

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра Інформаційних управляючих систем
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Дослідження методів побудови пояснень щодо рекомендацій
для нових користувачів системи e-commerce

(тема)

Виконав:

здобувач 2 року навчання,

групи ІУСТМ-23-1

Ілляшенко Ілона Богданівна

(прізвище, ім'я, по батькові)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Інформаційні управляючі системи та технології

(повна назва освітньої програми)

Керівник: проф. каф. ІУС Чалий С.Ф.

(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ІУС



(підпис)

Костянтин ПЕТРОВ

(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____
 Кафедра _____ Інформаційних управляючих систем _____
 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 управляючі системи та технології _____
 (повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____ *Мал* _____
 (підпис)

“ 09 ” грудня 20 24 р.

ЗАВДАННЯ**НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

здобувачеві _____ Ілляшенко Ілоні Богданівні _____
 (прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження методів побудови пояснень щодо рекомендацій для нових користувачів системи e-commerce

затверджена наказом по університету від “ 27 ” листопада 2024 р. № 1249Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії “ 18 ” січня 2025 р.


3. Вихідні дані до роботи Наукові публікації та інтернет джерела з тематики кваліфікаційної роботи.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі вступ, аналіз предметної області, розробка методу побудови пояснень для нових користувачів системи електронної комерції, інформаційна технологія побудови пояснень для нових користувачів системи електронної комерції, програмна реалізація та експериментальна перевірка удосконаленого методу, висновки.


КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз властивостей рекомендаційних систем	09.10.2024 – 10.11.2024	Виконано
2	Аналіз методів побудови рекомендацій	10.11.2024 – 25.11.2024	Виконано
3	Аналіз методів побудови пояснень	25.11.2024 – 09.12.2024	Виконано
4	Постановка задачі дослідження	09.12.2024 – 20.12.2024	Виконано
5	Розробка методу побудови пояснень	20.12.2024 – 25.12.2024	Виконано
6	Програмна реалізація методу	25.12.2024 – 10.01.2025	Виконано
7	Експериментальна перевірка методу	10.01.2025	Виконано
8	Написання пояснювальної записки	09.10.2024 – 16.01.2025	Виконано
9	Підготовка презентації	05.01.2025 – 16.01.2025	Виконано
10	Перевірка на плагіат	17.01.2025	Виконано
11	Нормоконтроль	17.01.2025	Виконано
12	Захист	21.01.2025	Виконано

Дата видачі завдання 09 грудня 2024 р.

Здобувач 

 (підпис)

Керівник роботи 

 (підпис)

Сергій ЧАЛИЙ

 (власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 83 с., 16 рис., 2 табл., 1 дод., 36 джерел.

ЕЛЕКТРОННА КОМЕРЦІЯ, ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА, НОВИЙ КОРИСТУВАЧ, ПЕРСОНАЛІЗАЦІЯ, ПОЯСНЕННЯ, ПРОПОЗИЦІЇ, РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА, ХОЛОДНИЙ СТАРТ.

Об'єктом дослідження кваліфікаційної роботи є процес побудови пояснень у рекомендаційних системах.

Предметом дослідження є методи побудови пояснень.

Метою даної роботи є розробка підходу до побудови пояснень щодо рекомендацій у системах електронної комерції для підвищення довіри нових користувачів.

Наукова новизна полягає в вдосконаленні методу побудови пояснень до рекомендацій для нових користувачів шляхом використання інформації щодо частоти продажу товарів, рейтингу та кількості переглядів товару.

Практичним результатом є підвищення довіри нових користувачів до отриманих рекомендацій.

Актуальність даної роботи пов'язана з необхідністю підвищення прозорості та зрозумілості пропозицій для нових користувачів систем електронної комерції. Алгоритми зазвичай аналізують покупки користувачів, їх попередні вибори, на основі чого формують рекомендації. Проте для нових користувачів немає вхідної інформації, що унеможлиблює визначення вимог. У таких випадках рекомендації формуються на основі популярності товарів тощо. Оскільки ці рекомендації не враховують персональні побажання, це знижує їхню довіру до пропозицій. Тому для забезпечення довіри користувача треба надати чітке пояснення механізму формування рекомендацій.

ABSTRACT

Master's thesis: 83 pages, 16 figures, 2 tables, 1 appendices, 36 sources.

COLD START, E-COMMERCE, EXPLANATION, INFORMATION SYSTEM, NEW USER, PERSONALIZATION, RECOMMENDATION SYSTEM, SUGGESTIONS.

The object of the qualification work is the process of constructing explanations in recommender systems.

The subject of the research is the methods of constructing explanations.

The purpose of this work is to develop an approach to constructing explanations for recommendations in e-commerce systems to increase the trust of new users.

The scientific novelty lies in improving the method of constructing explanations for recommendations for new users by using information on the frequency of product sales, rating and number of product views.

The practical result is to increase the trust of new users in the received recommendations.

The relevance of this work is associated with the need to increase the transparency and clarity of offers for new users of e-commerce systems. Algorithms usually analyze user purchases, their previous choices, on the basis of which recommendations are formed. However, there is no input information for new users, which makes it impossible to determine requirements. In such cases, recommendations are formed based on the popularity of products, etc. Since these recommendations do not take into account personal preferences, this reduces their trust in the offers. Therefore, to ensure user trust, a clear explanation of the recommendation generation mechanism must be provided.

ЗМІСТ

Скорочення та умовні позначки	7
Вступ.....	8
1 Аналіз предметної області.....	11
1.1 Аналіз властивостей рекомендаційних систем.....	11
1.2 Аналіз методів побудови рекомендацій для нових користувачів рекомендаційної системи.....	26
1.3 Аналіз методів побудови пояснень.....	32
1.4 Постановка задачі дослідження	39
2 Розробка методу побудови пояснень для нових користувачів системи електронної комерції.....	41
2.1 Розробка підходу до побудови пояснень з урахуванням динаміки популярності товарів в системі електронної комерції.....	41
2.2 Удосконалення методу побудови пояснень до рекомендацій для нових користувачів системи електронної комерції.....	45
3 Інформаційна технологія побудови пояснень для нових користувачів системи електронної комерції.....	49
4 Програмна реалізація та експериментальна перевірка удосконаленого методу	54
4.1 Програмна реалізація методу	54
4.2 Експериментальна перевірка методу побудови пояснень.....	58
Висновки	65
Перелік джерел посилання	68
Додаток А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи.....	72

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

ШІ – штучний інтелект

GAN – генеративні змагальні мережі

RNN – рекурентні нейронні мережі

SHAP – SHapley Additive exPlanations

ВСТУП

В даній роботі розглядаються ключові аспекти, пов'язані з дослідженням методів побудови пояснень щодо рекомендацій для нових користувачів в інформаційних системах. Це питання є надзвичайно актуальним в умовах швидкого розвитку сучасних рекомендаційних систем, що використовуються в різних сферах, зокрема в електронній комерції, соціальних мережах, освітніх платформах та інших.

На початкових етапах взаємодії користувача з системою, коли історія його взаємодій з системою ще не сформована, однією з головних проблем є ефективно визначення інтересів користувача та створення релевантних пропозицій. Для вирішення цієї задачі використовуються різноманітні методи, серед яких найбільш поширеними є методи на основі демографічних даних, географічної інформації, контентних характеристик товарів чи послуг, а також гібридні методи, що поєднують різні підходи. У зв'язку з цим, важливим аспектом є забезпечення прозорості процесу рекомендацій, тобто надання пояснень, чому саме ця рекомендація була запропонована користувачу. Це дозволяє не тільки підвищити довіру до системи, але й покращити взаємодію з нею.

Основне застосування систем рекомендацій на сьогодні – це маркетинг [1]. Вони також використовуються для ранжування результатів пошуку в пошукових системах, хоча їх застосування може бути набагато ширше. Оскільки ці системи дозволяють ідентифікувати групи подібних користувачів або об'єктів, їх можна використовувати як альтернативні методи пошуку інформації в Інтернеті, оскільки це дозволяє виявити об'єкти, які неможливо знайти за допомогою звичайних алгоритмів пошуку. Рекомендаційні системи також можна використовувати для фільтрації шкідливого вмісту, наприклад спаму. Вони стали незамінним інструментом у нашому повсякденному житті завдяки їх ефективності в пошуку та виявленні

об'єктів, які є актуальними, цікавими та корисними для нас, вони допомагають вибирати музику, фільми та навіть однодумців для соціальних взаємодій.

Рекомендаційні системи відіграють центральну роль у багатьох сферах: вони допомагають користувачам знаходити та вибирати продукти чи вміст, які відповідають їхнім індивідуальним потребам і вподобанням. Ці системи використовують різні методи фільтрації, такі як спільна, на основі вмісту та гібридна, для створення ефективних рекомендацій. Наприклад, після того, як користувач придбає книгу на веб-сайті, система рекомендацій може запропонувати інші книги того ж автора або з тієї ж жанрової категорії. Використання систем рекомендацій для компаній має багато переваг. Вони можуть допомогти збільшити дохід за рахунок стимулювання продажів і оптимізації вибору продуктів для користувачів. Крім того, системи рекомендацій підвищують задоволеність клієнтів, надаючи персоналізовані рекомендації та полегшуючи навігацію сайтом. Крім того, вони сприяють утриманню клієнтів і лояльності, оскільки користувачі відчувають, що їхні потреби розуміють. Персоналізація в рекомендаційних системах дозволяє звертатися до користувачів індивідуально. Це створює зв'язок між користувачем і платформою, покращує взаємодію та підвищує ефективність використання ресурсів. Крім того, рекомендаційні системи допомагають відкривати нові можливості для користувачів, розширювати їхні інтереси та підтримувати їх у пошуках. Вони також надають звіти та аналітику, щоб допомогти покращити бізнес-стратегії та прийняти обґрунтовані рішення. Зараз активно вдосконалюються технології та програмне забезпечення для обробки великих обсягів даних, які з кожним днем зростають. Незважаючи на великий успіх, звичайні рекомендаційні системи все ще потребують вдосконалення та вирішення проблем, щоб максимально оптимізувати їх взаємодію з користувачем.

В роботі розглянуто існуючі підходи та методи побудови пояснень щодо рекомендацій, що застосовуються в ситуаціях холодного старту рекомендаційних систем. Це стосується випадків, коли система повинна

зробити рекомендації для нових користувачів, для яких ще не зібрано достатньо даних для персоналізації. Особлива увага приділяється методам, які передбачають використання пояснень, щоб допомогти користувачу зрозуміти, чому певні рекомендації були надані. Такий підхід важливий для створення пояснювальних моделей, що здатні бути зрозумілими для кінцевого користувача, навіть коли система не має достатньої історії даних взаємодій. Було проаналізовано переваги і недоліки таких методів.

Крім того, увага приділяється огляду існуючих інформаційних систем та технологій, що використовуються для побудови рекомендацій, а також порівнюється їх ефективність. Це дозволяє визначити, які підходи є найбільш перспективними для вирішення задач, пов'язаних з наданням рекомендацій новим користувачам, та які напрямки потребують подальших досліджень і вдосконалення.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Аналіз властивостей рекомендаційних систем

1.1.1 Структура процесу побудови рекомендацій для нових користувачів

Процес побудови рекомендацій для нових користувачів є складним завданням, оскільки на момент першого контакту з системою відсутня історія взаємодій. Цей процес передбачає роботу з мінімальним набором вхідних даних, виконання низки етапів для формування пропозицій, а також врахування технічних та ресурсних обмежень. До ключових даних, що зазвичай доступні на початковому етапі, відносяться базові характеристики користувача, наприклад, місце перебування, а також будь-яка інформація, яку користувач надає самостійно, це можуть бути початкові уподобання чи вибір категорій інтересів. Додаткові дані можуть надходити з зовнішніх джерел, таких як соціальні мережі або інші інтегровані сервіси. Однак ці дані часто є фрагментарними, непридатними для безпосереднього використання без попередньої обробки, або потребують уточнення.

