

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра Системотехніки
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)
Дослідження методів вирішення проблеми холодного старту у рекомендаційних
системах
(тема)

Виконав:
здобувач 2 року навчання,
групи ІТІМ-24-1
Голік М. В.
(власне ім'я, прізвище)

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

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

Освітня програма Інформаційні технології
проектування
(повна назва освітньої програми)

Керівник проф. каф. СТ Міщеряков Ю. В.
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри _____

(підпис)

Гребеннік І. В.

(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____
Кафедра _____ Системотехніки _____
Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____
Спеціальність _____ 122 Комп'ютерні науки _____
(код і повна назва)
Тип програми _____ освітньо-професійна _____
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)
Освітня програма _____ Інформаційні технології проектування _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

« _____ » _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві _____ Голіку Максиму Вадимовичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження методів вирішення проблеми холодного старту у рекомендаційних системах
затверджена наказом університету від 24 листопада 2025 р. № 1058Ст
2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії 18 грудня 2025 р.
3. Вихідні дані до роботи матеріали щодо методів надання рекомендацій, дослідження існуючих видів холодного старту та відповідних підходів щодо вирішення проблем холодного старту. Перелік використаних програмних засобів: PyCharm та відповідні бібліотеки pandas, numpy, scikit-learn
4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі 4.1 Аналіз властивостей об'єкта досліджень. 4.2 Аналіз методів вирішення задачі рекомендації у загальному випадку. 4.3 Аналіз існуючих методів вирішення проблеми холодного старту. 4.4 Дослідження існуючих підходів, методів та наукових розробок щодо вирішення проблеми холодного старту. 4.5 Постановка задачі дослідження. 4.6 Вибір підходів до вирішення проблеми холодного старту. 4.7 Удосконалена гібридна модель вирішення проблеми холодного старту. 4.8 Призначення та вимоги до інформаційної технології вирішення проблеми холодного старту. 4.9 Структура гібридної моделі для різних сценаріїв проблеми холодного старту. 4.10 Проектування структури даних та підсистеми підготовки ознак. 4.11 Технічні рішення та особливості реалізації. 4.12 Структура програмної реалізації гібридної моделі. 4.13 Реалізація часткових моделей гібридної системи. 4.14 Реалізація гібридного агрегатора та формування списку рекомендацій 4.15 Вихідні дані та сценарії експериментів. 4.16 Методика проведення експериментів та показники якості. 4.17 Результати експериментів. 4.18 Аналіз результатів та висновки щодо ефективності моделі
5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) 5.1 Типи та види даних, що знаходяться у використанні в рекомендаційних системах. 5.2 Схема інформаційних

потоків у рекомендаційній системі. 5.3 Класифікація методів рекомендації. 5.4 Види холодного старту. 5.5 Структура технології рекомендацій. 5.6 Структура гібридної моделі для різних сценаріїв. 5.7 Загальна архітектура інформаційної технології вирішення проблеми холодного старту. 5.8 Залежність значень Precision@K гібридної моделі для різних сценаріїв холодного старту. 5.9 Порівняння значень nDCG@K гібридної моделі для сценаріїв нового користувача, нового готелю та нової системи. 5.10 Порівняння значень nDCG@K для базових та гібридної моделей у сценарії нового готелю. 5.11 Порівняння значень nDCG@K для базових та гібридної моделей у сценарії нового користувача. 5.12 Порівняння значень nDCG@K для базових та гібридної моделей у сценарії нової системи

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

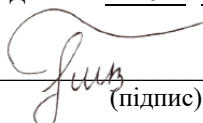
| Найменування розділу | Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові) | Позначка консультанта про виконання розділу | |
|--|--|---|------------|
| | | підпис | дата |
| Удосконалена гібридна модель вирішення проблеми холодного старту | проф. Міщеряков Ю. В. | | 24.10.2025 |

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

| № | Назва етапів роботи | Строк / термін виконання етапів роботи | Примітка |
|----|--|--|----------|
| 1 | Отримання завдання на виконання роботи | 10.10.2025 | виконано |
| 2 | Аналіз предметної області та існуючих підходів, методів та наукових розробок щодо вирішення проблеми | 11.10.2025-20.10.2025 | виконано |
| 3 | Постановка задачі дослідження | 21.10.2025 | виконано |
| 4 | Удосконалена гібридна модель вирішення проблеми холодного старту | 22.10.2025-31.10.2025 | виконано |
| 5 | Вимоги до інформаційної технології вирішення проблеми холодного старту | 01.11.2025-05.11.2025 | виконано |
| 6 | Структура гібридної моделі | 06.11.2025-10.11.2025 | виконано |
| 7 | Проектування структури даних та підсистеми підготовки ознак | 11.11.2025-17.11.2025 | виконано |
| 8 | Програмна реалізація часткових моделей гібридної моделі | 18.11.2025-25.11.2025 | виконано |
| 9 | Програмна реалізація гібридного агрегатора | 26.11.2025-04.12.2025 | виконано |
| 10 | Експериментальні дослідження гібридної моделі та оцінювання якості рекомендацій | 05.12.2025-11.12.2025 | виконано |
| 11 | Оформлення пояснювальної записки | 12.12.2025-14.12.2025 | виконано |
| 12 | Представлення роботи на рецензування | 16.12.2025 | виконано |
| 13 | Подання кваліфікаційної роботи до ЕК | 18.12.2025 | виконано |

Дата видачі завдання 10 жовтня 2025 р.

Здобувач


(підпис)

Керівник роботи


(підпис)

проф. Міщеряков Ю. В.
(посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до магістерської кваліфікаційної роботи: 83 с., 9 табл., 13 рис., 15 лістингів, 2 додатки, 25 джерел інформації.

РЕКОМЕНДАЦІЙНІ СИСТЕМИ, ПРОБЛЕМА ХОЛОДНОГО СТАРТУ, ГОТЕЛЬНІ ОНЛАЙН-СЕРВІСИ, ГІБРИДНА МОДЕЛЬ, КОНТЕНТНА МОДЕЛЬ, ДЕМОГРАФІЧНА МОДЕЛЬ, КОНТЕКСТНА МОДЕЛЬ, ПОПУЛЯРНІСНА МОДЕЛЬ, EMBEDDINGS, РАНЖУВАННЯ, PRECISION@K, RECALL@K, NDCG@K

Об'єкт дослідження – процес формування рекомендацій у інформаційних системах за умов обмеженої або відсутньої історії взаємодій користувачів із об'єктами у сфері готельних сервісів.

Предмет дослідження – методи, моделі та стратегії вирішення проблеми холодного старту для користувачів, об'єктів та системи в цілому, що базуються на аналізі структурованих та неструктурованих даних, контекстних факторів та зовнішніх джерел інформації.

Мета дослідження – підвищення якості рекомендацій у рекомендаційній системі готелів за наявності проблеми холодного старту шляхом розроблення та дослідження удосконаленої гібридної моделі.

Методи дослідження – аналіз літературних джерел, системний підхід до побудови інформаційної технології рекомендацій, аналіз рекомендаційних методів, моделювання часткових компонент гібридної системи та їх вагове агрегування, експериментальне оцінювання якості ранжування за метриками.

Основні результати дослідження – систематизовано сценарії проблеми холодного старту у рекомендаційних системах. Запропоновано удосконалену гібридну модель, що поєднує контентну, демографічну, контекстну, популярнісну та embedding-компоненти, а також механізм адаптації внеску компонент залежно від сценарію браку даних. Реалізовано інформаційну технологію та проведено експериментальні дослідження у сценаріях нового користувача, нового готелю та нової системи.

Сфера застосування – готельні онлайн-сервіси, які потребують персоналізованого підбору варіантів за умов обмеженості історичних взаємодій.

ABSTRACT

Master's Thesis: 83 pages, 9 tables, 13 figures, 15 listings, 2 appendices, 25 titles.

COLD START PROBLEM, CONTENT-BASED MODEL, CONTEXT-BASED MODEL, DEMOGRAPHIC MODEL, EMBEDDINGS, HOTEL ONLINE SERVICES, HYBRID MODEL, NDCG@K, POPULARITY-BASED MODEL, PRECISION@K, RANKING, RECALL@K, RECOMMENDER SYSTEMS

Research object – process of generating recommendations in information systems under conditions of limited or absent user–item interaction history in the domain of hotel services.

Research subject – methods, models, and strategies for addressing the cold start problem for users, items, and the system as a whole, based on the analysis of structured and unstructured data, contextual factors, and external information sources.

Aim of research – improving the quality of recommendations in hotel recommender systems in the presence of the cold start problem through the development and investigation of an enhanced hybrid model.

Method of research – analysis of scientific literature, a system approach to designing recommendation information technology, analysis of recommendation methods, modeling of partial components of a hybrid system and their weighted aggregation, as well as experimental evaluation of ranking quality using standard metrics.

Main results of research – systematization of cold start problem scenarios in recommender systems. An enhanced hybrid model is proposed that combines content-based, demographic, context-aware, popularity-based, and embedding components, along with a mechanism for adapting component contributions depending on the data sparsity scenario. An information technology solution has been implemented and experimental studies have been conducted for the scenarios of a new user, a new hotel, and a new system.

Application domain – hotel online services that require personalized selection of options under conditions of limited historical interactions.

ЗМІСТ

| | |
|--|----|
| Скорочення умовні позначки і терміни | 8 |
| Вступ | 9 |
| 1 Аналіз предметної області та задачі дослідження..... | 11 |
| 1.1 Аналіз властивостей об'єкта досліджень | 11 |
| 1.1.1 Рекомендаційні системи як об'єкт інформаційних технологій | 12 |
| 1.1.2 Дані та інформаційні структури у рекомендаційних системах | 13 |
| 1.1.3 Фактори, що впливають на процес формування рекомендацій..... | 14 |
| 1.1.4 Схема інформаційних потоків у рекомендаційній системі..... | 15 |
| 1.2 Аналіз методів вирішення задач рекомендації у загальному випадку | 17 |
| 1.2.1 Контентно-орієнтовані методи рекомендації | 18 |
| 1.2.2 Демографічні методи рекомендації | 19 |
| 1.2.3 Колаборативні методи рекомендації..... | 19 |
| 1.2.4 Контекстуальні методи рекомендації | 20 |
| 1.2.5 Графові та embedding-орієнтовані методи..... | 20 |
| 1.2.6 Гібридні методи рекомендації..... | 21 |
| 1.3 Аналіз існуючих методів вирішення проблеми холодного старту | 21 |
| 1.3.1 Види холодного старту | 21 |
| 1.3.2 Методи вирішення холодного старту користувача | 23 |
| 1.3.3 Методи вирішення холодного старту об'єктів | 23 |
| 1.3.4 Методи вирішення холодного старту системи | 24 |
| 1.3.5 Порівняння існуючих стратегій вирішення холодного старту | 25 |
| 1.3.6 Виявлені обмеження існуючих рішень | 27 |
| 1.4 Дослідження існуючих підходів, методів та наукових розробок щодо вирішення проблеми холодного старту | 29 |
| 1.4.1 Темпоральні підходи до подолання проблеми холодного старту..... | 29 |
| 1.4.2 Контентні та демографічні моделі як основа зменшення впливу холодного старту..... | 30 |
| 1.4.3 Локальні латентні моделі для вирішення холодного старту об'єкта | 30 |
| 1.5 Постановка задачі дослідження | 31 |
| 1.5.1 Об'єкт та предмет дослідження..... | 31 |
| 1.5.2 Задачі дослідження | 32 |
| 1.5.3 Наукова проблема та очікувані результати | 33 |

| | | |
|-------|--|----|
| 2 | Опис прийнятих проєктних рішень | 34 |
| 2.1 | Вибір підходів до вирішення проблеми холодного старту..... | 34 |
| 2.1.1 | Обґрунтування вибору методів вирішення проблеми холодного старту | 34 |
| 2.1.2 | Сценарії застосування методів при різних видах проблеми холодного старту | 36 |
| 2.1.3 | Узагальнена схема технології рекомендацій в умовах проблеми холодного старту..... | 37 |
| 2.2 | Удосконалена гібридна модель вирішення проблеми холодного старту | 39 |
| 2.2.1 | Обґрунтування необхідності використання гібридної моделі..... | 39 |
| 2.2.2 | Структура гібридної моделі для різних сценаріїв проблеми холодного старту | 41 |
| 2.2.3 | Математичний опис гібридної моделі рекомендацій..... | 43 |
| 2.2.4 | Властивості та обчислювальні характеристики гібридної моделі | 47 |
| 2.2.5 | Порівняння удосконаленої гібридної моделі з існуючими підходами..... | 49 |
| 2.3 | Призначення та вимоги до інформаційної технології вирішення проблеми холодного старту..... | 51 |
| 2.4 | Структура гібридної моделі для різних сценаріїв проблеми холодного старту.. | 53 |
| 2.5 | Проектування структури даних та підсистеми підготовки ознак..... | 56 |
| 3 | Програмна реалізація гібридної моделі вирішення проблеми холодного старту | 59 |
| 3.1 | Технічні рішення та особливості реалізації..... | 59 |
| 3.2 | Структура програмної реалізації гібридної моделі..... | 60 |
| 3.3 | Реалізація часткових моделей гібридної системи | 61 |
| 3.4 | Реалізація гібридного агрегатора та формування списку рекомендацій | 62 |
| 4 | Експериментальні дослідження гібридної моделі та оцінювання якості рекомендацій | 64 |
| 4.1 | Вихідні дані та сценарії експериментів | 64 |
| 4.2 | Методика проведення експериментів та показники якості | 68 |
| 4.3 | Результати експериментів | 70 |
| 4.4 | Аналіз результатів та висновки щодо ефективності моделі..... | 76 |
| | Висновки..... | 79 |
| | Перелік джерел посилання | 81 |
| | ДОДАТОК А..... | 84 |
| | ДОДАТОК Б | 93 |

СКОРОЧЕННЯ УМОВНІ ПОЗНАКИ І ТЕРМІНИ

API – Application Programming Interface;

BoW – Bag of Words – модель подання текстових даних у вигляді набору слів без урахування їх порядку, що використовується для побудови контентних ознак об'єктів і користувачів;

Холодний старт – ситуація в рекомендаційній системі, за якої відсутня або недостатня історія взаємодій користувачів чи об'єктів для формування надійних рекомендацій;

Контентно-орієнтована фільтрація – метод рекомендацій, що базується на аналізі властивостей об'єктів та індивідуальних уподобань користувача;

Контекст – сукупність додаткових умов взаємодії користувача з системою (місто, бюджет, мета поїздки тощо), які враховуються при формуванні рекомендацій;

Embedding — векторне подання об'єктів або запитів у зниженому просторі ознак, що відображає їх семантичну подібність;

Гібридна модель – модель рекомендацій, що поєднує результати кількох часткових підходів (контентного, контекстного, демографічного, популярнісного, embedding) з метою підвищення якості рекомендацій;

MAE – Mean Absolute Error – середня абсолютна похибка прогнозування, метрика оцінювання точності числових прогнозів (у роботі не використовується);

NDCG@K – Normalized Discounted Cumulative Gain – нормалізована метрика якості ранжування, що враховує позиції релевантних об'єктів у топ-K рекомендаціях;

Precision@K – метрика якості рекомендацій, що визначає частку релевантних об'єктів серед перших K рекомендованих позицій;

Recall@K – метрика повноти рекомендацій, що показує частку релевантних об'єктів, знайдених у перших K позиціях списку рекомендацій;

TF-IDF – Term Frequency – Inverse Document Frequency – метод зважування термінів у текстових даних, що застосовується для формування контентних ознак готелів;

Топ-K — обмежений список із K об'єктів, відсортованих за спаданням значення рекомендаційної оцінки.

ВСТУП

Актуальність роботи зумовлена стрімким розвитком онлайн-сервісів у сфері туризму та готельного бізнесу. Користувачі все частіше обирають готелі й номери через веб-платформи, очікуючи не просто каталог пропозицій, а персоналізовані рекомендації, що враховують їхні вподобання, бюджет, попередній досвід подорожей і контекст поїздки. У таких умовах рекомендаційні системи стають важливим інструментом підвищення якості сервісу та конкурентоспроможності готельних онлайн-платформ [1]. Водночас на практиці часто виникає ситуація, коли система не має достатньо даних про нових користувачів або нові готелі, що ускладнює формування коректних рекомендацій. Ця проблема відома як «холодний старт» і є одним із ключових обмежень для впровадження ефективних рекомендаційних сервісів у готельній сфері.

Завдяки розвитку та появі нових підходів до аналізу даних з'являється можливість будувати рекомендаційні системи, які здатні працювати навіть за умов браку історичної інформації. Використання контентних, демографічних, популярнісних, контекстуальних та гібридних методів дозволяє поєднувати різноманітні дані про користувачів і готелі, залучати зовнішні джерела інформації та налаштовувати логіку формування рекомендацій [2]. Це зменшує негативний вплив холодного старту та забезпечити користувачам більш релевантні пропозиції.

Об'єктом кваліфікаційної роботи є рекомендаційні системи для готельного бізнесу, що функціонують в умовах обмеженої або відсутньої історії взаємодій користувачів із готелями. Предметом кваліфікаційної роботи є методи та підходи до вирішення проблеми холодного старту для різних типів сутностей (новий користувач, новий готель, запуск системи), а також способи їхнього поєднання в єдиній схемі формування рекомендацій. Метою роботи є розробка та експериментальне обґрунтування удосконаленої гібридної моделі рекомендацій, здатної забезпечити прийнятну якість ранжування у випадках обмеженої або відсутньої історії взаємодій, з урахуванням специфіки даних готельної предметної області.

Для досягнення поставленої мети у роботі було сформовано модель вхідних даних та типових сценаріїв функціонування рекомендаційної системи готелів у випадках холодного старту, розроблено удосконалену гібридну модель, виконано програмну реалізацію, підготовлено експериментальні сценарії та метрики оцінювання, а також здійснено експериментальні дослідження з порівнянням ефективності окремих методів і гібридної моделі та формуванням практичних рекомендацій щодо застосування отриманих результатів.

Результатом професійної практики є аналіз предметної області рекомендаційних систем у готельному бізнесі, виділення основних типів даних та інформаційних структур, що використовуються для формування рекомендацій, а також систематизація видів проблеми холодного старту й методів її подолання. У звіті узагальнено контентні, демографічні, популярнісні, контекстуальні, графові та гібридні підходи, наведено їхні переваги й обмеження саме в умовах готельних онлайн-сервісів, а також описано варіанти поєднання цих методів у гібридних рішеннях.

Практичне значення результатів полягає у можливості використання запропонованої гібридної моделі як основи для інтеграції рекомендаційного модуля у прикладні системи готельного бізнесу. Орієнтація на реалістичні сценарії холодного старту та наявність прототипної реалізації забезпечують відтворюваність підходу та його готовність до подальшого масштабування, зокрема шляхом розширення джерел даних, уточнення контекстних факторів та накопичення історії взаємодій у процесі експлуатації.

До можливих сфер застосування отриманих результатів належать готельні онлайн-сервіси, туристичні платформи та корпоративні рішення мереж готелів, яким потрібен персоналізований сервіс навіть для нових користувачів та нових об'єктів розміщення [3].

За результатами даної роботи було здійснено доповідь на IX Веукраїнській студентській науковій конференції «Розвиток сучасної науки: актуальні питання теорії та практики» [4].

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1 Аналіз властивостей об'єкта досліджень

У сучасних інформаційних системах, орієнтованих на підтримку процесів електронної комерції, цифрових сервісів та платформ персоналізації, дедалі більшого значення набувають технології рекомендацій. Збільшення обсягів інформації, різноманітність цифрових продуктів та сервісів, а також високі вимоги користувачів до індивідуалізації взаємодії призводять до того, що рекомендаційні системи стають невід'ємним компонентом ефективних інформаційних платформ. Разом із тим, їхня якість безпосередньо залежить від доступності та повноти даних, що формують основу для побудови персональних або групових рекомендацій.

Одним з ключових аспектів функціонування рекомендаційних систем є властивості об'єкта дослідження — тобто тих процесів, структур даних, взаємодій і закономірностей, які формують основу роботи модулів рекомендацій. У контексті даної кваліфікаційної роботи об'єктом виступає процес формування рекомендацій у системах з обмеженим або відсутнім обсягом історичних даних, що характерно для ситуацій холодного старту. Тому на даному етапі важливо визначити, які дані, взаємодії, інформаційні потоки й операції бере до уваги рекомендаційна система, які властивості та обмеження вони мають, і які аспекти цих властивостей впливають на здатність системи формувати релевантні рекомендації.

