення: 26.05.2025).
22. Aliexpert. Що таке Aliexpress. URL: <https://aliexpert.com.ua/shcho-take-aliexpress/> (дата звернення: 26.05.2025).
23. Aliexpress. Main page. URL: <https://www.aliexpress.com/> (date of access: 16.06.2025).
24. Aliexpress. Поширені питання про Aliexpress. URL: <https://alixpress.com.ua/faq> (date of access: 16.06.2025).
25. iFactor. Інтернет-магазин. URL: <https://shorturl.at/yAEh3> (дата звернення: 26.05.2025).
26. Grinchenko inform. Rozetka commerce. URL: <https://shorturl.at/Q6f36> (date of access: 16.06.2025).
27. Wikipedia. Розетка. URL: [https://uk.wikipedia.org/wiki/Розетка_\(інтернет-магазин\)](https://uk.wikipedia.org/wiki/Розетка_(інтернет-магазин)) (дата звернення: 26.05.2025).

28. Тему. Про нас. URL: <https://www temu.com/ua/about-temu.html> (дата звернення: 26.05.2025).
29. Тему. Головна сторінка Тему. URL: <https://www temu.com/> (дата звернення: 26.05.2025).
30. GitHub. Concord dataset. URL: https://github.com/MrAndruha27/StockSystem/blob/main/concord_data_cut_enc-checkpoint.csv (date of access: 16.06.2025).
31. Wikipedia. CSV. URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/CSV> (date of access: 16.06.2025).
32. Geeksforgeeks. Pandas. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/introduction-to-pandas-in-python/> (date of access: 16.06.2025).
33. Scipy. About Scipy. URL: <https://scipy.org/> (date of access: 16.06.2025).
34. Geeksforgeeks. Scilit-learn library. URL: <https://shorturl.at/10Ohg> (date of access: 16.06.2025).
35. Medium. Gradio. URL: <https://medium.com/@srinandh28/gradio-a-python-based-framework-for-machine-learning-enthusiasts-3c617f06bae6> (date of access: 16.06.2025).
36. LinkedIn. Top 10 tools for AI. URL: <https://www.linkedin.com/pulse/top-10-python-tools-ai-ashutosh-shashi-i9bpe> (date of access: 16.06.2025).
37. Robotdreams. Редактор коду. URL: <https://robotdreams.cc/uk/blog/160-7-redaktorov-koda-i-ide-dlya-python> (date of access: 16.06.2025).
38. Medium. Advantages of VS code. URL: <https://medium.com/@ssc.ahmed.926748/what-are-the-advantages-and-disadvantages-of-using-visual-studio-code-or-atom-d3132bf1af85> (date of access: 16.06.2025).
39. Jupyter Notebook. Jupyter. URL: <https://jupyter.org/> (date of access: 16.06.2025).
40. SQLite. About SQLite. URL: <https://www.sqlite.org/about.html> (date of access: 16.06.2025).
41. Wikipedia. Системні вимоги. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Системні_вимоги. (дата звернення: 26.05.2025).

ДОДАТКИ

Додаток А

Програмний код

Програмний код, що реалізовує метод рекомендування запчастин, доступний у репозиторії GitHub: <https://github.com/vitalii-slobodzian/cardiac-mri-analysis>. (дата звернення: 02.06.2025).

На рисунку А.1 наведено знімок екрана репозиторію.