Рекомендаційна система – це алгоритм штучного інтелекту, який зазвичай пов'язаний із машинним навчанням, який використовує великі дані, щоб пропонувати або рекомендувати продукти споживачам. Вони можуть ґрунтуватися на різних критеріях, зокрема минулих покупках, історії пошуку, демографічній інформації та інших факторах. Рекомендаційні системи дуже корисні, оскільки вони допомагають користувачам знаходити товари та послуги, які вони могли б не знайти самостійно [2].

Рекомендаційні системи є важливим компонентом сучасної електронної комерції, оскільки забезпечують персоналізований підхід до взаємодії з клієнтами та сприяють підвищенню лояльності, залученості та конверсій. Однак, для нових користувачів, які ще не мають історії взаємодії з платформою, формування релевантних і довірених рекомендацій залишається серйозним викликом. Це пов'язано з тим, що традиційні методи, які базуються

на аналізі минулих дій або вподобань, не можуть бути застосовані через відсутність відповідних даних. Вирішення цієї проблеми вимагає спеціальних підходів, які враховують індивідуальні характеристики користувачів, особливості контенту та загальні тренди.

Сам процес побудови рекомендацій починається з ініціалізації профілю нового користувача. На цьому етапі системи можуть пропонувати користувачеві заповнити анкету, обрати улюблені категорії товарів або відповісти на короткі питання.

Наступним кроком є вибір методу побудови рекомендацій, що залежить від доступних даних. Якщо є лише демографічні дані, застосовуються методи групування користувачів за спільними характеристиками, тоді як контент-орієнтовані методи можуть бути використані, якщо доступна інформація про обрані товари чи послуги. Після цього відбувається обробка даних, що включає їх нормалізацію, видалення шуму або доповнення через зовнішні джерела [3]. Основним кроком є генерація рекомендацій, де алгоритми створюють список товарів чи послуг, які можуть бути цікавими новому користувачеві. Завершальним етапом є надання пояснень до рекомендацій, що допомагає користувачам краще розуміти, чому запропоновано певний товар, наприклад, через популярність серед аналогічної аудиторії або відповідність обраним категоріям.

Рекомендаційні системи навчаються розуміти інтереси користувачів та вподобання, збираючи інформацію на основі наших власних рішень і введених даних, а також аналізуючи нашу діяльність у системі. Ці системи не лише відображають рекомендації, але створюють персоналізований досвід для кожного користувача. Вони працюють, щоб зрозуміти наші вподобання, передбачити наші потреби та адаптувати вміст і рекомендації відповідно до наших індивідуальних інтересів.

Рекомендаційні системи збирають дані, відстежуючи дії користувачів, такі як кліки, перегляди та покупки. Вони також враховують відгуки користувачів, такі як оцінки та відгуки, а також демографічну інформацію та

звички веб-перегляду. Ці дані допомагають зрозуміти вподобання та поведінку користувачів. Аналізуючи зібрані дані, рекомендаційні системи передбачають, що може сподобатися користувачам. Щоб зробити точні пропозиції, вони розглядають різні фактори, такі як популярний вміст, відгуки користувачів і моделі поведінки інших користувачів. Цей аналіз гарантує доречність і персоналізацію рекомендацій.

Далі використовуються складні алгоритми для обробки даних і створення рекомендацій. Для уточнення пропозицій застосовуються різні математичні методи залежно від типу використовуваної моделі рекомендацій. Мета полягає в тому, щоб відфільтрувати невідповідні варіанти та надати користувачам найбільш прийнятні рекомендації.

Рекомендаційні системи надають персоналізований доступ до інформації та вмісту та допомагають покращити нашу роботу на платформах і службах. Вони дозволяють нам ефективно відкривати нові можливості, які відповідають нашим індивідуальним потребам і покращують якість нашого онлайн-життя.

Інтелектуальний аналіз даних є невід'ємною частиною поля даних і широко використовується для обробки даних і звітності. Методи інтелектуального аналізу даних, такі як класифікація, кластеризація та виявлення правил асоціації, забезпечують важливу інформацію та підтримку прийняття рішень.

Процес побудови рекомендацій має певні обмеження. Однією з ключових проблем є недостатня кількість даних на етапі реєстрації, або коли користувач використовує систему в гостьовому режимі, що ускладнює створення персоналізованих пропозицій. Високі обчислювальні витрати, пов'язані зі складними алгоритмами, можуть впливати на час формування рекомендацій, особливо в умовах великого потоку нових користувачів.

1.1.2 Класифікація процесів побудови рекомендацій для нових користувачів

Процеси побудови рекомендацій для нових користувачів можна класифікувати за підходами до використання доступної інформації та способами її обробки. У ситуації, коли історія взаємодії користувача з системою відсутня, застосовуються різні методи, що використовують інші джерела даних. Основними серед них є підходи, засновані на демографічній, географічній, контентній інформації, а також гібридні методи.

Демографічні методи базуються на використанні характеристик користувачів, таких як вік, стать, рівень освіти, професійний статус або місце проживання. Ідея цих методів полягає в припущенні, що користувачі зі схожими демографічними профілями мають спільні інтереси. Демографічні дані, отримані під час реєстрації або з інших джерел, допомагають створити первинний набір рекомендацій, поки система не накопичить достатньо інформації про вподобання користувача.

Географічні методи використовують інформацію про місцезнаходження користувача для персоналізації рекомендацій. Зокрема, вони враховують місцеві особливості, такі як популярні товари чи послуги в регіоні, а також події, які відбуваються поблизу. Цей підхід є особливо корисним для туристичних сервісів, закладів громадського харчування та розважальних платформ, де місцева актуальність відіграє ключову роль у релевантності рекомендацій.

Контентно-орієнтовані методи ґрунтуються на аналізі атрибутів товарів або послуг, які потенційно можуть зацікавити користувача. У цьому випадку система враховує задані вподобання користувача, наприклад, зазначені ним категорії товарів, і формує рекомендації на основі схожості між цими категоріями та доступними товарами. Контентний підхід дозволяє генерувати персоналізовані рекомендації, навіть коли історія взаємодії користувача з

системою відсутня.

Гібридні методи поєднують переваги декількох підходів, таких як демографічні, географічні та контентні. Наприклад, гібридна система може використовувати демографічні дані для попереднього створення груп користувачів, а потім уточнювати рекомендації за допомогою аналізу контенту товарів, популярних у цих групах. Це підвищує точність рекомендацій і дозволяє системі краще адаптуватися до потреб нового користувача.

Усі ці методи мають свої переваги й обмеження. Демографічні та географічні підходи ефективні на початковому етапі, коли історія користувача відсутня, але можуть бути менш точними, якщо профілі користувачів у межах однієї групи надто різноманітні. Контентні методи забезпечують вищу релевантність для конкретних категорій товарів, однак потребують точних метаданих. Гібридні підходи компенсують недоліки окремих методів, але можуть бути складнішими у впровадженні.

1.1.3 Проблеми в процесах побудови рекомендацій для нових користувачів

Процеси побудови рекомендацій для нових користувачів стикаються з численними проблемами, що ускладнюють досягнення високої точності результатів. Однією з ключових є брак даних про нового користувача. Відсутність історії покупок, оцінок чи взаємодій унеможливує застосування методів, що базуються на аналізі попередньої поведінки. Проблему «холодного старту» можна підсумувати як дилему, з якою стикаються алгоритми рекомендацій, коли мають справу з користувачами або елементами з незначною кількістю історичних даних або без них [4]. У таких умовах системи змушені покладатися на загальні характеристики, що може

призводити до низької релевантності рекомендацій.

У контексті рекомендаційних систем існує два основних типи проблем «холодного старту»:

– «холодний старт» користувача, який відбувається, коли новий користувач приєднується до системи, а система не має або має мінімальну інформацію про його вподобання та поведінку. Таким чином складно пропонувати персоналізовані рекомендації. У таких випадках система може покладатися на загальні рекомендації або попросити користувача надати чіткий зворотний зв'язок, такий як оцінки чи переваги, щоб створити профіль користувача;

– «холодний старт» елемента, який виникає, коли новий продукт або елемент додається до системи, а дані про взаємодію користувачів обмежені або відсутні. Без відгуків користувачів важко оцінити популярність продукту чи кому він може сподобатися. Нові елементи, наприклад, продукти чи вміст, можуть не накопичити достатньо взаємодій з користувачем або оцінок для створення точних рекомендацій. У результаті системі може бути важко рекомендувати ці нові елементи користувачам у системі. Іноді методи спільної фільтрації, які покладаються на взаємодію між користувачем і елементом, можуть не працювати належним чином для вирішення проблем холодного старту для елемента [5].

«Холодний старт» здебільшого впливає на нових відвідувачів, але не можна забувати, що подібне явище може легко статися з користувачами, які повертаються після паузи у користуванні системою. На початку кожного відвідування система рекомендацій не знає, чи прийшов користувач з новими ідеями, чи він все ще шукає попередні елементи. Ось чому для системи рекомендацій важливо визначити фактичний активний інтерес користувача після перших кількох переглядів [6].

Ще однією проблемою є надмірна залежність від узагальнених характеристик, таких як вік чи стать. Це може спричинити упередженість системи та ігнорування унікальних вподобань.

Обчислювальні ресурси також стають обмеженням, особливо у системах з великим обсягом даних і складними алгоритмами. Генерація персоналізованих рекомендацій може вимагати значних витрат часу і ресурсів, що є критичним для забезпечення швидкої реакції системи.

Ці проблеми вказують на необхідність розробки нових методів, які могли б ефективно працювати в умовах обмеженої кількості інформації.

1.1.4 Аналіз рекомендаційних систем

Рекомендаційні системи – це алгоритми, які використовуються для надання користувачам персоналізованих рекомендацій. Основна ідея цього проста: якщо користувач купував певні продукти, дивився фільми або слухав музику в минулому, цілком ймовірно, що він також зацікавлений у подібних продуктах або контенті. Рекомендаційні системи використовують цю інформацію, щоб надати користувачеві чи клієнту рекомендації на основі їхніх попередніх уподобань [7].

Рекомендаційні системи є важливою складовою сучасного інтернет-середовища, оскільки вони дозволяють персоналізувати взаємодію користувачів з платформами, підвищуючи ефективність пошуку товарів, послуг або інформації. Основне завдання таких систем полягає в передбаченні потреб користувачів і наданні рекомендацій на основі аналізу їхніх вподобань, поведінки та інших характеристик.

Рекомендаційна система є компонентом, який забезпечує персоналізований досвід користувачів, глибшу взаємодію з клієнтами та потужні інструменти підтримки прийняття рішень у роздрібній торгівлі, розвагах, охороні здоров'я, фінансах та інших галузях.

Алгоритми в рекомендаційних системах оцінюють дані користувача, такі як попередні покупки, відгуки або історію веб-перегляду, щоб знайти

тенденції та вподобання, щоб використовувати цю інформацію для рекомендації товарів, які можуть зацікавити користувача. Рекомендаційні системи служать інструментами фільтрації інформації, надаючи користувачам спеціалізований матеріал або інформацію, яка відповідає їхнім смакам та інтересам. Вони стали важливими для бізнесу, оскільки вони можуть значно підвищити дохід, надаючи індивідуальні пропозиції, які призводять до покращення продажів. Серед переваг можна назвати наступні:

- швидше прийняття рішень, бо збільшується схильність користувачів купувати запропоновані речі, підвищується лояльність і загальна задоволеність, знижуються транзакційні витрати та покращується процес прийняття рішень і його якість;

- покращується персоналізований користувацький досвід, так як надаються тільки релевантні пропозиції;

- збільшується залучення користувачів тому, що рекомендаційні системи допомагають користувачам взаємодіяти з платформою, надаючи їм матеріали, товари або послуги, які їх, ймовірно, зацікавлять [8].