В даному підрозділі буде здійснено аналіз об'єкта дослідження: розглянуто особливості рекомендаційних систем, типи даних, що у них використовуються, моделі представлення інформації, а також чинники, що впливають на стабільність і якість рекомендацій при наявності недостатньої кількості даних. Крім того, буде сформовано структурне бачення процесу рекомендації, що надалі дозволяє визначити критичні місця виникнення проблеми холодного старту.

1.1.1 Рекомендаційні системи як об'єкт інформаційних технологій

Рекомендаційні системи належать до класу інтелектуальних інформаційних технологій, що забезпечують автоматизоване формування пропозицій для користувачів на основі аналізу їхньої поведінки, властивостей об'єктів або взаємодій між користувачами та об'єктами [5]. Вони стали ключовим компонентом платформ електронної комерції, туристичних сервісів, контентних платформ, соціальних мереж та цифрових маркетингових систем. Поширення рекомендаційних технологій обумовлено необхідністю підвищення релевантності контенту та скорочення когнітивного навантаження на користувача за умов надлишку варіантів. Основними функціями рекомендаційної системи є:

- фільтрація доступних об'єктів відповідно до моделі переваг користувача;
- ранжування відібраних об'єктів;
- передбачення оцінок або ймовірності взаємодії;
- адаптація рекомендацій з урахуванням змін у даних (динамічність).

У загальному випадку рекомендаційна система складається з таких компонентів:

- модуль збору даних про користувачів і об'єкти;
- модуль зберігання профілів і метаданих;
- модуль обробки й аналізу даних;
- алгоритмічне ядро (модель рекомендації);
- модуль оцінювання якості рекомендацій.

У системах, що працюють з готелями, туристичними пропозиціями або місцями відпочинку, об'єкти рекомендації мають складну багатовимірну природу: ціна, місцезнаходження, рейтинг, набір послуг, тип об'єкта, призначення, контекст використання. Тому властивості об'єкта дослідження включають комплексну структуру описових атрибутів, які впливають на якість рекомендацій.

1.1.2 Дані та інформаційні структури у рекомендаційних системах

Якість рекомендацій безпосередньо залежить від типу та повноти даних, які знаходяться у використанні. У рекомендаційних системах зазвичай виділяють такі групи даних:

1) дані про користувачів:

- демографічні характеристики (вік, країна, категорія користувача);
- поведінкові дані (історія переглядів, кліків, бронювань);
- імпліцитні сигнали (тривалість перегляду, взаємодія з картками об'єкта);
- явні оцінки (рейтинги, відгуки).

2) дані про об'єкти:

- структуровані атрибути (ціна, тип, локація, рейтинг, клас обслуговування);
- неструктуровані тексти (описи, відгуки);
- мультимедійні характеристики (зображення, відео).

3) дані про взаємодії користувача та об'єкта:

- матриця взаємодій «користувач–об'єкт»;
- події (view, click, add-to-wishlist, booking).

4) контекстуальні дані:

- сезонність;
- події у регіоні;
- погодні умови;
- популярність напрямку у певний період.

Візуально можливі типи даних згруповано на рисунку 1.1.

З огляду на це, інформаційна структура рекомендаційної системи полягає у представленні користувачів, об'єктів і взаємодій у формі моделей даних, що використовуються для тренування та роботи алгоритмів. Зазвичай такі моделі включають:

- профіль користувача (множина характеристик, що описують його уподобання);
- профіль об'єкта (множина метаданих і прихованих факторів);

– модель подібності або латентного простору.

У випадку холодного старту критично важливо, що не всі компоненти профілю доступні, що формує проблему неповноти даних і обмежує можливість навчання моделей.

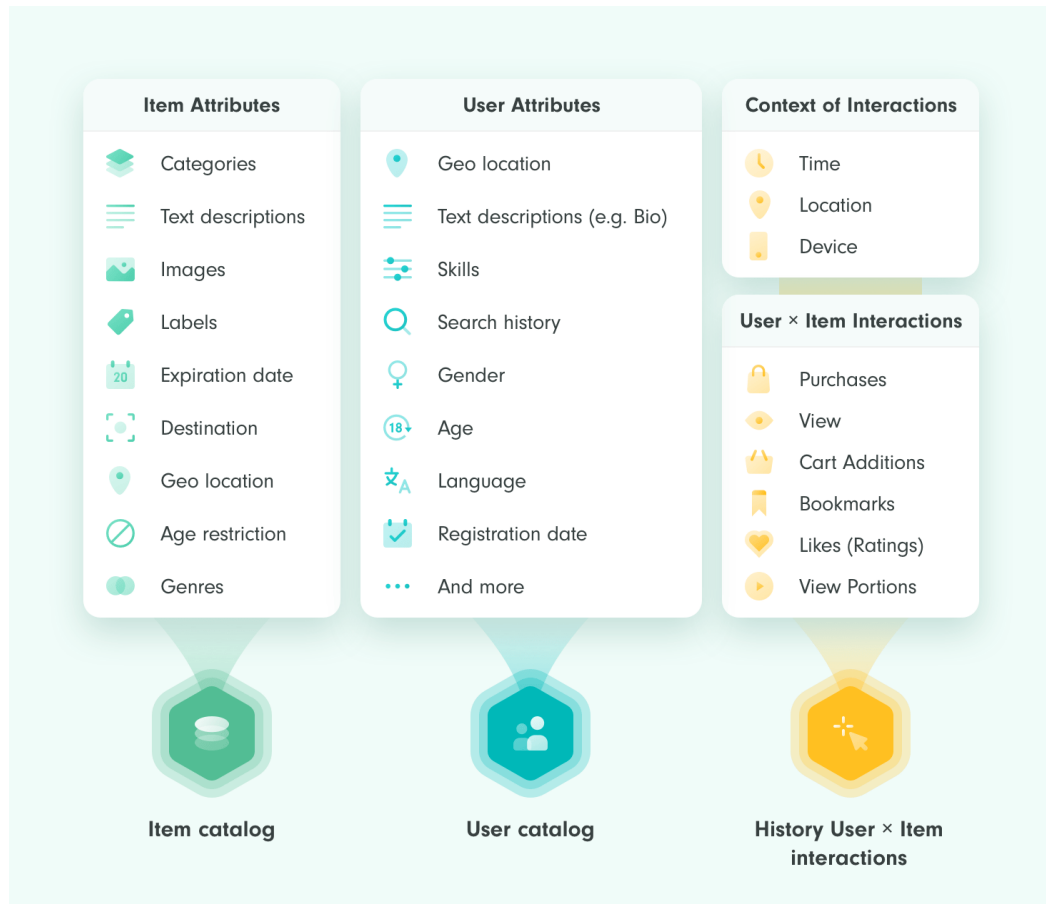


Рисунок 1.1 – Типи та види даних, що знаходяться у використанні в рекомендаційних системах

1.1.3 Фактори, що впливають на процес формування рекомендацій

Процес формування рекомендацій залежить від низки властивостей об'єкта дослідження, серед яких можна виділити такі ключові аспекти:

1) наявність або відсутність історичних даних для:

- алгоритмів collaborative filtering необхідна матриця взаємодій;
- content-based — доступність повних метаданих;
- demographic-based — валідні профілі користувачів.

2) рівень структурованості даних:

– неструктуровані тексти в описах готелів потребують додаткової обробки;

– неповні атрибути ускладнюють порівняння об'єктів.

3) динамічність даних:

– атрибути готелів змінюються;

– популярність локацій циклічна;

– оцінки переглядаються;

– попит коливається із сезонністю.

4) шум у даних та нестабільність сигналів:

– випадковість кліків;

– суб'єктивність оцінок;

– неповнота описів;

– неконсистентність певних атрибутів.

5) висока розмірність простору ознак:

– велика кількість характеристик ускладнює класичні моделі;

– потреба у латентних представленнях.

6) гетерогенність джерел даних:

– API постачальників туристичних сервісів;

– користувацькі відгуки;

– контекстні фактори.

Для системи рекомендацій готелів специфічним є також те, що властивості об'єктів часто є складними та семантичними; дані користувача можуть бути мінімальними або відсутніми; кількість можливих варіантів дуже велика. Це прямо підсилює проблему холодного старту.

1.1.4 Схеми інформаційних потоків у рекомендаційній системі

На основі виділених властивостей можна формально описати структуру інформаційних потоків у системі рекомендацій, яка складається з таких етапів:

1) збір даних:

- отримання від профілів користувачів;
- збирання метаданих об'єктів;
- отримання взаємодій із системи;
- імпорт зовнішніх даних (API).

2) попередня обробка:

- нормалізація атрибутів;
- очищення текстів;
- перетворення категоріальних ознак;
- побудова векторних представлень.

3) побудова моделей:

- побудова профілю користувача;
- побудова профілю об'єкта;
- обчислення подібностей;
- агрегація результатів моделей.

4) формування рекомендацій:

- ранжування;
- відбір топ-N;
- адаптація під контекст.

5) оцінка якості рекомендацій:

- розрахунок метрик (MAE, RMSE, Precision@k, Recall@k тощо);
- аналіз результатів;
- періодичний перегляд моделей.

Візуально схема інформаційних потоків у рекомендаційній системі представлена на рисунку 1.2.

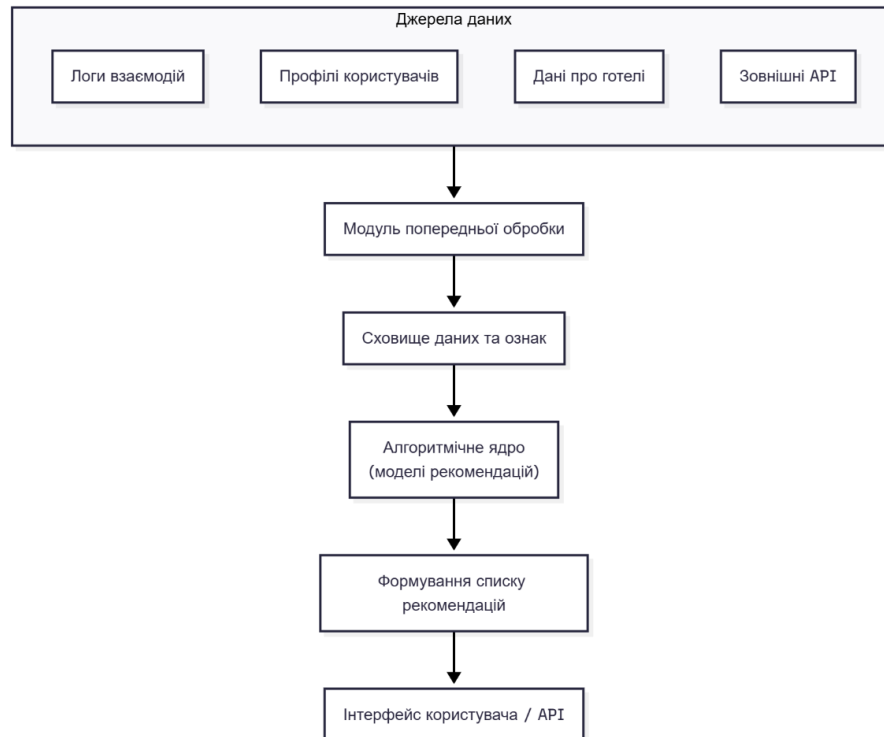


Рисунок 1.2 – Схема інформаційних потоків у рекомендаційній системі

1.2 Аналіз методів вирішення задач рекомендації у загальному випадку

Рекомендаційні системи охоплюють широкий спектр підходів, що ґрунтуються на різних принципах оцінювання схожості, прогнозування поведінки та інтерпретації інформації про користувачів і об'єкти. Оскільки проблема холодного старту виникає незалежно від конкретної архітектури системи, для її коректного формального аналізу необхідно розглянути базові методи рекомендацій, їхні властивості, обмеження та області застосування. Це дозволяє зрозуміти, які характеристики кожного підходу можуть бути адаптовані або модифіковані для використання в умовах відсутності достатнього обсягу даних.

У цьому підрозділі здійснюється загальний аналіз класичних і сучасних методів рекомендації, що утворюють основу функціонування більшості інформаційних систем персоналізації. Аналіз охоплює контентні, демографічні, колаборативні, контекстуальні, графові та гібридні методи, а також порівняння їхніх ключових властивостей. Класифікацію методів рекомендації наведено на рисунку 1.3.

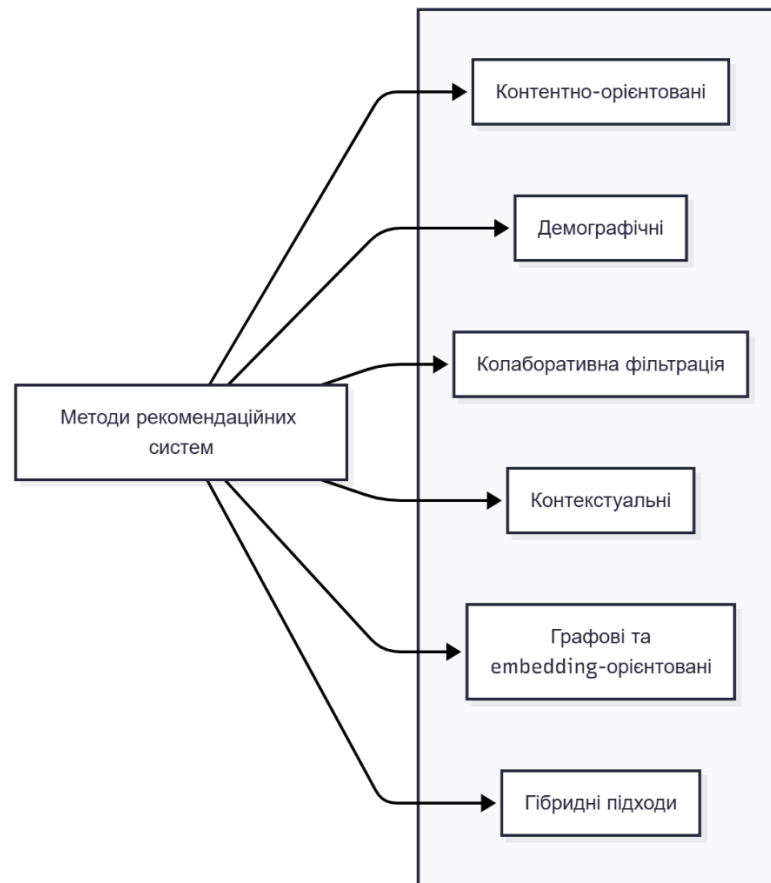


Рисунок 1.3 – Класифікація методів рекомендації

1.2.1 Контентно-орієнтовані методи рекомендації

Контентно-орієнтовані методи формують рекомендації на основі подібності між властивостями об'єктів, виходячи з припущення, що інтерес користувача до певного об'єкта свідчить про потенційну релевантність подібних за характеристиками варіантів. Цей підхід не залежить від поведінки інших користувачів, що забезпечує стабільність роботи за умов низької кількості взаємодій або змін аудиторії.

Типовими етапами таких моделей є формування векторного представлення об'єктів, побудова профілю користувача як узагальнення його попередніх вподобань та обчислення міри подібності між профілем і кандидатами. У рекомендаційних системах готелів вектори можуть включати опис готелю, набір послуг, рейтинг, ціну, тип житла, категорію та відстань до центру, а для обробки текстів застосовуються TF-IDF, word2vec, Sentence-BERT та подібні методи.

Перевагами підходу є працездатність без історії взаємодій, прозорість пояснень та можливість інтеграції різнорідних ознак, тоді як основними обмеженнями залишаються складність рекомендації нових типів об'єктів і ризик надмірного звуження профілю користувача.

1.2.2 Демографічні методи рекомендації

Демографічні методи використовують статичні характеристики користувача, зокрема вік, країну проживання, тип мандрівника, бюджет і мету подорожі, та формують рекомендації на основі типових уподобань відповідних груп. У туристичних і готельних системах такі ознаки мають суттєвий вплив, оскільки різні категорії користувачів демонструють відмінні шаблони вибору.

Процес рекомендації включає формування множини демографічних атрибутів, класифікацію або кластеризацію користувачів, віднесення нових користувачів до певної групи та генерацію рекомендацій на основі середньогрупових переваг. Основною перевагою методу є можливість формування рекомендацій одразу після реєстрації користувача, тоді як недоліками виступають потреба у коректних вхідних даних і зниження рівня індивідуалізації результатів.

1.2.3 Колаборативні методи рекомендації

Колаборативні методи базуються на припущенні, що користувачі з подібними вподобаннями схильні обирати схожі об'єкти, та аналізують історію взаємодій для виявлення прихованих закономірностей у поведінці. На відміну від контентного підходу, фокус робиться не на властивостях об'єктів, а на спільних діях користувачів.

Рекомендації можуть формуватися шляхом пошуку схожих користувачів або подібних об'єктів. Для цього застосовуються латентні моделі, зокрема матрична факторизація, SVD і SVD++, алгоритм Alternating Least Squares, регуляризовані та

гібридні факторизаційні схеми, що дозволяють відобразити користувачів і об'єкти у спільному факторному просторі.

Перевагою колаборативних моделей є здатність знаходити нетривіальні зв'язки та забезпечувати високу точність за наявності достатніх даних. Водночас вони є чутливими до проблеми холодного старту, оскільки нові користувачі та об'єкти не мають необхідної історії взаємодій.

1.2.4 Контекстуальні методи рекомендації

Контекстуальні методи враховують умови, за яких відбувається взаємодія користувача з системою, що є особливо важливим для готельних рекомендацій через динамічність попиту. Контекст може включати час, сезон, геолокацію, мету подорожі, бюджет, локальні події або погодні умови, що безпосередньо впливають на релевантність об'єктів.

Інтеграція контексту здійснюється шляхом включення відповідних змінних у вхідні вектори, побудови багатовимірних моделей взаємодій, застосування попереднього або післяфільтрування, а також факторизаційних підходів із контекстом як додатковим виміром. Хоча врахування контексту підвищує точність рекомендацій, воно потребує стабільних зовнішніх джерел даних і додаткових механізмів обробки часових змін.

1.2.5 Графові та embedding-орієнтовані методи

Графові та embedding-орієнтовані методи використовують мережеві структури та векторні представлення для моделювання складних зв'язків між користувачами, об'єктами й атрибутами. У готельних рекомендаційних системах графи можуть описувати зв'язки між готелями, локаціями, подіями, інфраструктурою та вподобаннями користувачів, що дозволяє враховувати як прямі, так і непрямі взаємозв'язки.

До таких підходів належать knowledge graph embeddings, графові нейронні мережі, методи на кшталт DeepWalk і Node2Vec, а також комбіновані моделі, що поєднують графові, контентні та колаборативні компоненти. Їх перевагою є здатність працювати з великими просторами ознак і враховувати семантичну близькість, тоді як основним недоліком залишається висока обчислювальна складність і вимоги до якості даних.

1.2.6 Гібридні методи рекомендації

Гібридні методи поєднують різні рекомендаційні підходи з метою компенсації їх індивідуальних обмежень і підвищення якості результатів в умовах неповних даних [6]. Найчастіше комбінуються контентні, демографічні, колаборативні, популярнісні та контекстуальні моделі.

Комбінування може здійснюватися шляхом лінійної агрегації результатів, каскадного ранжування або багаторівневої інтеграції з динамічним визначенням ваг. Основною перевагою гібридного підходу є підвищення стійкості рекомендацій і зменшення впливу холодного старту, тоді як його ефективність значною мірою залежить від коректного вибору механізму поєднання моделей і налаштування вагових коефіцієнтів.

1.3 Аналіз існуючих методів вирішення проблеми холодного старту

1.3.1 Види холодного старту

Проблема холодного старту має три основні форми, які відрізняються походженням та впливом на якість рекомендацій. Усі вони пов'язані з відсутністю або недостатністю даних, однак кожен тип формує специфічні обмеження для моделі.

Першою формою є холодний старт користувача, що виникає, коли новий користувач щойно зареєструвався, а система не має даних про його попередні

вподобання. У такій ситуації неможливо застосувати методи, які спираються на історичні рейтинги чи перегляди, через що система не здатна одразу формувати релевантні рекомендації. Це є типовим для платформ, залежних від поведінкових факторів, таких як взаємодії, кліки або перегляди.

