

2026 p.

Я, як здобувач вищої освіти ХНУРЕ розумію і підтримую політику закладу із академічної доброчесності. Я не надавав і не одержував недозволену допомогу під час підготовки кваліфікаційної роботи. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

12.05.2026



Кваліфікаційна робота не містить відомостей заборонених до відкритого опублікування.

Кваліфікаційна робота виконана у відповідності до стандартів, що діють в Україні.

Попередній захист проведено 12.05.2026 р.

Керівник кваліфікаційної роботи



доц. каф. КМІТ Коваленко А. І.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
Кафедра Комп'ютерного моделювання та інтелектуальних технологій
Рівень вищої освіти другий (магістерський)
Спеціальність F3 Комп'ютерні науки
(код і повна назва)
Тип програми Освітньо-наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)
Освітня програма Системне проектування
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри КМІТ Гребеннік І.В.
(підпис)

« » 2026 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві Сиротенко Олені Геннадіївні
(прізвище, ім'я, по батькові)

- Тема роботи Дослідження варіантів реалізації рекомендаційних функцій для систем електронної комерції коворкінгу з використанням нейронних мереж
затверджена наказом університету від 6 квітня 2026р. №268Ст
- Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 15 травня 2026 р.
- Вихідні дані до роботи дослідити варіанти реалізації рекомендаційних функцій для систем електронної комерції коворкінгу з використанням генеративної нейронної мережі ChatGPT та нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ). Система електронної комерції центру коворкінгу повинна бути реалізована у вигляді клієнт-серверного застосунку мовою Java із використанням фреймворку Spring MVC. Для реалізації функцій роботи з нейронними мережами використати мову Python. Для серверної частини використати СУБД MySQL. Перелік використовуваних програмних засобів: IntelliJ IDEA, PyCharm, MySQL Workbench, MATLAB.
- Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі 4.1 Аналіз предметної області, яка визначає діяльність коворкінгу. 4.2 Огляд і аналіз сучасного стану реалізації рекомендаційних функцій в системах електронної комерції коворкінгу. 4.3 Постановка задачі для проведення досліджень варіантів реалізації рекомендаційних функцій системи електронної комерції коворкінгу. 4.4 Теоретичні підходи (методи) для визначення рекомендацій в системах електронної комерції коворкінгу. 4.5 Порівняння методів визначення рекомендацій в системах електронної комерції коворкінгу. 4.6 Методи визначення рекомендацій на основі знань (Knowledge-Based). 4.7 Генеративна нейронна мережа сімейства ChatGPT. 4.8 Класифікаційна нейронна мережа квантування вектора навчання (LVQ). 4.9 Вибір архітектури реалізації системи електронної комерції коворкінгу. 4.10 Розробка архітектури реалізації рекомендаційної підсистеми системи електронної комерції центру коворкінгу. 4.11 Створення бази даних системи електронної комерції коворкінгу на платформі СУБД MySQL. 4.13 Реалізація рекомендаційного методу побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати з використанням бази даних. 4.14 Визначення та створення зовнішнього табличного джерела даних для подання рекомендаційної інформації. 4.15 Реалізація методу побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати з використанням генеративної нейронної мережі ChatGPT. 4.16 Реалізація методу жорстких обмежень з використанням нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ). 4.17 Порівняння варіантів реалізації рекомендаційних функцій і рекомендації до їх впровадження.
- Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій 5.1 Класифікація кімнат коворкінгу. 5.2 Класифікація рекомендаційних методів. 5.3 Схема реалізованої

архітектури рекомендаційної підсистеми. 5.4 EER-модель бази даних. 5.5 Схема архітектури реалізації методу побудови запитів користувачів з використанням бази даних. 5.6 Схема структури зовнішнього табличного джерела даних. 5.7 Схема архітектури реалізації методу побудови запитів користувачів з використанням генеративної нейронної мережі. 5.8 Схема підключення зовнішнього джерела даних до нейронної мережі ChatGPT. 5.9 Схема архітектури реалізації методу жорстких обмежень з використанням нейронної мережі LVQ. 5.10 Схема архітектури нейронної мережі LVQ.

6. Консультанти розділів роботи

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата
Аналіз методів і підходів	доц. каф. КМІТ Коваленко А.І.		10.02.2026
Дослідження можливості використання нейронних мереж	доц. каф. КМІТ Коваленко А.І.		05.04.2026

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	26.01.2026	Виконано 
2	Аналіз предметної області та сучасного стану реалізації рекомендаційних функцій в системах електронної комерції коворкінгу	27.01.2026-08.02.2026	Виконано 
3	Аналіз методів для визначення рекомендацій	09.02.2026-15.02.2026	Виконано 
4	Вибір архітектури реалізації системи електронної комерції коворкінгу	16.02.2026-17.02.2026	Виконано 
5	Розробка архітектури рекомендаційної підсистеми	18.02.2026-25.02.2026	Виконано 
6	Створення бази даних на платформі СУБД MySQL	26.02.2026-01.03.2026	Виконано 
7	Реалізація методу побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати з використанням бази даних	02.03.2026-07.03.2026	Виконано 
8	Створення зовнішнього табличного джерела даних для подання рекомендаційної інформації	08.03.2026-15.03.2026	Виконано 
9	Реалізація методу побудови запитів користувачів з використанням генеративної нейронної мережі ChatGPT	16.03.2026-10.04.2026	Виконано 
10	Реалізація методу жорстких обмежень з використанням нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ)	11.04.2026-01.05.2026	Виконано 
11	Оформлення пояснювальної записки	01.05.2026-10.05.2026	Виконано 
12	Підготовка презентації до роботи	11.02.2026-14.05.2026	Виконано 
13	Подання кваліфікаційної роботи до ЕК	15.05.2026	Виконано 

Дата видачі завдання 26 січня 2026 р.

Здобувач

(підпис)

Сиротенко О.Г.

(прізвище, ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

доц. каф. КМІТ Коваленко А. І.

(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи магістра: 54 с., 9 табл., 19 рис., 3 додатки, 30 джерел інформації.

БАЗА ДАНИХ, СИСТЕМА ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ, КЛАСИФІКАЦІЯ, КОВОРКІНГ, ОРЕНДА, РЕКОМЕНДАЦІЙНА ФУНКЦІЯ, МЕТОДИ НА ОСНОВІ ЗНАНЬ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, CHATGPT, LVQ

Об'єктом досліджень кваліфікаційної роботи є процес визначення рекомендацій з врахуванням професійних потреб орендарів в системах електронної комерції коворкінгу з використанням нейронних мереж.

Предметом досліджень кваліфікаційної роботи є інформаційні технології та методи програмування, що використовуються для розробки рекомендаційних функцій систем електронної комерції коворкінгу з використанням генеративної нейронної мережі ChatGPT та нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ).

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження варіантів реалізації рекомендаційних функцій для систем електронної комерції коворкінгу з використанням генеративної нейронної мережі ChatGPT та нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ).

Методами досліджень кваліфікаційної роботи є системний підхід, методи структурного аналізу і структурного моделювання, рекомендаційні методи на основі знань (Knowledge-Based), методи проектування клієнт-серверних додатків, об'єктно-орієнтоване програмування, функціональне програмування.

У роботі проведено дослідження та реалізацію рекомендаційних функцій для систем електронної комерції центру коворкінгу з використанням нейронних мереж. Розглянуто проблемні питання процесу визначення рекомендацій в сфері коворкінгу та обрано методи для реалізації рекомендаційних функцій. Проведено аналіз можливостей використання генеративної нейронної мережі ChatGPT та нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ). Розроблено архітектуру реалізації рекомендаційної підсистеми системи електронної комерції центру коворкінгу. Виконано реалізацію рекомендаційних функцій з використанням генеративної нейронної мережі ChatGPT та нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ), сформульовано рекомендації до впровадження.

Сфера застосування – підтримка електронної комерції центрів коворкінгу.

ABSTRACT

Master's Thesis: 54 pages, 9 tables, 19 figures, 3 appendices, 30 references.

CHATGPT, CLASSIFICATION, COWORKING, DATABASE, E-COMMERCE SYSTEM, KNOWLEDGE-BASED METHODS, LVQ, NEURAL NETWORK, RECOMMENDATION FUNCTION, RENTAL

Research object – the process of determining recommendations that take into account the professional needs of customers in coworking e-commerce systems using neural networks.

Research subject – information technologies and programming methods used to develop recommendation functions for coworking e-commerce systems, with the use of the generative neural network ChatGPT and the learning vector quantisation (LVQ) neural network.

Aim of research – investigation into options for implementing recommendation functions for coworking e-commerce systems using the ChatGPT generative neural network and the learning vector quantisation (LVQ) neural network.

Method of research – systems approach, methods of structural analysis and structural modelling, methods of preparing Knowledge-Based recommendations, methods of designing client-server applications, object-oriented programming, functional programming.

In this thesis, an investigation and implementation of recommendation functions for coworking center e-commerce systems using neural networks are carried out. The challenges involved in the process of generating recommendations in the coworking sector are examined, and methods for implementing recommendation functions are selected. An analysis is conducted of the potential for using the ChatGPT generative neural network and the learning vector quantization (LVQ) neural network. An architecture for implementing the recommendation subsystem of the co-working centre's e-commerce system has been developed. Recommendation functions have been implemented using the ChatGPT generative neural network and the learning vector quantisation (LVQ) neural network, and recommendations for deployment have been formulated.

Application domain – e-commerce support for coworking centres.

ЗМІСТ

Вступ.....	9
1 Аналіз предметної області досліджень та постановка задачі	10
1.1 Аналіз предметної області, яка визначає діяльність коворкінгу	10
1.2 Огляд і аналіз сучасного стану реалізації рекомендаційних функцій в системах електронної комерції коворкінгу	11
1.3 Постановка задачі для проведення досліджень варіантів реалізації рекомендаційних функцій системи електронної комерції коворкінгу	15
2 Аналіз методів для визначення рекомендацій в системах електронної комерції коворкінгу	16
2.1 Теоретичні підходи (методи) для визначення рекомендацій в системах електронної комерції коворкінгу	16
2.2 Порівняння методів визначення рекомендацій в системах електронної комерції коворкінгу	18
2.3 Методи визначення рекомендацій на основі знань (Knowledge-Based)	20
2.3.1 Метод використання жорстких обмежень	20
2.3.2 Метод побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати.....	22
2.4 Генеративна нейронна мережа сімейства ChatGPT	23
2.5 Класифікаційна нейронна мережа квантування вектора навчання (LVQ)	24
3 Дослідження варіантів реалізації рекомендаційних функцій системи електронної комерції коворкінгу	26
3.1 Вибір архітектури реалізації системи електронної комерції коворкінгу	26
3.2 Розробка архітектури реалізації рекомендаційної підсистеми системи електронної комерції коворкінгу	27
3.3 Створення бази даних системи електронної комерції коворкінгу на платформі СУБД MySQL.....	29
3.4 Реалізація рекомендаційного методу побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати з використанням бази даних.....	36
3.5 Реалізація рекомендаційних методів з використанням зовнішнього джерела даних	41
3.5.1 Визначення та створення зовнішнього табличного джерела даних для подання рекомендаційної інформації	41
3.5.2 Реалізація методу побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати з використанням генеративної нейронної мережі ChatGPT	44

3.5.2.1 Підключення зовнішнього джерела даних до бази знань нейронної мережі ChatGPT	44
3.5.2.2 Програмна реалізація рекомендаційної функції з використанням налаштованої генеративної нейронної мережі ChatGPT	45
3.5.3 Реалізація методу жорстких обмежень з використанням нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ)	47
3.5.3.1 Інтерфейс меню рекомендаційної функції на основі методу жорстких обмежень	47
3.5.3.2 Визначення параметрів векторів для категорії кімнат «Образотворче мистецтво»	50
3.5.3.3 Навчання нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ) ...	51
3.5.3.4 Програмна реалізація рекомендаційної функції з використанням навченої нейронної мережі LVQ	53
3.6 Порівняння варіантів реалізації рекомендаційних функцій для систем електронної комерції коворкінгу і рекомендації до їх впровадження	56
Висновки	59
Перелік джерел посилання	61
Додаток А Графічні матеріали	64
Додаток Б Текст програми	70
Додаток В Сертифікат учасника конференції.....	80

ВСТУП

Розвиток інформаційних технологій, цифрових послуг та гнучких робочих процесів трансформував формат роботи працівників та підходи до організації робочого простору. Центри коворкінгу стали невід'ємною складовою робочого середовища самозайнятих осіб, малих підприємців та корпоративних команд.

Сучасний центр коворкінгу пропонує не тільки гнучкі робочі місця, а також складні інфраструктурні рішення, що надають орендарям доступ до різних типів приміщень, спеціалізованого обладнання та додаткових послуг. У межах таких систем орендар стикається з необхідністю вибору серед багатьох варіантів, які можуть відрізнятися за місткістю, технічним оснащенням, функціональним призначенням та іншими характеристиками. За таких умов ефективність взаємодії орендаря з системою електронної комерції центру коворкінгу залежить від того, наскільки швидко й точно ця система здатна запропонувати варіанти, що відповідають його професійним потребам.

Актуальність кваліфікаційної роботи зумовлена потребою підвищення якості обслуговування орендарів у системах електронної комерції центрів коворкінгу шляхом автоматизації та інтелектуалізації процесу підбору пропозицій в умовах нерегулярності даних про поведінку орендарів та обмежених можливостей апаратного забезпечення зберігання рекомендаційної інформації.

Додатково актуальність роботи посилюється стрімким розвитком методів штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж, які розширюють можливості побудови рекомендаційних функцій за рахунок автоматизованого аналізу наборів даних, інтерпретації запитів орендарів природною мовою та врахування слабоструктурованих характеристик об'єктів.

Мета кваліфікаційної роботи полягає у дослідженні варіантів реалізації рекомендаційних функцій для систем електронної комерції коворкінгу з використанням генеративної нейронної мережі ChatGPT та нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ).

Робота пройшла апробацію на 9-й міжнародній науково-практичній конференції «Наукова практика: сучасні та класичні методи дослідження» [1].

За результатами досліджень кваліфікаційної роботи опубліковано фахову статтю у випуску № 3(57) журналу категорії Б «Наука і техніка сьогодні» [2].

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1 Аналіз предметної області, яка визначає діяльність коворкінгу

Розглядається предметна область, що визначає діяльність центру коворкінгу як організаційної та просторової форми надання послуг спільного використання робочої інфраструктури [3]. У загальному розумінні коворкінг є спеціально організованим робочим середовищем, у межах якого окремі користувачі або групи користувачів отримують тимчасовий доступ до робочих місць, приміщень, обладнання, цифрової інфраструктури та супровідних сервісів. На відміну від традиційної оренди офісного приміщення, коворкінг передбачає гнучкий формат користування простором, за якого клієнт орендує не об'єкт нерухомості в цілому, а робоче місце або кімнату відповідно до своїх поточних професійних потреб.

Клієнтами коворкінгу є фрілансери та представники малої та середньої форми підприємницької діяльності. Послуга коворкінгу полягає у наданні клієнтові тимчасового доступу до робочого простору визначеного функціонального призначення на встановлений період та за відповідною вартістю.

З правової точки зору надання послуг коворкінгу оформлюється як змішаний договір найму (оренди), що містить елементи договору найму та договору прокату. Правові відносини регулюються нормами «Цивільного кодексу України» [4], а обробка персональних даних клієнтів коворкінгу здійснюється відповідно до «Закону України «Про захист персональних даних» №2297–VI» [5].

У роботі розглядається коворкінг змішаного типу, що поєднує загальні офісні зони та спеціалізовані кімнати для виконання різних видів діяльності. Загальні робочі простори забезпечують базові умови для індивідуальної або командної роботи, зокрема наявність меблів, інтернет-доступ, зони відпочинку. Спеціалізовані кімнати орієнтовані на конкретні професійні сценарії використання та можуть містити додаткове обладнання, матеріали або технічні засоби, необхідні для творчої, освітньої, виробничої, консультаційної чи цифрової діяльності.

Розглядається масштабна система електронної комерції коворкінгу, що охоплює понад 100 поверхів і більше 10 000 кімнат різного функціонального призначення та обладнання. Аналог – коворкінг «GoWork» в м. Гургаон, Індія, який налічує 12 000 кімнат та має площу 74322.43 м².

На рис. 1.1 наведена класифікація кімнат центру коворкінгу за професійним призначенням. Виділено 10 категорій, кожна з яких визначає свій набір послуг, спеціалізованого обладнання та інфраструктурних особливостей робочого місця.



Рисунок 1.1 – Класифікація кімнат коворкінгу за професійним призначенням

Тарифна вартість оренди формується на основі типу приміщення, набору включених послуг, матеріалів та обладнання і регламентується загальними умовами надання послуг, що визначаються кожним коворкінгом окремо.

1.2 Огляд і аналіз сучасного стану реалізації рекомендаційних функцій в системах електронної комерції коворкінгу

Залежно від завдань, що вирішуються, можна виділити три напрями досліджень в сфері реалізації рекомендаційних функцій для систем електронної комерції коворкінгу.

Перший напрям досліджень пов'язаний із завданням визначення рекомендацій щодо дизайну та інтер'єру приміщень, що здаються в оренду. У [6]

проведено аналіз варіантів дизайну приміщень коворкінгів залежно від їхньої площі та професійного призначення. Для цього використовуються оцифровані архітектурні параметри у вигляді метаданих об'єктів для створення матриці ознак простору в алгоритмах фільтрації. У [7] розглядається перехід від гнучких до гібридних робочих просторів кімнат коворкінгу, в яких поєднуються фізичні та віртуальні середовища. Для сучасних рекомендаційних платформ це означає необхідність застосування багатокласових алгоритмів для обробки комплексних запитів. У [8] застосовують соціоматеріальний підхід до аналізу просторів і досліджується вплив дизайну на комунікацію орендарів. Отримані ними метрики соціальної взаємодії можуть інтегруватися в рекомендаційні системи як параметри прогнозування та стимулювання колаборацій між різними резидентами.