Рекомендаційні системи можуть бути побудовані на різних підходах кожен з яких має свої переваги, обмеження та особливості застосування.

Контентно-орієнтовані методи базуються на аналізі характеристик товарів, таких як опис, ціна, категорія, рейтинг, технічні параметри тощо. Основною ідеєю цього підходу є використання подібності між товарами: якщо користувачу сподобався певний товар, система може рекомендувати інші товари з подібними характеристиками. Наприклад, якщо користувач переглядає смартфон з певними характеристиками (розмір екрану, бренд, ціна), система може запропонувати інші смартфони зі схожими параметрами. Ці методи є особливо ефективними для початкових рекомендацій, коли історія взаємодій користувача з платформою ще не сформована, тобто для вирішення проблеми "холодного старту" для нових користувачів.

У контексті електронної комерції контентно-орієнтовані методи добре працюють для платформ, де товари мають багатий набір метаданих. Проте

вони можуть обмежувати різноманітність рекомендацій, оскільки фокусуються лише на подібності між характеристиками товарів, і не враховують ширші уподобання користувачів.

Колаборативна фільтрація є одним з найбільш популярних методів і базується на аналізі взаємодій користувачів з товарами, таких як історія покупок, перегляди, оцінки та відгуки. Цей підхід передбачає, що якщо двоє користувачів мають схожі вподобання, то товари, які подобаються одному з них, можуть бути рекомендовані іншому.

У системах електронної комерції колаборативна фільтрація дозволяє виявляти неочевидні зв'язки між товарами та користувачами, що значно підвищує релевантність рекомендацій. Наприклад, якщо кілька користувачів купили певний набір товарів (наприклад, ноутбук і сумку для нього), система може запропонувати ці товари новим користувачам, які купують ноутбук. Однак цей підхід має суттєві обмеження в ситуаціях "холодного старту", оскільки для ефективної роботи потрібна достатня кількість даних про вподобання користувачів. Для нових користувачів або товарів, які ще не мають історії взаємодії, колаборативна фільтрація стає менш ефективною.

Гібридні підходи поєднують переваги як контентно-орієнтованих методів, так і колаборативної фільтрації. У системах електронної комерції такі методи забезпечують більш високу точність рекомендацій завдяки комбінуванню різних джерел даних. Наприклад, на початкових етапах для нових користувачів система може використовувати контентно-орієнтовані методи, базуючись на демографічній інформації або попередньо заданих уподобаннях, а згодом, коли накопичується історія взаємодії, підключати колаборативну фільтрацію для врахування поведінкових патернів. Крім того, гібридні підходи дозволяють створювати рекомендації з поясненнями, що є важливим фактором для підвищення довіри користувачів до системи. Наприклад, система може пояснювати рекомендацію, посилаючись як на подібність товару до раніше переглянутих, так і на популярність серед схожих користувачів.

Таким чином, у сфері електронної комерції кожен з цих підходів має своє застосування, залежно від доступних даних і потреб платформи. Контентно-орієнтовані методи корисні на початкових етапах або для нових користувачів, колаборативна фільтрація підвищує релевантність на основі історії поведінки, а гібридні моделі забезпечують максимальну ефективність, адаптивність і можливість формування прозорих пояснень, що є ключовим аспектом для сучасних рекомендаційних систем.

Існують також системи, які базуються на знаннях, де рекомендації формуються за допомогою набору спеціально розроблених правил та логічних алгоритмів. Такі системи здатні аналізувати інформацію за допомогою чітко заданих правил, які визначають, які товари або послуги мають бути рекомендовані користувачам. Вони використовують знання, що вбудовані в систему, і дозволяють створювати рекомендації, які точно відповідають вимогам та запитам користувачів, враховуючи специфіку кожного конкретного випадку. Наприклад, в медичних або юридичних системах можуть бути розроблені спеціальні правила, які зважають на досвід експертів і специфіку галузі. Завдяки цьому рекомендації, згенеровані такою системою, можуть бути дуже точними та відповідними до конкретних умов.

Однак, хоча ці системи можуть бути надзвичайно ефективними у вузькоспеціалізованих сферах, вони мають свої обмеження при використанні в більш широких або динамічних умовах. Одним з головних недоліків є складність налаштування та підтримки таких систем. Створення та коригування правил для рекомендацій потребує значного часу та зусиль, особливо якщо система повинна обробляти великий обсяг різноманітної інформації.

Важливим моментом є необхідність постійного оновлення та адаптації знань, адже правила можуть швидко застарівати у випадку змін на ринку чи в поведінці користувачів. Крім того, системи, засновані на знаннях, можуть бути не такими ефективними, коли необхідно здійснювати рекомендації для великої та різноманітної аудиторії, оскільки вони часто не враховують

складніші патерни поведінки, які можуть бути виявлені за допомогою методів машинного навчання. Через це такі системи не завжди здатні забезпечити необхідну персоналізацію та адаптивність, що робить їх менш придатними для масових застосувань в електронній комерції або інших сферах, де варіативність та динамізм потреб користувачів мають значення.

Кожен з вищеописаних методів побудови рекомендацій має свої сильні і слабкі сторони, тому на рисунку 1.1 наведено короткий опис переваг та недоліків цих методів.



Рисунок 1.1 – Загальний опис переваг та недоліків методів побудови рекомендацій

Окрім того, всі ці методи мають спільну проблему, зокрема проблему холодного старту, яка виникає, коли для нових користувачів або товарів відсутні достатні дані для формування рекомендацій.

Проблема холодного старту стає особливо актуальною на початкових етапах роботи рекомендаційних систем, коли ще немає достатньої кількості взаємодій з користувачами або історії покупок, що ускладнює процес надання персоналізованих рекомендацій. У таких випадках система не може

використовувати стандартні методи, такі як колаборативна фільтрація, оскільки для порівняння користувачів або товарів немає необхідних даних. Це може призвести до того, що система пропонує менш точні рекомендації або навіть зовсім не надає жодних пропозицій, що знижує ефективність і задоволеність користувачів. Ця проблема може мати серйозні наслідки, зокрема, на початкових етапах використання системи, коли нові користувачі або товари ще не мають достатньої кількості даних для забезпечення якісних рекомендацій. В результаті, система може не тільки пропустити важливі можливості для залучення нових користувачів, але й вплинути на довіру користувачів до рекомендацій, адже вони можуть сприйняти відсутність релевантних пропозицій як неефективність самої платформи. Це також може призвести до того, що користувачі почнуть відмовлятися від використання системи через відсутність точних рекомендацій, що, у свою чергу, зменшує кількість даних для подальшого навчання моделі.

Зважаючи на ці проблеми, стає необхідним удосконалення існуючих методів і розробка нових підходів, які б дозволяли зменшити вплив холодного старту. Це може включати в себе використання гібридних методів, які поєднують різні техніки для формування рекомендацій, зокрема, використання демографічних або контентних характеристик товарів і користувачів на початкових етапах.

Крім того, важливим є розвиток нових моделей, які здатні працювати навіть з обмеженими даними, а також виявляти схожості між новими користувачами та іншими групами користувачів на основі менш традиційних характеристик. Розробка таких інноваційних підходів може суттєво покращити точність рекомендацій та підвищити рівень довіри користувачів до системи. Адже точніші та персоналізовані рекомендації сприяють кращому досвіду користувача і, відповідно, більший шанс на утримання нових користувачів, навіть на етапі їх першої взаємодії з платформою.

1.1.5 Аналіз систем електронної комерції

Системи електронної комерції відіграють важливу роль у сучасній економіці, надаючи користувачам зручний доступ до широкого спектра товарів і послуг. У контексті дослідження методів побудови пояснень до рекомендацій новим користувачам, такі системи є важливий предметом аналізу, оскільки саме вони стикаються з проблемою "холодного старту" найчастіше.

Системи електронної комерції – це спеціалізовані пакети програмного забезпечення, які керують операціями роздрібною торгівлі в Інтернеті. Вони виконують різноманітні завдання, такі як демонстрація каталогів продуктів, адміністрування кошиків для покупок і забезпечення безпечних платіжних операцій [9]. Основою системи електронної комерції є каталог товарів. Цей цифровий інвентар дозволяє клієнтам переглядати товари та робити вибір. Кошик для покупок дозволяє клієнтам накопичувати продукти перед покупкою та розраховує загальну вартість, включаючи податки, доставку та будь-які додаткові збори. Рекомендаційні системи використовуються на сайтах електронної комерції, щоб пропонувати продукти своїм клієнтам. Продукти можна рекомендувати на основі загальної кількості найбільших продажів на сайті, на основі демографічних даних користувача або на основі аналізу минулої купівельної поведінки користувача як прогноз майбутньої купівельної поведінки. Загалом ці методи є частиною персоналізації на сайті, оскільки вони допомагають сайту адаптуватися до кожного користувача. Рекомендаційні системи автоматизують персоналізацію в Інтернеті, забезпечуючи індивідуальну персоналізацію [10].

В електронній комерції системи рекомендацій можуть допомогти користувачам швидше та легше знайти продукти, які їх цікавлять і хочуть купити. Наприклад, якщо користувач шукає певний продукт на веб-сайті, система може запропонувати подібні продукти на основі попередніх покупок

або пошукової поведінки інших користувачів. Це дозволяє користувачам знаходити продукти, про які вони, можливо, не підозрювали, що шукають або потребують.

Прикладом використання систем рекомендацій в інтернет-маркетингу є персоналізація реклами. На основі минулої поведінки користувача система рекомендацій може відображати рекламу, яка краще адаптована до його інтересів. Наприклад, якщо користувач часто шукає спортивні товари, система може показати йому рекламу спортивного одягу чи спортивного обладнання.

Методи побудови рекомендацій в системах електронної комерції зазвичай можна розділити на такі категорії:

- контентно-орієнтовані методи використовують інформацію про характеристики товарів (наприклад, опис, ціну, категорію). Ці методи ефективні для початкових рекомендацій, особливо для нових користувачів;

- колаборативна фільтрація спирається на аналіз історії покупок або поведінки схожих користувачів. Вона має обмеження в ситуаціях "холодного старту", оскільки потребує додаткової інформації про вподобання користувача;

- гібридні підходи поєднують переваги обох попередніх методів і є найбільш ефективними для створення рекомендацій з поясненнями.

Деякі провідні платформи вже інтегрували механізми пояснень:

- Amazon використовує пояснення на основі схожості товарів: «Інші клієнти, які купили цей товар, також придбали» [11]. Для нових користувачів вони формують рекомендації з поясненнями виду «Найбажаніші в нових знахідках» (див. рис. 1.2);

- Netflix (у сфері цифрових продуктів) адаптує пояснення до переглядів користувача, повідомляючи, що рекомендація базується на його уподобаннях [12]. На рисунку 1.3 наведено приклад рекомендації на основі попередніх переглядів з поясненням «Гадаємо, вам це дуже сподобається»;

- AliExpress демонструє пояснення на основі трендів у регіоні.



Amazon Most Wished For

Our products that are most often added to Wishlists and Registries. Updated daily.