Другим типом є холодний старт об'єкта, який стосується нових готелів, доданих до каталогу. Для таких об'єктів відсутні оцінки та взаємодії користувачів, тому колаборативна фільтрація виявляється непридатною. Навіть за наявності багатого опису якість прогнозування часто знижується, оскільки багато моделей потребують поведінкових даних.

Третім типом є холодний старт системи, що виникає на початку функціонування нової рекомендаційної платформи. У цьому випадку відсутні дані не лише про користувачів або об'єкти, але й матриця взаємодій є порожньою, тому класичні алгоритми рекомендацій не здатні забезпечити достатню точність. Ситуація ускладнюється відсутністю статистики для побудови моделей, а стартові рекомендації змушені спиратися на зовнішні дані або підходи, що не потребують попереднього навчання.

Отже, проблема холодного старту проявляється у різних формах (рис. 1.4) і потребує методів, здатних працювати в умовах браку інформації. Розуміння різновидів cold-start є необхідною передумовою для аналізу сучасних підходів до його розв'язання.

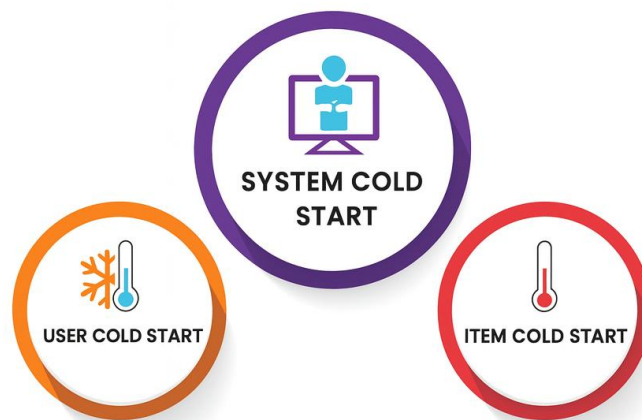


Рисунок 1.4 – Види холодного старту

1.3.2 Методи вирішення холодного старту користувача

За відсутності історії взаємодій система змушена використовувати альтернативні джерела інформації для формування початкового уявлення про вподобання користувача. Найпоширенішим способом зменшення невизначеності є застосування початкових опитувальників або анкет, що дозволяють сформувати базовий профіль, зокрема визначити мету подорожей, бюджет, типи бажаних готелів, переваги щодо локацій і додаткових послуг. Хоча такі дані не гарантують високої точності, вони задають стартову точку для адаптивних моделей.

Іншим підходом є демографічні моделі, які формують рекомендації на основі групових характеристик. Користувача відносять до певної категорії за віком, країною походження, типом мандрівника або стилем подорожей, після чого рекомендації генеруються на основі того, які готелі обирають представники відповідної групи.

У сучасних системах також застосовуються zero-shot та few-shot методи, у яких рекомендації формуються без даних про конкретного користувача. Такі підходи ґрунтуються на узагальнених семантичних зв'язках між об'єктами, отриманих завдяки embedding-моделям, і дозволяють рекомендувати об'єкти на основі їх властивостей.

Окрему групу складають методи кластеризації, у яких нового користувача співвідносять із попередньо сформованими групами, призначають найближчий кластер і генерують рекомендації за шаблонами поведінки його учасників.

Таким чином, вирішення холодного старту користувача базується на побудові наближеного профілю за рахунок опитувальників, демографічних ознак, семантичних представлень і групових моделей.

1.3.3 Методи вирішення холодного старту об'єктів

Нові готелі створюють серйозний виклик для рекомендаційної системи, оскільки їх відсутність в історії взаємодій унеможливорює застосування

колаборативних підходів. Тому більшість рішень холодного старту об'єктів спираються на аналіз контентних ознак і метаданих. Використання описів, категорій, тегів, фотографій, списків послуг або географічних характеристик дозволяє сформувати початкове векторне представлення об'єкта навіть без користувацьких оцінок.

Одним із найефективніших підходів є генерація embeddings на основі моделей природної мови або векторизації структурованих описів. Це дає можливість знаходити схожість між об'єктами за їх властивостями та рекомендувати новий готель як подібний до вже відомих. Наприклад, якщо опис нового готелю близький до популярних курортних готелів певного регіону, система може включати його до рекомендацій користувачам зі схожими запитам.

Ще одним напрямом є інтеграція нових об'єктів у граф знань із прив'язкою до локацій, подій, категорій або інших сутностей. Навіть без оцінок місце об'єкта у графі формує непрямі зв'язки, які можуть використовуватися графовими алгоритмами для рекомендацій.

Окрім цього, застосовуються контекстні або категорійні моделі, що дозволяють рекомендувати об'єкт відповідно до його ніші. Наприклад, готель категорії “бізнес-готель у центрі міста” може рекомендуватися користувачам, які регулярно обирають подібні варіанти.

Таким чином, вирішення холодного старту об'єктів спрямоване на компенсацію відсутності поведінкових даних шляхом максимального використання інформації про властивості самого об'єкта.

1.3.4 Методи вирішення холодного старту системи

Холодний старт системи виникає, коли рекомендаційна система запускається вперше і не має жодної історії взаємодій. Це є найскладнішим видом cold-start, оскільки відсутні дані про користувачів, історія рейтингів і фактично не існує матриці взаємодій.

Тому найпоширенішим підходом є залучення зовнішніх джерел даних, які забезпечують початковий контентний або контекстний опис об'єктів. У готельній сфері це можуть бути відкриті API туристичних сервісів, що надають характеристики готелів, рейтинги та метадані.

Також для стартової роботи системи використовуються популярнісні моделі, які ранжують об'єкти відповідно до загального попиту або середніх рейтингів. Це дозволяє формувати базові рекомендації до моменту накопичення власних даних.

Іншим напрямом є створення первинних гібридних моделей, що поєднують контентні та демографічні представлення. Такі моделі здатні працювати навіть за повної відсутності історичних взаємодій, спираючись на властивості користувачів та об'єктів.

Таким чином, холодний старт системи передбачає використання підходів, що не залежать від поведінкових даних, та поступове накопичення інформації для переходу до класичних алгоритмів рекомендацій.

1.3.5 Порівняння існуючих стратегій вирішення холодного старту

Аналіз підходів до вирішення проблеми холодного старту показує, що кожен з них має власні сфери застосування, залежність від доступних даних та різний рівень ефективності. Для зручності оцінювання застосовується порівняльна класифікація методів за типами холодного старту та за видом вхідної інформації, яку ці методи потребують. Такий підхід дозволяє визначити, наскільки кожен метод є універсальним, якими є його сильні сторони та які обмеження можуть вплинути на якість рекомендацій у реальних умовах роботи системи.

У таблиці 1.1 наведено порівняння cold-start стратегій у контексті того, який тип проблеми вони розв'язують, які дані є обов'язковими для їх застосування та які особливості впливають на точність рекомендацій. Таблиця 1.2 класифікує методи за природою вхідних даних, необхідних для роботи моделі, що дозволяє оцінити, які рішення можуть бути застосовані за умови обмеженої кількості інформації або на ранніх етапах функціонування системи.

Таблиця 1.1 – Порівняння стратегій вирішення холодного старту

| Тип cold-start | Методи | Необхідні дані | Сильні сторони | Обмеження | Застосування у готельних системах |
|-------------------|---|---|---|---|--|
| User Cold-Start | Опитувальники; демографічні моделі; кластеризація; zero-shot | Вік, країна, контекст, відповіді на запитання, семантичні зв'язки | Швидке отримання початкової інформації; можливість персоналізації з першої взаємодії | Низька точність початкових прогнозів; залежність від готовності користувача надавати дані | Стартові рекомендації для нових користувачів; сегментація мандрівників |
| Item Cold-Start | Контентна фільтрація; embeddings; knowledge graphs | Опис готелю, фотографії, теги, категорії, геолокація | Можна працювати без жодних рейтингів; високий потенціал точності | Якість залежить від повноти та коректності опису | Ранжування нових готелів; визначення схожих об'єктів |
| System Cold-Start | Популярнісні моделі; імпорт зовнішніх API; первинні гібридні моделі | Зовнішні джерела даних, агреговані рейтинги, метадані | Дозволяє запускати систему без власних даних; адаптованість до накопичення інформації | Обмеженість персоналізації; залежність від доступності зовнішніх API | Первинна ініціалізація каталогу готелів; стартові рекомендації для всіх користувачів |

Таблиця 1.2 – Методи вирішення холодного старту за видом необхідних даних

| Метод | Демографічні дані | Контентні дані | Поведінкові дані | Зовнішні джерела | Коментар |
|----------------------------|-------------------|----------------|------------------|------------------|--|
| Використання зовнішніх API | – | + | – | + | Найкращий варіант для cold-start системи |
| Демографічні моделі | + | – | – | – | Працюють навіть без історії, але дають усереднені рекомендації |
| Контентна фільтрація | – | + | – | – | Повністю усуває залежність від рейтингових даних |

Продовження таблиці 1.2

| Метод | Демографічні дані | Контентні дані | Поведінкові дані | Зовнішні джерела | Коментар |
|-------------------------------------|-------------------|----------------|------------------|------------------|---|
| Embeddings (текстові / категорійні) | – | + | – | – | Забезпечують високу гнучкість у визначенні подібності об'єктів |
| Knowledge Graph | – | + | – | Частково | Потребує наявності повноцінної структури зв'язків |
| Популярнісі рекомендації | – | – | Частково | Частково | Не персоналізовані, але прості у реалізації |
| Опитувальники / анкети | + | – | – | – | Формують базовий профіль, але залежать від готовності користувача відповідати |
| Zero-shot моделі | – | + | – | – | Працюють при нульових даних про користувача; базуються на семантиці |
| Кластеризація користувачів | + | Частково | – | – | Призначає нових користувачів до існуючих груп |

1.3.6 Виявлені обмеження існуючих рішень

Попередній аналіз показує, що проблема холодного старту залишається одним із ключових викликів у побудові сучасних рекомендаційних систем. Попри значну кількість теоретичних і прикладних підходів, жоден із них не забезпечує повного усунення проблеми: більшість рішень орієнтовані на окремі джерела даних або формування початкових профілів, тоді як комплексна адаптація системи в умовах дефіциту інформації залишається відкритою.

Одним із основних обмежень є вузькість використовуваних даних. Демографічні підходи формують надто узагальнені профілі, що знижує персоналізацію, тоді як контентні методи, зосереджені на характеристиках об'єктів, часто ігнорують індивідуальні поведінкові особливості користувачів.

Суттєвим недоліком є нестабільність моделей за умов неповних або нерівномірних даних. Контентні методи ефективні переважно за наявності повних і структурованих описів, однак у реальних умовах дані можуть бути фрагментованими та неоднорідними. *Zero-shot* підходи, у свою чергу, потребують якісних семантичних представлень або великих мовних моделей, що ускладнює їх застосування.

Окрему проблему становить залежність колаборативних методів від історії взаємодій. За умов домінування нових користувачів або появи нових об'єктів класична колаборативна фільтрація втрачає практичну придатність через нестачу поведінкових даних.

Додаткові обмеження проявляються у сценарії холодного старту системи, де критичною стає залежність від зовнішніх джерел даних. Обмеження API, відсутність актуальності або неоднорідність форматів ускладнюють формування стабільних рекомендацій та вимагають процедур узгодження й нормалізації.

Більшість підходів також має низьку універсальність і слабку адаптивність до різних типів *cold-start*: моделі, ефективні для користувача, можуть бути непридатними для об'єкта або системного запуску. Крім того, складні моделі, зокрема графові або *embedding*-орієнтовані, потребують значних обчислювальних ресурсів, що обмежує їх використання у системах з високими вимогами до швидкодії. Низька стійкість до динамічних змін даних, характерних для готельних систем, додатково знижує актуальність рекомендацій у часі.

Таким чином, проведений аналіз свідчить, що існуючі методи вирішують проблему холодного старту лише частково та фрагментарно. Це обґрунтовує актуальність розробки комбінованих моделей, здатних інтегрувати різні типи даних і забезпечувати стабільну якість рекомендацій навіть на ранніх етапах функціонування системи.

1.4 Дослідження існуючих підходів, методів та наукових розробок щодо вирішення проблеми холодного старту

Проблема холодного старту є одним із ключових викликів, що впливає на ефективність рекомендаційних систем. Вона виникає в ситуаціях, коли система не володіє достатньою кількістю даних про нового користувача, новий об'єкт або функціонує в умовах початкового запуску. У таких випадках традиційні методи персоналізації не здатні забезпечити якісні рекомендації, що стимулює пошук підходів, здатних працювати навіть за мінімального обсягу інформації. Сучасні дослідження пропонують різноманітні рішення, які охоплюють часові, контентні, демографічні та латентні моделі даних. Надалі здійснюється аналіз наукових робіт, що репрезентують різні концептуальні напрями та формують фундамент для подальшого розроблення удосконалених методів.

1.4.1 Темпоральні підходи до подолання проблеми холодного старту

У роботі Чалого, Лещинського та Лещинської [7] запропоновано метод, що фокусується на використанні часових закономірностей взаємодій для формування рекомендацій у ситуації нестачі даних. Автори звертають увагу на циклічний характер поведінки користувачів і показують, що часові зміни можуть виступати додатковим інформативним джерелом. Застосування темпоральних обмежень типу NEXТ дає можливість прогнозувати подальші дії на основі повторюваних моделей активності, навіть коли історія взаємодій є неповною або відсутня.

Такий підхід зменшує залежність системи від кількості доступних даних та дозволяє формувати первинні рекомендації, виходячи з узагальнених часових патернів. Темпоральні особливості можуть суттєво підвищити якість прогнозів у випадках, коли користувачі демонструють виражені цикли поведінки (наприклад, сезонні або періодичні вподобання). Це робить модель цінним інструментом у вирішенні холодного старту користувача та системи.

1.4.2 Контентні та демографічні моделі як основа зменшення впливу холодного старту

У дослідженні Даниленко та Колесник [8] представлено узагальнення методів розроблення рекомендаційних систем, серед яких важливе місце займають моделі, що використовують описові ознаки об'єктів та демографічні характеристики користувачів. Контентні моделі дозволяють формувати початкові рекомендації шляхом порівняння атрибутів нових об'єктів з уже відомими елементами каталогу. Це особливо корисно у ситуації холодного старту об'єкта, коли система ще не володіє оцінками чи журналами взаємодій.

Демографічні підходи використовують інформацію про вік, стать, стиль поведінки або інші групові характеристики користувача. На основі таких даних формується первинний прогноз його можливих вподобань. Якщо користувач належить до певного сегмента, система може запропонувати типові для цього сегмента об'єкти. Таким чином, контентні та демографічні моделі створюють фундамент для вирішення двох ключових різновидів проблеми холодного старту: для користувачів та об'єктів.

1.4.3 Локальні латентні моделі для вирішення холодного старту об'єкта

У дослідженні Савеські та Мантрача [9] представлено метод Local Collective Embeddings, який поєднує латентні моделі та контентні ознаки для включення нових об'єктів до рекомендаційного простору. Запропонований підхід дає змогу створити векторне представлення нового елемента каталогу на основі локального оточення схожих об'єктів, навіть якщо історія взаємодій із ним повністю відсутня.

Метод дозволяє визначити положення нового об'єкта у багатовимірному просторі ознак, спираючись на наявні структурні зв'язки та контентні характеристики. Завдяки цьому система отримує можливість одразу генерувати для такого об'єкта релевантні рекомендації без очікування накопичення статистичних

даних. Такий підхід істотно прискорює індексацію нових елементів каталогу й послаблює негативний вплив холодного старту об'єкта.

Розглянуті джерела показують, що сучасні підходи до вирішення проблеми холодного старту базуються на різних концепціях — часових закономірностях, описових характеристиках об'єктів, демографічних особливостях користувачів та латентних просторах даних. Кожний підхід вирішує окрему частину проблеми та може бути інтегрований у гібридну модель, що поєднає їх переваги. Отримані результати літературного аналізу формують основу для подальшого формулювання поставлених задач і проектування удосконаленого методу вирішення проблеми холодного старту.

1.5 Постановка задачі дослідження

1.5.1 Об'єкт та предмет дослідження

Об'єктом дослідження є процес функціонування рекомендаційних систем у сфері готельного бізнесу в умовах браку даних про користувачів, готелі та їх взаємодії, що призводить до виникнення проблеми холодного старту.

Предметом дослідження є моделі, методи та алгоритми вирішення проблеми холодного старту у рекомендаційних системах, орієнтованих на підбір готелів, зокрема підходи, що поєднують контентні, демографічні, контекстні, популярнісні та векторні (embedding) представлення даних, а також інформаційна технологія їх застосування.

Метою дослідження є підвищення якості рекомендацій у рекомендаційній системі готелів за наявності проблеми холодного старту шляхом розроблення та дослідження удосконаленої гібридної моделі, яка поєднує декілька підходів до формування рекомендацій і реалізується у вигляді інформаційної технології на основі даних, отриманих із відкритих програмних інтерфейсів сервісів готельного бронювання.

1.5.2 Задачі дослідження

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі основні задачі дослідження:

- проаналізувати предметну область рекомендаційних систем у готельному бізнесі, виявити особливості даних та фактори, що впливають на формування рекомендацій в умовах браку інформації;

- виконати класифікацію видів проблеми холодного старту (для користувача, об'єкта та системи) та проаналізувати їх вплив на роботу рекомендаційних систем;

- дослідити існуючі методи та наукові підходи до вирішення проблеми холодного старту, виділити їх сильні сторони та обмеження з урахуванням специфіки готельної сфери;

- сформулювати модель вхідних даних та типових сценаріїв функціонування рекомендаційної системи готелів в умовах проблеми холодного старту;

- розробити удосконалену гібридну модель вирішення проблеми холодного старту та визначити механізм агрегування результатів окремих підмоделей;

- спроектувати інформаційну технологію реалізації запропонованої моделі, визначити її структуру, склад основних модулів та інформаційні потоки;

- здійснити програмну реалізацію прототипу рекомендаційної системи готелів з підтримкою вирішення проблеми холодного старту та інтеграцією з обраними зовнішніми програмними інтерфейсами;

- підготувати набір експериментальних сценаріїв для оцінювання якості рекомендацій у випадках холодного старту користувача, об'єкта та системи, обрати та обґрунтувати метрики оцінювання;

- провести експериментальні дослідження, порівняти ефективність окремих методів та гібридної моделі, виконати аналіз отриманих результатів і сформулювати практичні рекомендації щодо застосування розробленого підходу.

1.5.3 Наукова проблема та очікувані результати

Наукова проблема полягає у вирішенні протиріччя між необхідністю формування персоналізованих та релевантних рекомендацій для користувачів та обмеженістю доступних даних на ранніх етапах функціонування рекомендаційної системи. З одного боку, для побудови якісних рекомендацій потрібна достатня історія взаємодій користувачів із об'єктами, з іншого — саме у момент появи нових користувачів, нових готелів або запуску нової системи обсяг такої інформації є мінімальним або відсутнім. Додаткове протиріччя пов'язане з тим, що складні моделі, здатні працювати в умовах браку даних, часто вимагають значних обчислювальних ресурсів і є малоприматними для практичного впровадження у реальних прикладних системах, де важливими є простота інтеграції, пояснюваність результатів та прийнятний час обробки запитів.

У результаті виконання дослідження очікується отримання таких основних результатів:

- узагальнена характеристика предметної області рекомендаційних систем у готельному бізнесі та формалізована класифікація видів проблеми холодного старту з урахуванням специфіки цієї сфери;

- удосконалена гібридна модель вирішення проблеми холодного старту, що поєднує кілька підходів до формування рекомендацій та описана у вигляді математичних співвідношень і структурних схем;

- проєкт інформаційної технології реалізації розробленої моделі з визначенням архітектури, інформаційних потоків та основних програмних модулів;

- результати експериментальних досліджень, які демонструють вплив окремих методів та їх гібридної комбінації на показники якості рекомендацій у різних сценаріях холодного старту;

- практичні рекомендації щодо використання запропонованої моделі та напрямів подальшого розвитку рекомендаційних систем у готельному бізнесі в умовах обмеженості даних.

2 ОПИС ПРИЙНЯТИХ ПРОЄКТНИХ РІШЕНЬ

2.1 Вибір підходів до вирішення проблеми холодного старту

У попередньому розділі було проаналізовано різновиди проблеми холодного старту та загальні підходи до побудови рекомендаційних систем. В подальшому викладі акцент буде здійснюватись на формуванні набору методів, які доцільно використати саме в рекомендаційній системі готелів та які згодом будуть об'єднані у єдину гібридну модель.