Другий напрям досліджень пов'язаний із завданням визначення проблем семантичних зв'язків груп орендарів, які працюють в одній кімнаті, та розробкою рекомендацій щодо їх вирішення. У [9] коворкінг розглядається як середовище ідентичності, де матеріальні елементи простору формують професійну довіру працівників один до одного. Розуміння цих семантичних зв'язків важливе для налаштування великих мовних моделей (LLM), які аналізують неструктуровані текстові запити користувачів для вилучення прихованих психологічних преференцій. У [10] проведено кластерний аналіз досліджень коворкінгу з використанням методів обробки природної мови (NLP). Результати дослідження дозволяють визначити зв'язки між інноваційною поведінкою рецензентів залежно від фізичного простору орендованої кімнати. У [11] здійснюється огляд трансформації моделі коворкінгу від формату простої гнучкої оренди до складних соціальних екосистем. Дослідження дозволяє визначити еволюційні патерни навчання рекурентних нейронних мереж (RNN) для прогнозування довгострокових змін у потребах орендарів щодо оптимізації простору за різними критеріями.

Третій напрям пов'язаний із завданням дослідження вимог клієнтів коворкінгів з метою визначення їхніх уподобань. У [12] за допомогою логістичної моделі проводиться аналіз уподобань резидентів коворкінгів у Тель-Авіві. Для їх оцінки використовується алгоритм персоналізованого відбору послуг коворкінгу з цільовою функцією, що враховує баланс транспортної доступності зон (областей) розташування орендаря. У [13], з використанням теорії самовизначення, проводиться ідентифікація та класифікація базових потреб груп орендарів. Результатом досліджень є розроблений багатовимірний простір ознак, де

конфліктуючі потреби користувачів формалізуються як вектори параметрів для подальшої кластеризації. У [14] описано комплексну дослідницьку програму щодо феномену коворкінгів, представлених у вигляді екосистем. Для проведення досліджень обґрунтовується необхідність збору великих масивів даних (Big Data) для розробки алгоритмів прогнозування життєвого циклу стартапів, що реалізуються на базі простору коворкінгу. У [15] досліджуються умови просторів, що надаються коворкінгом у Манілі, для визначення переваг з точки зору задоволення потреб онлайн-фрілансерів та фірм, які використовують цифрові платформи.

Аналіз доступних публічних інтерфейсів систем електронної комерції коворкінгу показує, що вони переважно реалізують каталогізацію, бронювання і тарифікацію. На рис. 1.2 наведено інтерфейс системи електронної комерції українського коворкінгу «OMNI Campus».

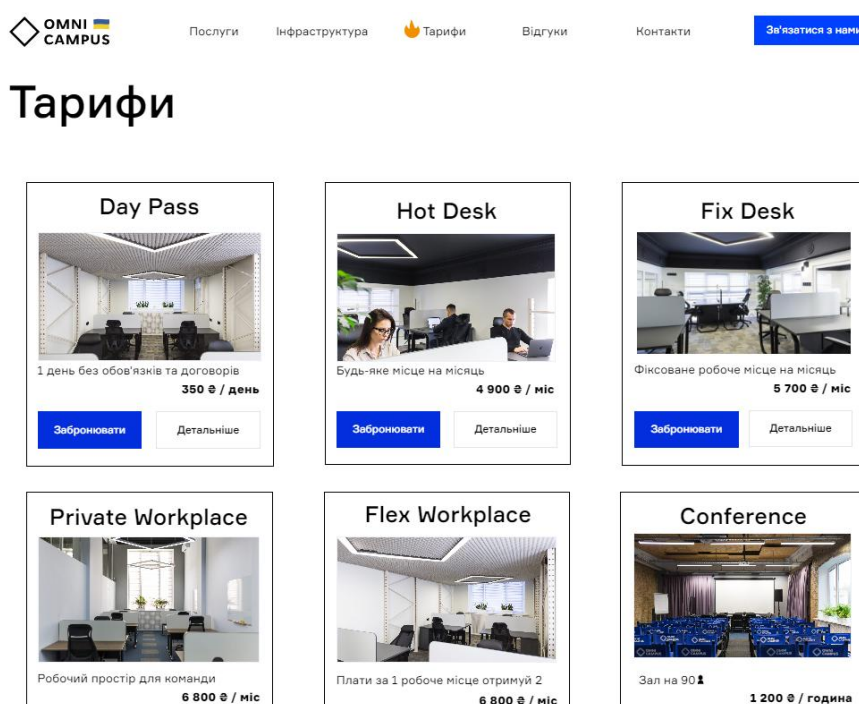


Рисунок 1.2 – Інтерфейс системи електронної комерції українського коворкінгу «OMNI Campus»

Головними недоліками систем електронної комерції коворкінгу є:

– відсутність автоматизованих функцій підготовки рекомендацій кімнат у відповідності до професійних потреб користувачів;

– обмежений набір текстової та візуальної інформації для оцінки відповідності кімнат професійним потребам клієнта.

Водночас усунення зазначених недоліків шляхом застосування класичних рекомендаційних методів є ускладненим через особливості предметної сфери реалізації рекомендаційних функцій.

Неможливість реалізації більшості класичних рекомендаційних методів зумовлена трьома ключовими обмеженнями. Перше обмеження пов'язане з великою кількістю кімнат, що викликає проблему подання інформації про них та її зберігання в базі даних системи. Кімнати коворкінгу оснащуються різноманітним спеціалізованим обладнанням для задоволення професійних потреб орендарів, обладнанням для забезпечення життєдіяльності, меблями тощо. Обмежений обсяг даних про кімнати, що зберігається в системі, суттєво ускладнює їх вибір користувачем, а також викликає потребу щодо консультування користувачів у цілодобовому режимі, що є ресурсоємним та нераціональним з точки зору операційної діяльності коворкінгу.

Друге обмеження обумовлене довгостроковим характером оренди робочих місць, що суттєво скорочує частоту взаємодій користувача з системою та обмежує накопичення поведінкових даних, необхідних для формування персоналізованих рекомендацій.

Третє обмеження визначається тим, що вибір кімнати здійснюється клієнтом відповідно до його поточних професійних потреб, що виникають у конкретний момент часу, а не на основі стійких уподобань, що додатково ускладнює застосування традиційних підходів до фільтрації.

Сукупний вплив зазначених обмежень породжує проблему холодного старту, яка є характерною для всіх орендарів без винятку: оскільки накопичення достатнього обсягу поведінкових та описових даних є системно ускладненим, формування персоналізованих рекомендацій є неможливим на початковому і на подальших етапах взаємодії користувача з платформою.

За результатами аналізу особливостей предметної сфери електронної комерції коворкінгу виникає необхідність: по-перше, визначити рекомендаційні методи, придатні для реалізації з урахуванням розглянутих обмежень; по-друге, визначити шляхи вирішення проблеми обмеженої рекомендаційної інформації, що зберігається в базі даних системи.

1.3 Постановка задачі для проведення досліджень варіантів реалізації рекомендаційних функцій системи електронної комерції коворкінгу

Для досягнення головної мети роботи необхідно виконати такі завдання:

- провести аналіз проблемних питань та обрати методи визначення рекомендацій для систем електронної комерції коворкінгу;
- провести аналіз можливості використання генеративної нейронної мережі ChatGPT;
- провести аналіз можливості використання нейронної мережі LVQ для класифікації даних;
- розробити архітектуру реалізації рекомендаційної підсистеми системи електронної комерції коворкінгу;
- розробити базу даних системи електронної комерції коворкінгу;
- реалізувати рекомендаційну функцію з використанням бази даних;
- розробити зовнішнє розширене табличне джерело даних коворкінгу;
- реалізувати рекомендаційну функцію з використанням генеративної нейронної мережі ChatGPT;
- виконати навчання та тестування класифікаційної нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ) для реалізації рекомендаційних функцій;
- реалізувати рекомендаційну функцію з використанням навченої нейронної мережі LVQ;
- провести порівняльний аналіз варіантів реалізації рекомендаційних функцій.

2 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ В СИСТЕМАХ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ КОВОРКІНГУ

2.1 Теоретичні підходи (методи) для визначення рекомендацій в системах електронної комерції коворкінгу

У класичній літературі [16] виділяють три основні групи рекомендаційних методів (рис. 2.1): методи, що ґрунтуються на контенті (Content-Based), методи, що ґрунтуються на спільній фільтрації (Collaborative Filtering) та методи, що ґрунтуються на знаннях (Knowledge-Based).

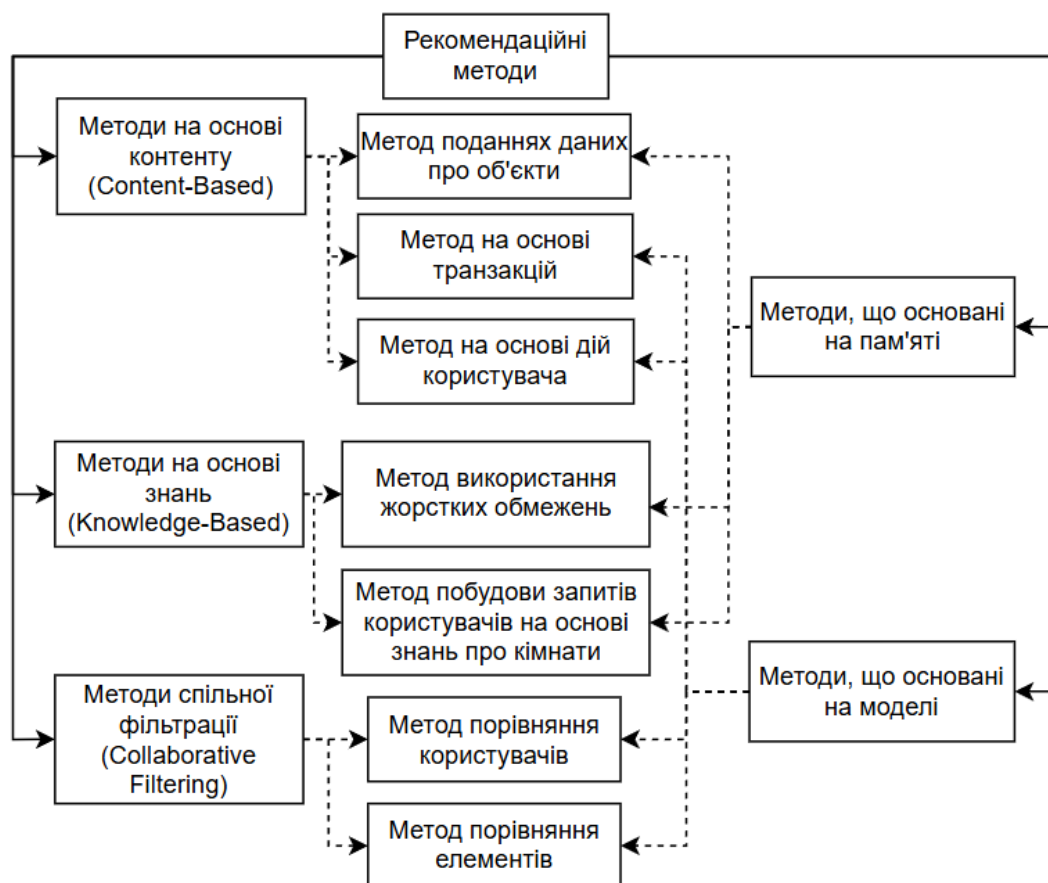


Рисунок 2.1 – Класифікація методів для визначення рекомендацій в системах електронної комерції коворкінгу

Залежно від джерела даних методи поділяються на:

– методи, що ґрунтуються на пам'яті – рекомендації формуються на основі даних в базі даних системи коворкінгу;

– методи, що основані на моделі – рекомендації формуються на основі накопичених даних, що включають відгуки, оцінки, взаємодію з елементами системи.

До групи методів, що основані на пам'яті, відносяться методи на основі контенту (Content-Based) та методи на основі знань (Knowledge-Based).

Методи на основі контенту передбачають формування рекомендації шляхом зіставлення властивостей об'єкта з профілем користувача [17]. У системі коворкінгу це означає, що рекомендація може будуватися на основі таких ознак кімнати, як місткість, шумоізоляція, тип робочого місця, а також додаткові послуги.

Методи на основі контенту включають:

– метод подання даних про об'єкти – оснований на описі характеристик об'єктів рекомендації, зокрема їх атрибутів, властивостей і функціональних ознак. Суть методу полягає у зіставленні характеристик кімнат із профілем орендаря для визначення рекомендацій;

– метод на основі транзакцій – оснований на аналізі транзакцій користувачів у системі, зокрема бронюванні робочих місць в кімнатах коворкінгу. Суть методу полягає у виявленні закономірностей у транзакційних даних, що дозволяє визначати кімнати, які можуть бути релевантними для подальшої рекомендації.

Методи на основі знань передбачають формування рекомендацій на основі явних вимог користувача до об'єктів системи. У літературі [17] підкреслюється, що такі методи є особливо придатними для сфер, у яких вибір здійснюється відносно рідко, а сам об'єкт має набір суттєвих функціональних характеристик. Саме така ситуація є специфічною для коворкінгів: орендар зазвичай не здійснює велику кількість однотипних бронювань, а формулює конкретну потребу до робочого простору. Методи на основі знань включають:

– метод жорстких обмежень – передбачає формування рекомендацій шляхом відбору лише тих кімнат, які повністю відповідають наперед визначеним умовам і вимогам користувача. В рамках методу виконується послідовна перевірка кімнат на відповідність обов'язковим критеріям, унаслідок чого всі варіанти, що не задовольняють хоча б одне з обмежень, виключаються з подальшого розгляду;

– метод побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати – оснований на використанні знань про характеристики кімнат для формування або уточнення запиту користувача. Потреби орендаря подаються у вигляді сукупності

параметрів, пов'язаних із властивостями кімнати, та наборі умов, які визначають зв'язок між параметрами.

До групи методів, що основані на моделі, відносяться методи на основі контенту (Content-Based) та методи спільної фільтрації (Collaborative Filtering).

Методи на основі контенту представлено методом відбору рекомендацій на основі дій користувача. Цей метод передбачає попередній збір даних про дії користувача в системі коворкінгу (переглянуті кімнати, переходи між сторінками, кліки, пошукові дії). Рекомендації формуються не лише відповідно до характеристик кімнат, а й відповідно до виявлених шаблонів взаємодії конкретного орендаря із системою коворкінгу [16].

Методи спільної фільтрації основані на припущенні, що користувачі зі схожою поведінкою або схожі об'єкти виступають основою для формування рекомендації [18]. Методи спільної фільтрації включають:

- метод порівняння користувачів – оснований на визначенні подібності між користувачами за їхніми оцінками, виборами або іншими діями в системі. Орендар отримує рекомендації тих кімнат, які були позитивно оцінені або вибрані іншими орендарями зі схожими вподобаннями;

- метод порівняння елементів – оснований на визначенні подібності між об'єктами на основі історії взаємодії користувачів із ними. Орендар отримує рекомендації тих кімнат, що схожі на ті, з якими він уже взаємодіяв або які раніше орендував.

2.2 Порівняння методів визначення рекомендацій в системах електронної комерції коворкінгу

Для вибору методів, що є придатними для реалізації в системах електронної комерції коворкінгу з урахуванням виявлених обмежень, проведено порівняльний аналіз за такими критеріями: тип даних, тип рекомендацій, необхідні дані, підтримка холодного старту, врахування ситуативності потреб, переваги та обмеження. Результати порівняння наведено у табл. 2.1.

Таблиця 2.1 – Порівняння методів визначення рекомендацій в системах електронної комерції коворкінгу

Група методів	Метод	Тип даних	Тип рекомендацій	Необхідні дані	Холодний старт	Ситуативність потреб	Переваги	Обмеження	Висновок
Методи на основі контенту (Content-Based)	Метод подання даних про об'єкти	За пам'яттю	Неперсоналізовані	Опис кімнат, характеристики, послуги	Частково	Частково	Виявляє кімнати за схожими характеристиками	Не враховує потреби орендарів	Не розглядається
	Метод на основі транзакцій	За пам'яттю	Персоналізовані	Історія бронювань, платежі	Не підтримує	Низька	Виявляє типові шаблони вибору користувачів	Непридатний для нових користувачів	Не розглядається
	Метод на основі дій користувача	За моделлю	Персоналізовані	Поведінкові дані користувача	Не підтримує	Частково	Адаптується до поведінки	Не враховує потреби орендарів	Не розглядається
	Метод використання жорстких обмежень	За пам'яттю	Неперсоналізовані	Вимоги користувача, атрибути кімнат	Підтримує	Добре враховується	Чіткий і пояснюваний результат	Вузький вибір через занадто жорсткі обмеження	Розглядається
Методи на основі знань (Knowledge-Based)	Метод побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати	За пам'яттю	Неперсоналізовані	База знань про кімнати	Підтримує	Добре враховується	Формує структурований запит	Потребує великої бази знань про кімнати	Розглядається
	Метод порівняння користувачів	За моделлю	Персоналізовані	Оцінки, вибори, історія оренди	Не підтримує	Низька	Ефективна при великій базі користувачів	Непридатний для нових користувачів	Не розглядається
	Метод порівняння елементів	За моделлю	Персоналізовані	Історія взаємодії з кімнатами	Не підтримує	Низька	Корисна для повторних виборів	Непридатний для нових користувачів	Не розглядається
	Метод порівняння елементів	За моделлю	Персоналізовані	Історія взаємодії з кімнатами	Не підтримує	Низька	Корисна для повторних виборів	Непридатний для нових користувачів	Не розглядається

Методи на основі контенту не розглядаються для реалізації в системах коворкінгу. Метод подання даних про об'єкти частково підтримує холодний старт і частково враховує ситуативність потреб, оскільки не враховує актуальних професійних потреб користувача у конкретний момент часу. Метод на основі транзакцій та метод на основі дій користувача не підтримують холодний старт і вимагають поведінкових та історичних даних.