Any Department

- Amazon Devices & Accessories
- Amazon Renewed
- Automotive
- Baby Products
- Beauty
- Books
- Camera & Photo
- CDs & Vinyl
- Climate Pledge Friendly
- Computer & Accessories
- DIY & Tools
- DVD & Blu-ray
- Electronics & Photo
- Fashion
- Garden
- Gift Cards
- Grocery
- Handmade Products
- Health & Personal Care
- Home & Kitchen
- Large Appliances
- Lighting
- Musical Instruments & DJ
- New Finds
- PC & Video Games
- Pet Supplies
- Software
- Sports & Outdoors
- Stationery & Office Supplies
- Toys

Most Wished For in New Finds [See More](#)

<p>#1</p>  <p>Magilano SKYJO Action Card Game, 19,4 ★★★★★ 67,512 €12.43 - €30.95</p>	<p>#2</p>  <p>SHASHIBO Shape Changing Box – Award-Winning Patented Fidget Cube with 36 Rare Earth Magnets – Transforms into Over 70 Shapes... ★★★★★ 66,349 €21.88 - €26.00</p>	<p>#3</p>  <p>Tom Yang Electric Grill BBQ Barbecue Cooking & Barbecue Grill in A Thai grill the new Trend from Asia With THAI healthy FOOD, feed ★★★★★ 1,540 €149.00</p>	<p>#4</p>  <p>Meater Wireless Smart Thermometer for Meat, Silver / black, 50 m ★★★★★ 42,724 €99.00</p>
---	---	---	---

Most Wished For in Home & Kitchen [See More](#)

<p>#1</p> 	<p>#2</p> 	<p>#3</p> 	<p>#4</p> 
---	---	---	---

Рисунок 1.2 – Приклад пояснень щодо рекомендацій для нових користувачів від Amazon

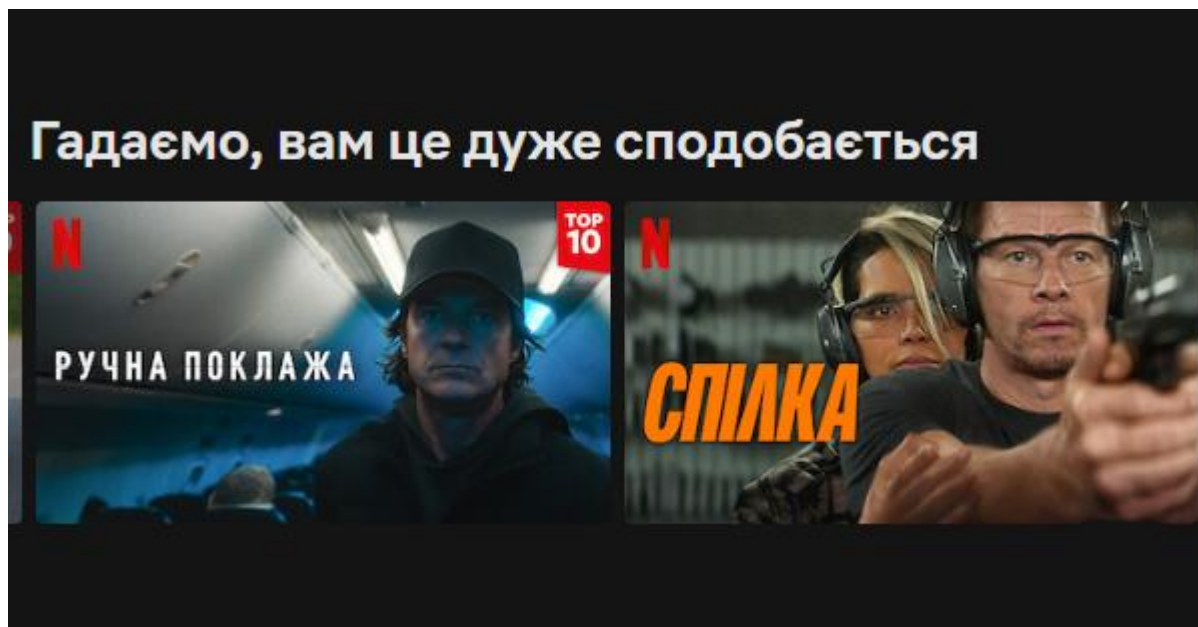


Рисунок 1.3 – Приклад пояснень щодо рекомендацій для користувачів від Netflix

Як видно зі скриншотів, пояснення щодо рекомендованих елементів не є детальними та не зрозуміло за яким принципом ці пропозиції були сформовані.

Розвиток пояснень у рекомендаційних системах e-commerce є перспективним напрямком, який допомагає вирішити проблему довіри користувачів до автоматизованих рішень. Надання зрозумілих і адаптивних пояснень дозволяє не тільки покращити взаємодію користувача із системою, але й підвищити ефективність рекомендацій.

1.2 Аналіз методів побудови рекомендацій для нових користувачів рекомендаційної системи

1.2.1 Дослідження методів побудови рекомендацій

Дослідження методів побудови рекомендацій у системах електронної комерції базується на аналізі підходів, які забезпечують персоналізацію товарних пропозицій [13]. Ці методи класифікуються залежно від їхньої орієнтації на схожість користувачів, схожість товарів та послуг або їх комбінованого використання [14]. За допомогою складних алгоритмів і статистичних моделей рекомендаційні системи можуть прогнозувати та надавати користувачам предмети, послуги чи вміст, які відповідають їхнім інтересам і смакам [15]. Коли користувач взаємодіє з системою рекомендацій і надає додаткові дані, алгоритми можуть постійно навчатися та вдосконалювати свої прогнози. Використання машинного навчання в системах рекомендацій призводить до отримання більш точних і релевантних рекомендацій, що призводить до кращої взаємодії з користувачем і більшої залученості, оскільки користувачам пропонуються рекомендації, адаптовані до їхніх індивідуальних уподобань та інтересів [16].

На рисунку 1.4 відображено загальну схему побудови рекомендацій.



Рисунок 1.4 – Процес побудови рекомендацій з поясненнями

Існує кілька методів, які можна використовувати для побудови рекомендаційних систем, таких як спільна (колаборативна) фільтрація, фільтрація на основі вмісту та гібридні системи, які поєднують обидва методи. Метою системи рекомендацій є персоналізація взаємодії з користувачем шляхом надання дуже відповідних і корисних рекомендацій.

Методи, орієнтовані на схожість користувачів, відомі як колаборативна фільтрація [17]. Їхня ідея полягає у використанні інформації про поведінку інших клієнтів із подібними інтересами. Основним недоліком цього методу є проблема "холодного старту", коли система не має достатньо даних про нового користувача. Окрім того, метод чутливий до обсягу даних, що впливає на його продуктивність у великих системах.

Методи, орієнтовані на схожість товарів і послуг, засновані на аналізі характеристик самих об'єктів. Вони застосовують підходи контент-орієнтованої фільтрації, порівнюючи товари за схожими атрибутами, наприклад, категорією, брендом, ціною чи рейтингом. Якщо користувач переглянув один товар, система може запропонувати схожі за описом. Це ефективний підхід для нових товарів, але він часто обмежує варіативність рекомендацій і не завжди враховує різноманіття інтересів користувача [18].

Гібридні методи поєднують обидва підходи, забезпечуючи кращу персоналізацію. Вони можуть використовувати демографічні характеристики користувача, історію його покупок і деталі про товари. Гібридні методи демонструють високу точність, але потребують значних ресурсів і ретельного налаштування.

У системах електронної комерції ці методи вирішують ключові завдання: підвищення актуальності рекомендацій, зменшення часу, необхідного для ухвалення рішення користувачем, і збільшення продажів. Однак залишається низка проблем, зокрема ефективність роботи з великими обсягами даних і адаптація до змін у поведінці користувачів [19].

1.2.2 Аналіз існуючих методів побудови пропозицій в ситуації холодного старту рекомендаційної системи

Ситуація холодного старту в рекомендаційних системах електронної комерції залишається складним завданням. Ця проблема виникає, коли система не має достатньо даних про нового користувача або товар. Для вирішення цієї проблеми активно використовуються гібридні методи, які комбінують різні джерела даних і алгоритми, забезпечуючи вищу ефективність [20].

Вирішення проблеми «холодного старту» покращить досвід клієнтів, що позитивно вплине на бізнес. Наприклад, на платформі для онлайн-покупок щодня до їхньої клієнтської бази додається багато клієнтів, а продавці додають у свою колекцію кілька нових товарів. Оскільки нові користувачі ще не оцінили жодного продукту, а жоден існуючий користувач ще не оцінив нові елементи, то створюється класична проблема «холодного старту». До позитивних наслідків вирішення цієї проблеми можна віднести:

- персоналізовані рекомендації забезпечують підвищення оцінки задоволеності користувачів і ймовірність їх утримання;
- надання рекомендацій поза популярними пунктами порушує монотонність, клієнти отримують рекомендації щодо нових/непоширених товарів;
- зі сторони бізнесу, підходящі та актуальні рекомендації гарантують, що навіть непопулярний, або новий в системі товар можна рекомендувати користувачам, досягаючи таким чином популярності зазначеного товару, та підвищуючи бажання все більшої кількості користувачів його придбати;
- підвищення лояльності клієнтів збільшить дохід, а також зменшить вартість маркетингових кампаній для утримання клієнтів.

Одним із ключових джерел інформації є демографічні дані, такі як вік, стать, професія та інші соціальні характеристики. На їх основі система створює базовий профіль користувача, дозволяючи здійснювати первинну

класифікацію його інтересів. Іншим важливим джерелом є географічні дані, які враховують місцезнаходження користувача. Цей підхід дозволяє адаптувати рекомендації до локального контексту, наприклад, пропонуючи сезонні товари або послуги, що популярні в певному регіоні.

Географічні дані також корисні для врахування культурних особливостей та уподобань, які можуть варіюватися залежно від місцевості. Крім того, можуть використовуватися дані про актуальні події в місцевості користувача, наприклад, святкові заходи, розпродажі або культурні події. Це дозволяє системі адаптувати свої рекомендації до поточного контексту, підвищуючи їхню релевантність.

Дані із соціальних мереж є ще одним потужним джерелом для вирішення проблеми холодного старту. Завдяки їм можна аналізувати інтереси користувачів, їхні взаємодії, уподобання, актуальні тренди.

Історія переглядів та контенту теж застосовується в якості джерела даних. Навіть у ситуаціях холодного старту для нового товару, системи можуть використовувати схожість із вже відомими товарами, забезпечуючи початковий рівень персоналізації.

Гібридні методи, які інтегрують зазначені джерела даних, демонструють високу ефективність. Одним із прикладів є методи, що поєднують демографічні дані та колаборативну фільтрацію. Такий підхід дозволяє новим користувачам отримувати рекомендації на основі аналізу схожих профілів. Іншим прикладом є комбінація контентного підходу та даних із соціальних мереж, коли система аналізує схожість товарів і співвідносить це з інтересами користувача у соцмережах.

Було створено таблицю з узагальнюючим описом гібридних методів побудови рекомендацій (див. рис. 1.5).