Особливість готельної сфери полягає в тому, що, навіть за відсутності історії взаємодій, система має доступ до досить детального опису готелів (категорія, розташування, набір послуг, рейтинг, ціновий сегмент), а також здатна отримувати частину користувацьких даних на етапі реєстрації або первинного налаштування профілю. Додаткові можливості відкриваються завдяки використанню відкритих програмних інтерфейсів сервісів бронювання, які надають інформацію про популярність об'єктів, їх географічне оточення та агреговані оцінки.

За таких умов доцільно орієнтуватися на багатокомпонентний підхід, у якому кожен метод використовує свій тип даних, а результати поєднуються у гібридній схемі. Це відповідає сучасним тенденціям у побудові зважених гібридних рекомендаційних систем, де комбінуються контентні, демографічні, контекстні та знаннєві моделі. Такий підхід дозволяє не лише зменшити вплив нестачі даних на початковому етапі, але й забезпечити плавний перехід до більш складних моделей у міру накопичення історичних взаємодій.

2.1.1 Обґрунтування вибору методів вирішення проблеми холодного старту

Вибір методів для подальшого використання базується на кількох критеріях. По-перше, вони мають працювати за умов обмеженої кількості історичних даних, спираючись на атрибутивну інформацію та зовнішні джерела. По-друге, реалізація методів має бути посиленою в рамках однієї магістерської роботи, без застосування

надмірно складних алгоритмів та інфраструктурних рішень. По-третє, результати рекомендацій повинні залишатися достатньо прозорими та пояснюваними, щоб можна було проаналізувати внесок кожної складової.

З урахуванням цих вимог доцільно зосередитися на кількох групах методів, до яких відносяться контентно-орієнтовані методи, що використовують описові ознаки готелів; демографічні методи, які спираються на належність користувача до певного сегмента; контекстно-орієнтовані моделі, що враховують умови конкретного запиту; популярнісні підходи, які використовують агреговані показники привабливості готелів; а також методи на основі векторних подань та графів знань, що дозволяють урахувувати структуру зв'язків між об'єктами.

Контентні методи є природним вибором для готельної сфери, оскільки саме опис готелю (локація, кількість зірок, набір послуг, орієнтовний рівень цін) є найбільш стабільним джерелом інформації, незалежно від того, чи встиг хтось уже забронювати цей готель. Демографічні підходи дозволяють сформуванню початкового профілю користувача навіть без історії поведінки, використовуючи такі узагальнені характеристики, як тип мандрівника, орієнтовний бюджет, стиль подорожей. Контекстні моделі особливо важливі для готелів, оскільки рішення часто приймається з огляду на дату поїздки, сезон, ціни у конкретний період та географічні обмеження.

Популярнісні методи відіграють роль «базового рівня» рекомендацій: навіть за дуже обмеженого обсягу інформації можна рекомендувати готелі з високим рейтингом або великою кількістю позитивних відгуків у заданому місті. Нарешті, використання векторних подань та знанневих структур дає змогу моделювати близькість між готелями не лише за прямими атрибутами, а й через їх вбудованість у ширший контекст: близькість до певних точок інтересу, належність до мережі, схожість локацій.

Об'єднання цих методів у зважену гібридну схему дозволяє компенсувати недоліки окремих підходів. Контентна складова забезпечує стійкість при появі нових готелів, демографічна та контекстна – при появі нових користувачів, популярнісна і векторна – при запуску системи із залученням зовнішніх джерел

даних. Така стратегія узгоджується з відомими підходами до побудови гібридних рекомендаційних систем і водночас не вимагає складного апарату глибинного навчання, залишаючись реалізованою засобами класичного аналізу даних.

2.1.2 Сценарії застосування методів при різних видах проблеми холодного старту

Різні ситуації, у яких спостерігається брак даних, відрізняються насамперед тим, які саме типи інформації є доступними. Це безпосередньо впливає на роль окремих методів у загальній схемі.

Коли система стикається з новим користувачем, найчастіше доступними є лише дані, отримані при первинній взаємодії: відповіді на кілька запитань анкети, вік, країна, тип поїздки, можливо, попередній досвід подорожей. За відсутності історії бронювань саме демографічна та контентна складові дозволяють наблизити профіль користувача до типових представників певного сегмента і запропонувати готелі, які добре відповідають його декларованим вимогам. У цьому випадку популярнісні моделі відіграють роль «страхувального шару», забезпечуючи прийнятну якість рекомендацій за рахунок добре оцінених об'єктів.

У ситуації появи нового готелю система, навпаки, має повний опис об'єкта, але ще не володіє інформацією про реальні відгуки та взаємодії. Тут визначальними стають контентні методи, які порівнюють новий об'єкт з уже відомими готелями за їх атрибутами, а також методи на основі векторних подань, що дозволяють знайти місце нового готелю у багатовимірному просторі схожості. Демографічні моделі опосередковано впливають на рекомендації, оскільки сегментні переваги визначають, для яких груп користувачів новий готель буде релевантним [11].

На початковому етапі функціонування системи, коли загальний обсяг історичних даних є незначним, основне навантаження приймають на себе зовнішні джерела. Інформація з відкритих API щодо рейтингу, кількості відгуків та загальної популярності готелів дає змогу сформувати прийнятний набір базових рекомендацій. Контентні та контекстні методи уточнюють цей набір з огляду на

конкретні вимоги користувача, а у міру накопичення власних даних можуть доповнюватися більш складними моделями.

Узагальнення ролі кожного з методів наводиться у таблиці 2.1, де для кожного підходу зазначається, наскільки сильно він використовується в тому чи іншому сценарії.

Таблиця 2.1 – Узагальнені ролі методів вирішення холодного старту

| Метод | Холодний старт користувача | Холодний старт об'єкта (готелю) | Холодний старт системи |
|----------------------------------|----------------------------|---------------------------------|------------------------|
| Контентний метод | Основний | Основний | Допоміжний |
| Демографічний метод | Основний | Другорядний | Допоміжний |
| Контекстний метод | Основний | Допоміжний | Допоміжний |
| Популярнісний метод | Допоміжний | Допоміжний | Основний |
| Метод на основі векторних подань | Допоміжний | Основний | Допоміжний |
| Гібридний агрегатор | Основний | Основний | Основний |

2.1.3 Узагальнена схема технології рекомендацій в умовах проблеми холодного старту

Сформований набір методів та їхня роль у різних ситуаціях дозволяють побудувати узагальнену структуру інформаційної технології рекомендацій готелів. Така структура відображає основні етапи обробки даних і взаємодію між компонентами, на які спирається гібридна модель.

На першому етапі відбувається отримання даних. До системи надходять відомості про готелі з зовнішніх сервісів (назва, розташування, категорія, рейтинг, ціновий діапазон, перелік зручностей), а також інформація про користувачів, що включає базові демографічні характеристики та результати первинного опитування. Додатково фіксується контекст запиту: місто, бажані дати перебування, кількість гостей, можливо, обмеження за бюджетом або інші параметри.

Далі дані проходять етап попередньої обробки. Атрибути готелів та користувачів нормалізуються та кодується у векторній формі, формуються контекстні ознаки, за потреби будуються прості графові структури (наприклад,

зв'язки між готелями та точками інтересу). На цьому ж етапі може відбуватися агрегування статистики, пов'язаної з популярністю готелів, якщо така інформація надається зовнішніми сервісами.

Після підготовки даних активуються окремі модулі часткових моделей. Контентний модуль оцінює відповідність готелів заявленим уподобанням користувача та його профілю; демографічний модуль використовує типові переваги [12] відповідного сегмента; контекстний модуль ураховує сезонність, відстань до центру чи інших важливих об'єктів, відмінності в цінах; модуль популярності надає інтегровану оцінку на основі рейтингів і відгуків; за можливості модуль векторних подань визначає близькість готелів у просторі ембеддингових представлень. Кожен з цих модулів працює незалежно, повертаючи власні оцінки релевантності.

Наступним кроком є агрегування результатів. Спеціальний гібридний модуль об'єднує оцінки окремих методів із використанням вагових коефіцієнтів, які можуть змінюватися залежно від ситуації. Якщо система має справу з новим користувачем, ваги контентної, демографічної та популярнісної складових збільшуються; у випадку нового готелю, навпаки, посилюється роль контентної та ембеддингової частин [13]; при запуску системи з обмеженою історією підвищується вплив популярнісних і зовнішніх джерел даних.

На фінальному етапі формується упорядкований список рекомендацій, який повертається користувачеві. Паралельно система накопичує інформацію про подальшу поведінку: чи були переглянуті запропоновані готелі, чи відбулося бронювання, які об'єкти відкинуті. У міру накопичення такої інформації можлива адаптація параметрів гібридної моделі, а також поступове доповнення її іншими методами, зокрема колаборативною фільтрацією.

Структуру описаної технології наведено на рисунку 2.1 у вигляді схеми, на якій відображені основні групи компонентів: модулі отримання даних, попередньої обробки, часткових моделей, гібридного агрегування, формування списку рекомендацій.

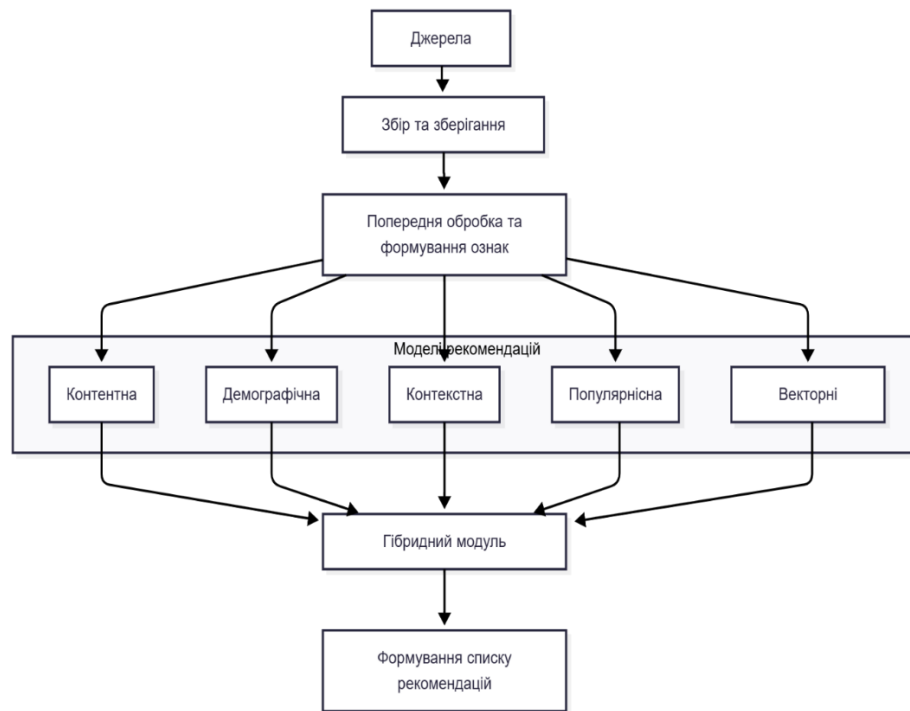


Рисунок 2.1 – Структура технології рекомендацій

2.2 Удосконалена гібридна модель вирішення проблеми холодного старту

2.2.1 Обґрунтування необхідності використання гібридної моделі

Аналіз відомих підходів до рекомендацій показує, що жоден окремий метод не забезпечує достатньо стабільну якість у всіх сценаріях, пов'язаних з проблемою холодного старту. Контентно-орієнтовані моделі добре працюють з новими об'єктами, але не завжди коректно відображають специфічні вподобання різних категорій користувачів. Демографічні підходи дозволяють робити припущення щодо вподобань нових користувачів, проте сильно залежать від якості сегментації й часто не враховують контекст конкретної поїздки. Методи, що спираються на популярність, забезпечують прийнятно «безпечні» рекомендації, але погано адаптуються до індивідуальних потреб. Нарешті, моделі на основі векторних подань і графів знань дають змогу врахувати складні зв'язки між об'єктами, проте потребують додаткової роботи з побудови структур даних.

У сфері готельних рекомендацій ці обмеження проявляються особливо помітно. Для нового користувача без історії бронювань не працюють класичні методи колаборативної фільтрації, а просте сортування готелів за популярністю призводить до одноманітних і часто завищено дорогих варіантів. У випадку нового готелю основним джерелом інформації стають його описові атрибути, однак система все ще не знає, для яких сегментів користувачів цей об'єкт буде найцікавішим. Для нової системи взагалі відсутні власні історичні дані, і доводиться спиратися на зовнішні джерела та загальні закономірності.

Сучасні роботи, присвячені гібридним рекомендаційним системам, показують, що поєднання декількох методів із різною природою інформації дає змогу пом'якшити слабкі сторони кожного з них і підвищити стійкість до браку даних. У гібридних моделях комбінуються, зокрема, контентні, демографічні, контекстні та знаннєві компоненти, а також різні варіанти агрегування їх результатів: каскадний, ансамблевий, зважений тощо [10].

Для задачі рекомендацій готелів доцільно використати зважений гібридний підхід, у якому часткові оцінки, отримані від контентної, демографічної, контекстної, популярнісної та ембеддингової підмоделей, об'єднуються в єдину інтегральну оцінку за допомогою вагових коефіцієнтів. Ключова ідея полягає в тому, що відносні ваги цих підмоделей можуть змінюватися залежно від типу ситуації: при появі нового користувача більше значення має демографічна та контекстна складова, при додаванні нового готелю – контентна та ембеддингова, при запуску системи – популярнісна й контентна, підсилені зовнішніми даними. У загальному вигляді інтегральну оцінку релевантності готелю для користувача у певному сценарії можна записати таким чином:

$$s_{\text{hyb}}(u, i | \tau) = \alpha_{\text{cont}}^{(\tau)} \tilde{s}_{\text{cont}}(u, i) + \alpha_{\text{demo}}^{(\tau)} \tilde{s}_{\text{demo}}(u, i) + \alpha_{\text{ctx}}^{(\tau)} \tilde{s}_{\text{ctx}}(u, i) + \\ + \alpha_{\text{pop}}^{(\tau)} \tilde{s}_{\text{pop}}(u, i) + \alpha_{\text{emb}}^{(\tau)} \tilde{s}_{\text{emb}}(u, i),$$

де i – готель;

u – користувач;

$\tilde{s}_{cont}(u, i), \tilde{s}_{demo}(u, i), \tilde{s}_{ctx}(u, i), \tilde{s}_{pop}(u, i), \tilde{s}_{emb}(u, i)$ – нормалізовані оцінки окремих підмоделей;

$\alpha_{cont}^{(\tau)}, \alpha_{demo}^{(\tau)}, \alpha_{ctx}^{(\tau)}, \alpha_{pop}^{(\tau)}, \alpha_{emb}^{(\tau)}$ – вагові коефіцієнти, що залежать від типу сценарію τ ;

τ – індикатор ситуації, пов'язаної з браком даних (новий користувач, новий готель, нова система).

Використання такої схеми дозволяє, з одного боку, зберігати простоту реалізації (окремі моделі залишаються відносно простими за структурою), а з іншого – гнучко керувати внеском кожної з них залежно від реальних умов роботи системи.

2.2.2 Структура гібридної моделі для різних сценаріїв проблеми холодного старту

Гібридна модель рекомендаційної системи налаштовується таким чином, щоб для кожного типу проблеми холодного старту по-іншому розподіляти вагу між частковими методами. Усі компоненти моделі – контентна, демографічна, контекстна, популярнісна та на основі векторних подань – залишаються структурно однаковими, але їхній внесок в інтегральну оцінку змінюється залежно від того, чи йдеться про нового користувача, новий готель або початковий етап функціонування системи.

У випадку нового користувача основний акцент робиться на демографічній та контентній складових, які використовують інформацію з анкети та профілю. Контекстна частина допомагає врахувати умови конкретної поїздки, а популярнісна складова й модель на основі векторних подань відіграють допоміжну роль, додаючи до списку рекомендацій готелі, що загалом добре оцінюються та структурно близькі до бажаних. Для нового готелю, навпаки, головними стають контентна модель, яка аналізує метадані об'єкта, та модель на основі векторних подань, що визначає його

місце серед інших готелів за схожістю ознак. У цьому разі демографічна складова використовується опосередковано, через переваги типових сегментів користувачів. Для нової системи найбільше значення мають популярнісна та контентна складові, оскільки саме на основі зовнішніх даних про рейтинги й описів готелів формується початковий набір рекомендацій, а інші компоненти поступово посилюються в міру накопичення власної історії взаємодій.

Для фіксації цієї логіки вводяться початкові вагові коефіцієнти, які відповідають типовому розподілу впливу часткових моделей у кожному із сценаріїв. У таблиці 2.2 наведено приклад такого розподілу, який надалі може бути скоригований під час експериментального налаштування.

Таблиця 2.2 – Орієнтовні початкові вагові коефіцієнти часткових моделей для різних сценаріїв проблеми холодного старту

| Складова моделі | Новий користувач ($\alpha_m^{(user)}$) | Новий готель ($\alpha_m^{(item)}$) | Нова система ($\alpha_m^{(system)}$) |
|-----------------------------------|---|---|---|
| Контентна модель | 0,30 | 0,40 | 0,30 |
| Демографічна модель | 0,30 | 0,10 | 0,10 |
| Контекстна модель | 0,20 | 0,20 | 0,20 |
| Популярнісна модель | 0,10 | 0,10 | 0,30 |
| Модель на основі векторних подань | 0,10 | 0,20 | 0,10 |

У таблиці 2.2 значення вагових коефіцієнтів відображають, що для нового користувача більш вагомими є демографічні та контентні ознаки, для нового готелю – контентні характеристики та векторні подання, а для нової системи – популярнісна та контентні оцінки, отримані із зовнішніх джерел даних. Такий розподіл не обов’язково має бути остаточним і може розглядатись як базова конфігурація, яка буде перевірятися та уточнюватися на етапі експериментальних досліджень.

Структурно робота гібридної моделі в усіх сценаріях може бути подана у вигляді узагальненої схеми, наведеної на рисунку 2.2. На цій схемі показано, що після формування ознак для користувача, готелів і контексту дані потрапляють до набору часткових моделей, а далі – до єдиного модуля агрегування, який формує інтегральну оцінку і список рекомендацій. На рисунку 2.2 виділено загальні етапи:

формування ознак, обчислення часткових оцінок у відповідних моделях та їх зважене агрегування.

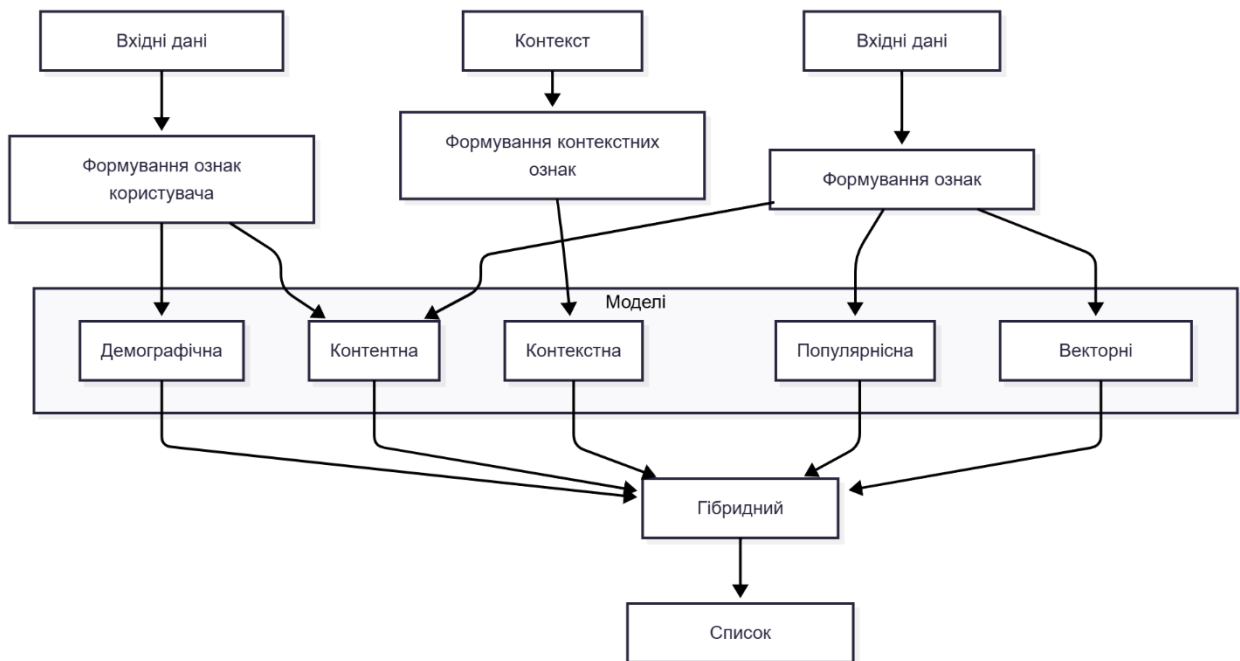


Рисунок 2.2 – Структура гібридної моделі для різних сценаріїв

2.2.3 Математичний опис гібридної моделі рекомендацій

Для реалізації гібридної моделі необхідно формально описати вхідні дані, часткові оцінки релевантності та правило їх агрегування. Нехай U – множина користувачів, I – множина готелів. Для конкретного користувача $u \in U$ та готелю $i \in I$ позначимо:

- x_i – вектор контентних ознак готелю (категорія, ціновий діапазон, набір зручностей, відстань до центру тощо);
- a_u – вектор відповідей користувача в анкеті (вимоги до рівня комфорту, бюджету, типу поїздки);
- d_u – вектор демографічних характеристик користувача;
- $c_{u,i}$ – вектор контекстних ознак для пари «користувач – готель» (дата поїздки, сезон, різниця між бажаним та фактичним бюджетом, відстань до важливих локацій);

- $\text{pop}(i)$ – скалярний показник глобальної популярності готелю (наприклад, функція від рейтингу та кількості відгуків, отриманих з API);
- g_i – вектор подання готелю у просторі ембеддингів;
- z_u – вектор подання користувача, отриманий на основі його профілю або належності до певного сегмента.