Методи спільної фільтрації також не розглядаються для реалізації в системах коворкінгу, оскільки вони не підтримують холодний старт, характеризуються низьким рівнем врахування ситуативності потреб та є непридатними для нових користувачів. Ефективність цих методів визначається наявністю великого обсягу повторюваних поведінкових даних, тоді як предметна область коворкінгу характеризується нерегулярністю бронювань.

Методи на основі знань є найбільш перспективними для реалізації в системах електронної комерції коворкінгу. Обидва методи цієї групи підтримують холодний старт і добре враховують ситуативний характер потреб орендаря. Метод використання жорстких обмежень забезпечує прозорий і пояснюваний результат відбору, однак його практична ефективність знижується за умов надмірної жорсткості встановлених критеріїв, що звужує множину релевантних кімнат. Метод побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати дозволяє структурувати потреби орендаря у формалізований запит, проте його застосування передбачає наявність достатньо повної та структурованої бази знань про об'єкти системи.

Таким чином, прийнято рішення розглянути та реалізувати метод використання жорстких обмежень та метод побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати як підходи, що безпосередньо призначені для обробки явних професійних вимог користувачів із врахуванням функціональних характеристик приміщень і не потребують накопичених поведінкових даних.

2.3 Методи визначення рекомендацій на основі знань (Knowledge-Based)

2.3.1 Метод використання жорстких обмежень

Метод використання жорстких обмежень належить до методів визначення рекомендацій на основі знань і застосовується в тих предметних областях, де

рекомендація має формуватися не на основі масових поведінкових даних, а на основі явно заданих вимог користувача та формалізованих знань про об'єкти предметної області [19].

Основна ідея методу полягає в тому, що рекомендація формується шляхом пошуку лише тих об'єктів, які повністю задовольняють сукупність наперед заданих умов. На відміну від підходів, де система оцінює ймовірну корисність об'єкта на підставі схожості користувачів або статистичних закономірностей, метод жорстких обмежень визначає вимоги користувача як обов'язкові критерії допустимості. Тому будь-який об'єкт, що порушує хоча б одне з визначених обмежень, виключається з множини кандидатів.

Формально метод використання жорстких обмежень найчастіше подається через задачу задоволення обмежень [20]. У цьому випадку рекомендаційне завдання визначається за формулою (2.1).

$$(V, C, R), \quad (2.1)$$

де $V = \{v_1, \dots, v_n\}$ – множина змінних із відповідними областями допустимих значень $D(v_i)$;

$C = \{c_1, \dots, c_m\}$ – множина обмежень предметної області;

$R = \{r_1, \dots, r_k\}$ – множина вимог користувача.

Рекомендація вважається коректною, якщо для деякого об'єкта i виконується умова узгодженості (2.2).

$$\text{consistent}(C \cup R \cup a(i)), \quad (2.2)$$

де $a(i)$ – набір значень ознак, що характеризують об'єкт i .

Для реалізації метод жорстких обмежень потребує формалізованого опису об'єктів у вигляді атрибутів і допустимих значень цих атрибутів; обмежень предметної області, які відображають сумісність або несумісність характеристик об'єкту; вимог користувача, що подаються у формалізованому вигляді та інтерпретуються як обмеження на допустимий розв'язок.

У загальному вигляді алгоритм застосування методу складається з кількох послідовних етапів. На першому етапі формується база знань, що містить опис об'єктів і систему обмежень. На другому етапі збираються та формалізуються

вимоги користувача. На третьому етапі виконується перевірка узгодженості вимог із базою знань і пошук усіх об'єктів, для яких одночасно виконуються обмеження предметної області та умови запиту.

Результатом застосування методу є множина об'єктів, які є допустимими з погляду сформульованих вимог, або один найкращий об'єкт після додаткового ранжування.

2.3.2 Метод побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати

Метод побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати застосовується в тих випадках, коли користувач не може одразу сформулювати повний формалізований запит до системи. Його основна ідея полягає в тому, що система дозволяє користувачеві поетапно сформувати або уточнити набір вимог, який згодом використовується для пошуку релевантних варіантів [21]. При цьому формування запиту може здійснюватися як шляхом заповнення структурованої форми, так і шляхом інтерпретації природномовного запиту користувача, введенного у вільній формі, з подальшим його перетворенням на машинний запит до системи.

Метод побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати відрізняється від методу використання жорстких обмежень тим, що його центральним об'єктом є не лише множина обмежень, а й сам процес одержання цих обмежень. Якщо в методі жорстких обмежень передбачається, що вимоги вже задані у формалізованому вигляді, то в даному методі виконується поетапне виявлення уподобань користувача на основі знань про атрибути об'єктів, допустимі значення цих атрибутів та їх релевантність для прийняття рішення [20].

Формально система оперує множиною атрибутів кімнати (2.3).

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}, \quad (2.3)$$

де a_i – атрибут кімнати, що має область допустимих значень D_i .

На початковому етапі користувач задає лише частковий набір вимог (2.4).

$$Q_0 = \{(a_i, v_i)\}, \quad (2.4)$$

де $v_i \in D_i$ для деякої підмножини атрибутів.

Далі система, використовуючи знання про предметну область, послідовно доповнює або уточнює цей запит шляхом постановки додаткових запитань, отримуючи послідовність (2.5).

$$Q_0 \rightarrow Q_1 \rightarrow \dots \rightarrow Q_t, \quad (2.5)$$

де t – кількість сформульованих вимог користувачем.

Для реалізації описаного підходу система повинна мати знання про те, які з атрибутів є суттєвими для вибору в певних сценаріях та в якій послідовності доцільно уточнювати їх у користувача. Окрім того, система має мати механізм визначення уподобань, тобто процедуру постановки запитань або пропонування варіантів відповіді, що дає змогу поступово формувати релевантний запит. У роботі [22] підкреслюється, що якість рекомендації значною мірою залежить саме від того, наскільки вдало організовано процес виявлення уподобань користувача.

Основний результат застосування методу полягає в отриманні не лише множини релевантних об'єктів, а й узгодженого структурованого запиту, який коректно відображає потребу користувача в термінах предметної області. Це є важливою перевагою порівняно з одноетапним фільтруванням, оскільки система не просто перевіряє готові умови, а активно бере участь у їх формуванні.

2.4 Генеративна нейронна мережа сімейства ChatGPT

Моделі сімейства ChatGPT належать до класу нейронних мереж генеративного типу, побудованих на архітектурі трансформера та оптимізованих для діалогової взаємодії з користувачем. Їх особливістю є здатність опрацьовувати текстові запити, підтримувати багатокроковий контекст, що враховує попередні запити, узагальнювати умови задачі та формувати зв'язну відповідь природною мовою. На відміну від традиційних рекомендаційних моделей, які працюють із заздалегідь структурованими ознаками або матрицями взаємодій, моделі сімейства ChatGPT можуть інтерпретувати складні, неповні та багатокomпонентні користувацькі запити, подані у вільній мовній формі.

У літературі [23] підкреслюється, що LLM-підходи, зокрема моделі типу ChatGPT, можуть бути використані в рекомендації у трьох основних ролях: як

самостійний рекомендадор, як інтерфейс для перетворення природномовного запиту на структуровані критерії та як компонент, що роширює традиційну рекомендаційну систему зовнішніми знаннями і поясненнями.

Для формування рекомендацій моделі сімейства ChatGPT застосовуються переважно через механізм на основі промптів, тобто через постановку запиту у формі інструкції [24]. Моделі ChatGPT демонструють конкурентні результати в умовах zero-shot або low-shot використання [25]. Це означає, що модель здатна виконувати рекомендаційне ранжування навіть без спеціалізованого донавчання на конкретному домені, якщо їй коректно подано контекст задачі у вигляді текстового запиту.

Окремою рисою цього сімейства моделей ChatGPT є можливість використання зовнішніх джерел даних. У сучасних LLM-орієнтованих рекомендаційних підходах рекомендаційні системи реалізуються у поєднанні з зовнішніми інформаційними ресурсами. Це дозволяє зменшити залежність від вузько поведінкових та обмежених даних та підвищити релевантність сформованих рекомендацій.

2.5 Класифікаційна нейронна мережа квантування вектора навчання (LVQ)

Метод квантування вектора навчання (LVQ) оснований на прототипному поданні класів, за якого кожному класу ставиться у відповідність один або кілька еталонних векторів, що репрезентують характерні області простору ознак [26]. LVQ є керованим методом навчання і розглядається як розвиток ідей векторного квантування та конкурентного навчання для задач класифікації.

Архітектура нейронної мережі LVQ наведена на рис. 2.2. Вона складається з вхідного, конкуруючого, лінійного та вихідного шарів [27].

Вхідними даними для навчання моделі є кількість нейронів першого шару SI , а також набір векторів P_M , для кожного з яких у позиційній матриці Y_T визначено цільові класи. Кількість нейронів другого шару визначається кількістю заданих класів G . Процес навчання з учителем реалізується тільки для конкуруючого шару, для якого на кожній епосі навчання змінюються значення параметрів вагової матриці $W1 \cdot (net.LW\{1.1\})$.

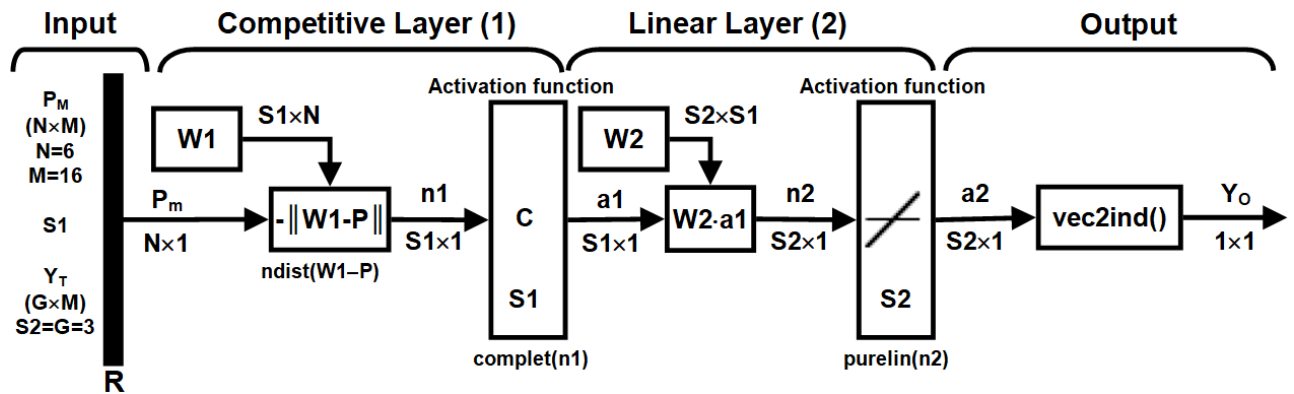


Рисунок 2.2 – Архітектура нейронної мережі LVQ

Перший (конкуруючий) шар призначений для кластеризації векторів. Центри кластерів задаються за допомогою вагових векторів $W1 \cdot (net.LW\{1.1\})$, що формуються випадковим чином. Для кожного вектора P_m з набору P_M обчислюється від’ємна евклідова відстань (2.6).

$$n1 = ndist(net.LW\{1.1\}, P_m) = -\|W1 - P_m\|, \quad (2.6)$$

Конкуруюча функція активації $complet(n1)$ створює вихідний масив даних $a2$. Цей масив містить лише одне значення «1» для максимального значення елемента вектора $n1$ та «0» для всіх інших елементів.

Лінійний шар співвідносить кластери з цільовими класами Y_T і визначає номер класу, до якого він належить. Для цього використовується вагова матриця $W2 \cdot (net.LW\{2.1\})$, яка формується з урахуванням значень елементів матриці Y_T . Добуток $W2 \cdot a1 (net.LW\{2.1\} \cdot a1)$ визначає $S2$ елементів вектора $n1$ та їх числову відповідність одному з G класів, що визначається значенням елемента, що дорівнює «1». Активация лінійної функції формує вихід мережі – номер класу $a2$ у позиційному коді, який перетворюється у нормальне представлення Y_O .

У рекомендаційних системах LVQ застосовується як механізм класифікації користувацьких запитів або об’єктів рекомендації за заздалегідь визначеними категоріями. Це дозволяє використовувати LVQ у випадках, коли рекомендація має форму не індивідуального ранжування всіх доступних варіантів, а вибору одного з кількох типових сценаріїв, категорій або груп рішень.

3 ДОСЛІДЖЕННЯ ВАРІАНТІВ РЕАЛІЗАЦІЇ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ ФУНКЦІЙ СИСТЕМИ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ КОВОРКІНГУ

3.1 Вибір архітектури реалізації системи електронної комерції коворкінгу

Систему електронної комерції коворкінгу реалізовано відповідно до трирівневої архітектури «клієнт-сервер» глобальної мережі Інтернет [28], як зображено на рис. 3.1.

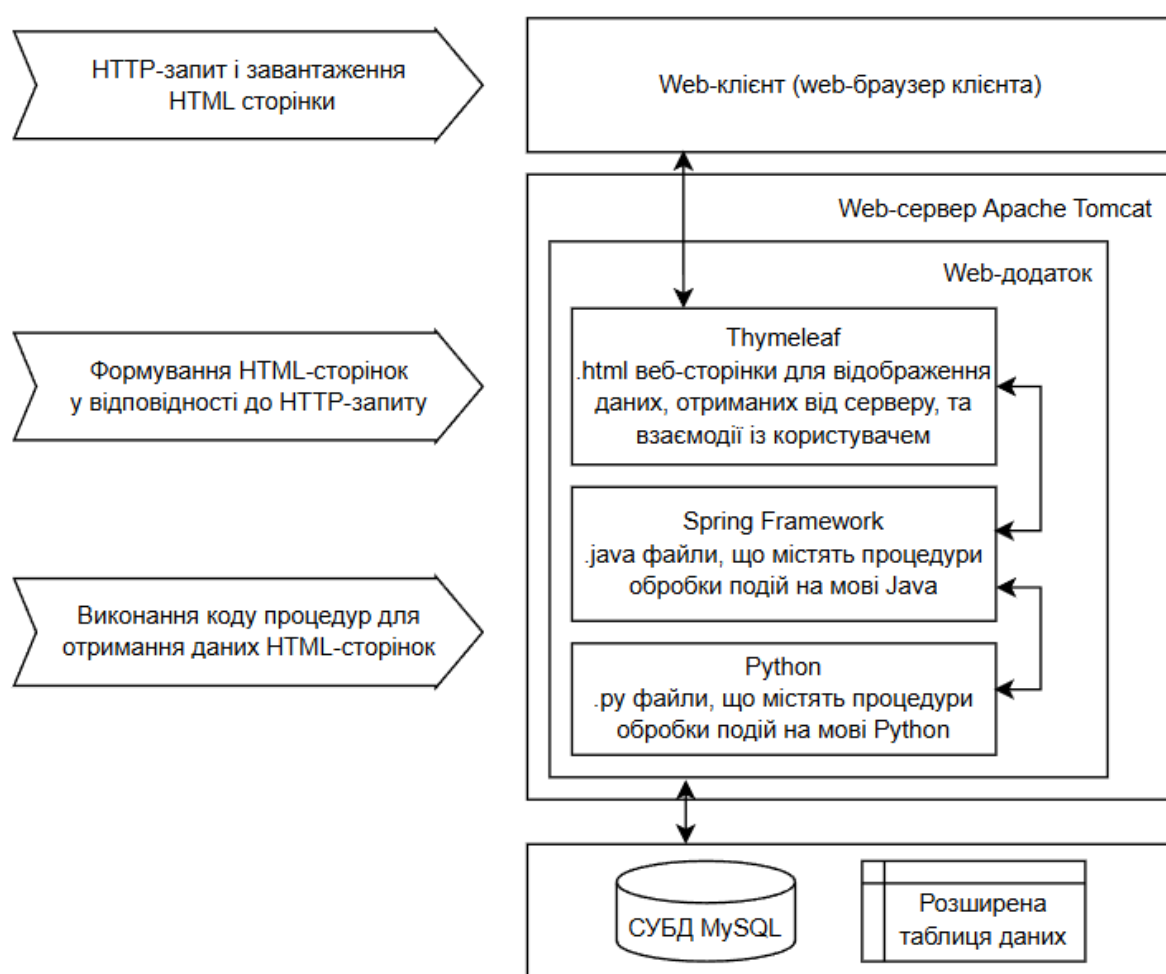


Рисунок 3.1 – Схема трирівневої архітектури системи електронної комерції коворкінгу

Клієнтська частина системи реалізована за принципом «тонкого клієнта» та представлена web-браузером, який забезпечує формування та передачу HTTP-запитів до серверного застосунку, а також відображення HTML-сторінок для

кінцевих користувачів системи електронної комерції коворкінгу. Побудову інтерфейсу користувача виконано із застосуванням шаблонізатора Thymeleaf версії 3.1.3.RELEASE на основі мови розмітки HTML5 та каскадних таблиць стилів CSS3.

Серверна частина системи розгорнута на платформі web-сервера Apache Tomcat версії 10.1, який виступає контейнером для розміщення web-застосунку. Реалізацію бізнес-логіки та процедур обробки подій здійснено засобами мови програмування Java (JDK 21) із використанням фреймворку Spring Web MVC версії 6.2.6 та середовища розробки IntelliJ IDEA.

Для реалізації функцій рекомендаційної підсистеми системи електронної комерції центру коворкінгу, що використовують нейронні мережі, обрано мову програмування Python версії 3.14.