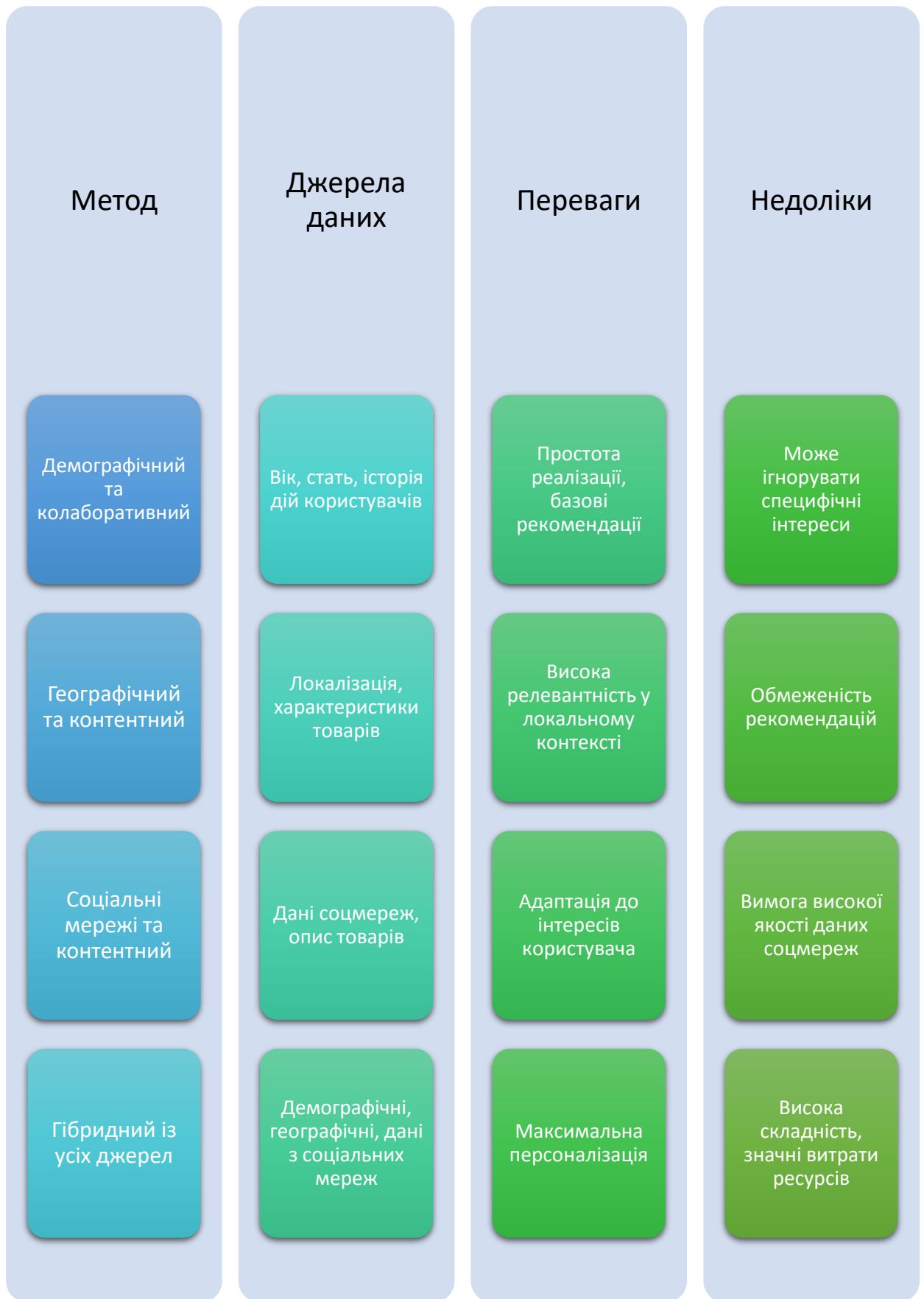


Рисунок 1.5 – Гібридні методи побудови рекомендацій

Попри численні переваги, гібридні методи мають певні недоліки:

- складність реалізації. Інтеграція різних джерел даних та моделей вимагає значних зусиль з боку розробників;
- високі ресурси обробки. Агрегація та аналіз великого обсягу даних із різних джерел вимагають високої обчислювальної потужності;
- обмеженість доступних даних. У випадках, коли даних недостатньо або вони фрагментовані, точність рекомендацій може значно знижуватися.

Основним недоліком гібридних методів є їхня складність у реалізації та висока залежність від доступних даних. У ситуаціях, коли інформація обмежена, такі методи можуть працювати неефективно. Крім того, обробка даних із кількох джерел потребує значних ресурсів. Їх подальший розвиток вимагає оптимізації обчислювальних процесів, що дозволить підвищити точність і адаптивність рекомендацій.

1.3 Аналіз методів побудови пояснень

Пояснювальні механізми в інтелектуальних системах набувають особливого значення в умовах необхідності підвищення довіри до рекомендаційних алгоритмів. Методи пояснень у штучному інтелекті (ХАІ, Explainable Artificial Intelligence) є важливим напрямком досліджень, особливо в умовах роботи з новими користувачами в електронній комерції. Завдяки ініціативі DARPA ХАІ розробляються підходи, які забезпечують зрозумілість та прозорість роботи складних алгоритмів [21].

У рекомендаційних системах e-commerce для нових користувачів, які ще не мають історії взаємодії з системою, пояснення є важливим засобом комунікації. Оскільки такі рекомендації часто базуються на узагальнених даних (наприклад, популярність товару серед певної демографічної групи), пояснювальні механізми можуть допомогти користувачеві зрозуміти логіку

вибору, що, своєю чергою, зменшує відчуття випадковості та підвищує довіру до системи.

Програма DARPA XAI має на меті створити пояснення, які зможуть бути зрозумілими навіть для користувачів без технічної підготовки [22]. Основна ідея полягає в тому, щоб зменшити "чорну скриньку" в сучасних алгоритмах, пояснюючи їх рішення у зрозумілій формі [23]. Це особливо важливо для нових користувачів, які отримують рекомендації, що не є персоналізованими через обмежену кількість даних.

Методи пояснення в рамках DARPA XAI можна розділити на дві основні категорії:

– постпояснювальні методи (Post-hoc Explainability) [24]. Ці методи генерують пояснення після того, як модель прийняла рішення або надала рекомендацію. Вони особливо корисні для систем, які використовують складні та непрозорі моделі, наприклад нейронні мережі. У контексті рекомендаційних систем, такими методами можна пояснити вибір запропонованого товару. Наприклад, користувачеві повідомляється, що товар рекомендовано через його популярність серед людей того ж віку або схожих уподобань. DARPA XAI підтримала розробку таких технік, як теплові карти (heatmaps), які візуально показують, які частини даних були ключовими для прийняття рішення. Інші приклади включають LIME (Local Interpretable Model-Agnostic Explanations) та SHAP (SHapley Additive exPlanations), які створюють локальні пояснення для "чорних скриньок";

– інтегровані методи (Intrinsic Explainability) [25]. Ці моделі спочатку проектуються так, щоб бути зрозумілими. Наприклад, деревоподібні моделі або байсові мережі забезпечують прозорість завдяки своїй структурі. У таких моделях користувач може безпосередньо відслідковувати, як дані вплинули на результат. Це дозволяє краще зрозуміти не лише кінцеве рішення, але й логіку, яка до нього привела. DARPA підтримувала інтегровані методи, оскільки вони є простішими для інтеграції в системи, які вимагають не лише високої точності, але й пояснюваності. В таких випадках розробники часто обирають

компромiс між продуктивнiстю та зрозумiлiстю.

DARPA XAI пiдкреслила, що обидва пiдходи мають свої переваги та недолiки. Постпояснювальнi методи краще пiдходять для гнучкостi та адаптацiї до складних моделей, але можуть бути менш точними в поясненнях. Iнтегрованi методи, своєю чергою, забезпечують природну прозорiсть, але часто поступаються у продуктивностi найсучаснiшим "чорним скринькам". Обидва пiдходи є ключовими для забезпечення довіри користувачiв до систем ШІ та їхнього успiшного використання.

У сферi рекомендацiйних систем пояснення можуть бути адаптованi до рiзних категорiй користувачiв [26]:

- технiчно обiзнанi користувачi, якi очiкують деталiзованих пояснень на основi моделей машинного навчання;
- звичайнi користувачi, для яких важливи простi, але переконливи причини, наприклад, популярнiсть товару чи схожiсть iз попереднiми уподобаннями.

Програма XAI продемонструвала значний прогрес у розумiннi пояснень та їх iнтеграцiї в сучаснi системи ШІ. Серед досягнень були розробка вiзуальних технiк, таких як тепловi карти (heatmaps), якi показують, якi частини даних вплинули на рiшення моделi. Крім того, iснують платформи для аналізу моделей та експерименти з користувачами для перевiрки зрозумiлостi пояснень [27]. Все ще iснують проблеми, пов'язанi з цiєю програмою, зокрема пояснення складних моделей, таких як генеративнi змагальнi мережi (GAN), та iнтеграцiя пояснень у системи, якi працюють у реальному часi.

DARPA XAI стала важливим кроком у розвитку ШІ, що не тiльки забезпечує продуктивнiсть, але й пiдвищує рiвень довіри та зрозумiлостi для користувачiв.

На рисунку 1.6 наведено огляд iснуючих методiв побудови пояснень в рекомендацiйних системах.

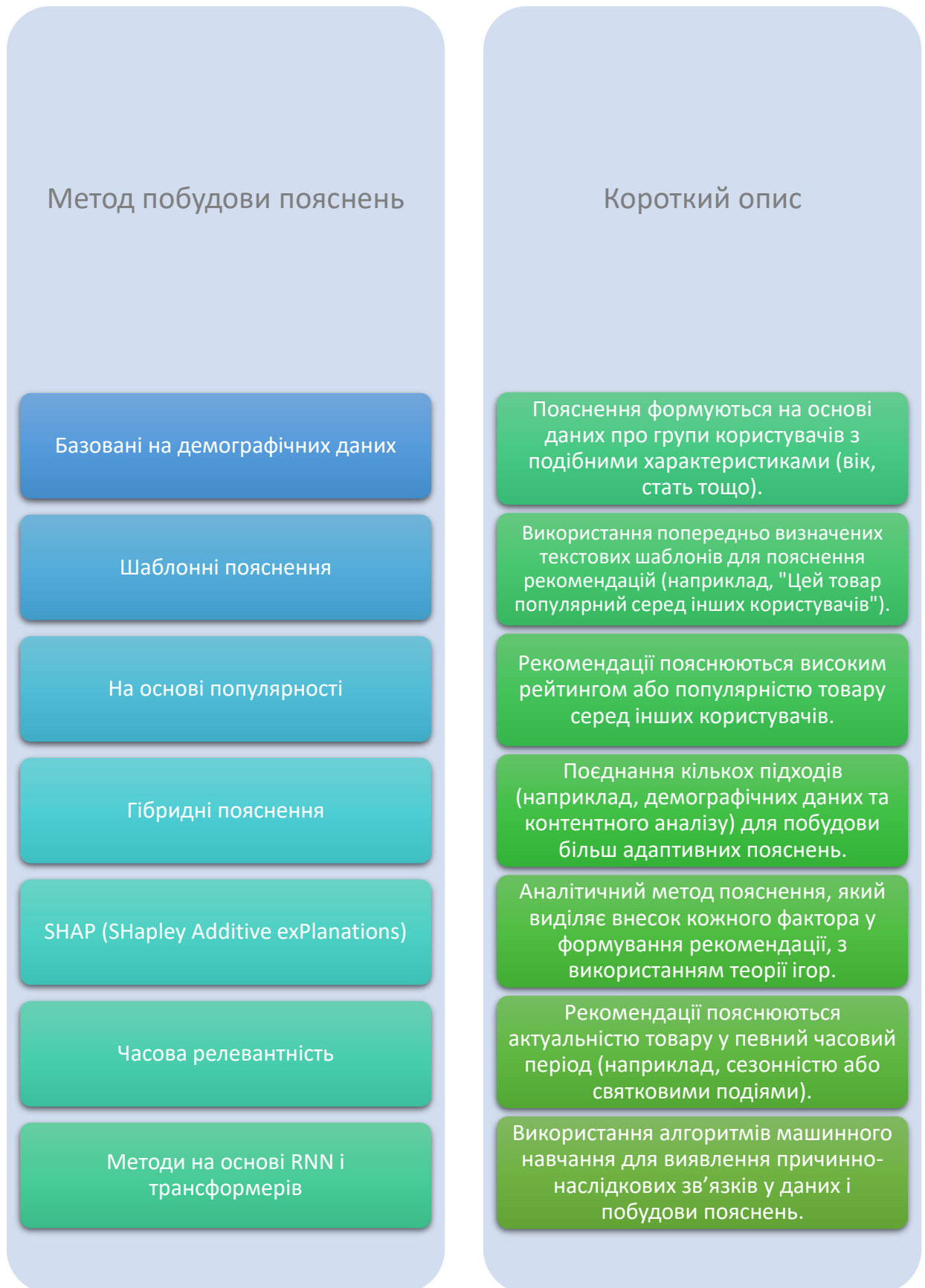


Рисунок 1.6 – Методи побудови пояснень

В таблиці 1.1 наведено переваги та недоліки існуючих методів побудови пояснень в рекомендаційних системах.