Профіль користувача у просторі контентних ознак можна задати як:

$$p_u = f_{\text{pref}}(a_u),$$

де f_{pref} – відображення, яке перетворює відповіді анкети у вектор тієї самої розмірності, що й x_i .

На практиці це може бути або лінійне перетворення з фіксованими коефіцієнтами, або набір простих правил, що підсилюють окремі компоненти залежно від відповідей.

Контентна складова оцінки визначається як косинусна подібність між профілем користувача та вектором ознак готелю:

$$s_{\text{cont}}(u, i) = \frac{p_u^T x_i}{\|p_u\| \cdot \|x_i\|},$$

де $p_u^T x_i$ – скалярний добуток векторів;

$\|p_u\| \cdot \|x_i\|$ – евклідові норми відповідних векторів.

Демографічна складова може бути задана через належність користувача до одного з K сегментів. Нехай $g(u)$ – індекс сегмента користувача u , а $w_{g(u)}$ – вектор типових переваг цього сегмента у просторі ознак готелів. Тоді демографічна оцінка:

$$s_{\text{demo}}(u, i) = \sigma(w_{g(u)}^T x_i),$$

де $\sigma(\cdot)$ – логістична функція, що приводить значення до діапазону $[0; 1]$;

$w_{g(u)}^T x_i$ – скалярний добуток, який відображає, наскільки готель i відповідає типовим вподобанням сегмента, до якого належить користувач u .

Контекстну складову оцінки зручно моделювати у вигляді лінійної моделі з подальшою нормалізацією:

$$s_{\text{ctx}}(u, i) = \sigma(\theta^T c_{u,i}),$$

де θ – вектор ваг контекстних ознак;

$c_{u,i}$ – вектор, що описує контекст запиту для пари «користувач – готель»;

$\sigma(\cdot)$ – монотонна функція (наприклад, логістична), яка перетворює значення у відрізок $[0; 1]$.

Популярнісна складова визначається через нормалізований показник популярності:

$$s_{\text{pop}}(i) = \frac{\text{pop}(i) - \min_{j \in I} \text{pop}(j)}{\max_{j \in I} \text{pop}(j) - \min_{j \in I} \text{pop}(j)},$$

де $\text{pop}(i)$ – вихідний показник популярності готелю;

$\min_{j \in I} \text{pop}(j)$, $\max_{j \in I} \text{pop}(j)$ – мінімальне та максимальне значення популярності

в каталозі.

Складову на основі векторних подань можна задати у вигляді косинусної подібності між ембеддингом користувача та ембеддингом готелю:

$$s_{\text{emb}}(u, i) = \frac{z_u^T g_i}{\|z_u\| \cdot \|g_i\|},$$

де z_u – векторне подання користувача;

g_i – векторне подання готелю;

$\|z_u\|, \|g_i\|$ – норми відповідних векторів.

Оскільки вихідні значення часткових оцінок можуть належати різним діапазонам, перед агрегуванням виконується їх нормалізація до відрізка $[0; 1]$. Для цього можна використати мін–макс нормалізацію на навчальній вибірці:

$$\tilde{s}_m(u, i) = \frac{s_m(u, i) - s_m^{\min}}{s_m^{\max} - s_m^{\min}},$$

де $s_m(u, i)$ – вихідна оцінка для моделі m ;

s_m^{\min}, s_m^{\max} – мінімальне та максимальне значення оцінки на вибірці;

$\tilde{s}_m(u, i)$ – нормалізоване значення, яке використовується в гібридному агрегаторі.

Формування списку рекомендованих готелів для користувача u відбувається шляхом сортування кандидатів за інтегральною оцінкою і відбору K найкращих варіантів:

$$L_\tau(u) = \text{Top}K_{i \in I_{\text{cand}}(u)} s_{\text{hyb}}(u, i | \tau),$$

де $I_{\text{cand}}(u)$ – множина кандидатів, що задовольняють жорсткі обмеження користувача (місто, дати, кількість гостей, діапазон цін);

$\text{Top}K$ – оператор, який повертає K готелів із найбільшим значенням інтегральної оцінки.

Описана математична модель спирається на базові операції лінійної алгебри, прості моделі класифікації та нормалізації, а також на векторні подання об'єктів.

Усі ці елементи можуть бути реалізовані з використанням стандартних бібліотек аналізу даних.

2.2.4 Властивості та обчислювальні характеристики гібридної моделі

Удосконалена гібридна модель рекомендацій працює як композиція кількох відносно простих підмоделей. Завдяки цьому вдається зберегти прийнятну обчислювальну складність навіть за великої кількості готелів та користувачів, а також підтримати гнучкість і модульність реалізації. Доцільно розділяти два режими роботи: офлайн-етапи [23] (підготовка ознак, побудова ембеддингів, оцінка параметрів) та онлайн-етапи (формування рекомендацій для конкретного запиту користувача). Найбільш критичним з точки зору часу є саме онлайн-етап, оскільки він впливає на затримку відповіді системи.

Під час формування списку рекомендацій для заданого користувача та множини кандидатів відбуваються послідовні кроки обчислення часткових оцінок, їх нормалізація та агрегування в інтегральну оцінку із подальшим сортуванням або вибором Тор-К. Узагальнено оцінку обчислювальної складності онлайн-етапу для одного користувача можна записати у вигляді:

$$T_{\text{online}}(u) \approx O\left(|I_{\text{cand}}(u)| \cdot M_{\text{eff}}^{(\tau)} \cdot d + |I_{\text{cand}}(u)| \log |I_{\text{cand}}(u)|\right),$$

де $|I_{\text{cand}}(u)|$ – кількість готелів-кандидатів для користувача u ;

$M_{\text{eff}}^{(\tau)}$ – кількість підмоделей з ненульовими вагами в сценарії τ (для різних типів проблеми холодного старту цей показник може відрізнятися);

d – характерна розмірність векторів ознак (контентних, контекстних, векторних подань);

$|I_{\text{cand}}(u)| \log |I_{\text{cand}}(u)|$ – операція сортування або відбору Тор-К найкращих готелів.

Оскільки всі часткові моделі побудовані на базі лінійних операцій над векторами (скалярні добутки, обчислення норм, лінійні комбінації ознак), їхня складність для пари «користувач – готель» лінійно зростає з розмірністю простору ознак. Таблиця 2.3 узагальнює орієнтовну обчислювальну складність основних компонентів гібридної моделі для одного запиту користувача.

Таблиця 2.3 – Орієнтовна обчислювальна складність основних компонент гібридної моделі

| Компонента гібридної моделі | Типові операції при обробці запиту | Асимптотична складність для одного користувача |
|--|--|--|
| Формування ознак користувача | Перетворення відповідей анкети та демографічних даних у вектор ознак | $O(d)$ |
| Формування ознак готелів | Завантаження попередньо підготовлених векторів ознак готелів | $O(I_{cand}(u))$ |
| Контентна модель | Обчислення косинусної подібності між профілем користувача | $O(I_{cand}(u) \cdot d)$ |
| Демографічна модель | Обчислення скалярного добутку вектора сегмента | $O(I_{cand}(u) \cdot d)$ |
| Контекстна модель | Обчислення лінійної комбінації для кожної пари «користувач – готель» | $O(I_{cand}(u) \cdot d_c)$ |
| Популярнісна модель | Зчитування нормалізованого значення популярності готелю | $O(I_{cand}(u))$ |
| Модель на основі векторних подань | Обчислення косинусної подібності між ембеддингами користувача і готелю | $O(I_{cand}(u) \cdot d_g)$ |
| Нормалізація часткових оцінок | Мін-макс перетворення значень часткових оцінок | $O(I_{cand}(u) \cdot M_{eff}^{(\tau)})$ |
| Гібридне агрегування | Обчислення зваженої суми нормалізованих оцінок | $O(I_{cand}(u) \cdot M_{eff}^{(\tau)})$ |
| Сортування / відбір Тор-К рекомендацій | Упорядкування інтегральних оцінок або частковий відбір Тор-К | $O(I_{cand}(u) \log I_{cand}(u))$ або $O(I_{cand}(u))$ для алгоритмів Тор-К |

Відповідно до таблиці 2.3 можна зазначити, що найбільший внесок в загальну вартість обчислень зазвичай дають контентна складова, демографічна модель та модель на основі векторних подань, оскільки саме вони містять множину операцій над векторами для кожного готелю-кандидата. Популярнісна модель майже не впливає на складність онлайн-етапу, оскільки працює зі скаляром, який був

попередньо нормалізований. Нормалізація часткових оцінок і гібридне агрегування також мають лінійну залежність від кількості кандидатів та кількості активних підмоделей.

З точки зору властивостей гібридної моделі важливими є не лише обчислювальні характеристики, а й структурні особливості. По-перше, модель має модульну будову: кожна з підмоделей працює незалежно, що дозволяє в процесі експериментів відключати окремі компоненти, змінювати реалізацію конкретного методу (наприклад, форму контентної подібності або спосіб побудови ембеддингів) без зміни загальної схеми агрегування. По-друге, модель є пояснюваною: для кожного рекомендованого готелю можна показати внесок контентної, демографічної, контекстної та інших складових, що важливо як з точки зору довіри користувачів, так і для внутрішнього аналізу.

Ще однією важливою властивістю є масштабованість. За рахунок того, що всі часткові моделі базуються на векторних поданнях, можливо застосовувати стандартні прийоми оптимізації: зменшення розмірності простору ознак, попереднє відсікання частини кандидатів за жорсткими фільтрами, використання структур для наближеного пошуку найближчих сусідів у просторі ембеддингів.

Отже, запропонована гібридна модель поєднує низьку обчислювальну складність окремих компонент із можливістю масштабування на великі каталоги готелів і значну кількість користувачів. Модульність структури та пояснюваність результатів створюють умови для подальшого удосконалення моделі, а також для гнучкого налаштування її параметрів під конкретні сценарії проблеми холодного старту.

2.2.5 Порівняння удосконаленої гібридної моделі з існуючими підходами

Удосконалена гібридна модель поєднує кілька відомих підходів (контентний, демографічний, контекстний, популярнісний, на основі векторних подань) не на рівні окремих алгоритмів, а на рівні їхньої організації та керованого поєднання. Ключова відмінність полягає у тому, що модель явним чином орієнтована на різні

сценарії проблеми холодного старту та використовує сценарійно залежні вагові коефіцієнти. Це дозволяє змінювати внесок кожної часткової моделі залежно від того, чи йдеться про нового користувача, новий готель або нову систему, без зміни загальної структури алгоритму.

Базові підходи, такі як чисто контентні або демографічні моделі, добре працюють лише в обмежених умовах. Контентно-орієнтовані моделі краще підтримують нові готелі, але гірше відображають відмінності між користувачами. Демографічні моделі, навпаки, добре підходять для нових користувачів, але майже не допомагають при появі нових об'єктів. Популярнісні підходи забезпечують стабільну, але слабо персоналізовану рекомендацію. Моделі на основі векторних подань дозволяють враховувати складні зв'язки між об'єктами [14], однак потребують додаткових зусиль із побудови ембеддингів та не завжди є достатньо пояснюваними. Класичні гібридні схеми зазвичай комбінують декілька методів, але не завжди передбачають явну адаптацію до типу браку даних і рідко інтегрують зовнішні джерела як частину стратегії запуску системи.

У запропонованій моделі сценарій проблеми холодного старту є одним з параметрів, від якого залежать вагові коефіцієнти часткових моделей. Окремо підкреслюється роль зовнішніх джерел даних (API сервісів бронювання), які використовуються для формування популярнісних і контентних оцінок, особливо важливих у сценарії нової системи. Завдяки зваженому агрегуванню нормалізованих часткових оцінок зберігається можливість пояснити внесок кожної складової у кінцевий результат. Узагальнене порівняння базових підходів та удосконаленої гібридної моделі наведено в таблиці 2.4.

Узагальнюючи, запропонована гібридна модель не замінює окремі класичні підходи, а виступає як надбудова над ними, яка забезпечує підтримку різних видів проблеми холодного старту, інтегрує зовнішні джерела даних і зберігає можливість інтерпретувати отримані рекомендації. Це створює основу для подальшої практичної реалізації та експериментальної перевірки моделі в наступних розділах роботи.

Таблиця 2.4 – Порівняння удосконаленої гібридної моделі з базовими підходами до рекомендацій

| Підхід | Підтримка нових користувачів | Підтримка нових готелів | Підтримка нової системи | Використання зовнішніх джерел даних | Пояснюваність | Можливість адаптації до сценарію |
|-----------------------------------|---|---|---|---|---|--|
| Контентно-орієнтована модель | Обмежена | Висока | Середня | Необов'язково | Висока | Низька |
| Демографічна модель | Висока | Низька | Низька | Зазвичай не використовується | Середня | Низька |
| Популярнісна модель | Середня | Середня | Висока | Може використовуватися | Висока | Низька |
| Модель на основі векторних подань | Середня | Висока | Середня | Може враховувати зовнішні дані | Середня | Обмежена |
| Класична гібридна модель | Середня | Середня | Середня | Не завжди явно інтегровані | Залежить від реалізації | Обмежена |
| Запропонована гібридна модель | Висока (через контентну, демографічну та контекстну компоненти) | Висока (через контентну та ембеддингову компоненти) | Висока (через популярнісну та контентну компоненти з опорою на зовнішні дані) | Явно передбачене використання API для каталогу, рейтингів та популярності | Висока (завдяки зваженій сумі часткових оцінок) | Висока (за рахунок сценарійно залежних вагових коефіцієнтів) |

2.3 Призначення та вимоги до інформаційної технології вирішення проблеми холодного старту

Інформаційна технологія, що розробляється у межах даної роботи, призначена для формування рекомендацій готелів у ситуаціях браку даних про користувачів, нові об'єкти або у випадку первинного запуску системи. Основою технології є гібридна модель, що поєднує контентні, демографічні, контекстуальні, популярнісні та векторні підходи, забезпечуючи стабільну роботу в різних сценаріях проблеми холодного старту. Розроблюваний модуль функціонує як

автономна аналітична підсистема, яку можна інтегрувати в ширшу рекомендаційну систему або використовувати як дослідницький інструмент.

Функціональні вимоги до технології охоплюють ключові можливості, необхідні для формування рекомендацій. Основними функціональними вимогами є:

- формування списку рекомендованих готелів для нового користувача на основі демографічних даних та анкети вподобань;
- підтримка формування рекомендацій для нового готелю за рахунок використання його контентних характеристик і векторних подань;
- робота у режимі відсутності історичних даних при первинному запуску системи з використанням поточної популярності готелів;
- використання зовнішнього джерела даних як основи каталогу готелів із можливістю подальшої обробки ознак;
- налаштування вагових коефіцієнтів гібридної моделі та збереження різних конфігурацій;
- можливість запуску серій експериментів з різними параметрами для подальшого аналізу результатів.

Нефункціональні вимоги визначають обмеження та характеристики роботи технології. До основних нефункціональних вимог належать:

- забезпечення прийнятної часу формування рекомендацій у каталозі реалістичного розміру;
- здатність масштабуватися при збільшенні кількості готелів та користувачів завдяки попередній підготовці ознак та структурі з векторними поданнями;
- модульність архітектури, що дає можливість додавати або замінювати окремі часткові моделі [16];
- забезпечення відтворюваності експериментів завдяки фіксації конфігурацій параметрів і чіткій структурі вхідних та вихідних даних.

Вимоги до даних визначають набір відомостей, необхідних для роботи гібридної моделі. Для каталогу готелів передбачено використання зовнішнього джерела, яке може містити:

- ідентифікатор готелю, назву та текстовий опис;
- категорію або тип готелю та перелік основних послуг;
- географічні атрибути (місто, район, координати за наявності);
- рейтингові та популярнісні показники;
- додаткові числові та категоріальні ознаки, придатні для побудови векторних подань.

Для профілю користувача достатнім є мінімальний набір даних:

- узагальнені демографічні характеристики;
- результати короткої анкети вподобань;
- параметри контексту запиту за необхідності.

2.4 Структура гібридної моделі для різних сценаріїв проблеми холодного старту

Архітектура інформаційної технології, що реалізує запропоновану гібридну модель вирішення проблеми холодного старту, побудована у вигляді послідовного конвеєра обробки даних. У цьому конвеєрі виділяються такі основні групи компонентів: модуль отримання та оновлення даних про готелі із зовнішнього джерела; сховище сирих даних, у якому накопичуються отримані записи без втручання в їх початкову структуру; модуль попередньої обробки та формування ознак, що перетворює сирі атрибути на придатні для моделювання вектори; набір часткових моделей (контентна, демографічна, контекстна, популярнісна, модель на основі векторних подань), які обчислюють окремі скорингові функції; гібридний агрегатор, що поєднує часткові оцінки з урахуванням сценарію холодного старту; модуль підготовки даних для експериментів і сервіс формування рекомендацій. Загальну архітектуру інформаційної технології вирішення проблеми холодного старту наведено на рисунку 2.3.

Модуль отримання та оновлення даних про готелі відповідає за інтеграцію з зовнішнім джерелом. Він виконує запити до API або завантажує підготовлені файли, перетворює отримані структури у внутрішній формат, здійснює первинну

валідацію (усунення дублікатів, відкидання критично неповних записів) та передає результати у сховище сирих даних. Завдяки цьому аналітичне ядро не залежить від

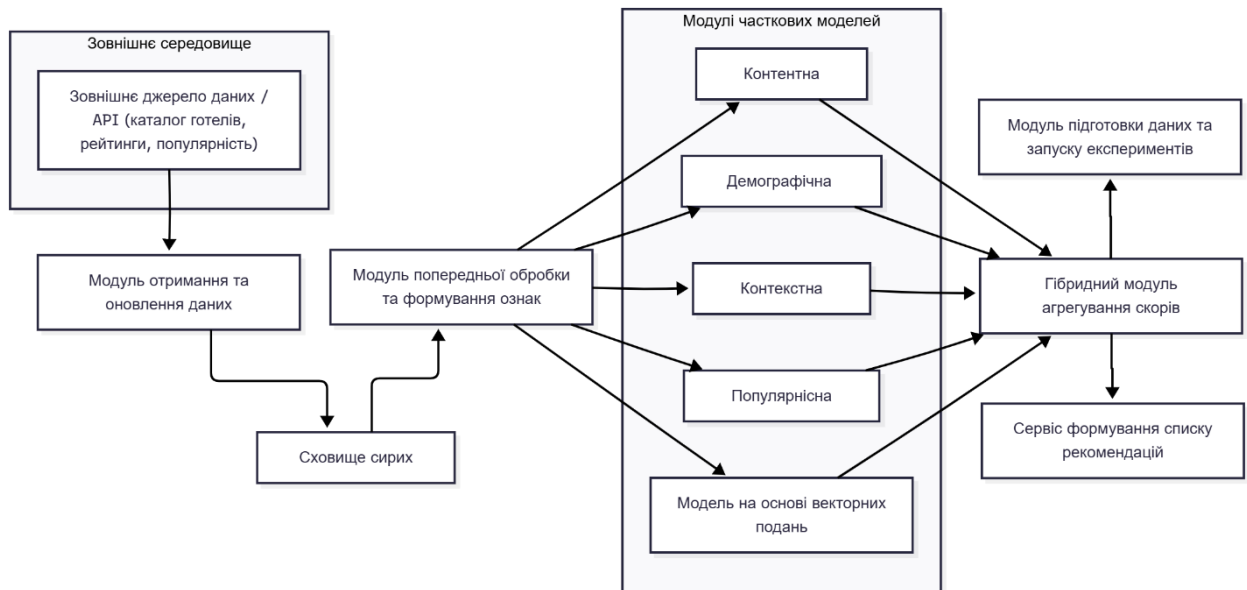


Рисунок 2.3 – Загальна архітектура інформаційної технології вирішення проблеми холодного старту

конкретного постачальника даних: зміна джерела потребує мінімальних змін лише в цьому компоненті.