Збереження та управління даними системи електронної комерції коворкінгу здійснюється засобами реляційної СУБД MySQL версії 8.4 LTS із використанням таблиць типу InnoDB. Зазначений тип таблиць надає можливість забезпечити посилову цілісність даних, а також реалізувати збережені процедури, представлення (views) та механізм транзакцій.

Для забезпечення функціонування рекомендаційної підсистеми використовується розширена таблиця даних у форматі CSV. Зазначений файл слугує допоміжним сховищем попередньо підготовлених наборів даних, що застосовуються під час навчання нейромережових моделей засобами мови програмування Python. Формат CSV обрано з огляду на його сумісність із популярними бібліотеками машинного навчання, зокрема Pandas та NumPy, а також простоту оновлення та обміну даними між компонентами системи.

3.2 Розробка архітектури реалізації рекомендаційної підсистеми системи електронної комерції коворкінгу

Розроблену архітектуру рекомендаційної підсистеми системи електронної комерції коворкінгу наведено на рис. 3.2. Реалізований підхід дозволяє користувачу отримати інформацію про параметри кімнат та їх обладнання відповідно до обраної сфери діяльності.

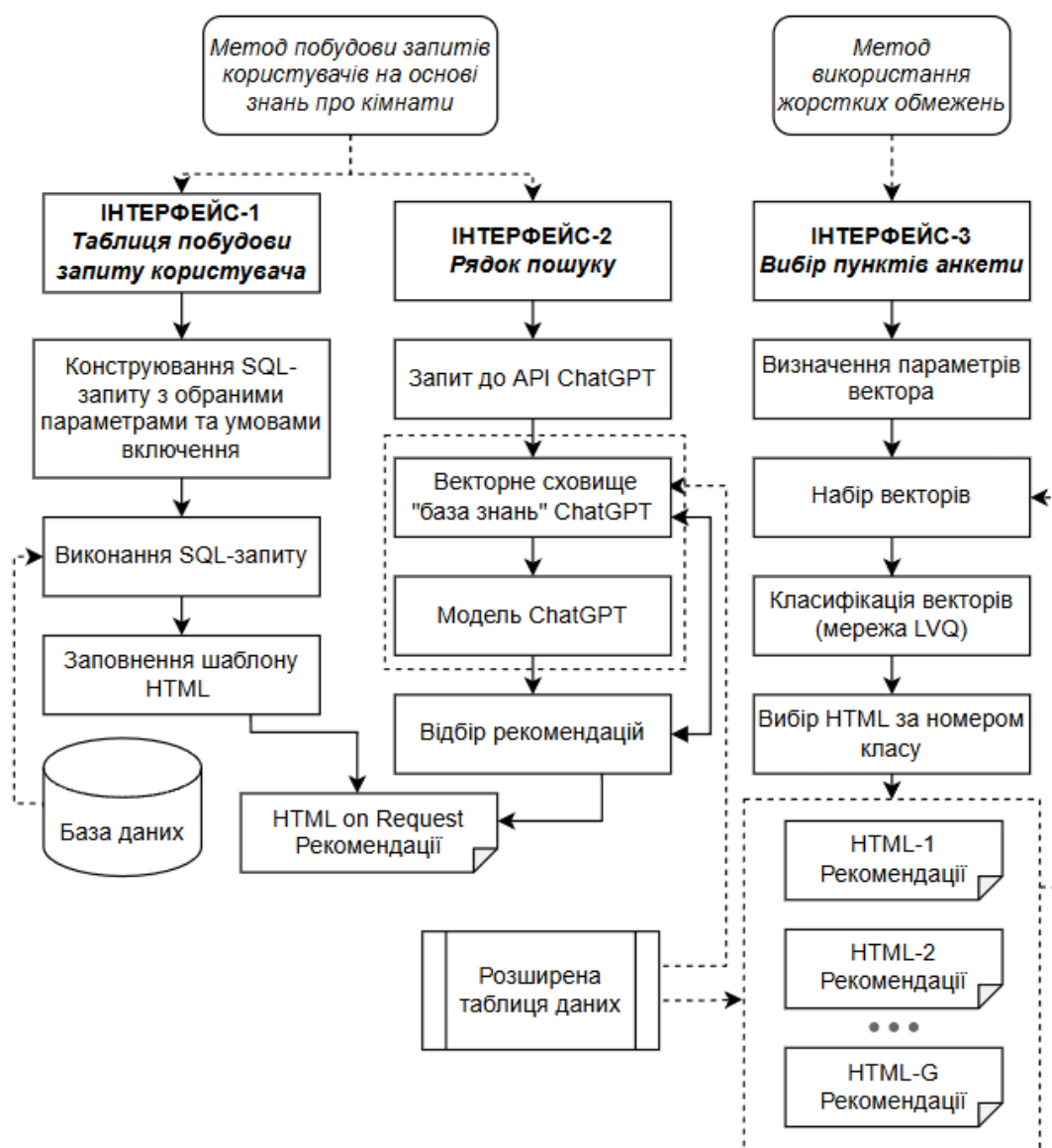


Рисунок 3.2 – Схема архітектури рекомендаційної підсистеми системи електронної комерції коворкінгу

Для цього реалізовано три інтерфейси [1]. Перший інтерфейс є таблицею з елементами запити користувача, другий інтерфейс є полем для введення текстового запити, а третій – меню з пунктами вибору інформації.

Перший інтерфейс надає користувачу інформацію про кімнати як набір параметрів у вигляді таблиці і призначений для побудови структурованого запити користувача, пов'язаний із реляційною базою даних системи. Користувач ініціює процес формування рекомендацій, послідовно вибираючи необхідні параметри, умови включення та обмеження за допомогою елементів інтерфейсу. На основі

обраних значень автоматично конструюється SQL-запит, який відображає задані користувачем критерії відбору.

Сформований SQL-запит передається до бази даних для виконання вибірки записів, що відповідають зазначеним умовам. Результатом обробки запиту є набір даних, який потім використовується для заповнення HTML-шаблону сторінки рекомендацій.

Другий інтерфейс, призначений для введення текстового запиту, пов'язаний із генеративною нейронною мережею ChatGPT. Користувач ініціює процес формування рекомендацій, вводячи в рядок пошуку текстовий опис своїх потреб до кімнати. Текст рядка є параметром API-функції, яка формує системний промпт до нейронної мережі ChatGPT. До моделі ChatGPT підключена база знань у вигляді векторного сховища, яка містить інформацію розширеної таблиці даних для неперсоналізованих рекомендацій. Результатом роботи ChatGPT є сформована HTML-сторінка з інформацією, відібраною з векторного сховища.

Третій інтерфейс відображає користувачеві позначені пункти меню, які відображають структуровану за допомогою цифрових позначень інформацію розширеної таблиці даних для неперсоналізованих рекомендацій. Після вибору пунктів клієнт ініціює процес отримання рекомендацій. Для цього відповідно до обраних (позначених) пунктів формується вектор параметрів, який надходить на вхід нейронної мережі LVQ. В якості цільової вибірки для класифікації використовується набір векторів $Y_T = \{Y_{T1}, Y_{T2}, \dots, Y_{TG}\}$, що визначає G класів відображуваної інформації. Кожному класу відповідає HTML-сторінка («HTML 1», «HTML-1», ..., «HTML-G»). Таке рішення дозволяє відобразити узагальнену інформацію для класу, що визначається мережею LVQ, і скоротити кількість HTML-сторінок.

3.3 Створення бази даних системи електронної комерції коворкінгу на платформі СУБД MySQL

Реляційну базу даних системи електронної комерції коворкінгу реалізовано засобами СУБД MySQL із використанням таблиць типу InnoDB, що забезпечує підтримку зовнішніх ключів та посилює цілісність для операцій маніпулювання даними. EER-модель реалізованої бази даних наведена на рис. 3.3.

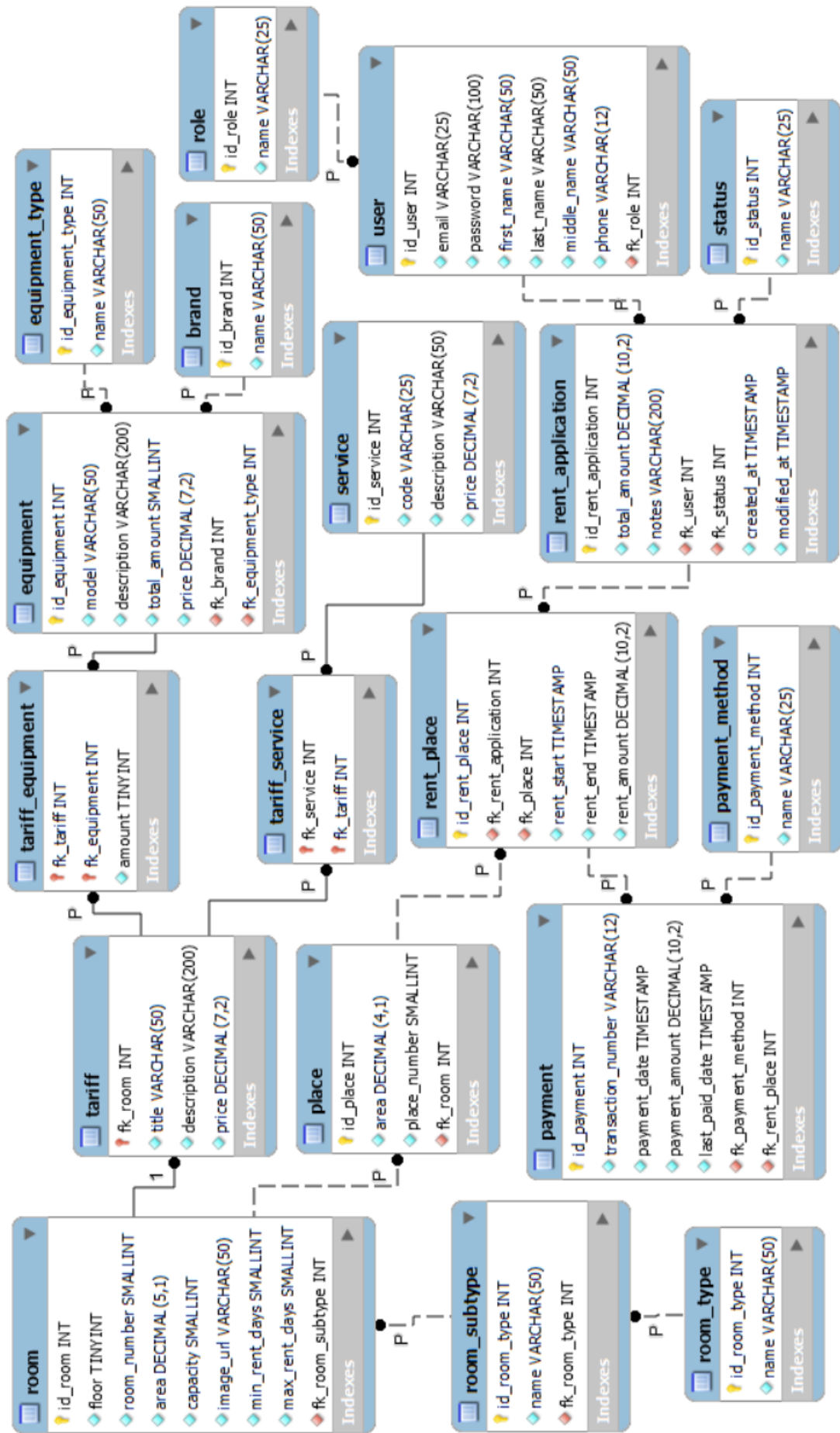


Рисунок 3.3 – EER-модель бази даних системи електронної комерції коворкінгу

Сукупність таблиць бази даних логічно поділяється на дві групи відповідно до їхнього функціонального призначення.

Перша група включає таблиці «room», «room_subtype», «room_type», «place», «tariff», «tariff_equipment», «tariff_service», «service», «equipment», «equipment_type», «brand» і призначена для зберігання характеристик кімнат, тарифів, послуг та обладнання коворкінгу і використовується рекомендаційною підсистемою під час формування рекомендацій кімнат для користувачів.

Друга група включає таблиці «payment_method», «payment», «rent_place», «status», «rent_application», «user», «role», що містять облікові дані клієнтів, відомості про заявки на оренду та платіжні транзакції, і забезпечує автоматизацію процесу оренди робочих місць.

Таблиця «tariff» призначена для зберігання інформації про тарифи, відповідно до яких здійснюється оренда робочих місць у кімнатах коворкінгу, та містить такі атрибути:

- id_tariff – унікальний ідентифікатор тарифу, зберігає числові дані;
- title – найменування тарифу, що використовується у нормативній документації коворкінгу, зберігає рядкові дані;
- description – детальна характеристика тарифу, зберігає рядкові дані;
- price – вартість оренди за день, зберігає числові дані.

Таблиця «service» призначена для зберігання відомостей про додаткові послуги, що надаються коворкінгом, та містить такі атрибути:

- id_service – унікальний ідентифікатор послуги, зберігає числові дані;
- code – код послуги, що ідентифікує її у нормативній документації коворкінгу, зберігає рядкові дані;
- description – стисла характеристика та визначення послуги, зберігає рядкові дані;
- price – вартість отримання послуги за день, зберігає числові дані.

Таблиця «tariff_service» усуває зв'язок «багато до багатьох» між таблицями «tariff» та «service» і призначена для зберігання відповідностей між послугами та тарифами коворкінгу. Вона містить такі атрибути:

- fk_tariff – зовнішній ключ, що посилається на таблицю «tariff» для ідентифікації відповідного тарифу, зберігає числові дані;
- fk_service – зовнішній ключ, що посилається на таблицю «service» для ідентифікації відповідної послуги, зберігає числові дані.

Таблиця «equipment_type» призначена для зберігання класифікаційних даних про типи технічного та спеціалізованого обладнання і містить такі атрибути:

- id_equipment_type – унікальний ідентифікатор типу обладнання, зберігає числові дані;
- name – найменування типу обладнання, зберігає рядкові дані.

Таблиця «brand» призначена для зберігання даних про виробників технічного та спеціалізованого обладнання і містить такі атрибути:

- id_brand – унікальний ідентифікатор виробника, зберігає числові дані;
- name – найменування виробника обладнання, зберігає рядкові дані.

Таблиця «equipment» призначена для зберігання відомостей про технічне та спеціалізоване обладнання, що надається коворкінгом як доповнення до оренди робочого місця, і містить такі атрибути:

- id_equipment – унікальний ідентифікатор обладнання, зберігає числові дані;
- model – модель обладнання, що використовується у нормативні документації коворкінгу, зберігає рядкові дані;
- description – характеристика обладнання з відомостями про його основні технічні параметри, зберігає рядкові дані;
- total_amount – загальна кількість наявних одиниць обладнання на складі коворкінгу, зберігає числові дані;
- price – вартість оренди обладнання за день, зберігає числові дані;
- fk_equipment_type – зовнішній ключ, що посиляється на таблицю «equipment_type» для визначення типу обладнання, зберігає числові дані;
- fk_brand – зовнішній ключ, що посиляється на таблицю «brand» для визначення виробника обладнання, зберігає числові дані.

Таблиця «tariff_equipment» усуває зв'язок «багато до багатьох» між таблицями «tariff» та «equipment» і призначена для зберігання відповідностей між тарифами та обладнанням коворкінгу. Вона містить такі атрибути:

- fk_tariff – зовнішній ключ, що посиляється на таблицю «tariff» для ідентифікації тарифу, зберігає числові дані;
- fk_equipment – зовнішній ключ, що посиляється на таблицю «equipment» для ідентифікації обладнання, зберігає числові дані;
- amount – кількість одиниць обладнання, що надається в межах відповідного тарифу, зберігає числові дані.

Таблиця «room_type» призначена для зберігання даних про категорії кімнат коворкінгу та містить наступні атрибути:

- id_room_type – унікальний ідентифікатор категорії кімнати, зберігає числові дані;
- name – найменування категорії кімнати, зберігає рядкові дані.

Таблиця «room_subtype» призначена для зберігання даних про підкатегорії кімнат коворкінгу та містить наступні атрибути:

- id_room_subtype – унікальний ідентифікатор підкатегорії кімнати, зберігає числові дані;
- name – найменування підкатегорії кімнати, зберігає рядкові дані;
- fk_room_type – зовнішній ключ, що посилається на таблицю «room_type» для визначення категорії кімнати, зберігає числові дані.

Таблиця «room» призначена для зберігання характеристик кімнат коворкінгу, містить такі атрибути:

- id_room – унікальний ідентифікатор кімнати, зберігає числові дані;
- floor – номер поверху розташування кімнати, зберігає числові дані;
- room_number – порядковий номер кімнати у коворкінгу, зберігає числові дані;
- area – загальна площа кімнати у квадратних метрах, зберігає числові дані;
- capacity – сумарна кількість робочих місць у кімнаті, зберігає числові дані;
- min_rent_days – мінімально допустима тривалість оренди робочого місця у кімнаті в днях, зберігає числові дані;
- max_rent_days – максимально допустима тривалість оренди робочого місця у кімнаті в днях, зберігає числові дані;
- fk_tariff – зовнішній ключ, що посилається на таблицю «tariff» для визначення діючого тарифу кімнати, зберігає числові дані;
- fk_room_subtype – зовнішній ключ, що посилається на таблицю «room_subtype» для визначення підкатегорії кімнати, зберігає числові дані.

Таблиця «place» призначена для зберігання даних про робочі місця, що пропонуються в оренду коворкінгом, та містить наступні атрибути:

- id_place – унікальний ідентифікатор робочого місця, зберігає числові дані;
- place_number – порядковий номер робочого місця у кімнаті, зберігає числові дані;
- area – площа робочого місця у квадратних метрах, зберігає числові дані;

- `fk_room` – зовнішній ключ, що посилається на таблицю «room» для визначення кімнати розташування робочого місця, зберігає числові дані.