Таблиця 1.1 – Переваги та недоліки методів побудови пояснень

Метод побудови пояснень	Переваги	Недоліки
Шаблонні пояснення	Простота реалізації, швидкість.	Обмежена адаптивність, залежність від заздалегідь створених шаблонів.
Базовані на демографічних даних	Дозволяють враховувати схожість між користувачами.	Не враховують індивідуальні переваги, потребують збору особистих даних.
На основі популярності	Зрозумілі для користувачів, легко реалізуються.	Не враховують персоналізовані вподобання користувача.
Гібридні пояснення	Гнучкість і точність.	Складність реалізації, потреба в великому обсязі даних.
SHAP (SHapley Additive exPlanations)	Прозорість, можливість пояснити складні моделі.	Висока обчислювальна складність, потреба в складних моделях.
Часова релевантність	Актуальність для користувача, підвищення довіри до системи.	Залежність від контексту, необхідність оновлення даних у реальному часі.
Методи на основі RNN і трансформерів	Глибока персоналізація, врахування послідовності дій користувача.	Висока складність реалізації, потреба у великих обсягах даних і ресурсів.

Існуючі методи побудови рекомендацій часто не враховують динаміку змін інтересів користувачів, що є суттєвим обмеженням для їхньої ефективності. Більшість алгоритмів базуються на аналізі таких даних, як попередні покупки, оцінки або взаємодії користувачів із платформою. Це означає, що рекомендації формуються на основі минулої поведінки, яка може не відповідати актуальним потребам і вподобанням користувача. Наприклад, користувач може змінити свої інтереси під впливом сезонності, подій, свят, нових трендів або особистих змін, таких як зміна способу життя чи пріоритетів.

Для застосування ХАІ у контексті холодного старту важливо поєднати підходи, що забезпечують як точність рекомендацій, так і доступність пояснень [28]:

- використання гібридних моделей, які комбінують популярність товарів, демографічні характеристики і зовнішні дані (з соціальних мереж, місцевих подій тощо);
- застосування постпояснювальних методів для аналізу моделей, які працюють із обмеженими даними [29];
- використання адаптивних пояснень, які змінюються відповідно до поведінки користувача.

Розробка пояснень для рекомендаційних систем у рамках DARPA ХАІ відкриває можливості для підвищення задоволеності нових користувачів. Завдяки поясненням, які враховують демографічні характеристики, популярність товарів і соціальний контекст, система може компенсувати відсутність персоналізованих даних, зберігаючи високу якість взаємодії. Інтеграція таких підходів дозволяє не лише покращити рекомендації, але й забезпечити прозорість і довіру користувачів до системи.

Важливим аспектом є оцінка ефективності пояснень. Це може включати метрики, що аналізують, наскільки добре користувач розуміє систему, як пояснення впливають на довіру та чи підвищують вони ймовірність дотримання рекомендацій [30].

Для ефективного впровадження пояснень до рекомендацій в електронних комерційних платформах необхідно враховувати ряд специфічних особливостей, які забезпечують зручність, зрозумілість і довіру користувачів до таких систем. Перш за все, пояснення повинні бути сформульовані так, щоб їх однаково добре розуміли як технічно обізнані користувачі, так і ті, хто не має спеціалізованих знань. Універсальність пояснень є ключовою, оскільки аудиторія таких платформ зазвичай дуже різноманітна. Наприклад, людина, яка працює в ІТ-сфері, може оцінити детальні технічні аспекти, пов'язані з рекомендаційним алгоритмом, тоді як звичайний користувач очікує отримати просте і зрозуміле пояснення, яке не перевантажене термінами чи складною логікою.

Пояснення повинні враховувати динамічність електронної комерції, зокрема швидкі зміни в асортименті, акційні пропозиції, сезонні знижки та інші комерційні фактори. Асортимент товарів на таких платформах часто змінюється, і нові продукти можуть з'являтися майже щодня, що створює виклик для рекомендаційної системи. У цьому контексті пояснення мають бути актуальними та своєчасними, відображаючи реальний стан товарів чи послуг. Наприклад, якщо користувачеві пропонується товар зі знижкою, система повинна пояснити, що саме акційна пропозиція є основним фактором рекомендації. Це не лише підвищує інформативність рекомендацій, але й стимулює швидші рішення про покупку. Таким чином, пояснення повинні інтегрувати дані про змінні фактори, такі як акції, популярність товарів або новинки.

Особливу увагу слід приділити новим користувачам платформи, для яких система ще не має достатньо даних для персоналізованих рекомендацій. Для таких користувачів пояснення відіграють критично важливу роль, адже вони не тільки допомагають зрозуміти, чому запропоновано певний товар, але й сприяють створенню позитивного першого враження від платформи. Зокрема, пояснення для нових користувачів можуть базуватися на загальних характеристиках, таких як демографічні дані, популярність товарів серед

певних груп або контекстуальні фактори. Наприклад, система може пояснити рекомендацію словами: «Цей товар популярний серед людей вашого віку», або «Це сезонний продукт, актуальний для вашого регіону». Такі пояснення є простими, логічними та легкими для сприйняття, що допомагає новим користувачам швидше довіритися платформі та почати взаємодію з нею.

Крім того, пояснення повинні бути адаптивними, тобто враховувати контекст використання системи, поведінкові патерни користувача, час доби або навіть пристрій, з якого здійснюється доступ. Наприклад, якщо користувач переглядає платформу на смартфоні, пояснення мають бути коротшими, стислими та більш візуально привабливими, тоді як на персональному комп'ютері можна дозволити собі більш детальний опис. Така адаптивність дозволяє створювати рекомендації, які максимально відповідають потребам користувачів у конкретний момент часу, підвищуючи ефективність системи.

Таким чином, для успішного впровадження пояснень до рекомендацій у сфері електронної комерції необхідно забезпечити їх універсальність, актуальність і адаптивність, а також враховувати потреби як нових, так і досвідчених користувачів. Це дозволяє не лише підвищити точність і зручність рекомендацій, але й формувати довіру до платформи, що є ключовим фактором у конкурентному середовищі електронної комерції.

1.4 Постановка задачі дослідження

Актуальність даної роботи пов'язана з необхідністю підвищення прозорості та зрозумілості пропозицій для нових користувачів систем електронної комерції. Алгоритми побудови таких систем зазвичай аналізують покупки користувачів, їх попередні вибори, схожих користувачів та схожі товари, на основі чого формують рекомендації. Проте для нових користувачів ці алгоритми не мають вхідної інформації, оскільки відсутні дані про їх вибір,

що унеможлиблює порівняння та визначення вимог цих користувачів. У таких випадках рекомендації зазвичай формуються на основі демографічних характеристик, популярності товарів певної категорії тощо. Однак, оскільки ці рекомендації не враховують персональні побажання користувачів, це може знизити їхню довіру до отриманих пропозицій. Тому для забезпечення довіри користувача необхідно надати чітке пояснення механізму формування рекомендацій.

Об'єктом дослідження кваліфікаційної роботи є процес побудови пояснень у рекомендаційних системах.

Предметом дослідження є методи побудови пояснень.

Метою даної роботи є розробка підходу до побудови пояснень щодо рекомендацій у системах електронної комерції для підвищення довіри нових користувачів.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі задачі:

- аналіз методів побудови рекомендацій для нових користувачів;
- аналіз сучасних підходів до створення пояснень у рекомендаційних системах;
- розробка методу побудови пояснень, яка враховує часовий контекст;
- експериментальна перевірка запропонованого підходу і його впливу на зрозумілість, довіру і задоволеність користувачів.

2 РОЗРОБКА МЕТОДУ ПОБУДОВИ ПОЯСНЕНЬ ДЛЯ НОВИХ КОРИСТУВАЧІВ СИСТЕМИ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ

2.1 Розробка підходу до побудови пояснень з урахуванням динаміки популярності товарів в системі електронної комерції

Розробка підходу до побудови пояснень у рекомендаційних системах є ключовим завданням для підвищення ефективності та довіри до таких систем. У рекомендаційних системах, особливо в сфері електронної комерції, важливо забезпечити користувачів поясненнями, які чітко демонструють, як і чому було зроблено конкретну рекомендацію. Розробка пояснень для рекомендаційних систем є важливим елементом підвищення ефективності таких систем, а також збільшення довіри користувачів. Для нових користувачів, у яких відсутня достатня історія взаємодій, побудова пояснень стає складним завданням. У таких випадках критично важливим є врахування не лише простих рекомендацій на основі схожості товарів, але й часової динаміки попиту на товари.

Розроблюваний підхід базується на використанні темпоральних правил, які дозволяють описати зміни в попиті на товари за певний час. Метод формує пояснення на основі часових ваг для кожного товару, де кожне правило описує зміну кількості продажів між двома часовими інтервалами. Цей підхід дозволяє системам надавати точніші рекомендації з огляду на сезонні коливання попиту та актуальність товарів на поточний момент [31].

Загальний вигляд темпорального правила r типу F з вагою w між моментами покупок t_m і t_s часу має вигляд:

$$r = n_m F^{(w)} n_s, \quad (2.1)$$

де n_m – кількість покупок у момент часу t_m ;

n_s – кількість покупок у момент часу t_s ;

$F(w)$ – оператор "Future" (майбутнє), де w виступає як ступень, що визначає вагу впливу часової залежності між t_m і t_s .