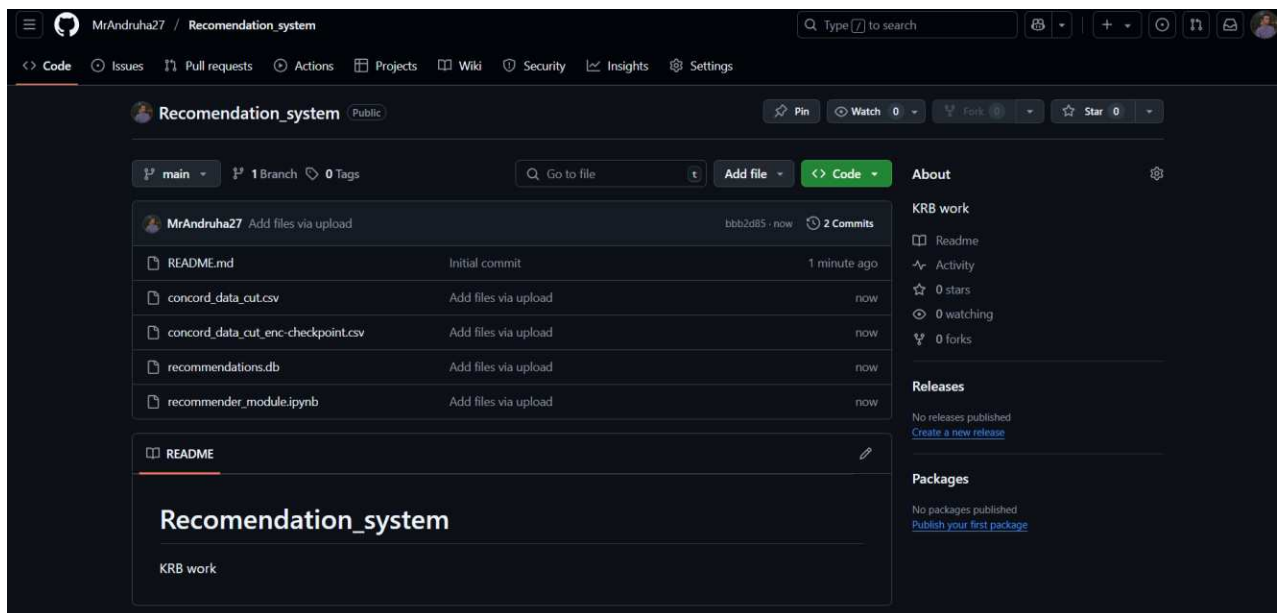


Рисунок А.1 – Основна сторінка репозиторію з програмним кодом

Структура даного репозитарію наступна:

- Модуль рекомендації (`recommendation_module`). Містить в собі весь основний код спроектованого методу.
- Набір даних для підготовки моделі (`concord_data_cut`). Основний набір даних, який був використаний у фінальній версії роботи.
- Набір даних для проведення експериментів (`concord_data_cut_enc-checkpoint`). Тестовий набір даних, який використовувався для порівняння точності рекомендацій за створеним методом.

Додаток Б

Презентаційний матеріал

Кваліфікаційна робота бакалавра

Метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання

Виконав: студент групи КН21-2 Андрій МИКИТЮК

Керівник: док.філ., ст. викл. каф. КН Павло РАДЮК

Актуальність теми

- Потреба впровадження технологій в сферу малого та великого бізнесу для розширення клієнтської бази.
- Необхідність збільшення ефективного управління продажами.
- Стрімкий ріст автоматизації бізнес процесів.

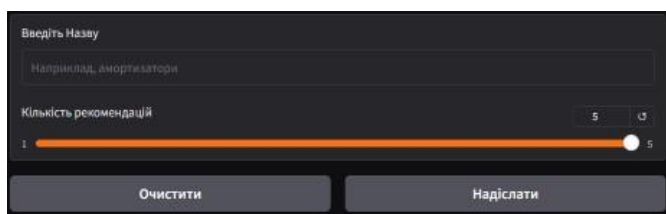
Мета та завдання кваліфікаційної роботи

Мета: підвищення рівня якості рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання.

Завдання:

- Провести аналіз предметної області рекомендаційних систем.
- Проаналізувати методи пошуку ключових об'єктів даних для подальшої обробки. Виконати аналіз наявних рішень щодо подібних задач.
- Розробити Метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання.
- Провести експерименти для визначення точності та виконати дослідження ефективності розробленого методу.