Таблиця «role» призначена для зберігання даних про ролі користувачів системи електронної комерції коворкінгу та містить наступні атрибути:

- `id_role` – унікальний ідентифікатор ролі, зберігає числові дані
- `name` – найменування ролі, що визначає рівень прав доступу користувача, зберігає рядкові дані.

Таблиця «user» призначена для зберігання автентифікаційних та персональних даних користувачів системи коворкінгу і містить такі атрибути:

- `id_user` – унікальний ідентифікатор користувача системи електронної комерції коворкінгу, зберігає числові дані;
- `email` – адреса електронної пошти, є складовою облікових даних для входу в систему електронної комерції коворкінгу, зберігає рядкові дані;
- `password` – пароль користувача для авторизації в системі електронної комерції коворкінгу, зберігає рядкові дані;
- `first_name` – ім'я клієнта системи електронної комерції коворкінгу, зберігає рядкові дані;
- `last_name` – прізвище клієнта системи електронної комерції коворкінгу, зберігає рядкові дані;
- `middle_name` – по-батькові клієнта системи електронної комерції коворкінгу, зберігає рядкові дані;
- `phone` – номер телефону клієнта системи електронної комерції коворкінгу, зберігає рядкові дані;
- `fk_role` – зовнішній ключ, що посилається на таблицю «role» для визначення ролі користувача в системі електронної комерції коворкінгу, зберігає числові дані.

Таблиця «status» призначена для зберігання переліку можливих статусів заявок на оренду робочих місць та містить такі атрибути:

- `id_status` – унікальний ідентифікатор статусу, зберігає числові дані;
- `name` – найменування статусу заявки на оренду, зберігає рядкові дані.

Таблиця «rent_application» призначена для зберігання даних заявок на оренду робочих місць коворкінгу та містить такі атрибути:

- `id_rent_application` – унікальний ідентифікатор заявки на оренду, зберігає числові дані;

- total_amount – підсумкова вартість оренди всіх робочих місць, зазначених у заявці, зберігає числові дані;
- notes – коментар клієнта системи електронної комерції коворкінгу, залишений при оформленні заявки, зберігає рядкові дані;
- created_at – дата та час формування заявки на оренду, зберігає дані дати та часу;
- modified_at – дата останнього редагування заявки на оренду, зберігає дані дати та часу;
- fk_user – зовнішній ключ, що посиляється на таблицю «user» для ідентифікації користувача, який створив заявку, зберігає числові дані;
- fk_status – зовнішній ключ, що посиляється на таблицю «status» для відображення поточного стану заявки, зберігає числові дані.

Таблиця «rent_place» усуває зв'язок «багато до багатьох» між таблицями «place» та «rent_application» і призначена для зберігання даних про конкретні робочі місця в межах заявки на оренду. Вона містить такі атрибути:

- id_rent_place – унікальний ідентифікатор запису орендованого робочого місця, зберігає числові дані;
- rent_amount – сумарна вартість оренди конкретного робочого місця, зберігає числові дані;
- rent_start – дата початку орендного періоду, зберігає дані дати та часу;
- rent_end – дата закінчення орендного періоду, зберігає дані дати та часу;
- fk_place – зовнішній ключ, що посиляється на таблицю «place» для ідентифікації обраного робочого місця, зберігає числові дані;
- fk_rent_application – зовнішній ключ, що посиляється на таблицю «rent_application» для прив'язки робочого місця до відповідної заявки, зберігає числові дані.

Таблиця «payment_method» призначена для зберігання доступних способів проведення платіжних транзакцій за оренду робочих місць та містить такі атрибути:

- id_payment_method – унікальний ідентифікатор способу оплати, зберігає числові дані;
- name – найменування способу проведення платіжної транзакції, зберігає рядкові дані.

Таблиця «payment» призначена для зберігання відомостей про здійснені платіжні транзакції часткової або повної оплати оренди робочих місць та містить такі атрибути:

- id_payment – унікальний ідентифікатор платіжної транзакції, зберігає числові дані;
- transaction_number – номер платіжної транзакції, що присвоюється банком, зберігає рядкові дані;
- payment_date – дата та час проведення платіжної транзакції, зберігає дані дати та часу;
- payment_amount – сума здійсненої платіжної транзакції, зберігає числові дані;
- last_paid_date – гранична оплачена дата оренди робочого місця в межах поточного платежу, зберігає дані дати та часу;
- fk_rent_place – зовнішній ключ, що посилається на таблицю «rent_place» для ідентифікації орендованого робочого місця, за яке здійснено оплату, зберігає числові дані;
- fk_payment_method – зовнішній ключ, що посилається на таблицю «payment_method» для визначення використаного способу оплати, зберігає числові дані.

3.4 Реалізація рекомендаційного методу побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати з використанням бази даних

Реалізація рекомендаційної функції системи електронної комерції коворкінгу на основі методу побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати з використанням бази даних виконана у вигляді функцій мовою програмування Java.

Під час роботи з табличною формою користувач системи електронної комерції коворкінгу виконує наступну послідовність дій для додавання нового параметра пошуку кімнати:

- на першому кроці користувач системи електронної комерції коворкінгу обирає параметр кімнати, що підлягає включенню до запиту;
- на другому кроці користувач системи електронної комерції коворкінгу визначає оператор порівняння для обраного параметра;

– на третьому кроці користувач системи електронної комерції коворкінгу вводить значення, з яким здійснюватиметься порівняння обраного параметра;

– на четвертому кроці користувач системи електронної комерції коворкінгу задає логічну умову включення параметра до загального запиту («AND» або «OR»).

Залежно від обраного параметра, користувачу системи надається різний набір допустимих операторів та значень. Перелік параметрів кімнат коворкінгу, відповідних атрибутів таблиць бази даних, а також визначені для кожного параметра оператори, значення та умови включення наведено у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Допустимі значення параметрів методу побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати

Параметр	Таблиця бази даних	Атрибут таблиці бази даних	Допустимі значення	Допустимі оператори
Категорія кімнати	«room_type»	«name»	«Музика», «Образотворче мистецтво», «Цифрове візуальне мистецтво та дизайн», «Фото- та відеовиробництво», «Танцювальна діяльність», «Літературна та текстова діяльність», «Реміснична та майстерна діяльність», «Сфера краси», «ІТ, аналітика та маркетинг», «Освітня та подієва діяльність»	«=»
Призначення кімнати	«room_subtype»	«name»	«Офіс», «Переговорні кімнати», «Бізнес та підприємництво», «Інструментальні музиканти», «Вокалісти», «Композитори», «Живопис», «Ілюстрація», «Цифрова візуалізація», «Фотозйомка», «Балетні кімнати», «Кабінети макіяжу», «Навчальні та тренінгові простори», «Текстильні та швейні майстерні»	«=»
Поверх кімнати	«room»	«floor»	Від 1 до 150	«=», «>», «>=», «<», «<=»
Площа кімнати	«room»	«area»	Від 5 до 200	«=», «>», «>=», «<», «<=»
Вартість оренди	«tariff»	«price»	Від 100 до 15000	«=», «>», «>=», «<», «<=»

Продовження таблиці 3.1

Параметр	Таблиця бази даних	Атрибут таблиці бази даних	Допустимі значення	Допустимі оператори
Кількість робочих місць в кімнаті	«room»	«capacity»	Від 1 до 200	«=», «>», «>=», «<», «<=»
Мінімальна кількість днів оренди	«tariff»	«min_rent_days»	Від 1 до 30	«=», «>», «>=», «<», «<=»
Максимальна кількість днів оренди	«tariff»	«max_rent_days»	Від 3 до 365	«=», «>», «>=», «<», «<=»
Обладнання коворкінгу	«equipment»	«description»	«Монітор», «Клавіатура», «Проектор», «Мольберт», «Мікрофон», «Аудіо інтерфейс», «Палітри», «Скульптурні верстати»	«LIKE»
Послуга коворкінгу	«service»	«name»	«Запис репетиції», «Швидкісне Інтернет-з'єднання», «Технічна підтримка», «Збереження та резервне копіювання», «Фіксоване місце», «Регулярне прибирання», «Санітарна обробка»	«LIKE»

Після завершення заповнення форми виконується побудова SQL-запиту на основі обраних користувачем параметрів кімнат та логічних умов їх включення згідно з алгоритмом, наведеним на рис. 3.4.

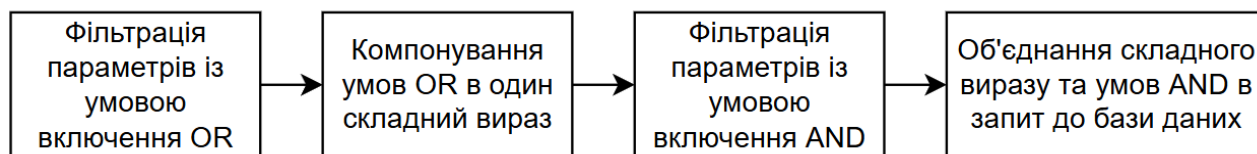


Рисунок 3.4 – Алгоритм побудови SQL-запиту користувача на основі знань про кімнати

Із зібраного переліку умов, визначених користувачем, виокремлюються ті, що мають бути включені до загального SQL-запиту з логічним оператором «OR». Виділені умови об'єднуються в єдиний складний вираз з метою їх застосування до повного каталогу кімнат коворкінгу. У результаті формується один узагальнений вираз, що містить всі задані умови типу «OR».

Після цього з переліку умов користувача виокремлюються ті, що підлягають включенню до запиту з логічним оператором «AND». На завершальному етапі відібрані умови «AND» приєднуються до раніше сформованого складеного виразу умов «OR» через логічний оператор «AND», утворюючи цілісний запит типу SELECT до реляційної бази даних системи електронної комерції коворкінгу.

Описаний алгоритм реалізовано мовою програмування Java у вигляді функції «buildUserQuery», програмний код якої наведено у лістингу 3.1.

Лістинг 3.1 – Програмний код функції «buildUserQuery»

```
public String buildUserQuery (List<Condition> filterList) {
    StringBuilder queryBuilder = new StringBuilder();
    if (!filterList.isEmpty()) {
        String disjunctive = filterList.stream().filter(f ->
            "OR".equals(f.getConditionType())).map(f -> f.getProperty() + ' ' +
            f.getOperator() + ' ' + f.getValue()).collect(joining(" OR "));
        String conjunctive = filterList.stream().filter(f ->
            "AND".equals(f.getConditionType())).map(f -> f.getProperty() + ' ' +
            f.getOperator() + ' ' + f.getValue()).collect(joining(" AND "));
        queryBuilder.append("WHERE ");
        if (!disjunctive.isBlank()) {
            queryBuilder.append("(").append(disjunctive).append(" ").append(conjunctive).append(")");
        }
        queryBuilder.append(conjunctive);
    }
    queryBuilder.append(";");
    return queryBuilder.toString();
}
```

На наступному кроці загального алгоритму побудови запиту користувача відбувається виконання створеного SQL-запиту до таблиць реляційної бази даних системи електронної комерції коворкінгу. Отримані результати вбудовуються в HTML-шаблон і повертаються користувачу у вигляді рекомендаційного каталогу кімнат, що містить відібрані пропозиції відповідно до заданих ним критеріїв пошуку.

Web-інтерфейс таблиці побудови запиту користувача наведено на рис. 3.5, результат сформованих рекомендацій кімнат наведено на рис. 3.6.

Work Hub
Рекомендації
Кімнати
Вийти

ЗАПОВНІТЬ ТАБЛИЦЮ

Додати умову

Параметр	Оператор	Значення	Умова включення
Призначення	=	Офіс	OR
Призначення	=	Переговорна кімната	OR
Кількість робочих місць	>=	5	AND
Ціна	<=	450 грн	OR

Отримати рекомендації

Рисунок 3.5 – Інтерфейс таблиці побудови запиту користувача



ОФІС №31

Категорія: Офіс
Місткість: 10 осіб
Вартість оренди: 300 грн/день

Обладнання:

- 5 робочих столів
- 10 стільців
- 1 проектор Acer S1386WH
- 10 комп'ютерів HP OmniStudio

Переглянути кімнату



ПЕРЕГОВОРНА КІМНАТА №41

Категорія: Переговорна кімната
Місткість: 6 осіб
Вартість оренди: 450 грн/день

Обладнання:

- 6 стільців
- 1 переговорний стіл
- 1 телевізор Samsung UE58U8
- 1 інтерактивна дошка SMART

Переглянути кімнату



ПЕРЕГОВОРНА КІМНАТА №43

Категорія: Переговорна кімната
Місткість: 8 осіб
Вартість оренди: 420 грн/день

Обладнання:

- 8 стільців
- 1 переговорний стіл
- 1 телевізор Dreame Vivid
- 2 дошки для нотаток

Переглянути кімнату

Рисунок 3.6 – Результат роботи реалізованої рекомендаційної функції з використанням бази даних на основі методу побудови запиту користувачів на основі знань про кімнати

Проведене тестування підтвердило коректність роботи розробленої функції: сформований SQL-запит виконується без помилок, а результати відбору кімнат повністю відповідають заданим користувачем умовам в таблиці.

Слід зазначити, що інформативність отриманих рекомендацій є обмеженою, оскільки реляційна база даних системи зберігає лише базові характеристики кімнат і не містить розширеної ознайомчої інформації.

3.5 Реалізація рекомендаційних методів з використанням зовнішнього джерела даних

3.5.1 Визначення та створення зовнішнього табличного джерела даних для подання рекомендаційної інформації

З попереднього аналізу визначено, що одним із ключових обмежень рекомендаційної підсистеми системи електронної комерції коворкінгу є недостатній обсяг описової інформації про кімнати, що зберігається в реляційній базі даних. База даних містить лише структуровані технічні характеристики кімнат, необхідні для автоматизації процесу оренди, проте не передбачає зберігання розширених відомостей, що можуть суттєво підвищити якість рекомендацій. Використання зовнішнього розширеного табличного джерела даних дозволить вирішити проблему обмеженості рекомендаційної інформації в базі даних.

Структуру розширеної таблиці даних наведено на рис. 3.7. Формат зберігання даних розширеної таблиці – CSV (Comma-Separated Values), що є текстовим форматом із роздільником у вигляді коми і є для обміну табличними даними у системах машинного навчання [29].

Кожен рядок таблиці відповідає одній кімнаті коворкінгу та містить унікальний номер кімнати, що є ключем для зіставлення із записами реляційної бази даних.

Структура розширеної таблиці даних системи електронної комерції коворкінгу включає такі групи атрибутів:

- категорія – визначає загальну класифікаційну групу кімнати коворкінгу;
- підкатегорія – уточнює категорію кімнати коворкінгу в межах загальної класифікації;
- призначення – описує функціональне спрямування робочого простору та може визначати групи осіб, яким рекомендується оренда кімнати коворкінгу;

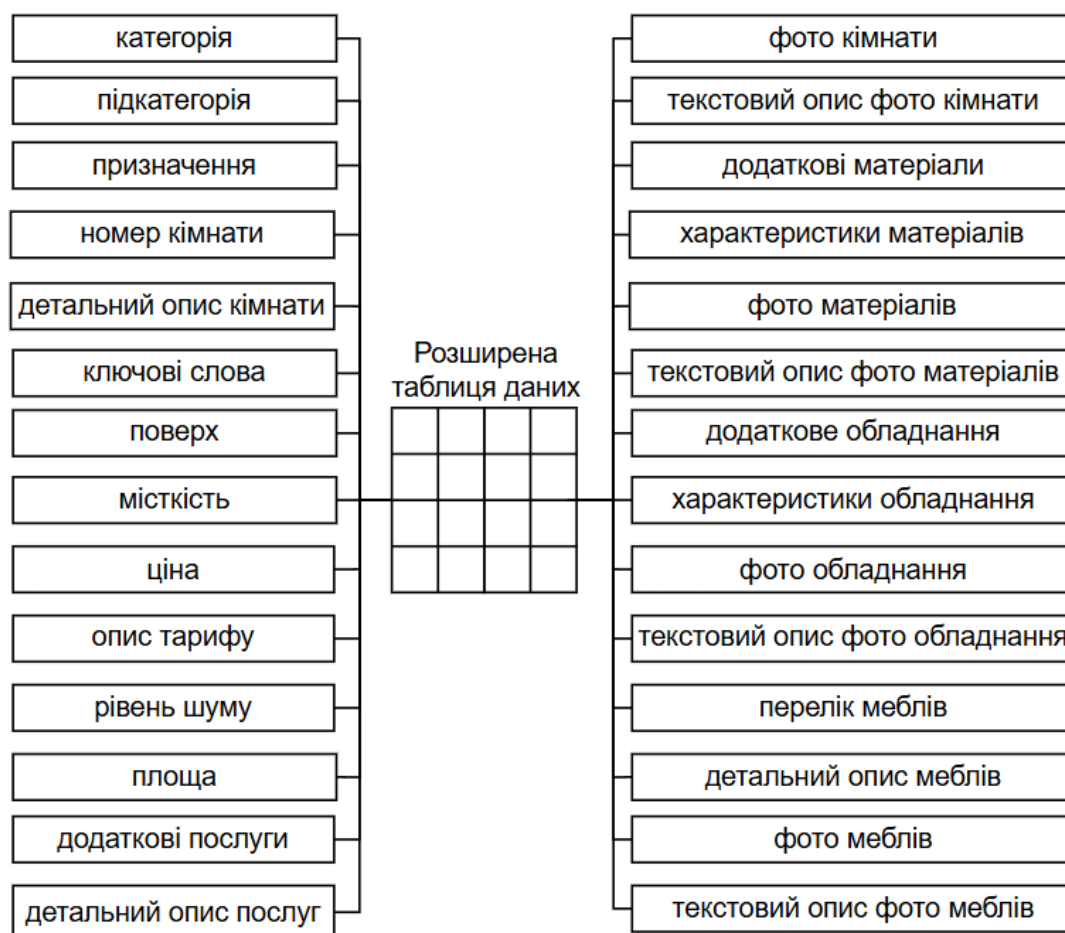


Рисунок 3.7 – Структура розширеної таблиці даних системи електронної комерції коворкінгу

- номер кімнати – унікальний ідентифікатор, що забезпечує зв’язок із відповідним записом у реляційній базі даних;
- детальний опис кімнати – розгорнута текстова характеристика кімнати коворкінгу;
- ключові слова – теги для семантичного пошуку та порівняння кімнат;
- поверх – номер поверху розташування кімнати коворкінгу;
- місткість – кількість робочих місць у кімнаті коворкінгу;
- ціна – вартість оренди робочого місця у кімнаті коворкінгу;
- тип тарифікації – визначає спосіб розрахунку вартості оренди робочого місця в кімнаті коворкінгу;
- рівень шуму – характеристика акустичних умов робочого простору;
- площа – загальна площа кімнати коворкінгу у квадратних метрах;
- додаткові послуги – перелік послуг, що надаються разом із орендою робочого місця в кімнаті коворкінгу;

- детальний опис послуг – розгорнута характеристика кожної з додаткових послуг;
- фото кімнати – посилання на графічні матеріали робочого простору;
- текстовий опис фото кімнати – текстова анотація до фотографій кімнати коворкінгу;
- додаткові матеріали – перелік витратних або допоміжних матеріалів, доступних у кімнаті коворкінгу;
- характеристики матеріалів – технічні та якісні параметри наявних матеріалів коворкінгу;
- фото матеріалів – посилання на фотографії матеріалів коворкінгу;
- текстовий опис фото матеріалів – текстова анотація до фотографій матеріалів коворкінгу;
- додаткове обладнання — перелік технічного та спеціалізованого оснащення кімнати коворкінгу;
- характеристики обладнання – технічні параметри наявного обладнання коворкінгу;
- фото обладнання – посилання на фотографії обладнання коворкінгу;
- текстовий опис фото обладнання – текстова анотація до фотографій обладнання коворкінгу;
- перелік меблів – перелік меблів, наявних у кімнаті коворкінгу;
- детальний опис меблів – розгорнута характеристика меблювання робочого простору коворкінгу;
- фото меблів – посилання на фотографії меблів кімнати коворкінгу;
- текстовий опис фото меблів – текстова анотація до фотографій меблів кімнат коворкінгу.