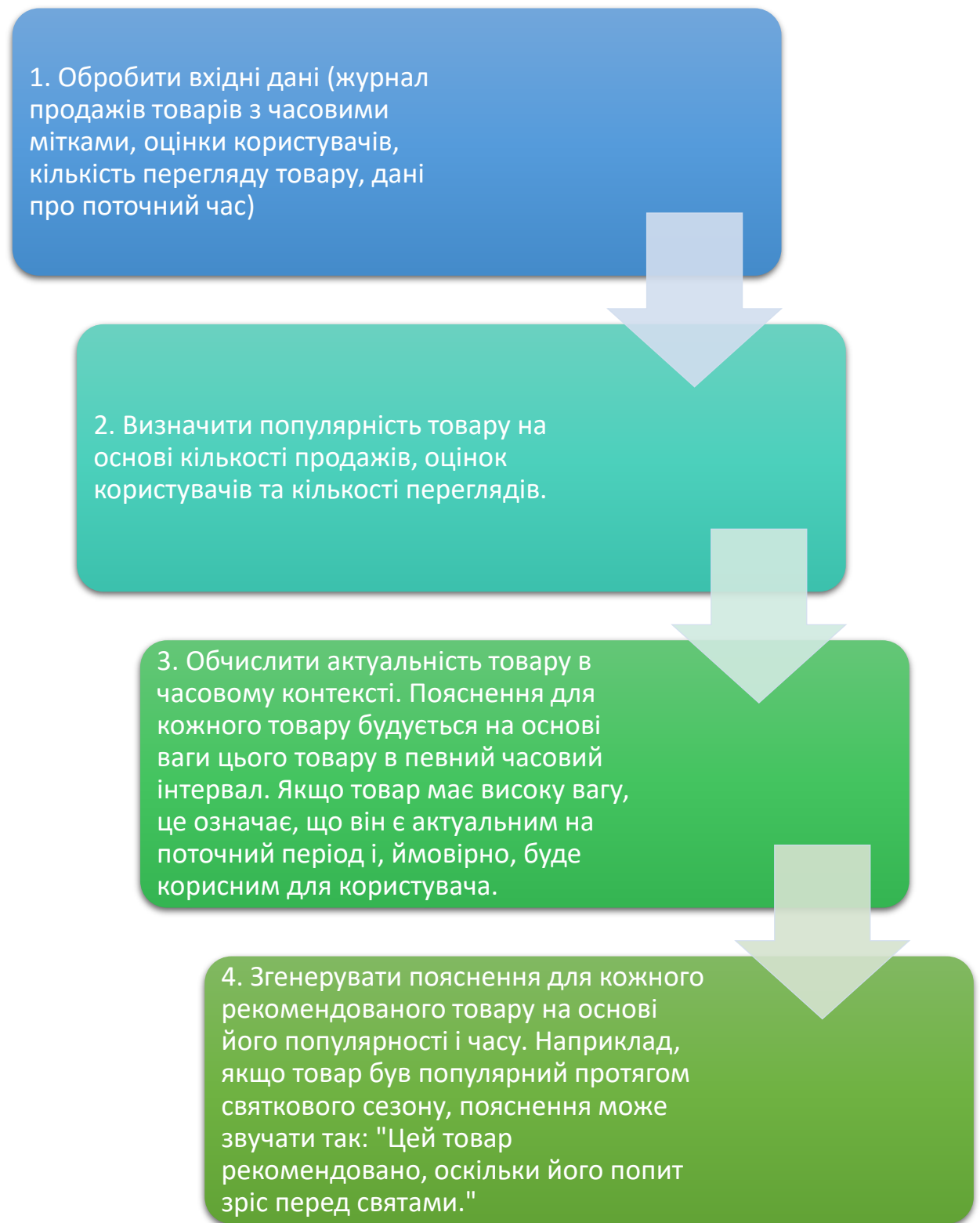


Рисунок 2.1 – Структура підходу генерації рекомендацій з поясненнями

Впорядкованість вхідних даних забезпечує кілька переваг. По-перше, вона дозволяє системі враховувати контекстуалізацію: наприклад, хронологічна послідовність взаємодій користувача з платформою вказує на зміну його інтересів. По-друге, впорядкованість даних дозволяє виконувати пріоритизацію факторів, виділяючи ті, що найбільше впливають на формування рекомендацій. Наприклад, для товарів в електронній комерції це може бути попередній досвід покупки або перегляду схожих продуктів. Ієрархічна структура даних (наприклад, категоризація товарів) сприяє створенню багаторівневих пояснень.

Розробка підходу до побудови пояснень передбачає кілька ключових етапів:

- попередня обробка даних. На цьому етапі аналізуються дані, виявляються упорядковані характеристики, такі як часові мітки або ієрархія категорій, та відбувається очищення від шуму;

- визначення значущих факторів. На цьому етапі використовуються алгоритми машинного навчання для визначення атрибутів, які мають найбільший вплив на рекомендації. Ранжування характеристик дозволяє ефективно будувати пояснення. Методи градієнтного бустингу [32] та SHAP-аналіз (SHapley Additive exPlanations) [33] застосовуються для виявлення найбільш важливих параметрів;

- створення моделі пояснень. Відбувається інтеграція алгоритмів, що враховують впорядкованість даних, таких як рекурентні нейронні мережі (RNN) [34] або методи обробки послідовностей (трансформер) [35], що є основою для побудови пояснень. Ці методи дозволяють генерувати пояснення, які базуються на причинно-наслідкових зв'язках між характеристиками;

- генерація адаптивних пояснень;

- тестування та оцінка.

У сфері електронної комерції врахування впорядкованості даних має велике значення. Наприклад, історія переглядів або покупок дозволяє врахувати попередні інтереси користувача, а часовий контекст – адаптувати

рекомендації до сезонності або актуальних потреб. Ієрархічна структура категорій товарів допомагає створювати деталізовані пояснення, які чітко описують, як було обрано той чи інший товар. Також повинна враховуватись сезонність та актуальність товарів, що пропонуються користувачам, особливо в залежності від контексту, такого як святкові події чи інші короткострокові тренди. Це особливо важливо в сфері електронної комерції, де товари часто втрачають свою актуальність після завершення певного періоду, наприклад, передноворічних чи різдвяних свят.

Актуальність враховується завдяки аналізу наступних аспектів:

– сезонні та святкові події. Для кожного регіону чи культури існують визначені часові рамки, коли певні категорії товарів стають особливо популярними. Наприклад, перед Новим роком популярними є подарунки, святковий декор, а також товари, пов'язані зі святковим дозвіллям. Після свят попит на такі товари суттєво знижується. У таких випадках рекомендаційні системи повинні враховувати, що пропонувати ці товари після завершення події є неефективним;

– інтеграція подій у модель рекомендацій. Для обліку сезонності та подій алгоритми мають враховувати часові мітки та зв'язувати їх із контекстом події. Наприклад, товари для великоднього декору будуть пріоритетними у рекомендаціях за кілька тижнів до свята, а після свята вони повинні бути замінені іншими категоріями, більш актуальними в цей період;

– контекстуалізовані пояснення. Генерація пояснень повинна прямо посилатися на подію чи сезонність. Наприклад: "Цей товар рекомендовано, оскільки він популярний напередодні Різдва". Такі пояснення не лише підвищують релевантність рекомендацій, але й сприяють побудові довіри до системи;

– аналітика попиту після подій. Після завершення святкових подій система повинна автоматично перемикатися на аналіз нових трендів і уподобань користувачів, пропонуючи альтернативи;

– врахування географічних відмінностей. У різних країнах святкові

періоди можуть суттєво відрізнятися.

Цей підхід дозволяє значно підвищити ефективність рекомендацій, оскільки вони стають більш персоналізованими та адаптованими до реального часу. У результаті система забезпечує не лише релевантність товарів, але й пояснення, які підкреслюють зв'язок між товаром і поточними потребами користувача, що є важливим елементом у підвищенні довіри до рекомендаційних платформ.

2.2 Удосконалення методу побудови пояснень до рекомендацій для нових користувачів системи електронної комерції

Для формування рекомендацій з поясненнями за умови впорядкованості вхідних даних для нових користувачів, має використовуватись рейтингова функція з урахуванням актуальності. Для цього було використано формулу, яка визначає значимість товару залежно від часу, на основі загальної моделі побудови рейтингу товарів [36]:

$$R(i) = \tau(t) \cdot P(i), \quad (2.2)$$

де $P(i)$ – функція, що визначає популярність товару;

τ – параметр, що визначає швидкість зниження актуальності після події.

Значення τ вираховується наступним чином:

$$\tau(t) = e^{-\lambda(t-t_0)}, \quad (2.3)$$

де $0 < \lambda < 1$ – коефіцієнт згасання (визначає, як швидко зменшується значення ваги з часом)

t – поточний момент часу;

t_0 – момент максимального попиту на товар (наприклад, перед Новим роком для святкових прикрас).

Було визначено наступні значення коефіцієнту λ для практичного застосування:

– $0.5 < \lambda < 1$ – швидке згасання (актуальність кілька днів, як святкові товари);

– $0.1 < \lambda < 0.4$ – середнє згасання (актуальність кілька тижнів, наприклад, сезонні пропозиції);

– $0.01 < \lambda < 0.1$ – повільне згасання (довготривала актуальність).

Для розрахунку коефіцієнта λ на базі попередніх пояснень було створено наступну формулу:

$$\lambda = \begin{cases} \frac{0.5+(7-x)}{7} \times 0.5, & \text{якщо } 0 < x \leq 7 \\ \frac{0.1+(30-x)}{30} \times 0.4, & \text{якщо } 7 < x \leq 30, \\ 0.01 + \frac{30}{x} \times 0.1, & \text{якщо } x > 30 \end{cases} \quad (2.4)$$

де x – кількість днів події.

В електронній комерції для швидко змінюваних трендів (наприклад, одяг, гаджети) використовують більше значення λ , тоді як для книг чи меблів λ буде меншим.

Популярність товару $P(i)$ визначається наступною формулою:

$$P(i) = \alpha \cdot S(i) + \beta \cdot F(i) + \gamma \cdot H(i), \quad (2.5)$$

де $S(i)$ – частота продажу товару i за певний період;

$F(i)$ – оцінка товару користувачами (рейтинг);

$H(i)$ – поточна кількість переглядів товару;

α, β, γ – вагові коефіцієнти, які визначають важливість кожного чинника.

Формула визначення частоти продажу товару $S(i)$:

$$S(i) = \frac{c_i}{c}, \quad (2.6)$$

де c_i – кількість продажів товару i за визначений період часу;

c – загальна кількість продажів за визначений період часу.

Формула визначення оцінки товару користувачами $F(i)$:

$$F(i) = \frac{\sum_{j=1}^n R_{ij}}{n}, \quad (2.7)$$

де R_{ij} – оцінка j -го користувача товару i ;

n – кількість оцінок.

Формула визначення поточної кількості перегляду товару $H(i)$:

$$H(i) = \frac{r_i}{r}, \quad (2.8)$$

де r_i – кількість замовлень товару i ;

r – загальна кількість замовлень.

Вагові коефіцієнти α, β, γ вибираються на основі важливості компонент:

– якщо продажі є головним фактором, α має бути вищим;

– для товарів із хорошими відгуками β має бути більшим;

– для товарів із високою взаємодією (нові або популярні в короткий період) необхідно підвищити γ .

Вагові коефіцієнти α, β, γ мають сумарно дорівнювати 1:

$$\alpha + \beta + \gamma = 1 \quad (2.9)$$

Пояснення генеруються на основі внеску кожного чинника у формулу $R(i)$:

- для високого $S(i)$: «Цей товар користується популярністю серед користувачів у цей період»;
- для високого $\tau(t)$: «Цей товар актуальний напередодні Нового року»;
- для високого $F(i)$: «Товар отримав високі оцінки від інших користувачів».

Таким чином, цей метод дозволить генерувати рекомендації та формувати точні пояснення до них в умовах «холодного старту».

3 ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ПОБУДОВИ ПОЯСНЕНЬ ДЛЯ НОВИХ КОРИСТУВАЧІВ СИСТЕМИ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ

Інформаційна технологія побудови рекомендацій з поясненнями для нових користувачів базується на використанні рейтингової функції, що враховує актуальність товарів залежно від часу та їх популярності. Ця технологія дозволяє формувати персоналізовані рекомендації навіть у випадках обмеженої інформації про користувача, забезпечуючи зрозумілі пояснення для підвищення довіри до системи.

Короткий опис інформаційної технології відображено на рисунку 3.1.