Сховище сирих даних зберігає інформацію про готелі в тому вигляді, у якому вона отримана від зовнішнього джерела, з мінімальними перетвореннями. У ньому накопичуються ідентифікатори, текстові описи, набір послуг, базові цінові параметри, рейтинги, кількість відгуків та інші атрибути, які надалі стають основою для побудови ознак. Такий підхід дає змогу повторно запускати етап feature engineering з іншими налаштуваннями без повторного звернення до зовнішнього API.

Модуль попередньої обробки даних та формування ознак перетворює сирі записи у структури, придатні для подальших обчислень. У межах цього модуля виконуються:

- очищення та нормалізація числових атрибутів;
- уніфікація категоріальних полів (тип готелю, клас, набір послуг);

- побудова контентних векторів для готелів на основі текстових описів і атрибутів;
- формування демографічних ознак користувачів на основі даних анкети;
- виділення контекстних ознак запиту (сезон, мета поїздки, тривалість, наявність подій);
- обчислення популярнісних показників і їх нормалізація;
- підготовка векторних представлень готелів для embedding-підходу.

У результаті кожен готель описується набором векторів ознак різних типів, а профіль користувача та контекст запиту — узгодженими фічами, які можуть бути безпосередньо передані до часткових моделей.

Часткові моделі працюють поверх підготовлених ознак і реалізують різні стратегії рекомендацій. Контентна модель оцінює подібність між профілем користувача та вектором ознак готелю. Демографічна модель враховує належність користувача до певної групи та відтворює типові патерни вибору для цього сегмента. Контекстна модель модифікує релевантність готелів залежно від поточного контексту запиту. Популярнісна модель використовує нормалізовані показники популярності як основу для формування базових рекомендацій, що особливо важливо в умовах браку індивідуальних даних. Модель на основі векторних подань оцінює близькість готелів у латентному просторі та дає змогу рекомендувати об'єкти, схожі між собою навіть без історії взаємодій конкретного користувача. Кожна з цих моделей повертає нормалізовану оцінку для набору кандидатів-готелів.

Гібридний модуль агрегування оцінок поєднує результати часткових моделей у єдиний показник. На цьому етапі здійснюється нормалізація оцінок, застосування вагових коефіцієнтів для різних сценаріїв холодного старту (новий користувач, новий готель, «холодний» запуск системи) та обчислення підсумкового значення гібридної оцінки для кожного кандидата. Далі готелі ранжуються за спаданням цього значення, формується список Top-K рекомендацій, який може бути повернений у вигляді результату експерименту або як відповідь прототипу сервісу рекомендацій.

Модуль підготовки даних та запуску експериментів координує роботу всієї архітектури у прикладних сценаріях. Він формує навчальні, валідаційні та тестові вибірки для різних типів холодного старту, визначає набір кандидатів-готелів, керує викликами модулів завантаження даних, формування ознак, часткових моделей і гібридного агрегатора, а також обчислює метрики якості рекомендацій і зберігає результати. Через цей модуль аналітичне ядро інтегрується з прототипом сервісу: для онлайн-запиту на вхід подаються профіль користувача та контекст, а на виході повертається ранжований список готелів, сформований на основі гібридної моделі.

2.5 Проєктування структури даних та підсистеми підготовки ознак

Архітектура аналітичного ядра інформаційної технології передбачає узгоджену структуру даних, що забезпечує роботу гібридної моделі рекомендацій у сценаріях проблеми холодного старту. Структура даних підтримує єдиний спосіб представлення готелів, користувачів та контексту запиту, а також містить похідні ознаки, необхідні для контентної, демографічної, контекстної, популярнісної та векторної моделей.

У структурі даних виділяються сутності «Готель», «Користувач», «Контекст запиту», поверх яких будується підсистема підготовки ознак. Сутність «Готель» відповідає елементу каталогу рекомендаційної системи та містить мінімально необхідний набір атрибутів, узгоджений з вимогами гібридної моделі:

- унікальний ідентифікатор готелю;
- назву та короткий текстовий опис готелю;
- географічні атрибути (місто, регіон розташування);
- орієнтовну вартість розміщення (ціна за ніч у стандартизованій валюті);
- рейтингові та популярнісні показники (середній рейтинг, кількість відгуків);
- перелік основних послуг і зручностей (Wi-Fi, паркування, сніданок, басейн, фітнес-центр тощо).

Такий склад полів забезпечує можливість одночасно формувати контентні, популярнісні й векторні ознаки, а також використовувати атрибути цінового рівня та сервісу в демографічній та контекстній компонентах.

Сутність «Користувач» відображає узагальнений профіль мандрівника, орієнтований насамперед на сценарії холодного старту, коли історія взаємодій відсутня або мінімальна. Внутрішня структура профілю включає:

- узагальнений демографічний сегмент (наприклад, бюджетний мандрівник, комфортний турист, сімейний відпочинок, бізнес-мандрівник);
- орієнтовний бюджет або ціновий рівень, прийнятний для користувача;
- мінімально прийнятний рейтинг готелю;
- переважний регіон або тип локації;
- мету поїздки (відпочинок, бізнес, сімейна подорож);
- параметри сезонності (пора року, період подорожі).

Ці поля достатні для побудови простих демографічних та контекстних ознак, а також для керування вибором сценарію гібридної моделі залежно від типу холодного старту.

Сутність «Контекст запиту» формує зовнішні умови, у яких генеруються рекомендації. У найпростішому випадку контекст описується тими самими параметрами, що і частина профілю користувача (сезон подорожі, мета поїздки, цільовий регіон), проте логічно виділяється в окремий об'єкт, оскільки може змінюватися між запитом одного користувача. Для контексту зберігаються:

- сезон або часовий інтервал поїздки;
- тип подорожі (відпочинок, бізнес, сімейний формат);
- цільовий напрямок або місто;
- за потреби – додаткові ознаки, пов'язані з локальними подіями чи особливостями періоду.

Поверх цих базових сутностей будується підсистема підготовки ознак, яка перетворює сирі атрибути у векторні представлення, сумісні з частковими моделями. Для готелів формується кілька груп ознак:

- числові ознаки, пов'язані з ціною, рейтингом та кількістю відгуків;

– бінарні індикатори або агреговані ознаки на основі набору послуг та зручностей;

– текстові ознаки, отримані з опису готелю.

Числові поля підлягають нормалізації до єдиного діапазону або стандартизації, що важливо для коректної роботи популярнісної та демографічної моделей. На основі текстових описів формується матриця TF-IDF, яка задає простір контентних ознак для готелів. Далі з цієї матриці може будуватися стиснене векторне подання (embeddings) за допомогою методів зменшення розмірності, що використовується у векторній компоненті гібридної моделі.

Профіль користувача та контекст запиту перетворюються у компактні вектори ознак, які узгоджені з вимогами демографічної та контекстної моделей. Демографічні ознаки можуть включати індикатори сегмента мандрівника, цінового діапазону та бажаного рівня сервісу; контекстні ознаки – коди сезону, типу подорожі та регіону. На основі цих векторів часткові моделі використовують прості правила або вагові схеми для оцінювання відповідності готелю профілю користувача та поточному контексту.

Спроектвана структура даних і підсистема підготовки ознак забезпечують узгоджене представлення готелів, користувачів і контексту в різних просторах ознак, необхідних для контентної, демографічної, контекстної, популярнісної та векторної моделей, а також для гібридного агрегатора, який об'єднує їх результати у підсумкову оцінку релевантності.

3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ГІБРИДНОЇ МОДЕЛІ ВИРІШЕННЯ ПРОБЛЕМИ ХОЛОДНОГО СТАРТУ

Розроблена інформаційна технологія включає окремий програмний модуль, що реалізує повний цикл формування рекомендацій готелів на основі гібридної моделі. Архітектура реалізації відтворює компонентну структуру, визначену на етапі проєктування: завантаження та структурування даних, побудова ознак, обчислення часткових оцінок, виконання гібридної агрегації та формування підсумкового списку результатів. Реалізація виконана мовою Python із використанням бібліотек для обробки даних, машинного навчання та роботи з текстовими ознаками.

3.1 Технічні рішення та особливості реалізації

Програмна реалізація базується на [15]:

- використанні мови Python завдяки доступності бібліотек для роботи з текстовими даними, побудови векторних подань та обчислення подібності;
- застосуванні бібліотек pandas, numpy та scikit-learn для роботи з таблицями даних, побудови TF-IDF-подання [17], обчислення косинусної подібності [18] та виконання компонентного аналізу;
- використанні структури проєкту, розділеної на модулі за функціональним призначенням (завантаження даних, часткові моделі, гібридний агрегатор, точка доступу до рекомендацій);
- реалізації контентних ознак на основі TF-IDF із подальшим застосуванням TruncatedSVD для отримання компактних embedding-представлень [19-20];
- використанні структурованих класів UserProfile та RequestContext для опису інформації про користувача та параметри запиту;
- модульній структурі, яка дозволяє легко додавати або модифікувати часткові моделі без впливу на загальну логіку гібридизації.

Код ініціалізації контентних ознак, який відіграє роль базового етапу для часткових моделей наведено в лістингу 3.1.

Лістинг 3.1 – Код ініціалізації контентних ознак

```
tfidf_matrix, vectorizer, hotel_index = build_hotel_content_matrix(hotels)
svd, hotel_embeddings = fit_hotel_embeddings(tfidf_matrix, n_components=3)
```

3.2 Структура програмної реалізації гібридної моделі

Структура реалізації відповідає концепції розділення відповідальності та включає такі компоненти:

- модуль `data_loading` забезпечує читання та формування структурованих об'єктів даних, що містять інформацію про готелі, користувачів та контекст;
- модуль `feature_engineering` виконує побудову матриці текстових ознак на основі описів та переліку зручностей готелів;
- підкаталог `models` містить реалізації часткових моделей: контентної, популярнісної, контекстної, демографічної та моделі на основі векторних подань;
- модуль `hybrid` реалізує вагові схеми та об'єднання часткових оцінок відповідно до сценарію τ , визначеного у розділі теорії;
- модуль `recommender` є єдиною точкою доступу, що поєднує всі попередні елементи в єдиний конвеєр рекомендацій;
- файл `main.py` демонструє типове використання системи, ініціалізацію вхідних структур та формування топ-К рекомендацій.

Код структури роботи рекомендаційного циклу представлений у лістингу 3.2.

Лістинг 3.2 – Код структури роботи рекомендаційного циклу

```
content_scores = score_hotels_content(user_query, tfidf_matrix, vectorizer,
hotel_index)
popularity_scores = compute_popularity_scores(hotels)
context_scores = compute_context_scores(hotels, context)
demo_scores = compute_demographic_scores(user, hotels)
```

```
emb_scores = score_hotels_embeddings(user_query, vectorizer, svd,
hotel_embeddings, hotel_index)
```

3.3 Реалізація часткових моделей гібридної системи

Реалізовані часткові моделі точно відтворюють логіку, визначену у розділі 2, та обчислюють незалежні оцінки для кожного готелю.

Контентна модель працює в просторі TF-IDF-ознаків і визначає подібність готелю до текстового запиту користувача. Обчислення виконується за допомогою косинусної міри. Відповідний код наведено у лістингу 3.3.

Лістинг 3.3 – Код обчислення косинусної міри для контної моделі

```
query_vec = vectorizer.transform([user_query])
similarities = cosine_similarity(query_vec, tfidf_matrix).ravel()
```

Популярнісна модель базується на рейтингу та кількості відгуків, де показник відгуків згладжується логарифмічно для уникнення домінування. Після обчислення «сирої» популярності виконується нормалізація. Відповідні дії відображені у лістингу 3.4

Лістинг 3.4 – Код обчислення «сирої» популярності та нормалізація

```
raw_pop = compute_raw_popularity(hotels)
scores = minmax_normalize(raw_pop)
```

Контекстна модель аналізує відповідність локації та бюджету користувача. Модель оперує двома факторами (місто та бюджет), кожен з яких має власну вагу. Відповідні операції відображені у лістингу 3.5.

Лістинг 3.5 – Код операцій контекстної моделі

```
city_match = (df["city"].str.lower() == context.city.lower())
.astype(float)
```

```
in_budget = ((prices >= budget_min) & (prices <= budget_max))
            .astype(float)
```

Демографічна модель спирається на сегментацію користувачів за бюджетом і комфортом, після чого застосовує вагові коефіцієнти до нормалізованих характеристик готелю. Відповідні операції здійснювані демографічною моделлю відображено у лістингу 3.6.

Лістинг 3.6 – Код операцій демографічної моделі

```
segment = _get_user_segment(user)
linear_scores = X @ w
demo_scores = 1.0 / (1.0 + np.exp(-linear_scores))
```

Модель на основі embedding-подань відтворює векторні представлення TF-IDF-описів, зменшені методом TruncatedSVD. Подібність між embedding-векторами користувача та готелів вимірюється косинусною подібністю. Код даних дій наведено у лістингу 3.7.

Лістинг 3.7 – Код моделі на основі embedding-подань

```
z_u = svd.transform(vectorizer.transform([user_query]))
similarities = cosine_similarity(z_u, hotel_embeddings).ravel()
```

Усі часткові моделі повертають значення у діапазоні [0; 1], що забезпечує коректність подальшої вагової агрегації.

3.4 Реалізація гібридного агрегатора та формування списку рекомендацій

Гібридний агрегатор реалізує вагове об'єднання часткових оцінок згідно зі сценаріями τ : *new_user*, *new_item*, *new_system*. Для кожного сценарію визначено набір коефіцієнтів α_m , які застосовуються до відповідних компонент. Ваги

автоматично обираються викликом відповідно до фрагменту коду наведеного у лістингу 3.8.

Лістинг 3.8 – Код вибору вагів для роботи гібридного агрегатора

```
weights = get_scenario_weights(scenario)
s_hyb = hybrid_score(...)
```

Функція гібридної агрегації здійснює покомпонентне сумування, зберігаючи відсутні моделі з нульовою вагою (лістинг 3.9).

Лістинг 3.9 – Код функції гібридної агрегації

```
total = pd.Series(0.0, index=base_index)
for name, s in scores_dict.items():
    w = weights.get(name, 0.0)
    if s is not None and w > 0.0:
        total += w * s.reindex(base_index).fillna(0.0)
```

Після отримання гібридної оцінки формується список рекомендацій. Результат містить як підсумкову оцінку, так і всі часткові компоненти, що забезпечує прозорість рекомендацій. Підсумком роботи модуля є відсортований список Топ-К готелів з урахуванням обраного сценарію холодного старту, контексту, демографічного профілю та змістовної релевантності.

4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ГІБРИДНОЇ МОДЕЛІ ТА ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙ

4.1 Вихідні дані та сценарії експериментів

Постановка та виконання експериментів, спрямованих на перевірку працездатності і якості гібридної моделі рекомендацій в умовах холодного старту, виконується на підготовлених табличних даних про готелі та взаємодії користувачів, описаних у підрозділі 2.5, а також реалізується у вигляді окремого сценарію запуску експериментів. Основний акцент зроблено на формуванні сценаріїв оцінювання, які відтворюють типові випадки холодного старту (новий користувач, новий готель, нова система).

Вхідні дані експериментів сформовано у вигляді датасетів (CSV-файлів), структура яких узгоджена з підсистемою завантаження та підготовки даних, описаною у підрозділі 2.5. Для формування кандидатного набору готелів використовується файл `hotels_searchapi.csv`, який отримується через модуль завантаження `SearchApi` (`api/data_loading_searchapi.py`) та містить атрибути ідентифікації й опису об'єктів розміщення (зокрема: `hotel_id`, `name`, `city`, `region`, `price`, `rating`, `review_count`, `description`, `amenities`). Профілі користувачів задаються датасетом `users.csv` (зокрема: `user_id`, `budget_pref`, `comfort_pref`, `traveler_type`), параметри контексту запиту — датасетом `context.csv` (зокрема: `context_id`, `city`, `budget_min`, `budget_max`, `trip_purpose`). Історія взаємодій користувачів із готелями задається датасетом `interactions.csv`, що містить щонайменше `user_id`, `hotel_id` та поле оцінки (`rating`).

Для перетворення взаємодій у множину релевантних об'єктів використано поріг позитивності оцінки `RATING_POS = 4.0`.

Усі експериментальні сценарії формуються на основі множини позитивних взаємодій `pos` та однакового кандидатного простору готелів. Для забезпечення відтворюваності застосовується фіксоване зерно генератора `SEED = 42`, а якість

оцінюється для двох значень довжини списку рекомендацій $K_LIST = [5, 10]$, що відповідає типовим налаштуванням Top-K рекомендацій.

У межах експериментів визначено три сценарії, що моделюють різні прояви холодного старту.

- сценарій нового користувача (`new_user`), коли профіль користувача майже відсутній у даних взаємодій і необхідно будувати рекомендації переважно на основі контентних, контекстних та демографічних ознак;

- сценарій нового готелю (`new_item`), коли частина готелів вважається «новими» з погляду історії взаємодій, але має доступні описові атрибути (текст, зручності, ціну, рейтинг), і модель повинна відпрацювати рекомендації без опори на взаємодії для цих об'єктів;

- сценарій нової системи (`new_system`), коли вже існує певна база взаємодій, але необхідно перевірити якість ранжування за фіксованою конфігурацією ваг гібридного агрегатора для цього режиму.

Сценарій `new_user` реалізовано шляхом явного обмеження «історії» для вибраної групи користувачів: для кожного такого користувача у навчальній частині залишаються лише 2 позитивні взаємодії (`NEW_USER_TRAIN_SEEN`), а решта позитивів використовується як тестова множина релевантних об'єктів. Відбір користувачів і розбиття для цього сценарію наведено лістингу 4.1.

Лістинг 4.1 – Код відбору користувачів і розбиття взаємодій для сценарію нового користувача

```
NEW_USER_TRAIN_SEEN = 2
cold_users = user_ids_all[:2]
shuffled = sorted(set(user_pos))
rng.shuffle(shuffled)
train_seen = shuffled[: min(NEW_USER_TRAIN_SEEN, len(shuffled) - 1)]
test_rel = [h for h in shuffled if h not in set(train_seen)]
```

Таке формування забезпечує наявність мінімального «сигналу» у навчанні (2 позитиви), але залишає основну частину релевантних взаємодій для тесту, що відповідає умовам нового або майже нового користувача.

Сценарій `new_item` потребує штучного виділення підмножини «холодних» готелів (`cold_hotels`), які присутні у кандидатному просторі та мають описові атрибути, але не повинні використовуватися як «побачені» у навчанні для конкретного користувача. Для цього формується множина `cold_hotels` розміром до `MAX_COLD_HOTELS = 12` із вимогою покриття: для кожного користувача у тесті має бути щонайменше 2 релевантні готелі з цієї множини. Підбір `cold_hotels` реалізовано жадібною процедурою мінімізації дефіциту покриття, що наведено у лістингу 4.2.