Приклад рядку даних розширеної таблиці даних системи електронної комерції коворкінгу наведено у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Приклад рядку даних з розширеної таблиці даних системи електронної комерції коворкінгу

Категорія	Підкатегорія	Призначення	Ключові слова	Фото кімнати	Обладнання	...	Ціна
Образотворче мистецтво	Живопис	Індивідуальні заняття живописом ...	Живопис; мольберт; фарби; ...	https://photos/art-studio.jpg	Мольберти; робочі столи; лампи; ...	...	600

Наведено частковий вміст рядка, що відповідає кімнаті для занять образотворчим мистецтвом із живопису. Повний запис таблиці не наводиться у роботі, оскільки містить значний обсяг текстових даних у всіх описаних атрибутах.

3.5.2 Реалізація методу побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати з використанням генеративної нейронної мережі ChatGPT

Для реалізації рекомендаційної функції системи коворкінгу з використанням генеративної нейронної мережі ChatGPT розроблено функції мовою програмування Python. Програмний код використовує функції бібліотеки OpenAI [30], які відповідають за виклик відповідних API-функцій для взаємодії з генеративною нейронною мережею ChatGPT.

3.5.2.1 Підключення зовнішнього джерела даних до бази знань нейронної мережі ChatGPT

Перед початком використання генеративної нейронної мережі ChatGPT для формування рекомендацій кімнат коворкінгу виконано підключення зовнішнього джерела даних до бази знань нейронної мережі ChatGPT згідно кроків алгоритму, який наведено на рисунку 3.8.

Програмний код підключення зовнішнього джерела даних до бази знань нейронної мережі ChatGPT наведено у лістингу 3.2.

Лістинг 3.2 – Код підключення зовнішнього джерела даних до бази знань нейронної мережі ChatGPT

```
client = OpenAI()
#custom_file - CSV file with coworking rooms data
file_obj = client.files.create(file=custom_file,
purpose="assistants")
vs = client.vector_stores.create(name="knowledge_base")
client.vector_stores.files.create(vector_store_id=vs.id,
file_id=file_obj.id)
conv = client.conversations.create()
```

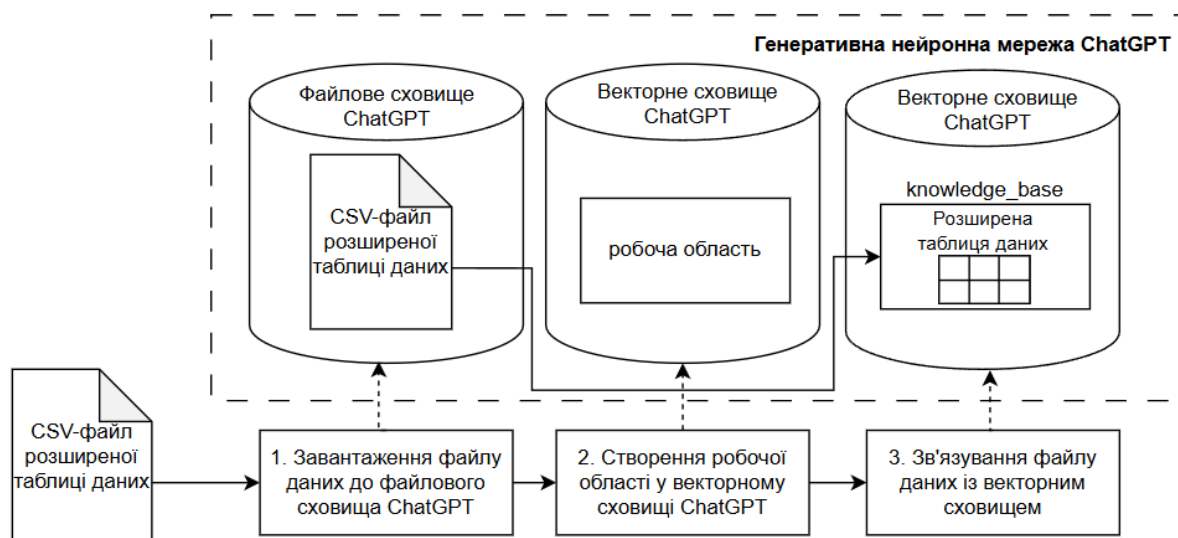


Рисунок 3.8 – Схема алгоритму підключення зовнішнього джерела даних до бази знань нейронної мережі ChatGPT

База знань нейронної мережі ChatGPT є векторним сховищем даних для файлів різного розширення (.csv, .doc, .txt, .pdf).

Файл розширеного набору даних кімнат коворкінгу у форматі CSV (custom_file) завантажується з локального носія у внутрішнє файлове сховище сервісу OpenAI за допомогою функції `client.files.create`, де параметр `purpose="assistants"` вказує, що файл завантажується для подальшого використання моделлю в механізмах пошуку та роботи з зовнішніми даними.

Після завантаження файлу за допомогою функції `client.vector_stores.create` створюється векторне сховище з назвою «knowledge_base», яке виконує роль бази знань нейронної мережі ChatGPT.

Раніше завантажений файл за допомогою функції `client.vector_stores.files.create` за ідентифікатором (`file_obj.id`) пов'язується зі створеним векторним сховищем (`vs.id`). Після цього вміст розширеної таблиці даних стає доступним моделі як база знань для семантичного пошуку.

3.5.2.2 Програмна реалізація рекомендаційної функції з використанням налаштованої генеративної нейронної мережі ChatGPT

Для отримання рекомендацій кімнат відповідно до своїх професійних потреб користувач виконує пошуковий запит з використанням інтерфейсу системи

електронної комерції коворкінгу. Програмний код обробки пошукового запиту користувача з використанням генеративної нейронної мережі ChatGPT наведено в лістингу 3.3.

Лістинг 3.3 – Код обробки пошукового запиту користувача для формування рекомендацій з використанням нейронної мережі ChatGPT

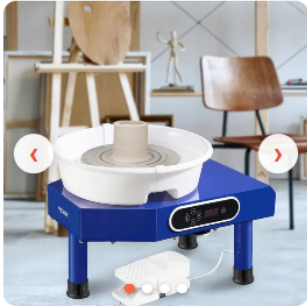
```
# prompt_with_user_request = system_instructions + user_request
resp = client.responses.create(model="gpt-5.2-chat-latest",
conversation=conv.id, input=[{"role": "user", "content":
prompt_with_user_request}], tools=[{"type": "file_search",
"vector_store_ids": [vs.id]}],)
```

Введений запит користувача (`user_request`) вбудовується в заздалегідь підготовлений системний промпт (`system_instructions`), який містить інструкції для генеративної нейронної мережі ChatGPT щодо обробки даних, завантажених у векторне сховище, правила формування рекомендацій кімнат коворкінгу, а також шаблон HTML-документа.

Звернення до генеративної нейронної мережі ChatGPT для формування рекомендацій кімнат реалізовано за допомогою функції `client.responses.create`. У функцію передаються промпт із змістом користувацького введення (`prompt_with_user_request`), а також параметр `tools` з інструментом `file_search` та ідентифікатором векторного сховища `vector_store_ids: [vs.id]`. Це означає, що під час формування відповіді генеративна нейронна мережа ChatGPT отримує доступ не тільки до тексту поточного запиту, але й до раніше завантаженої та проіндексованої бази знань.

Після виклику функції `client.responses.create` генеративна нейронна мережа ChatGPT здійснює автономний семантичний аналіз запиту користувача. Далі виконується процес зіставлення, під час якого ідентифікована потреба користувача порівнювалася з характеристиками та ключовими словами кімнат, дані про які містяться у векторному сховищі моделі. На основі знайдених збігів формується перелік рекомендованих кімнат, який повертається у форматі HTML-документа.

Виконано тестування практичного результату використання розробленої рекомендаційної функції системи електронної комерції коворкінгу з використанням нейронної мережі ChatGPT на прикладі користувацького запиту «гончарний круг» (рис. 3.9).



Гончарний круг Shimpo RK-3D для роботи з керамікою

Професійне обладнання

Стационарний електричний гончарний круг для формування виробів з глини у навчальних та професійних майстернях. Підходить для точного центрування маси, витягування стінок, роботи з середніми вазами, чашами та декоративними формами.

Тип: електричний, стаціонарний	Діаметр планшайби: 300 мм
Діапазон швидкості: 0–250 об/хв	Керування: педаль плавного регулювання
Рекомендована маса глини: до 12 кг	Підключення: 220 В, окрема розетка біля робочого місця
Додатково: знімний піддон, захист від бризок, робочий стіл для інструментів	

Кімнати, де підтримується обладнання:

- Майстерня кераміки №12 — 620 грн/день
- Арт-студія №18 — 540 грн/день
- Творча лабораторія №24 — 700 грн/день

Рисунок 3.9 – Результат формування HTML-сторінки з рекомендаціями кімнат за запитом «гончарне коло» з використанням нейронної мережі ChatGPT

Використовуючи методи обробки природної мови, нейронна мережа самостійно інтерпретувала запит як вимогу щодо наявності спеціалізованого обладнання. У результаті у файлі векторного сховища нейронної мережі ChatGPT знайдено три записи кімнати, в яких в якості обладнання вказаний гончарний круг.

3.5.3 Реалізація методу жорстких обмежень з використанням нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ)

3.5.3.1 Інтерфейс меню рекомендаційної функції на основі методу жорстких обмежень

Для проведення досліджень варіанту реалізації методу жорстких обмежень з використанням нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ) розглянуто

сферу діяльності «Образотворче мистецтво». У таблиці 3.3 представлена структурована інформація заголовків категорій інтерфейсу з цифровими позначеннями.

Таблиця 3.3 – Класифікація сфер діяльності категорії «Образотворче мистецтво»

Підкатегорія сфери діяльності		Види матеріалів	
2.1. Живопис	Художні роботи з використанням фарб	2.1.1. Масляні 2.1.2. Акрилові	2.1.3. Акварельні 2.1.4. Змішані
2.2. Ілюстрація та графіка	Художні роботи з використанням комбінованих матеріалів	2.2.1. Олівець 2.2.2. Вугілля	2.2.3. Туш 2.2.4. Маркери
2.3. Скульптура (мала форма)	Створення об'ємних художніх форм	2.3.1. Глина 2.3.2. Дерево	2.3.3. Гіпс 2.3.4. Камінь
2.4. Декоративно-прикладне мистецтво	Створення декоративних та прикладних виробів з використанням різних матеріалів і технік	2.4.1. Кераміка 2.4.2. Текстиль	2.4.3. Мозаїка 2.4.4. Розпис

На рис. 3.10 наведено структуру інтерфейсу анкети для отримання рекомендаційної інформації кімнат коворкінгу. Анкета реалізується у вигляді пунктів, що позначаються галочками, які відповідають структурі таблиці 3.3. Для кожної підкатегорії відображається відповідне меню вибору матеріалів.

Рисунок 3.10 – Структура інтерфейсу анкети для отримання рекомендаційної інформації кімнат коворкінгу

Класи інформації, що відображаються за допомогою HTML-сторінок, визначаються призначенням обладнання, пов'язаного з обраною сферою діяльності. У таблиці 3.4 наведено розділи інформації для трьох класів HTML-сторінок із найменуванням «HTML-1», «HTML-2», «HTML-3».

Таблиця 3.4 – Інформаційні розділи HTML-сторінок

Заголовок	HTML-1	HTML-2	HTML-3
Пункти меню	2.1.1, 2.1.3, 2.2.1, 2.2.2, 2.4.2.	2.1.2, 2.1.4, 2.2.3, 2.2.4, 2.3.3, 2.4.4.	2.3.1, 2.3.2, 2.3.4, 2.4.1, 2.4.3.
Розділ 1	Площа, кількість робочих місць, тип тарифікації (година, день, місяць, квартал, рік), вартість оренди.		
Розділ 2	1) студійні мольберти; 2) палітри та палітрові столи; 3) захисні екрани для поверхонь; 4) обладнання для підготовки ґрунтів та ґрунтування полотен; 5) ткацькі рами; 6) обладнання для змішування олійних та акварельних фарб; 7) обладнання для розкрою полотен.	1) похилі та регульовані планшети для малювання; 2) системи спеціального освітлення; 3) системи кріплення робіт; 4) системи заточування олівців та грифелів; 5) обладнання для розкрою паперу та полотен; 6) обладнання для змішування.	1) скульптурні верстати; 2) поворотні підставки; 3) інструменти для ліплення; 4) стійки для сушіння виробів; 5) обладнання для змішування глини; 6) захисні екрани; 7) гончарні круги; 8) печі для випалу; 9) термopіcтолети.
Розділ 3	Інформація про обладнання для життєзабезпечення, що знаходиться у приміщенні		

У першому рядку таблиці 3.4 наведено пункти меню, пов'язані з вибором категорії матеріалів для професійної діяльності, об'єднаних за трьома класами.

Перший розділ містить загальну інформацію про стандартні приміщення, пов'язану з трьома класами обладнання обраної сфери діяльності (для кожної HTML-сторінки відображається відповідна інформація).

Другий розділ містить дані про три класи обладнання, якими оснащуються кімнати для реалізації професійної діяльності відповідно до обраної категорії матеріалів.

Третій розділ містить загальну інформацію про три класи кімнат, пов'язану з обраною сферою діяльності, включаючи дані про інтер'єр (кількість столів, стільців тощо) та дані про обладнання, необхідне для повсякденної діяльності (шафи для зберігання, персональні комп'ютери, доступ до мережі Інтернет, настільні лампи, чайники, посуд тощо).

Використання заздалегідь підготовлених HTML-сторінок забезпечує високу швидкість відпрацювання рекомендаційної функції, оскільки виключає необхідність динамічної генерації розмітки під час виконання запиту.

3.5.3.2 Визначення параметрів векторів для категорії кімнат «Образотворче мистецтво»

Числові позначення промаркованих пунктів меню використовуються для формування параметрів p_m вектора $P_m = (p_{1m}, p_{2m}, \dots, p_{nm})^T$, де індекс $n = 1, 2, \dots, N$ визначає кількість пунктів меню, а індекс $m = 1, 2, \dots, M$ визначає кількість векторів $P_M = \{P_1, P_2, \dots, P_m, \dots, P_M\}$ вхідного набору даних класифікаційної нейронної мережі LVQ, залежно від кількості підкатегорій реалізованого інтерфейсу.