Інтерфейс програмної реалізації методу



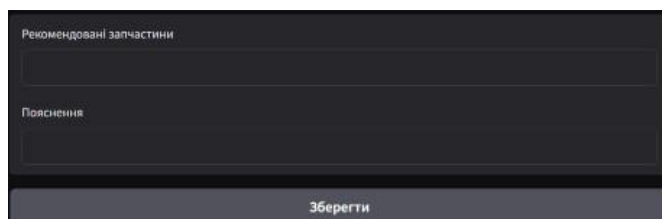
Введіть Назву

Наприклад, амортизатори

Кількість рекомендацій

1 5 5

Очистити Надіслати



Рекомендовані запчастини

Пояснення

Зберегти

Експеримент впливу датасету на ефективність методу

Хороший датасет

Вхідний параметр	Результат	Складність
Комплект патрубків	Ковпак колеса метал (передній 22.5" корона унів. сній метал., відкритий)	0.7538
Пневмоподушка	Втулка стабілізатора (VOLVO)	0.8030
Сайлентблок вагала центральний	Фільтр повітряний системи забезпечення двигуна	0.7321
Комплект ремонтний	Диск сцеплення (DAF 75/85CF/98-00, 95XF/97-, CF75/01-, CF85/01-, XF95/02-06MAN, EVOBUS, SETRA)	0.9531
Кільце ущільнюваче	Діафрагма газольній камери (BPW 36 mm)	0.6999
З'єднання аварійне пластик	Кріплення крила (Renault Premium II TR.PR/ DXI 7, Magnim DXI 12/13, Volvo FH/FM, FMX, NH 12 /BR, FL)	0.6932

Поганий датасет

Вхідний параметр	Результат	Складність
Комплект патрубків	Кільце ущільнюваче (MB ACTROS алюміній)	0.3899
Пневмоподушка	Втулка стабілізатора (VOLVO)	0.664
Сайлентблок вагала центральний	Вставка крила	0.3298
Комплект ремонтний	Кільце ущільнюваче (MB ACTROS алюміній)	0.4892
Кільце ущільнюваче	Амортизатор підвіски (SAF Intradisc Plus)	0.5051
З'єднання аварійне пластик	Комплект трубок з'єднувальних (MAN TGA D2066/76 (7mm))	0.3742

Експериментальне тестування реалізованого методу за еталонними даними

Розроблений метод

ProductID	Precision@5	Recall@5
12854463	0,6	1
13164796	0,6	1
13160485	0,6	1
13045395	1	0,6
13058513	0,6	1
12889392	0,6	1
12979998	0,6	1
12913040	0,6	1
13046321	0,6	1
12992425	0,6	1
13124807	1	0,6
12854463	0,6	1

Базовий TF-IDF метод

ProductID	Precision@5	Recall@5
12854463	0,4	1
13164796	0,2	0,2
13160485	0,6	0,8
13045395	0,6	0,8
13058513	0,4	0,8
12889392	0,4	0,6
12979998	0,2	0,6
12913040	0,6	0,6
13046321	0,4	0,8
12992425	0,6	1
13124807	0,6	0,6
12854463	0,4	1

Висновки

У результаті виконання кваліфікаційної роботи бакалавра було розроблено Метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання. В основі методу лежить контентно-орієнтована (content-based) модель рекомендацій.

Оцінка ефективності реалізованого підходу також проведені експерименти продемонстрували високий рівень точності сформованих рекомендацій, а також здатність моделі адаптуватися до нових вхідних даних. Це свідчить про успішне досягнення поставленої мети роботи, а саме – підвищення якості рекомендацій запчастин для вантажних автомобілів у контексті CRM-систем.

Таким чином, розроблений метод має усі необхідні передумови для успішної інтеграції в сучасні CRM-системи як ефективний інструмент підтримки продажів

Дякую за увагу!

Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

The maximum coincidence with one document 4.0%

Dictionary check: en_US, ru_RU, ua_UA. **Errors in the documents: 12%**

ID: 247066 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод рекомендації запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання Added in a DB: 2025-06-19 Authors: Андрій МИКИТЮК Heads: Павло РАДЮК Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	56891	850	3944 (7%)	62 (7%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Андрій МИКИТЮК

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання

Науковий керівник: Павло РАДЮК, старший викладач кафедри, Ph.D.

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 9.2%

Коефіцієнт подібності 2: 4.4%

Мікропробіли: 1

Заміна букв: 0

Інтервали: 0

Білі знаки: 0

Дата створення звіту: 2025-06-19 20:47:38.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-06-19

Дата

експерт *П.М. Петровський Р.С.*

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод рекомендування запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання

Автор студент групи КН-21-2 Андрій Микитюк

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: док. філ., ст. викладач кафедри комп'ютерних наук Павло Радюк

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмним засобом комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	<i>відповідає</i>
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	<i>відсутні</i>

Підтвердження:

Запозичення, що виявлені в роботі Андрія Микитюка, не є плагіатом, оскільки: знайдені текстові збіги розміщені в розділі огляду наявних підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти, які не мають авторства і містять поширені конструкції та загальновідомі терміни, скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Отже, робота є законною та приймається до захисту.

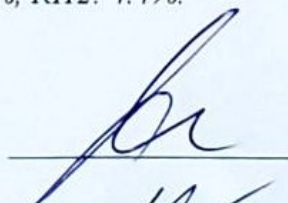
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою *Anti-Plagiarism*: 4.0%;

- за системою *StrikePlagiarism* КП1: 9.2%, КП2: 4.4%.


19.06.2025

Завідувач кафедри




Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Павло РАДЮК



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента КН-21-2 Микитюка Андрія Олександровича

за темою Метод рекомендуванню запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання

1. Актуальність теми

Зростання бізнесу у сфері продажів вимагає впровадження новітніх технологій для оптимізації процесів та розширення клієнтської бази. Сучасні CRM-системи є ключовим інструментом управління продажами. Тому проектування методу рекомендуванню автозапчастин за допомогою машинного навчання є вкрай актуальним. Такий інструмент значно підвищує якість та зручність підбору товарів, допомагаючи навіть недосвідченим продавцям та покращуючи взаємодію з клієнтами.

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

Результати кваліфікаційної роботи повністю відповідають стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки. Студент розробив програмне забезпечення, застосувавши відповідні методи та алгоритми для проектування системи та оброблення даних, що є ключовими об'єктами вивчення та підтверджує успішне засвоєння освітньої програми. Це демонструє повне засвоєння ключових компетентностей та вимог, встановлених освітньою програмою.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Студент Микитюк А. О. проявив себе дисциплінованим та кваліфікованим фахівцем, вчасно виконавши всі завдання кваліфікаційної роботи. Він продемонстрував глибоке засвоєння освітньої програми, успішно поєднавши теоретичні знання з практичним розробленням програмного забезпечення. Його рівень підготовки, професійні навички та компетентності повністю відповідають кваліфікації бакалавра за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Студент Микитюк А. О. продемонстрував достатній рівень самостійності впродовж усього періоду роботи. Виконання ним поставлених завдань свідчить про його

здатність самостійно вести дослідницьку та проєктну діяльність, що є ключовою компетентністю бакалавра.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

Під час створення методу студент Микитюк А.О. впевнено застосовував сучасні методи дослідження. Він продемонстрував глибоке володіння необхідними інструментами, програмними засобами та технологіями, що є актуальними для галузі ІТ Інформаційні технології. Це дало йому можливість вирішити поставлені проєктні завдання та досягти мети роботи.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема кваліфікаційної роботи розкрита повно та всебічно. Студент якісно проаналізував актуальність предметної галузі та сучасні дослідження. Усі поставлені завдання були виконані, а розроблений вебсервіс для рекомендування запчастин повністю відповідає технічним вимогам, що демонструє високу якість та завершеність проєкту.