Лістинг 4.2 – Код підбору `cold_hotels` для сценарію нового готелю

```
MIN_COLD_TEST_PER_USER = 2
MAX_COLD_HOTELS = 12
cold_hotels = choose_cold_hotels_greedy(
    pos_df=pos,
    user_ids=user_ids_all,
    min_per_user=MIN_COLD_TEST_PER_USER,
    max_cold=MAX_COLD_HOTELS,
)
```

Для кожного користувача у цьому сценарії тестова множина релевантних об'єктів формується лише як перетин позитивних взаємодій із `cold_hotels`, тоді як навчальна множина `train_seen` виключає `cold_hotels`, що виключає витік інформації про «нові» готелі у навчанні. Відповідні операції відображено у лістингу 4.3

Лістинг 4.3 – Код формування тестової та навчальної множини готелів

```
test_rel = [h for h in sorted(set(user_pos)) if h in cold_hotels_set]
train_seen = [h for h in sorted(set(user_pos)) if h not in cold_hotels_set]
```

Окремо враховано запобігання «читерству» популярнісної моделі у сценарії `new_item`: для готелів, які потрапили до `cold_hotels`, обнуляються поля `rating` та `review_count` під час обчислення популярності, щоб популярність не стала непрямою підказкою для «нових» об'єктів. Відповідна операція наведена у лістингу 4.4.

Лістинг 4.4 – Код логіки запобігання «читерству» популярнісної моделі у сценарії нового готелю

```
mask = hotels_for_pop_new_item["hotel_id"].isin(cold_hotels)
hotels_for_pop_new_item.loc[mask, "rating"] = 0.0
hotels_for_pop_new_item.loc[mask, "review_count"] = 0
pop_new_item = compute_popularity_scores(hotels_for_pop_new_item)
```

Сценарій `new_system` у межах даної роботи використовується для моделювання режиму частково прогрітої системи, тобто ситуації, коли для користувача вже існує певний обсяг історії взаємодій, але необхідно оцінити якість ранжування за фіксованою конфігурацією гібридного агрегатора. Для цього множина позитивних взаємодій конкретного користувача розбивається на дві частини: `train_seen` (відомі системі взаємодії) та `test_rel` (релевантні об'єкти, які мають бути відновлені у топ-рекомендаціях) у пропорції 0.3, причому гарантується наявність щонайменше одного елемента у тесті та щонайменше одного елемента у навчанні. Відповідна логіка розбиття наведена у лістингу 4.5.

Лістинг 4.5 – Код розбиття множини позитивних взаємодій конкретного користувача

```
NEW_SYSTEM_TEST_RATIO = 0.3
n_test = max(1, int(round(len(pos_ids) * test_ratio)))
n_test = min(n_test, len(pos_ids) - 1)
test = rng.choice(pos_ids, size=n_test, replace=False).tolist()
train = [x for x in pos_ids if x not in set(test)]
```

Таким чином, сценарій `new_system` дозволяє оцінити якість гібридного методу після ініціалізації/налаштування алгоритму та ваг агрегатора, тобто перевіряється робота рекомендацій у режимі наявної історії. «Холодність» у цьому випадку доцільно трактувати як відсутність довгої історії та стабілізованих статистик, а не як повну відсутність даних.

У всіх сценаріях використовується однакова формалізація запиту та контексту, що забезпечує порівнюваність умов експерименту. Контекст задається об'єктом `RequestContext`, а текстовий запит користувача — рядком `user_query`, як показано у лістингу 4.6.

Лістинг 4.6 – Код формалізації запиту та контексту для всіх сценаріїв

```
context = RequestContext(city="Odesa", budget_min=20, budget_max=100,
trip_purpose="rest")
user_query = "seaside hotel with pool in Odesa for vacation"
```

Отже, у підрозділі визначено склад вихідних даних та правила формування трьох сценаріїв експериментів, що відтворюють ключові випадки холодного старту. Задані обмеження на обсяг даних та спосіб розбиття взаємодій забезпечують коректність порівняння моделей у єдиному кандидатному просторі, а також відтворюваність експериментів за фіксованого зерна генератора випадковості.

4.2 Методика проведення експериментів та показники якості

Оцінювання якості рекомендацій у межах експериментів виконується як задача ранжування, тобто порівнюються упорядковані списки Top-K готелів, сформовані різними моделями [21]. Релевантними об'єктами вважаються «позитивні» взаємодії з таблиці `interactions.csv`, що задовольняють пороговій умові за рейтингом. Для забезпечення відтворюваності експериментів використовується фіксований початковий стан генератора випадкових чисел.

У подальшому під `train` (навчальною частиною в термінах експерименту) розуміється підмножина позитивних взаємодій користувача, яка використовується для імітації «вже відомих» системі об'єктів. У коді це множина `train_seen` — готелі, які вважаються вже переглянутими/оціненими користувачем і тому вилучаються з кандидатів на рекомендацію. Під `test` розуміється множина `test_rel` — релевантні готелі, які мають бути відновлені моделлю у топі та використовуються для обчислення метрик якості.

Формування `train_seen` і `test_rel` визначається сценарієм:

- `new_user`: для вибраних користувачів імітується «малий профіль», коли в `train_seen` залишаються лише перші `NEW_USER_TRAIN_SEEN` позитивних взаємодій, а всі інші позитиви формують `test_rel`;

- `new_system`: для кожного користувача позитивні взаємодії випадково діляться на `train_seen` і `test_rel` у співвідношенні `NEW_SYSTEM_TEST_RATIO`, при цьому гарантується наявність хоча б одного елемента у кожній частині;

- `new_item`: `test_rel` складається лише з позитивних взаємодій, що припадають на заздалегідь відібрану множину «cold» готелів (`cold_hotels`), а `train_seen` формується з решти позитивів, тобто без перетину з `cold_hotels`.

Після формування `train_seen` та `test_rel` для кожного користувача обчислюються ранжувальні оцінки для всіх готелів-кандидатів. Для кожної моделі формується власний вектор оцінок $s(h)$, після чого з кандидатів вилучаються об'єкти з `train_seen` (щоб не рекомендувати вже «відомі» користувачу готелі), і виконується сортування за спаданням $s(h)$ для отримання Top-K.

Порівняння проводиться між такими підходами ранжування:

- Pop: ранжування за популярністю готелів (на основі агрегованих ознак на кшталт рейтингу та кількості відгуків);

- Content: ранжування лише за контентною релевантністю до текстового запиту;

- Content+Context: проста композиція контентних і контекстних оцінок як базовий комбінований підхід;

– Hybrid(τ): гібридне ранжування з конфігурацією ваг, що залежить від сценарію $\tau \in \{\text{new_user}, \text{new_item}, \text{new_system}\}$.

Якість ранжування оцінюється набором метрик, що обчислюються для кожного користувача та усереднюються в межах сценарію [22]:

– Precision@K — частка релевантних об'єктів серед перших K рекомендацій;
 – Recall@K — частка відновлених релевантних об'єктів відносно множини test_rel;

– nDCG@K — нормалізована дисконтована кумулятивна вигода, що додатково враховує позиції релевантних елементів у топі (використовується бінарна релевантність за фактом належності до test_rel).

Таким чином, методика експериментів ґрунтується на відтворюваному формуванні train_seen/test_rel для кожного сценарію та на порівнянні моделей за ранжувальними метриками Precision@K, Recall@K і nDCG@K при $K = 5, 10$, що узгоджується з постановкою задачі формування списку рекомендацій, а не прогнозування числового рейтингу.

4.3 Результати експериментів

Надалі розглядаються результати експериментальної оцінки якості рекомендацій, отримані за допомогою розробленого програмного модуля experiments.py. Оцінювання проводилось для трьох сценаріїв холодного старту — нового користувача, нового готелю та нової системи — з використанням ранжувальних метрик Precision@K, Recall@K та nDCG@K при значеннях $K = 5$ та $K = 10$ [24]. Усі числові значення метрик отримано шляхом усереднення результатів за користувачами відповідних тестових вибірок.

Порівняння якості рекомендацій у сценарії нового користувача наведено в таблиці 4.1. У межах цього сценарію базова популярнісна модель демонструє найнижчі значення Precision та Recall, що є очікуваним результатом через відсутність персоналізованої інформації. Контентна модель забезпечує суттєве покращення показників, оскільки використовує текстовий опис готелів та запит

користувача. Гібридна модель Hybrid(new_user) демонструє найкращі результати за всіма розглянутими метриками, зокрема забезпечує зростання Precision@5 та Recall@10 порівняно з контентною моделлю, що свідчить про позитивний вплив комбінування контентних, контекстних та допоміжних ознак.

Таблиця 4.1 – Порівняння якості базових та гібридної моделей у сценарії нового користувача

| Модель | nDCG@5 | nDCG@10 | Precision@5 | Precision@10 | Recall@5 | Recall@10 |
|-----------------|----------|----------|-------------|--------------|----------|-----------|
| Pop | 0,276573 | 0,329273 | 0,3 | 0,35 | 0,136364 | 0,318182 |
| Content | 0,710971 | 0,685937 | 0,6 | 0,6 | 0,272727 | 0,545455 |
| Content+Context | 0,710971 | 0,688832 | 0,6 | 0,6 | 0,272727 | 0,545455 |
| Hybrid | 0,742614 | 0,731355 | 0,7 | 0,7 | 0,318182 | 0,636364 |

Результати для сценарію нового готелю наведено в таблиці 4.2. У цьому випадку популярніша модель фактично не формує релевантних рекомендацій, оскільки нові готелі не мають історичних взаємодій. Контентна та контентно-контекстна моделі забезпечують стабільні значення Precision та nDCG, що підтверджує доцільність використання описових характеристик готелів у задачах холодного старту. Гібридна модель Hybrid(new_item) демонструє незначне, але стабільне покращення nDCG@10 порівняно з чисто контентним підходом, що вказує на ефективність залучення embedding-компоненти як механізму тонкого доранжування результатів.

Таблиця 4.2 – Порівняння якості моделей рекомендацій у сценарії нового готелю

| Модель | nDCG@5 | nDCG@10 | Precision@5 | Precision@10 | Recall@5 | Recall@10 |
|-----------------|----------|----------|-------------|--------------|----------|-----------|
| Pop | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Content | 0,681452 | 0,729166 | 0,64 | 0,62 | 0,37127 | 0,720317 |
| Content+Context | 0,681452 | 0,711752 | 0,64 | 0,6 | 0,37127 | 0,700317 |
| Hybrid | 0,686155 | 0,732673 | 0,64 | 0,62 | 0,37127 | 0,720317 |

Оцінка якості рекомендацій у сценарії нової системи наведена в таблиці 4.3. Цей сценарій відповідає постановці, коли система вже має певну історію взаємодій, але застосовує фіксовану конфігурацію ваг гібридного агрегатора. Отримані

результати показують, що гібридна модель забезпечує найвищі значення $nDCG@10$ серед усіх моделей. Це підтверджує, що підібрана конфігурація ваг дозволяє досягти компромісу між точністю ранжування та повнотою рекомендацій у режимі усталеної системи.

Таблиця 4.3 – Порівняння якості моделей рекомендацій у сценарії нової системи

| Модель | nDCG@5 | nDCG@10 | Precision@5 | Precision@10 | Recall@5 | Recall@10 |
|-----------------|----------|----------|-------------|--------------|----------|-----------|
| Pop | 0,36895 | 0,490991 | 0,4 | 0,3 | 0,5 | 0,75 |
| Content | 0,406413 | 0,544156 | 0,4 | 0,3 | 0,5 | 0,75 |
| Content+Context | 0,350371 | 0,447063 | 0,333333 | 0,233333 | 0,416667 | 0,583333 |
| Hybrid | 0,423451 | 0,555327 | 0,4 | 0,3 | 0,5 | 0,75 |

На рисунку 4.1 наведено залежність значень $Precision@K$ гібридної моделі для різних сценаріїв холодного старту. Видно, що найвищі значення $Precision$ досягаються у сценарії нового користувача, тоді як у сценарії нового готелю показники дещо нижчі через відсутність історичних сигналів, але залишаються стабільними завдяки використанню контентних ознак.

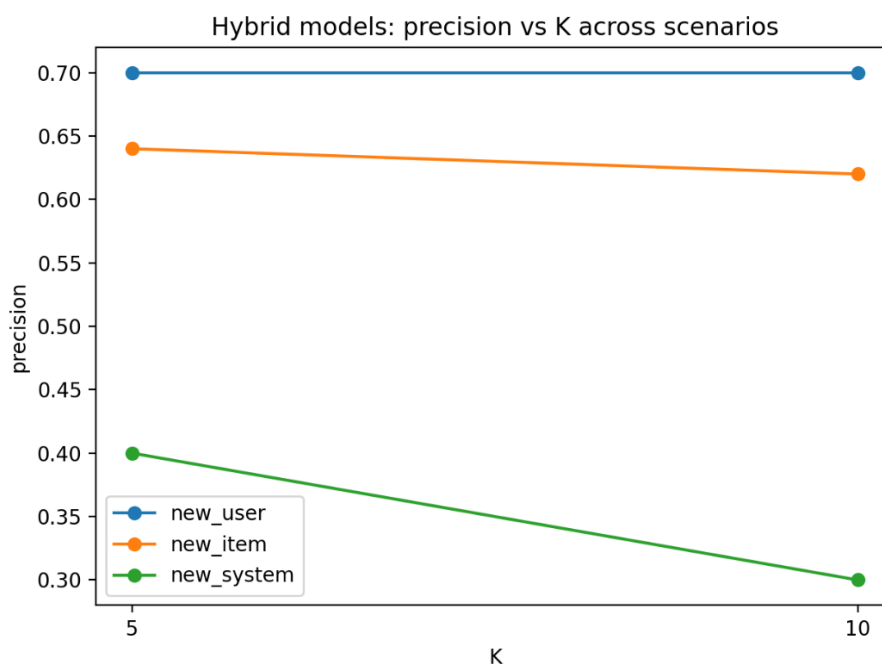


Рисунок 4.1 – Залежність значень $Precision@K$ гібридної моделі для різних сценаріїв холодного старту

Порівняння значень $nDCG@K$ гібридної моделі для різних сценаріїв зображено на рисунку 4.2. Отримані результати демонструють, що сценарій нової системи забезпечує найкращу якість ранжування, тоді як сценарії нового користувача та нового готелю характеризуються нижчими, але порівнюваними між собою значеннями $nDCG$.

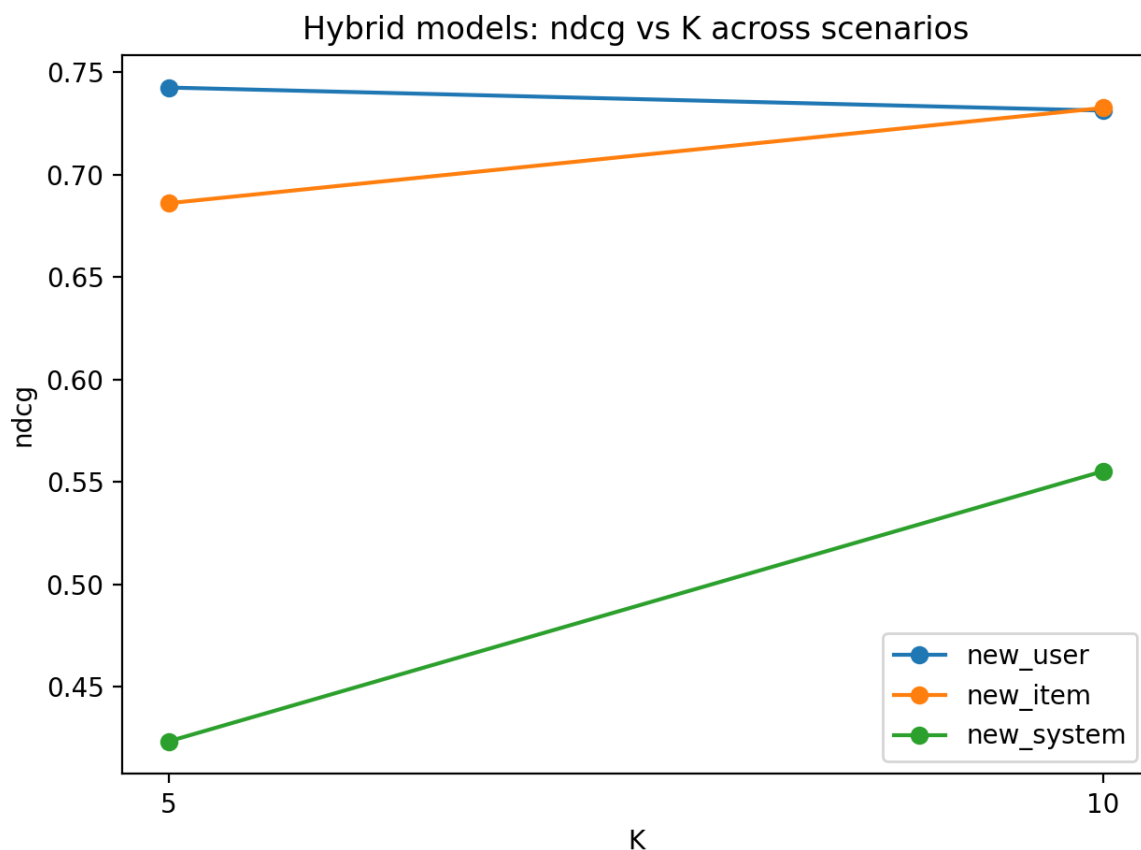


Рисунок 4.2 – Порівняння значень $nDCG@K$ гібридної моделі для сценаріїв нового користувача, нового готелю та нової системи

Рисунки 4.3–4.5 ілюструють порівняння значень $nDCG@K$ для всіх розглянутих моделей у кожному зі сценаріїв окремо. Відображення цих графіків підтверджує, що гібридна модель стабільно не поступається базовим підходам і в більшості випадків забезпечує найвищу якість ранжування.