Параметри набору векторів P_M ($N = 6, M = 16$) для категорії «Образотворче мистецтво» та параметри позиційної матриці цільових векторів для їх класифікації $Y_T = \{Y_{T1}, Y_{T2}, Y_{T3}\} = \{(1,0,0)^T, (0,1,0)^T, (0,0,1)^T\}$ за трьома класами HTML-сторінок ($G = 3$) наведено в таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – Параметри векторів для категорії «Образотворче мистецтво»

Обрані пункти меню	P_M	2	2.1	2.1.1	2.1.2	2.1.3	2.1.4	Вектори класів	HTML сторінка
Підкатегорія 2.1 Параметри векторів P_1, P_2, P_3, P_4	P_1	2	1	1	0	0	0	$Y_{T1} = (1, 0, 0)^T$	HTML-1
	P_2	2	1	0	1	0	0	$Y_{T2} = (0, 1, 0)^T$	HTML-2
	P_3	2	1	0	0	1	0	$Y_{T1} = (1, 0, 0)^T$	HTML-1
	P_4	2	1	0	0	0	1	$Y_{T2} = (0, 1, 0)^T$	HTML-2
Обрані пункти меню	P_M	2	2.2	2.2.1	2.2.2	2.2.3	2.2.4	Вектори класів	HTML сторінка
Підкатегорія 2.2 Параметри векторів P_5, P_6, P_7, P_8	P_5	2	2	1	0	0	0	$Y_{T1} = (1, 0, 0)^T$	HTML-1
	P_6	2	2	0	1	0	0	$Y_{T1} = (1, 0, 0)^T$	HTML-1
	P_7	2	2	0	0	1	0	$Y_{T2} = (0, 1, 0)^T$	HTML-2
	P_8	2	2	0	0	0	1	$Y_{T2} = (0, 1, 0)^T$	HTML-2
Обрані пункти меню	P_M	2	2.3	2.3.1	2.3.2	2.3.3	2.3.4	Вектори класів	HTML сторінка
Підкатегорія 2.3 Параметри векторів $P_9, P_{10}, P_{11}, P_{12}$	P_9	2	3	1	0	0	0	$Y_{T3} = (0, 0, 1)^T$	HTML-3
	P_{10}	2	3	0	1	0	0	$Y_{T3} = (0, 0, 1)^T$	HTML-3
	P_{11}	2	3	0	0	1	0	$Y_{T2} = (0, 1, 0)^T$	HTML-2
	P_{12}	2	3	0	0	0	1	$Y_{T3} = (0, 0, 1)^T$	HTML-3
Обрані пункти меню	P_M	2	2.4	2.4.1	2.4.2	2.4.3	2.4.4	Вектори класів	HTML сторінка
Підкатегорія 2.4 Параметри векторів $P_{13}, P_{14}, P_{15}, P_{16}$	P_{13}	2	4	1	0	0	0	$Y_{T3} = (0, 0, 1)^T$	HTML-3
	P_{14}	2	4	0	1	0	0	$Y_{T1} = (1, 0, 0)^T$	HTML-1
	P_{15}	2	4	0	0	1	0	$Y_{T3} = (0, 0, 1)^T$	HTML-3
	P_{16}	2	4	0	0	0	1	$Y_{T2} = (0, 1, 0)^T$	HTML-2

3.5.3.3 Навчання нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ)

Для дослідження на навчання моделі нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ) використано метод комп'ютерного моделювання з використанням інструментарію пакета MATLAB (версія R2016a). Для навчання моделі мережі LVQ використано метод «LVQ1», який задається за допомогою функції навчання «learnlv1».

Під час навчання нейронної мережі LVQ як метрики якості використано: кількість нейронів першого шару (S_2), середньоквадратична похибка навчання (MSE) та відносна точність правильної класифікації (Relative Precision) векторів RP_O по всьому вхідному набору P_M та окремо по наборах кожного з трьох класів ($RP_{11}, RP_{22}, RP_{33}$).

Середньоквадратичну похибку навчання розраховано відповідно до формули (3.1).

$$MSE = mse(Y_T, Y_O) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (Y_{Tg} - Y_{Og})^2, g \in \{1, 2, 3\} \quad (3.1)$$

Розрахунок RP проведено в процесі тестування. Для цього фіксувалася кількість результатів з істинною класифікацією (True Classification) $TC = count(Y_{Tg} = Y_{Og})$ та хибною класифікацією (False Classification) $FC = count(Y_{Tg} \neq Y_{Og})$, де функцію $count()$ використано для розрахунку кількості виконаних умов. Значення відносної точності правильної класифікації для матриці заплутаності розраховано відповідно до формули (3.2).

$$RP_{11} = \frac{TC_{11}}{TC_{11} + FC_{12} + FC_{13}}; RP_{22} = \frac{TC_{22}}{TC_{22} + FC_{21} + FC_{23}}; RP_{33} = \frac{TC_{33}}{TC_{33} + FC_{31} + FC_{32}}, \quad (3.2)$$

де $RP_{11}, RP_{22}, RP_{33}$ – відносна точність правильної класифікації за наборами кожного з трьох класів.

Значення відносної точності правильної класифікації по всьому навчальному набору даних векторів розраховано у вигляді (3.3).

$$RP_O = \frac{TC}{TC + FC} = \frac{TC}{M} = \frac{TC_1}{M} + \frac{TC_2}{M} + \frac{TC_3}{M} = RP_{O1} + RP_{O2} + RP_{O3}, \quad (3.3)$$

де M – кількість вхідних векторів у навчальному наборі даних P_M ;

TC_1, TC_2, TC_3 – кількість істинних класифікацій трьох класів по всьому набору з M векторів.

Результати навчання та тестування класифікаційної нейронної мережі LVQ, отримані з використанням наборів даних з таблиці 3.5, протягом 100 епох наведено в таблиці 3.6.

Таблиця 3.6 – Результати навчання та тестування класифікаційної нейронної мережі LVQ

№	SI	MSE	RP_O	RP_{11}	RP_{22}	RP_{33}
1	6	0,75	0,81	0,5	1,0	1,0
2	8	0,31	0,88	0,67	1,0	1,0
3	10	0,25	0,94	0,83	1,0	1,0
4	12	0,0	1,0	1,0	1,0	1,0

Відповідно до метрик якості обрано модель LVQ №4, яка забезпечує найвищу відносну точність класифікації $RP_O = 100\%$ із кількістю нейронів у першому шарі $S1 = 12$. Архітектура обраної моделі класифікаційної нейронної мережі LVQ наведена на рис. 3.11, матриця заплутаності класифікації векторів представлена на рис. 3.12.

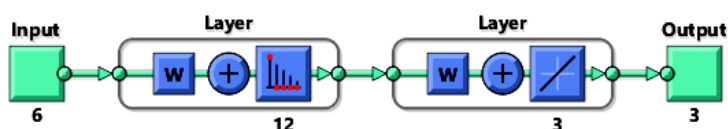


Рисунок 3.11 – Архітектура обраної моделі нейронної мережі LVQ

Output Class	1	TC ₁₁ =6 RP ₁₁ =1,0	FC ₂₁ =0 RP ₂₁ =0,0	FC ₃₁ =6 RP ₃₁ =0,0	TC ₁ =6 of 16 RP _{O1} =0,375
	2	FC ₁₂ =0 RP ₁₂ =0,0	TC ₂₂ =6 RP ₂₂ =1,0	FC ₃₂ =0 RP ₃₂ =0,0	TC ₂ =6 of 16 RP _{O2} =0,375
	3	FC ₁₃ =0 RP ₁₃ =0,0	FC ₂₃ =0 RP ₂₃ =0,0	TC ₃₃ =4 RP ₃₃ =1,0	TC ₃ =4 of 16 RP _{O3} =0,25
		TC ₁ =6 of 16 RP _{O1} =0,375	TC ₂ =6 of 16 RP _{O2} =0,375	TC ₃ =4 of 16 RP _{O3} =0,25	TC=16 of 16 RP _O =1,0
		1 (M ₁ =6)	2 (M ₂ =6)	3 (M ₃ =4)	M=M ₁ +M ₂ +M ₃ =16
		Target Class			

Рисунок 3.12 – Матриця заплутаності обраної моделі нейронної мережі LVQ

Матриці вагових коефіцієнтів обраної моделі нейронної мережі LVQ $W1 (12 \times 6), W2(3 \times 12)$ наведено в таблиці 3.7 (матрицю $W1$ подано у транспонованому вигляді).

Таблиця 3.7 – Вагові коефіцієнти обраної моделі нейронної мережі LVQ

$W1^T (net.IW\{1,1\}), N \times SI = 6 \times 12$											
2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00
4,00	1,31	2,42	2,62	2,49	1,00	2,61	2,61	1,99	2,61	3,52	3,01
0,00	0,64	0,00	0,63	0,00	0,00	0,63	0,63	0,00	0,63	0,91	0,01
1,23	0,00	0,52	0,37	0,00	0,51	0,38	0,38	0,00	0,38	0,00	1,00
0,00	0,36	0,00	0,63	1,00	0,00	0,63	0,63	0,00	0,63	0,41	0,01
-0,23	0,00	0,48	0,63	0,00	0,49	0,62	0,62	1,00	0,62	-0,32	0,00
$W2 (net.LW\{2,1\}), S2 \times SI = 3 \times 12$											
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1

3.5.3.4 Програмна реалізація рекомендаційної функції з використанням навченої нейронної мережі LVQ

Для реалізації рекомендаційної функції системи коворкінгу з використанням навченої нейронної мережі LVQ розроблено функцію мовою програмування Python. Схема алгоритму роботи розробленої функції наведена на рисунку 3.13.

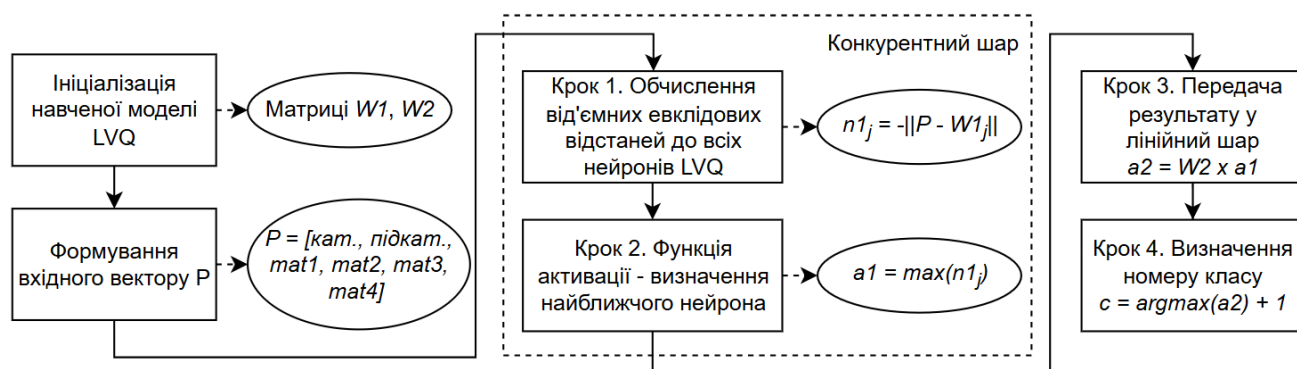


Рисунок 3.13 – Схема алгоритму рекомендаційної функції з використанням навченої нейронної мережі LVQ

На етапі ініціалізації завантажуються матриці коефіцієнтів $W1$ та $W2$ навченої нейронної мережі LVQ, після чого формується вхідний вектор P , що є векторним представленням запиту користувача та містить закодовані значення категорії, підкатегорії та обраних матеріалів.

На першому кроці виконується обчислення від'ємних евклідових відстаней від вхідного вектора P до вагових векторів усіх нейронів конкурентного шару навченої нейронної мережі LVQ.

На другому кроці застосовується функція активації конкурентного шару, яка визначає нейрон-переможець: той нейрон, що має найбільше значення $n1_j$, отримує значення активації «1», решта – «0». Результатом є вектор $a1$, що відповідає вектору нейрону із значенням активації «1».

На третьому кроці виконується передача результату до лінійного шару: виконується множення матриці вагових коефіцієнтів $W2$ на вектор $a1$, що дає вектор $a2$, який кодує належність до одного з класів HTML-сторінок.

На четвертому кроці лінійний шар повертає вектор $a2$, кожен елемент якого відповідає одному з трьох класів HTML-сторінок результатів. Клас із найвищим значенням визначається як результат класифікації – саме він вказує, яку із заздалегідь підготовлених HTML-сторінок необхідно повернути користувачу як відповідь рекомендаційної функції.

Програмний код реалізації рекомендаційної функції з використанням навченої нейронної мережі LVQ наведено у лістингу 3.4.

Лістинг 3.4 – Програмний код реалізації рекомендаційної функції з використанням навченої нейронної мережі LVQ

```
def lvq_classify(P__user): #P_user - векторне представлення запиту
користувача
    # Крок 1 - від'ємна евклідова відстань
    n1 = -np.linalg.norm(W1 - P_user, axis=1)
    # Крок 2 - конкурентна функція активації
    a1 = np.zeros(len(n1))
    a1[np.argmax(n1)] = 1
    # Крок 3 - лінійний шар
    a2 = W2 @ a1
    # Крок 4 - позиційний код
    c = int(np.argmax(a2)) + 1 # c ∈ {1, 2, 3}
```

Web-інтерфейс вибору пунктів анкети для отримання рекомендацій кімнат наведено на рис. 3.14. Він представляє покрокову форму, що складається з трьох

кроків: вибір категорії діяльності, уточнення підкатегорії та визначення матеріалів, з якими працює користувач, відповідно до схеми рис. 3.10.

Анкета підбору кімнати

Вкажіть напрям діяльності, підкатегорію та матеріали, з якими ви працюєте. На основі цих параметрів система підбере найбільш відповідні кімнати.

Заповнено 3 з 3 кроків

1 Категорія діяльності

Обрано: Образотворче мистецтво

2 Підкатегорія

Обрано: Живопис

3 Матеріали

Обрано: Масляні фарби

1 Крок 1

Обрано

Категорія діяльності

Оберіть основний напрям вашої професійної діяльності.

Музика

Образотворче мистецтво

Цифрове візуальне мистецтво і дизайн

Фото- та відеовиробництво

2 Крок 2

Обрано

Підкатегорія

Уточніть спеціалізацію в межах обраного напрямку.

Живопис

Ілюстрація та графіка

Скульптура

Декоративно-прикладне мистецтво

3 Крок 3

Обрано

Матеріали

Вкажіть матеріали, з якими ви працюєте у просторі.

Масляні фарби

Акрилові фарби

Аквапель

Mixed media

Ваш вибір

КАТЕГОРІЯ

Образотворче мистецтво

ПІДКАТЕГОРІЯ

Живопис

МАТЕРІАЛИ

Масляні фарби

Готово до пошуку

Система використовує обрані параметри, щоб показати кімнати з відповідним обладнанням, умовами та середовищем для роботи.

Показати рекомендації

Рисунок 3.14 – Інтерфейс вибору пунктів анкети

Результат роботи рекомендаційної функції з використанням навченої нейронної мережі LVQ наведено на рис. 3.15.

Майстерня живопису №7

Зап для індивідуальної та групової художньої роботи

Доступно сьогодні

Живопис

Масляні фарби

680 грн за день

площа 28 м²

РОБОЧІ МІСЦЯ 8 місць

ТАРИФІКАЦІЯ 680 грн/день

Майстерня підходить для роботи з полотнами та олійними фарбами: передбачені окремі зони для підготовки матеріалів, змішування фарб і організації індивідуального робочого місця.

Обладнання

Умови

Обладнання кімнати

Натисніть на позицію, щоб переглянути технічні характеристики.

7 позицій

Студійні мольберти Mabef M/18

Палітрові столи IKEA Bekant Studio

Захисні екрани ArtShield Pro 90

Станція ґрунтування полотен Liquitex PrepStation 60

Ткацькі рамки Ashford Student Loom 60

Міксер фарб Badger 121 Paint Mixer

Різак полотен Dahle 552 Professional

Студійний мольберт Mabef M/18

Професійний підлоговий мольберт для роботи з полотнами середнього та великого формату. Кількість: 8 штук

МАТЕРІАЛ промислений бук

ФОРМАТ полотна до 180 см висоти

КУТ нахилу 0-90°, фіксація гвинтом

НАВАНТАЖЕННЯ до 25 кг

Мольберт підходить для академічного живопису, роботи мастиком і нанесення щільних шарів олійної фарби. Жорстка H-подібна конструкція змінює вибрати під час роботи, а висока центральна рейка дозволяє встановлювати полотна для портретного, пейзажного та вертикального композиційного формату.

- можна працювати з полотном на підрамнику та планшетом;
- нижня полиця має бортик для фіксації полотна;
- конструкція сумісна з тривалими сесіями олійного живопису.

Обладнання для життєзабезпечення

Системи, що забезпечують комфорт, безпеку та придатність простору до тривалої роботи.

6 позицій

Вентиляційна установка Daikin VAM350J

Освітлення Philips Ledinaire CR150B

Мийна зона Franke Sirius SID 610

Стелажі IKEA BROR Heavy Duty

Електроблок Legrand Mosaic 6M

Станція очищення Kärcher SinkCare Compact

Вентиляційна установка Daikin VAM350J

Припливно-витяжна система з рекуперацією для стабільного повітряного обміну під час роботи з фарбами.

ПРОДУКТИВНІСТЬ до 350 м³/год

ФІЛЬТРАЦІЯ G4, захист від пилу

ШУМ близько 28-35 дБ

КЕРУВАННЯ 3 режими інтенсивності

Система підтримує постійне оновлення повітря в майстерні, що важливо під час використання олійних фарб, ґрунтів, лаків і допоміжних матеріалів із запахом. Рекуперація зменшує втрати тепла, тому приміщення залишається комфортним навіть під час тривалих сесій.

- допомагає зменшити накопичення запахів від фарб;
- підтримує стабільний мікроклімат для сушіння робіт;
- працює у фоновому режимі без значного шумового навантаження.

План кімнати

Детальніше

Забронювати

Майстерня живопису №7

Зап для індивідуальної та групової художньої роботи

Доступно сьогодні

Живопис

Масляні фарби

680 грн за день

площа 28 м²

РОБОЧІ МІСЦЯ 8 місць

ТАРИФІКАЦІЯ 680 грн/день

Майстерня підходить для роботи з полотнами та олійними фарбами: передбачені окремі зони для підготовки матеріалів, змішування фарб і організації індивідуального робочого місця.

Обладнання

Умови

Обладнання кімнати

Натисніть на позицію, щоб переглянути технічні характеристики.