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

Матеріал кваліфікаційної роботи викладено логічно, послідовно та із чіткою аргументацією. Структура роботи є добре продуманою та повністю відповідає поставленій меті. Текст написаний на високому науковому рівні, з дотриманням стандартів оформлення, що забезпечує легкість сприйняття та демонструє високу культуру академічного письма.

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

Спроєктований метод рекомендування запчастин має високу практичну цінність. Його можна успішно впроваджувати в CRM-системи компаній, що займаються продажем товарів, для автоматизації підбору продукції та підвищення якості обслуговування. Це дозволяє покращити взаємодію з клієнтами та оптимізувати бізнес-процеси.

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

Кваліфікаційна робота бакалавра Микитюка А.О. виконана на достатньому рівні та повністю відповідає всім встановленим вимогам. З огляду на її теоретичну обґрунтованість та практичну значущість, вважаю, що робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка – «добре».

Керівник



док. філ., ст. викл. каф. КН Павло РАДЮК



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента КН-21-2 Микитюка Андрія Олександровича
за темою: Метод рекомендуваня запчастин вантажних авто для CRM-системи засобами машинного навчання

1. Актуальність обраної теми

В умовах зростання конкуренції у сфері продажів, автоматизація бізнес-процесів є ключовою. Створення інтелектуальних систем для CRM є вкрай актуальною. Спроектований у роботі метод рекомендуваня запчастин засобами машинного навчання та його програмна реалізація у вигляді вебсервісу є актуальними та дають змогу підвищити точність рекомендуваня запчастин вантажних авто для CRM-системи.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Мета та завдання кваліфікаційної роботи розкриті повністю. Автор провів детальний аналіз предметної галузі, спроектував метод рекомендуваня на основі подібності та реалізував його у вигляді вебсервісу. Проведене експериментальне дослідження підтверджує досягнення поставленої мети щодо підвищення точності рекомендацій, що свідчить про завершеність дослідження.

3. Зміст кожного розділу роботи

У першому розділі роботи проаналізовано існуючі рекомендаційні системи та методи машинного навчання. Другий розділ присвячено проектуванню методу рекомендуваня на основі косинусної подібності та архітектури системи. У третьому розділі детально описано програмну реалізацію вебсервісу та наведено результати експериментального дослідження.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Спроектований метод є точним та має високу практичну цінність. Його реалізація у вигляді вебсервісу дає змогу легко інтегрувати систему в наявні CRM для автоматизації підбору запчастин. Це може підвищити продуктивність менеджерів, покращити клієнтський досвід та сприяти зростанню продажів, що є важливим для будь-якого сучасного бізнесу.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Робота оформлена відповідно до встановлених вимог. Вона має чітку логічну структуру, містить усі необхідні елементи, включно зі вступом, висновками та переліком посилань. Матеріал викладено послідовно та науковою мовою. Таблиці й рисунки належно оформлені, що сприяє легкому сприйняттю та розумінню поданого дослідження.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Попри високу якість, роботі бракує глибшого аналізу характеристик використаного набору даних. Також можна було б розширити експериментальну частину, порівнявши створений метод з іншими алгоритмічними підходами, окрім базового TF-IDF. Детальніше обговорення аспектів інтеграції розробленого вебсервісу в реальні CRM-системи посилює практичну значущість роботи.

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

Кваліфікаційна робота є завершеним науково-практичним дослідженням, яке відповідає всім вимогам. Автор продемонстрував глибоке розуміння предметної галузі та володіння сучасними інструментами. З огляду на достатній рівень виконання, робота заслуговує на позитивну оцінку та допускається до захисту.

Рекомендована оцінка – «добре».

Рецензент

Капустян М.В., к.т.н., доц.