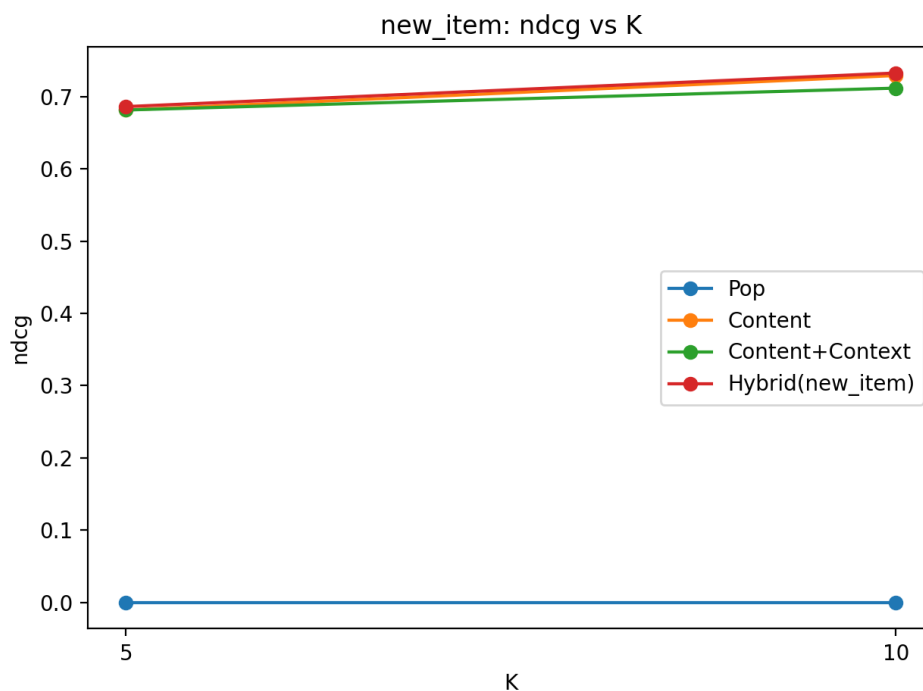


Рисунок 4.3 – Порівняння значень $nDCG@K$ для базових та гібридної моделей у сценарії нового готелю

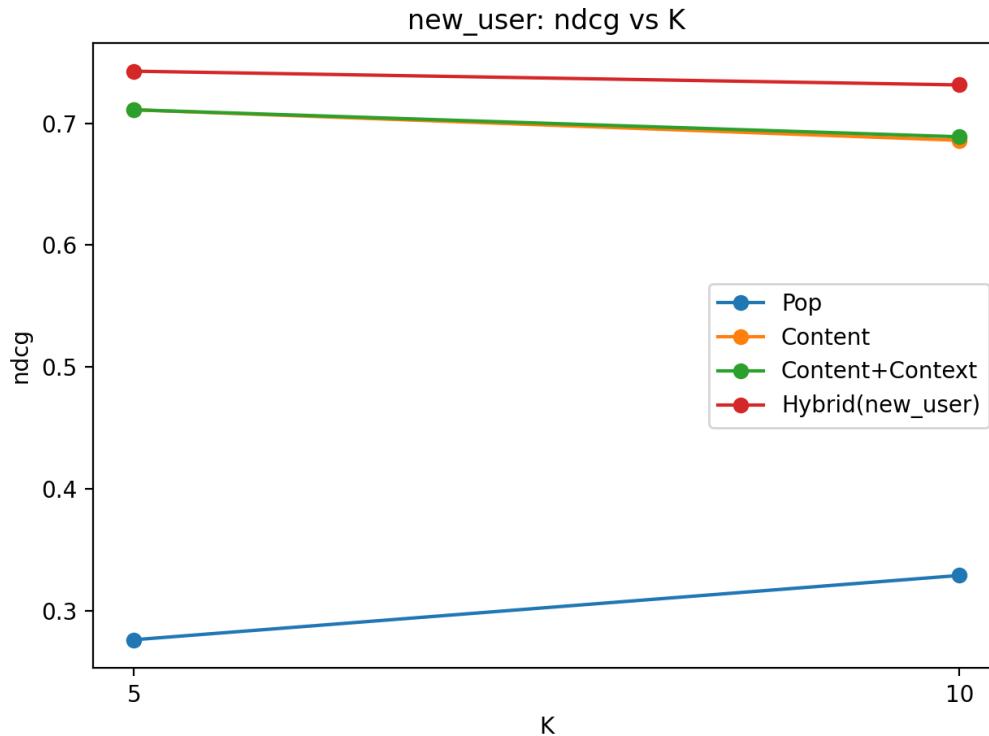


Рисунок 4.4 – Порівняння значень $nDCG@K$ для базових та гібридної моделей у сценарії нового користувача

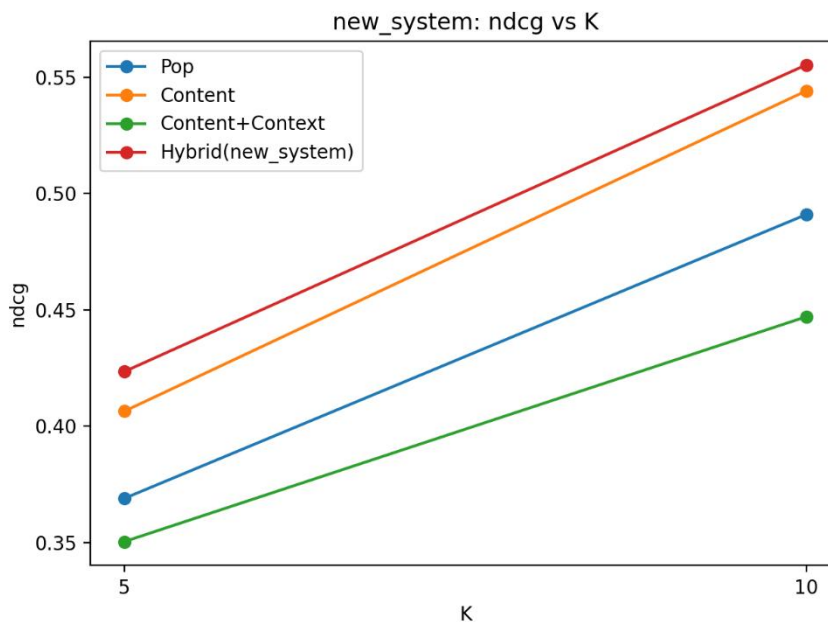


Рисунок 4.5 – Порівняння значень $nDCG@K$ для базових та гібридної моделей у сценарії нової системи

Додатково на рисунку 4.6 представлено теплову карту значень $nDCG@10$ для всіх моделей та сценаріїв. Така форма візуалізації дозволяє наочно оцінити відносну ефективність методів і підтверджує перевагу гібридного підходу у сценаріях з частковою або повною відсутністю історичних взаємодій.

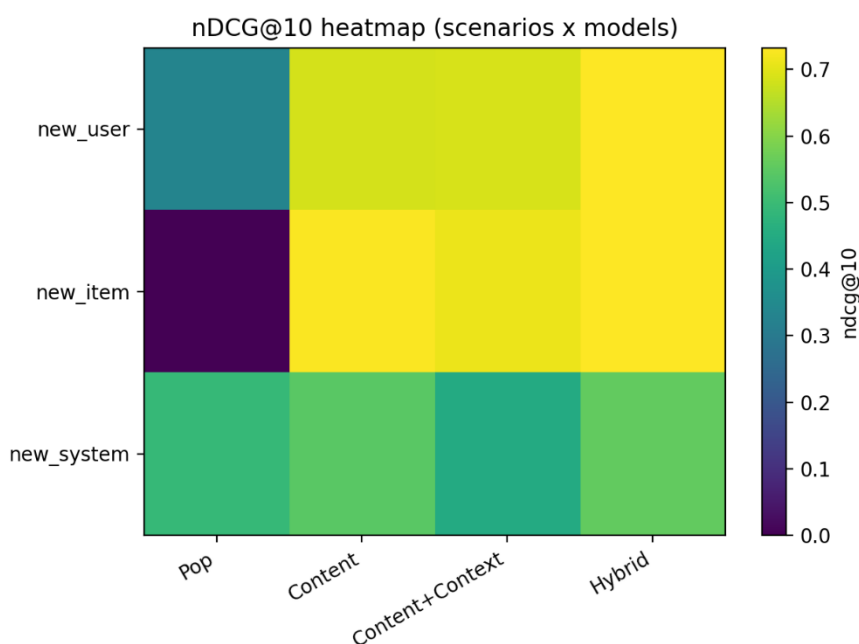


Рисунок 4.6 – Теплова карта значень $nDCG@10$ для всіх моделей та сценаріїв

4.4 Аналіз результатів та висновки щодо ефективності моделі

Отримані експериментальні результати дозволяють провести узагальнений аналіз ефективності запропонованої гібридної рекомендаційної моделі в різних сценаріях холодного старту та порівняти її з базовими підходами. Аналіз здійснюється на основі значень ранжувальних метрик $Precision@K$, $Recall@K$ та $nDCG@K$, зведених у таблицях 4.1–4.3 та проілюстрованих на рисунках 4.1–4.6.

У сценарії нового користувача гібридна модель демонструє стабільно кращі результати порівняно з популярнісною та чисто контентною моделями. Як видно з таблиці 4.1, значення $Precision@5$ та $Precision@10$ для гібридної моделі є вищими, ніж для базових підходів, що свідчить про більш релевантне ранжування рекомендацій у верхній частині списку. Додатково, аналіз значень $nDCG@K$ (рис. 4.3) показує, що гібридна модель забезпечує кращу якість упорядкування рекомендацій з урахуванням їх позицій, що особливо важливо в умовах обмеженої історії взаємодій. Такий результат пояснюється тим, що у сценарії нового користувача модель спирається не лише на глобальну популярність, а й на демографічні характеристики, бюджетні обмеження та контекст запиту, що дозволяє формувати більш персоналізовані рекомендації.

У сценарії нового готелю гібридна модель також демонструє перевагу над популярнісним підходом, який фактично втрачає здатність формувати релевантні рекомендації через відсутність історичних взаємодій. Це підтверджується нульовими значеннями метрик для популярнісної моделі у таблиці 4.2. Водночас контентна та комбінована контентно-контекстна моделі забезпечують прийнятний рівень якості рекомендацій, однак гібридна модель демонструє більш стабільні значення $nDCG@K$, що відображено на рисунку 4.4. Отримані результати свідчать про те, що включення *embedding*-компонент та контекстної інформації дозволяє гібридній моделі ефективніше враховувати семантичну близькість описів готелів і компенсувати повну відсутність історії взаємодій.

У сценарії нової системи, який відповідає постановці *warm-start*, гібридна модель демонструє збалансовані значення *precision* та *recall*, що підтверджується

даними таблиці 4.3. Порівняно з чисто контентною моделлю, гібридний підхід забезпечує більш узгоджене ранжування, що відображається у вищих значеннях $nDCG@K$ (рис. 4.5). Це свідчить про те, що використання фіксованої конфігурації ваг агрегатора дозволяє ефективно поєднати інформацію з історії взаємодій, популярності та контентних характеристик, досягаючи компромісу між точністю та повнотою рекомендацій. Додатково, порівняння якості гібридної моделі в різних сценаріях (рис. 4.1 та 4.2) демонструє її стабільність і адаптивність до різних умов холодного старту.

Аналіз впливу окремих компонентів моделі дозволяє зробити низку узагальнень:

- контентна складова є базовим і найбільш стабільним джерелом інформації у всіх сценаріях, особливо за відсутності історичних даних;

- embedding-компонента забезпечує додатковий приріст якості ранжування, зокрема у сценарії нового готелю, де важливо враховувати семантичну подібність описів;

- контекстна інформація покращує релевантність рекомендацій у сценаріях нового користувача та нової системи, дозволяючи адаптувати результати до умов запити;

- популярнісна складова є ефективною лише за наявності достатньої історії взаємодій і втрачає значущість у сценаріях повного холодного старту, що наочно підтверджується результатами експериментів.

Разом з тим, проведені експерименти мають низку обмежень:

- обсяг даних є відносно невеликим порівняно з промисловими рекомендаційними системами;

- частина взаємодій має синтетичний або змодельований характер;

- відсутній повноцінний часовий вимір, що не дозволяє аналізувати довготривалу динаміку поведінки користувачів.

З урахуванням отриманих результатів можна сформулювати такі практичні рекомендації щодо подальшого розвитку моделі:

- розширення набору даних за рахунок реальних журналів переглядів і взаємодій користувачів;
- інтеграція колаборативних компонент у гібридну модель для підвищення якості рекомендацій;
- подальша деталізація контексту, зокрема врахування сезонності, тривалості поїздки та типу розміщення.

Також можна відмітити, що отримані експериментальні результати свідчать, що обрана конфігурація ваг не лише не погіршує якість рекомендацій, але й забезпечує стабільне покращення показників ранжування порівняно з базовими моделями у всіх розглянутих сценаріях. Водночас, автоматичне або адаптивне налаштування вагових коефіцієнтів на основі даних може розглядатися як перспективний напрям подальших досліджень

Таким чином, результати експериментів підтверджують доцільність використання гібридного підходу для побудови рекомендаційної системи готельного бізнесу та демонструють його ефективність у ключових сценаріях холодного старту, що було основною метою даного дослідження.

ВИСНОВКИ

Звіт з професійної практики виконано згідно з вимогами методичних вказівок до організації виконання та захисту кваліфікаційної роботи на здобуття другого (магістерського) рівня вищої освіти спеціальності 122 Комп'ютерні науки освітньо-професійна програма «Інформаційні технології проектування» [25].

На основі аналізу предметної області досліджено рекомендаційні системи як об'єкт інформаційних технологій, охарактеризовано типи даних, що використовуються (дані про користувачів, об'єкти, взаємодії та контекст), а також відповідні інформаційні структури: профіль користувача, профіль об'єкта та моделі подібності. Показано, що у випадку проблеми холодного старту частина цих компонентів є неповною або відсутньою, що безпосередньо впливає на якість формованих рекомендацій.

Виконано класифікацію видів проблеми холодного старту для різних типів сутностей (новий користувач, новий готель, запуск системи), проаналізовано їх особливості та наслідки для функціонування рекомендаційних систем. Систематизовано групи методів, що застосовуються для подолання холодного старту: контентно-орієнтовані, демографічні, популярнісні та контекстні підходи, визначено їхні переваги та обмеження з урахуванням специфіки готельної сфери.

Обґрунтовано доцільність використання гібридного підходу до вирішення проблеми холодного старту в рекомендаційних системах готелів. Запропоновано структуру гібридної моделі, що поєднує кілька часткових методів на основі вагового агрегування їхніх результатів для різних сценаріїв браку даних. Побудовано математичний опис гібридної моделі, визначено векторні представлення вхідних даних, часткові функції оцінювання та узагальнюючу функцію гібридного оцінювання, яка дозволяє формувати ранжований список рекомендованих готелів для конкретного користувача в заданому контексті.

Розроблений підхід було доведено до рівня практичної реалізації у вигляді інформаційної технології, де визначено структуру основних модулів, логіку

підготовки даних та формування ознак, а також порядок формування рекомендацій для різних режимів роботи системи.

Експериментальна частина роботи була зосереджена на ранжувальному оцінюванні якості рекомендацій у типових сценаріях холодного старту, для яких підготовлено набір експериментальних сценаріїв і вибірок та виконано порівняння базових підходів із гібридною моделлю. Отримані результати в сукупності демонструють, що використання гібридизації забезпечує більш стійку поведінку системи в умовах дефіциту даних і дозволяє формувати якісніші списки рекомендацій порівняно з підходами, що спираються на один домінуючий сигнал, зокрема лише на популярність або лише на окремі контентні ознаки. Результати проведених експериментів також підкреслюють, що початкові вагові коефіцієнти виконують роль базової конфігурації, яка вже забезпечує конкурентну якість. Оптимізація ваг може розглядатись як окреме дослідження, яке потребує більших обсягів даних.

Таким чином, у результаті виконання кваліфікаційної роботи підтверджено доцільність побудови гібридної моделі як практичного компромісу між якістю рекомендацій, здатністю працювати за браку даних та вимогами до впровадження в реальній інформаційній системі готельного бізнесу. Запропонований підхід може бути використаний як основа для подальшого розвитку рекомендаційного модуля, зокрема шляхом збільшення обсягу реальних даних взаємодій, поглиблення контекстного опису користувацьких сесій і розширення набору ознак об'єктів, що в перспективі дозволить ще більше підсилити персоналізацію та стабільність ранжування у всіх режимах роботи системи.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Андрейчук Ю., Мальська М., Дмитрук Р. Інформаційні технології в туризмі, рекреації та готельно-ресторанному бізнесі: навч. посіб. – Київ: Каравела, 2025. – 284 с. URL: https://geography.lnu.edu.ua/wp-content/uploads/2025/09/Andreychuk_Malska_Dmytruk_Informatsiyni-tekhnologii_2025.pdf (дата звернення: 16.12.2025).
2. Цепенда М. М., Бурка В. Й. Інформаційні системи, комунікації і технології у туристичній індустрії: навч. посіб. – Чернівці, 2024. URL: <https://ecogeo.chnu.edu.ua/media/m2v11bn0/is.pdf> (дата звернення: 16.12.2025).
3. Solano-Barliza A. et al. Recommender systems applied to the tourism industry [Електронний ресурс]. – 2024. URL: https://www.econstor.eu/bitstream/10419/326349/1/10.1080_23311975.2024.2367088.pdf (дата звернення: 16.12.2025).
4. Розвиток сучасної науки: актуальні питання теорії та практики: матеріали ІХ Всеукраїнської студентської наукової конференції, м. Київ, 21 листопада, 2025 рік / ГО «Молодіжна наукова ліга». — Вінниця: ТОВ «УКРЛОГОС Груп», 2025. — С. 495–496.
5. Пеньков В. С. Рекомендаційні системи [Електронний ресурс]. – 2021. URL: <https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/45714/11031.pdf?isAllowed=y&sequence=3> (дата звернення: 16.12.2025).
6. Chornous G. Developing Hybrid Recommendation Systems: Ukrainian Dimension [Електронний ресурс]. – 2022. URL: https://journal.access-bg.org/journalfiles/journal/issue-3-2-2022/developing_hybrid_recommendation_systems-ukrainian_dimension.pdf (дата звернення: 16.12.2025).
7. Чалий С. Ф., Лещинський В. О., Лещинська І. О. Доповнення вхідних даних рекомендаційної системи в ситуації циклічного холодного старту з використанням темпоральних обмежень типу NEXT // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2019. – Вип. 4(56). – С. 105–109.
8. Даниленко М. С., Колесник І. С. Методи розробки рекомендаційних систем // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. – 2021. – № 3. – С. 10–15.

9. Saveski M., Mantrach A. Item Cold-Start Recommendations: Learning Local Collective Embeddings // Proceedings of the 8th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys'14). – New York: ACM, 2014. – P. 89–96.

10. Cezar N. L. et al. Exploring Strategies to Mitigate Cold Start in Recommender Systems [Електронний ресурс]. – 2024. URL: <https://www.scitepress.org/Papers/2024/125507/125507.pdf> (дата звернення: 16.12.2025).

11. Khaili A., Kofman K., Cano E., Mende A., Hadrian A. Multi-funnel Recommender System for Cold Item Boosting [Електронний ресурс]. – 2024. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3886/paper2.pdf> (дата звернення: 16.12.2025).

12. Beskorovainyi V., Kolesnyk L., Alokhina M., Kosenko V. Determining Preferences in Recommender Systems Based on Comparator Identification Technology. – 2022. – No. 2(20). URL: <https://journals.uran.ua/itssi/article/download/262025/258863> (дата звернення: 16.12.2025).

13. Vušak E. et al. A Survey of Word Embedding Algorithms for Textual Data [Електронний ресурс]. – 2021. URL: https://www.zemris.fer.hr/~ajovic/articles/Vusak_et_al_MIPRO_2021_final.pdf (дата звернення: 16.12.2025).

14. Bollegala D., O'Neill J. A Survey on Word Meta-Embedding Learning [Електронний ресурс]. – 2022. URL: <https://www.ijcai.org/proceedings/2022/0758.pdf> (дата звернення: 16.12.2025).

15. Software for the implementation of an intelligent system to solve the cold start problem [Електронний ресурс]. – 2023. URL: <https://science.lpnu.ua/sisn/all-volumes-and-issues/volume-13-2023/software-implementation-intelligent-system-solve-problem> (дата звернення: 16.12.2025).

16. Ходзіцький О. М. Інтелектуальна рекомендаційна система (кваліфікаційна робота) [Електронний ресурс]. – 2023. URL: <https://krs.chmnu.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/2686/1/%D0%A5%D0%BE%D0%B4%D0%B7%D1%96%D1%86%D1%8C%D0%BA%D0%B8%D0%B9.pdf> (дата звернення: 16.12.2025).

17. TfidfVectorizer — scikit-learn documentation [Електронний ресурс]. URL: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.feature_extraction.text.TfidfVectorizer.html (дата звернення: 16.12.2025).

18. cosine_similarity — scikit-learn documentation [Електронний ресурс]. URL: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.pairwise.cosine_similarity.html (дата звернення: 16.12.2025).

19. Sentence Transformers Documentation [Електронний ресурс]. URL: <https://sbert.net/> (дата звернення: 16.12.2025).

20. Training and Finetuning Embedding Models with Sentence Transformers (Hugging Face blog) [Електронний ресурс]. – 2024. URL: <https://huggingface.co/blog/train-sentence-transformers> (дата звернення: 16.12.2025).

21. Кучерук В. Ю., Лавренюк Ю. Ф., Сінько Ю. І. Методи оцінки якості рекомендаційних систем // Матеріали І науково-технічної конференції підрозділів ВНТУ (Вінниця, 10–12 березня 2021 р.). – 2021. URL: <https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/39483/12509.pdf?isAllowed=y&sequence=3> (дата звернення: 16.12.2025).

22. Tamm Y. M. et al. Quality Metrics in Recommender Systems [Електронний ресурс]. – 2022. URL: <https://arxiv.org/pdf/2206.12858> (дата звернення: 16.12.2025).

23. Cañamares R., Castells P. On Target Item Sampling in Offline Recommender System Evaluation [Електронний ресурс]. – 2020. URL: <https://castells.github.io/papers/recsys2020.pdf> (дата звернення: 16.12.2025).

24. Bauer C., Said A., Zangerle E. Evaluation Perspectives of Recommender Systems: Driving Research and Education (Dagstuhl Seminar 24211 Report) [Електронний ресурс]. – 2024. URL: <https://drops.dagstuhl.de/storage/04dagstuhl-reports/volume14/issue05/24211/DagRep.14.5.58/DagRep.14.5.58.pdf> (дата звернення: 16.12.2025).

25. Методичні вказівки до організації виконання та захисту кваліфікаційної роботи на здобуття другого (магістерського) рівня вищої освіти спеціальності 122 Комп'ютерні науки, освітньо-професійна програма «Інформаційні технології проектування» / Упорядники: І.В. Гребеннік, В.Г. Іванов, А.І. Коваленко, О.Б. Колесник, Ю.В. Міщераков, І.А. Урняєва, С.І. Чайніков. Харків: ХНУРЕ, 2021. 54 с.