7 позицій

Студійні мольберти Mabef M/18

Палітрові столи IKEA Bekant Studio

Захисні екрани ArtShield Pro 90

Станція ґрунтування полотен Liquitex PrepStation 60

Ткацькі рамки Ashford Student Loom 60

Міксер фарб Badger 121 Paint Mixer

Різак полотен Dahle 552 Professional

Студійний мольберт Mabef M/18

Професійний підлоговий мольберт для роботи з полотнами середнього та великого формату. Кількість: 8 штук

МАТЕРІАЛ промислений бук

ФОРМАТ полотна до 180 см висоти

КУТ нахилу 0-90°, фіксація гвинтом

НАВАНТАЖЕННЯ до 25 кг

Мольберт підходить для академічного живопису, роботи мастиком і нанесення щільних шарів олійної фарби. Жорстка H-подібна конструкція змінює вибрати під час роботи, а висока центральна рейка дозволяє встановлювати полотна для портретного, пейзажного та вертикального композиційного формату.

- можна працювати з полотном на підрамнику та планшетом;
- нижня полиця має бортик для фіксації полотна;
- конструкція сумісна з тривалими сесіями олійного живопису.

Обладнання для життєзабезпечення

Системи, що забезпечують комфорт, безпеку та придатність простору до тривалої роботи.

6 позицій

Вентиляційна установка Daikin VAM350J

Освітлення Philips Ledinaire CR150B

Мийна зона Franke Sirius SID 610

Стелажі IKEA BROR Heavy Duty

Електроблок Legrand Mosaic 6M

Станція очищення Kärcher SinkCare Compact

Вентиляційна установка Daikin VAM350J

Припливно-витяжна система з рекуперацією для стабільного повітряного обміну під час роботи з фарбами.

ПРОДУКТИВНІСТЬ до 350 м³/год

ФІЛЬТРАЦІЯ G4, захист від пилу

ШУМ близько 28-35 дБ

КЕРУВАННЯ 3 режими інтенсивності

Система підтримує постійне оновлення повітря в майстерні, що важливо під час використання олійних фарб, ґрунтів, лаків і допоміжних матеріалів із запахом. Рекуперація зменшує втрати тепла, тому приміщення залишається комфортним навіть під час тривалих сесій.

- допомагає зменшити накопичення запахів від фарб;
- підтримує стабільний мікроклімат для сушіння робіт;
- працює у фоновому режимі без значного шумового навантаження.

План кімнати

Детальніше

Забронювати

Рисунок 3.15 – Результати рекомендацій кімнат після вибору пунктів анкети

Результатом є сторінка підібраних кімнат, що містить картки відповідних приміщень із розгорнутою інформацією характеристик кімнати.

Повнота представленої інформації досягається завдяки використанню зовнішнього розширеного табличного джерела даних у форматі CSV, що забезпечує користувача вичерпними відомостями про кожну рекомендовану кімнату.

3.6 Порівняння варіантів реалізації рекомендаційних функцій для систем електронної комерції коворкінгу і рекомендації до їх впровадження

З метою порівняння варіантів реалізації рекомендаційних функцій для систем електронної комерції коворкінгу та визначення рекомендацій щодо їх впровадження проведено порівняльний аналіз чотирьох варіантів у межах двох рекомендаційних методів. Результати аналізу систематизовано в таблиці 3.8 за такими критеріями: варіант реалізації, вхідні дані користувача, джерело даних, результат, переваги, недоліки та доцільність використання.

У межах методу побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати розглянуто два варіанти.

Варіант на основі SQL-запиту до бази даних є технічно простим і забезпечує точний результат відбору кімнат за заданими умовами. Однак його практична цінність обмежена: інформативність рекомендацій визначається лише тими даними, що зберігаються в основній реляційній базі даних, яка містить виключно структуровані технічні характеристики кімнат. Крім того, користувач змушений самостійно формулювати умови запиту в явному вигляді, що потребує від нього попередніх знань про параметри кімнат коворкінгу та можливі їхні значення.

Варіант на основі генеративної нейронної мережі ChatGPT усуває обидва зазначені недоліки: користувач описує потреби у вільній текстовій формі, а модель здійснює семантичний аналіз запиту та зіставляє виявлені потреби з розширеним зовнішнім джерелом даних, що містить детальну описову інформацію про кімнати. Це забезпечує якісніші та інформативніші рекомендації, однак потребує контролю коректності відповідей моделі та якісно підготовленого джерела знань.

Таблиця 3.8 – Порівняльна характеристика варіантів реалізації рекомендаційних методів для систем електронної комерції коворкінгу

Рекомендаційний метод	Варіант реалізації	Вхідні дані користувача	Джерело даних	Результат	Переваги	Недоліки	Доцільність використання
Метод побудови запитів користувачів на основі знань про кімнати	Побудова SQL-запиту до БД	Параметр, оператор, значення, AND/OR	Основна база даних MySQL	HTML-сторінка з інформацією що відповідає запиту з заданими умовами	Простий; результати легко перевірити; добре працює з точними параметрами	Користувач має самостійно знати, які параметри задати; не обробляє природномовні запити; інформація обмежена даними, що зберігаються в БД	Коли користувач точно знає параметри кімнати
	Генеративна нейронна мережа ChatGPT	Текстовий опис потреб природною мовою	Зовнішнє розширене джерело даних, підключене як база знань	HTML-сторінка зі списком кімнат, що відповідають описаним умовам	Зручний для користувача; дозволяє описати потребу словами; може працювати з розширеною текстовою інформацією	Потребує якісного джерела знань; результати менше передбачуваний; потрібен контроль, щоб модель не вигадувала дані	Коли користувач не знає точних параметрів і описує потребу у вільній формі
Метод використання жорстких обмежень	Фільтрація записів БД за умовами системи	Вибір параметрів фільтрів	Основна база даних MySQL	HTML-сторінка зі списком кімнат, що відповідають фільтрам	Простий у реалізації; не потребує навчання моделі; результати легко перевірити	Повертає лише точні збіги; не групує схожі варіанти; обмежений даними, що зберігаються в БД	Коли вибір користувача можна подати у вигляді фільтрів
	Визначення класу відображуваної інформації за допомогою нейронної мережі LVQ	Вибір пунктів анкети	Підготовлені класи HTML-сторінок з інформацією, відібраною з зовнішнього розширеного джерела даних	HTML-сторінка відповідного класу рекомендації	Швидка класифікація; групує схожі варіанти; дозволяє скоротити кількість HTML-сторінок через групування схожих варіантів	Потребує попередньої підготовки векторів і навчання нейронної мережі; складно обробляє нові категорії без перенавчання	Коли вибір користувача можна подати у вигляді структурованої анкети

У межах методу використання жорстких обмежень також розглянуто два варіанти.

Варіант на основі фільтрації записів бази даних є класичним варіантом реалізації методу жорстких обмежень, тому в роботі детально не розглядався.

Цей варіант характеризується тими самими обмеженнями, що і SQL-запит: результат визначається лише даними основної бази та не передбачає семантичного узагальнення. Групування схожих варіантів кімнат є недосяжним, що знижує практичну цінність рекомендацій в умовах великої кількості різнофункціональних приміщень.

Варіант на основі класифікаційної нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ) вирішує цю проблему: анкетні дані користувача перетворюються на числовий вектор, який класифікується мережею та відображається у вигляді відповідної HTML-сторінки з узагальненою описовою інформацією. Групування схожих сценаріїв використання дозволяє скоротити кількість HTML-сторінок та забезпечити користувача змістовними рекомендаціями. Недоліком є необхідність попередньої підготовки навчальних даних та обмеженість наперед визначеними класами.

Таким чином, до впровадження в системах електронної комерції коворкінгу рекомендовано два варіанти реалізації рекомендаційних методів: на основі генеративної нейронної мережі ChatGPT та на основі нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ). Спільною рисою обох варіантів є використання розширеного зовнішнього джерела даних, що усуває обмеженість описової інформації основної бази даних, та застосування нейромережевих підходів, які забезпечують семантичний аналіз запитів у довільній формі та класифікацію структурованих анкетних даних відповідно. Варіанти на основі SQL без застосування нейронних мереж не рекомендовані, оскільки вони не здатні забезпечити достатню інформативність та якість рекомендацій для масштабних систем коворкінгу в умовах великої кількості кімнат різного функціонального призначення.

ВИСНОВКИ

За результатами кваліфікаційної роботи проведено дослідження варіантів реалізації рекомендаційних функцій для систем електронної комерції коворкінгу з використанням нейронних мереж.

Проведено аналіз сучасного стану реалізації рекомендаційних функцій в системах електронної комерції коворкінгу. Визначено, що головними недоліками сучасних систем електронної комерції коворкінгу є відсутність автоматизованих функцій підготовки рекомендацій кімнат у відповідності до професійних потреб користувачів та обмежений набір текстової та візуальної інформації для оцінки відповідності кімнат професійним потребам клієнта.

Проведено аналіз обмежень, що обмежують реалізацію рекомендаційних функцій, та неможливості використання більшості класичних рекомендаційних методів: холодний старт, довгостроковий характер оренди, ситуативність професійних потреб орендарів та обмеженість рекомендаційної інформації в базі даних, що зумовлена великою кількістю кімнат в масштабних системах коворкінгу.

Проведено аналіз теоретичних підходів для визначення рекомендацій в системах електронної комерції коворкінгу, за результатами якого прийнято рішення на реалізацію методів на основі знань: методу побудови запиту користувачів на основі знань про кімнати та методу використання жорстких обмежень.

Розроблено архітектуру рекомендаційної підсистеми системи електронної комерції коворкінгу, що включає три інтерфейси: таблицю побудови запиту користувача, рядок пошуку та вибір пунктів анкети.

Досліджено варіант реалізації методу побудови запиту користувачів з використанням бази даних системи електронної комерції коворкінгу. Базу даних системи електронної комерції коворкінгу спроектовано та створено на платформі СУБД MySQL.

Досліджено варіант реалізації рекомендаційних функцій з використанням зовнішнього розширеного табличного джерела даних для подання рекомендаційної інформації кімнат коворкінгу. Визначено та створено розширене табличне джерело даних кімнат коворкінгу у форматі файлу CSV, де кожен рядок представляє розгорнуту описову інформацію про кімнату коворкінгу.

Досліджено варіант реалізації методу побудови запиту користувачів з використанням генеративної нейронної мережі ChatGPT. Для цього виконано

підключення розробленого зовнішнього табличного джерела даних до бази знань нейронної мережі ChatGPT та програмно реалізовано алгоритм формування рекомендацій кімнат коворкінгу з використанням функцій бібліотеки OpenAI.

Досліджено варіант реалізації методу жорстких обмежень з використанням класифікаційної нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ). Проведено визначення параметрів векторів на прикладі категорії кімнат коворкінгу «Образотворче мистецтво» та підготовку структури трьох HTML-сторінок, які представляють окремі класи кімнат коворкінгу. Проведено навчання нейронної мережі LVQ, за результати якого обрано модель із найвищим значенням відносної точності класифікації $RP_O = 100\%$ із кількістю нейронів у першому шарі $S1 = 12$. Програмно реалізовано алгоритм формування рекомендацій з використанням матриць вагових коефіцієнтів попередньо навченої нейронної мережі LVQ.

Система електронної комерції коворкінгу реалізована на основі триланкової архітектури клієнт-сервер, рекомендаційні функції реалізовано з використанням засобів мов програмування Java та Python.

За результатами експериментальних досліджень визначено, що варіанти реалізації рекомендаційних функцій для систем електронної комерції коворкінгу, що використовують базу даних системи електронної комерції коворкінгу не здатні забезпечити достатню інформативність та якість рекомендацій для масштабних систем коворкінгу в умовах великої кількості кімнат різного функціонального призначення.

Варіант реалізації рекомендаційної функції системи коворкінгу з використанням генеративної нейронної мережі ChatGPT усуває зазначені недоліки за рахунок використання зовнішнього розширеного джерела даних кімнат коворкінгу, а також дає можливість користувачам описувати професійні потреби у вільній формі.

Варіант реалізації рекомендаційної функції системи коворкінгу з використанням класифікаційної нейронної мережі LVQ також усуває недолік обмеженості даних за рахунок використання зовнішнього розширеного джерела даних кімнат коворкінгу, а також підтримує групування схожих варіантів, що вирішує проблему занадто жорстких обмежень.

Таким чином, застосування нейромережевих підходів рекомендується до впровадження під час реалізації рекомендаційних функцій для систем електронної комерції коворкінгу.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Сиротенко О. Г., Коваленко А. І. Розробка рекомендаційних функцій системи електронної комерції коворкінгу з використанням нейронних мереж. // IX International Scientific and Practical Conference «Scientific practice: modern and classical research methods, (April 10, 2026) Boston, USA. С. 125–127. URL: <https://doi.org/10.36074/logos-10.04.2026.024> (дата звернення: 28.04.2026).
2. Сиротенко О. Г., Коваленко А. І. Модель рекомендаційної системи коворкінгу з використанням ChatGPT та нейронної мережі квантування вектора навчання (LVQ). Наука і техніка сьогодні. 2026. № 3(57). URL: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2026-3\(57\)-1839-1854](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2026-3(57)-1839-1854) (дата звернення: 28.04.2026).
3. Spinuzzi C. Working Alone Together: Coworking as Emergent Collaborative Activity. Journal of Business and Technical Communication. 2012. Т. 26, № 4. С. 399–441. URL: <https://doi.org/10.1177/1050651912444070>
4. Про затвердження Випуску 1 «Професії працівників, що є загальними для всіх видів економічної діяльності» Довідника кваліфікаційних характеристик професій працівників : наказ Міністерства праці та соціальної політики від 29.11.2004 р. № 336. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0336203-04#Text> (дата звернення: 28.04.2026).
5. Про захист персональних даних : Закон України від 01.06.2010 № 2297-VI: станом на 14 черв. 2025 р. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2297-17#Text> (дата звернення: 28.04.2026).
6. Особливості дизайну просторів сучасних коворкінгів залежно від їх функціонального призначення / О. Є. Шмельова та ін. Art and Design. 2020. № 4. С. 119–131.
7. Migliore A., Ceinar I. M., Tagliaro C. Beyond Coworking: From Flexible to Hybrid Spaces. Human Resource Management. Cham, 2021. С. 3–24.
8. Bouncken R. B., Aslam M. M., Qiu Y. Coworking spaces: Understanding, using, and managing sociomateriality. Business Horizons. 2021. Т. 64, № 1. С. 119–130.
9. Bacevice P. A., Spreitzer G. M. ‘It’s like, instant respect’: Coworking spaces as identity anchoring environments in the new economy. New Technology, Work and Employment. 2022. Т. 38, № 1. С. 59–81.

10. Coworking spaces and makerspaces: Mapping the state of research / S. Kraus та ін. *Journal of Innovation & Knowledge*. 2022. Т. 7, № 1. С. 100161.
11. Orel M., Dvoulety O. Transformative Changes and Developments of the Coworking Model: A Narrative Review. *Technological Progress, Inequality and Entrepreneurship*. Cham, 2019. С. 9–27.
12. Frenkel A., Buchnik T. Choosing coworking spaces: Exploring the preferences of coworking space members. *Cities*. 2025. Т. 162. С. 105991.
13. In search of member needs in coworking spaces / E. Radman та ін. *Review of Managerial Science*. 2022.
14. Howell T. Coworking spaces: An overview and research agenda. *Research Policy*. 2022. Т. 51, № 2. С. 104447.
15. Tintiangko J., Soriano C. R. Coworking Spaces in the Global South: Local Articulations and Imaginaries. *Journal of Urban Technology*. 2020. Т. 27, № 1. С. 67–85.
16. Jannach D., Zanker M., Felfernig A., Friedrich G. *Recommender Systems : An Introduction*. UK : Cambridge University Press, 2010. 352 p.
17. Ricci F., Rokach L., Shapira B. *Recommender Systems Handbook*. 3rd edition. USA : Springer, 2022. 1071 p.
18. Koren Y., Bell R. *Advances in Collaborative Filtering. Recommender Systems Handbook*. Boston, MA, 2015. С. 77–118.
19. R. Burke, Knowledge-based recommender systems. *Encyclopedia Library Inf. Sys.*. 2000. Т. 69, № 32. С. 175–86.
20. Knowledge-based recommender systems: overview and research directions / M. Uta та ін. *Frontiers in Big Data*. 2024. Т. 7.
21. *Constraint-Based Recommender Systems* / A. Felfernig та ін. *Recommender Systems Handbook*. Boston, MA, 2015. С. 161–190.
22. Jugovac M., Jannach D. Interacting with Recommenders—Overview and Research Directions. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems*. 2017. Т. 7, № 3. С. 1–46.
23. A survey on large language models for recommendation / L. Wu та ін. *World Wide Web*. 2024. Т. 27, № 5.
24. *Recommender Systems in the Era of Large Language Models (LLMs)* / Z. Zhao та ін. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2024. С. 1–20.

25. Uncovering ChatGPT's Capabilities in Recommender Systems / S. Dai та ін. RecSys '23: Seventeenth ACM Conference on Recommender Systems, Singapore Singapore. 2023. С. 1126–1132.
26. Kohonen T. Learning Vector Quantization. Self-Organizing Maps. Berlin, Heidelberg, 2001. С. 245–261.
27. Learning Vector Quantization (LVQ) Neural Networks - MATLAB & Simulink. MATLAB. URL: <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ug/learning-vector-quantization-lvq-neural-networks-1.html> (дата звернення: 28.04.2026).
28. Richards M. Software Architecture Patterns. 1st edition. USA : O'Reilly Media, 2015. 55 p.
29. Witten I. H., Frank E., Hall M. A., Pal C. J. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. 4th edition. USA: Morgan Kaufmann. 2016. 654 p.
30. API Overview. OpenAI API Reference. URL: <https://developers.openai.com/api/reference/overview> (дата звернення: 28.04.2026).