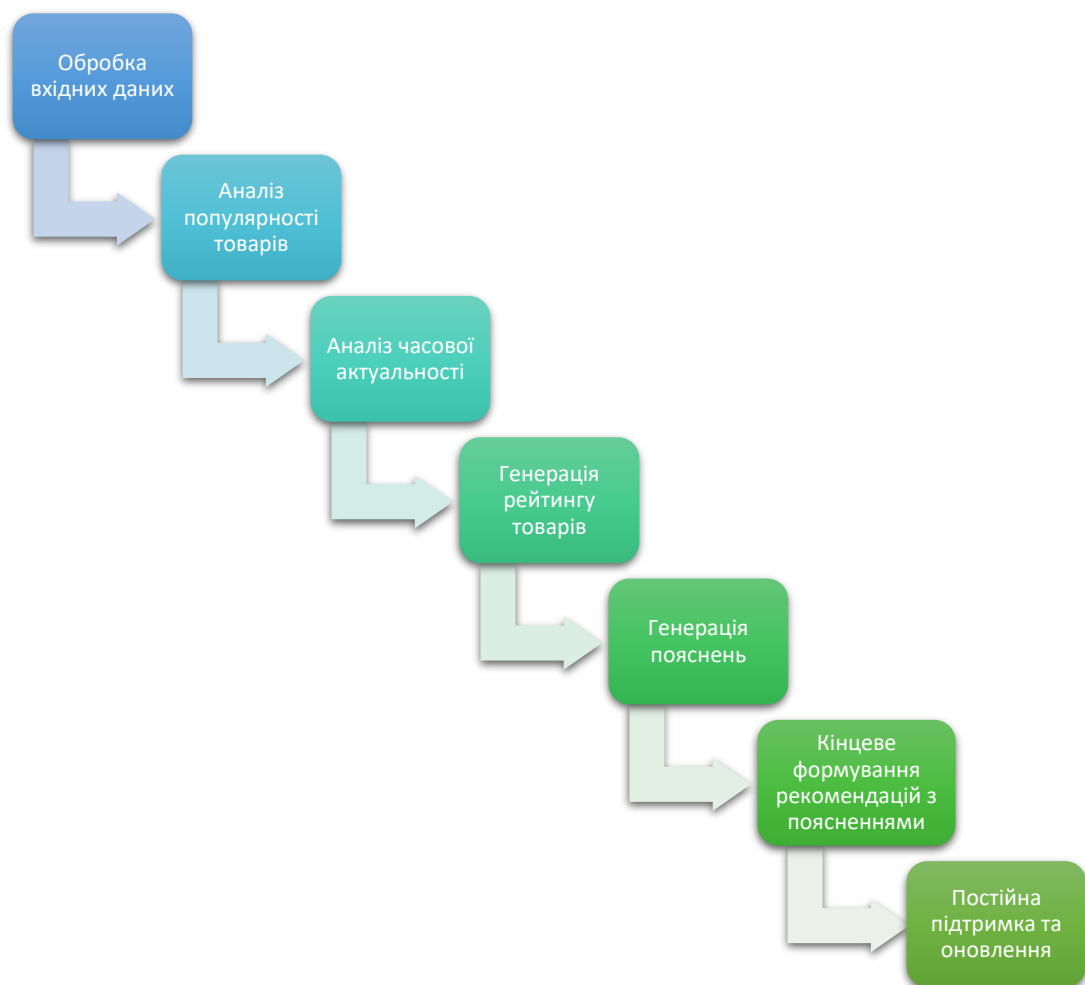


Рисунок 3.1 – Схема етапів побудови пояснень до рекомендацій

Для забезпечення подання запропонованого методу побудови пояснень щодо рекомендацій для нових користувачів системи електронної комерції було побудовано відповідну модель у нотації IDEF0, яка дозволяє формалізувати ключові аспекти процесу, визначити основні етапи та взаємозв'язки між ними. Нотація IDEF0 була обрана як оптимальний інструмент моделювання завдяки її здатності чітко відобразити функціональні аспекти процесу, а також через її зручність для представлення складних систем у вигляді структурованих і логічно зв'язаних елементів (див. рис. 3.2).

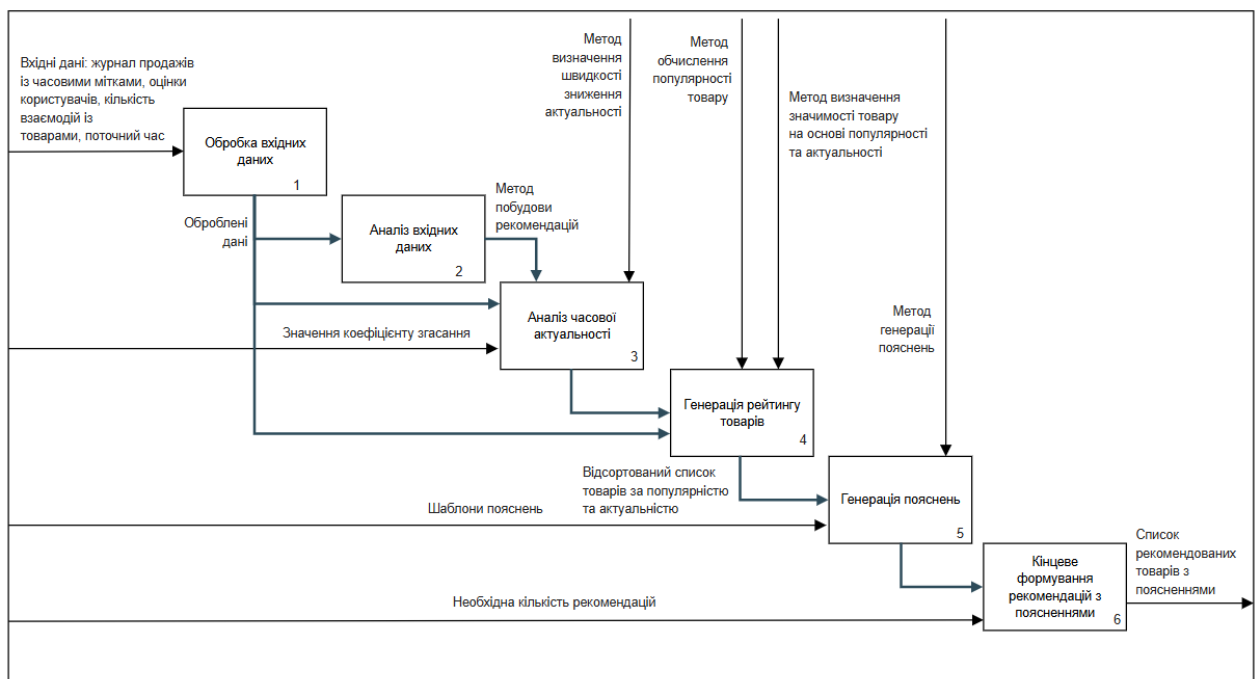


Рисунок 3.2 – Модель реалізації запропонованого удосконаленого методу побудови пояснень щодо рекомендацій для нових користувачів системи електронної комерції

Модель, розроблена у цій нотації, включає основні етапи формування рекомендацій та пояснень, починаючи з введення даних, аналізу доступної інформації, аналізу часової актуальності, генерації рейтингу товарів і

закінчуючи формулюванням рекомендацій та пояснень, які є зрозумілими та адаптованими до конкретного користувача.

На першому етапі відбувається обробка вхідних даних, де система отримує необроблені дані, які включають:

- журнал продажів із часовими мітками, що фіксують кількість продажів товарів у різні періоди;
- оцінки користувачів;
- інформацію про кількість взаємодій із товарами (кількість переглядів);
- дані про сезонність та поточний час.

На цьому етапі видаляються дублікати вхідних даних, дані групуються за інтервалами часу.

На другому етапі аналізується популярність товарів, тобто наскільки кожен товар популярний за різними показниками:

- визначається, які товари мають високі продажі за заданий період;
- аналізуються оцінки користувачів;
- розглядається кількість взаємодій із товарами (кількість переглядів).

Таким чином проводиться сортування товарів за ключовими характеристиками (продажі, рейтинги, взаємодії) і формується базовий профіль популярності для кожного товару, враховуючи вагу кожного показника.

На третьому етапі аналізується часова актуальність, тобто товари оцінюються з урахуванням їхньої актуальності в конкретний момент часу:

- виявляється момент максимального попиту для кожного товару (наприклад, перед святами чи під час розпродажів).
- визначається, як швидко зменшується актуальність товару після завершення події (наприклад, святковий декор після Нового року).

Таким чином для кожного товару система встановлює пріоритет залежно від поточного часу та контексту і товари, що відповідають актуальним подіям чи сезонності, отримують більшу вагу.

Четвертий етап включає генерацію рейтингу товарів. Система комбінує

результати аналізу популярності та часової актуальності, створюючи фінальний рейтинг для кожного товару. Завдяки цьому товари з найвищим рейтингом пріоритизуються для рекомендацій, а в рейтинг враховується не лише попит на товар, але й його актуальність у поточний момент часу.

На п'ятому етапі відбувається генерація пояснень. Для кожного товару, включеного в рекомендацію, система створює адаптивне пояснення:

- якщо товар має високу популярність: "Цей товар користується попитом серед користувачів";
- якщо товар актуальний для сезону чи події: "Цей товар рекомендовано перед Новим роком";
- якщо товар отримав високі оцінки: "Товар отримав позитивні відгуки користувачів".

Таким чином система аналізує внесок кожного чинника у фінальний рейтинг і на основі цього формується текстове пояснення, яке підвищує прозорість рекомендацій.

На шостому етапі відбувається кінцеве формування рекомендацій з поясненнями. Система формує кінцевий список рекомендацій з поясненнями для нових користувачів. Товари із найвищими рейтингами потрапляють у рекомендації. На цьому етапі товари сортуються за рейтингом, до кожного товару додається пояснення, рекомендації адаптуються до сезонності, трендів та поточного часу.

Сьомий етап включає постійну підтримку та оновлення. Система регулярно оновлює дані для збереження актуальності рекомендацій:

- проводиться аналіз змін у продажах, переглядах та відгуках;
- автоматично адаптуються рекомендації при зміні подій чи трендів.

Таким чином товари, що втратили актуальність, виключаються із рекомендацій і в список додаються нові трендові товари.

Запропонована інформаційна технологія враховує часову актуальність і популярність товарів, забезпечуючи адаптивність рекомендацій навіть у випадках "холодного старту". Особливу увагу в розробленій інформаційній

технології приділено прозорості роботи системи, яка досягається через механізм пояснень до рекомендацій. Важливо, що пояснення формуються на основі реальних факторів, таких як популярність товару серед схожих користувачів, його відповідність демографічним характеристикам та поточна релевантність у часовому контексті. Замість сприйняття системи як "чорної скриньки", користувачі отримують чітке уявлення про її логіку та принципи роботи, що є важливим чинником для формування позитивного досвіду взаємодії.

Запропонована технологія також є універсальною, що робить її придатною для впровадження не лише в електронній комерції, але й у багатьох інших сферах, де персоналізовані рекомендації відіграють ключову роль. У сфері електронної комерції вона може бути використана для підвищення конверсій, забезпечуючи точне та своєчасне пропонування товарів або послуг, які відповідають інтересам користувачів.

4 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ПЕРЕВІРКА УДОСКОНАЛЕНОГО МЕТОДУ

4.1 Програмна реалізація методу

В рамках даної кваліфікаційної роботи було здійснено програмну реалізацію удосконаленого методу побудови пояснень щодо рекомендацій для нових користувачів на основі рейтингової функції з урахуванням актуальності.

Для реалізації було обрано мову програмування Java, оскільки вона забезпечує високу продуктивність, гнучкість і має широкий спектр бібліотек для роботи з даними, а також середовище розробки IntelliJ IDEA. Метод реалізовано з використанням об'єктно-орієнтованого підходу, що дозволяє забезпечити модульність, зрозумілість і можливість масштабування коду.

Враховуючи складність процесів, пов'язаних із визначенням популярності, актуальності та пояснень рекомендацій, програмна реалізація включає кілька етапів. Підхід до реалізації базується на покроковому алгоритмі, детально розглянутому в попередньому розділі, але адаптованому для оптимальної роботи з великими масивами даних. Було створено гнучку систему, що здатна аналізувати інформацію про товари, обчислювати їхні рейтинги та формувати обґрунтовані рекомендації з поясненнями для кінцевого користувача. Програмна реалізація методу була побудована відповідно до таких основних етапів:

а) обробка вхідних даних:

- 1) отримання та зчитування вхідних даних про товари та продажі;
- 2) валідація даних для перевірки коректності форматів дат, числових значень та унікальності записів;
- 3) створення об'єктів класів ProductInfo і SaleInfo для представлення інформації про товари та продажі;

б) аналіз даних:

- 1) визначення актуальності кожного товару на основі часу

останньої події та коефіцієнта загасання;

2) розрахунок популярності товарів з урахуванням частоти продажів, оцінок користувачів і кількості переглядів;

в) генерація рекомендацій:

1) використання отриманих результатів для побудови списку рекомендацій;

2) формування пояснень до рекомендацій на основі внеску кожного з факторів;

г) виведення списку рекомендованих товарів із поясненнями для кінцевого користувача.

Основними класами програмної реалізації є:

– клас `ProductInfo`, який використовується для зберігання інформації про товари;

– клас `SaleInfo`, який зберігає інформацію про кожен продаж товару, зокрема дату продажу та кількість проданих одиниць;

– клас `RecommendationEngine`, який є основним класом, що виконує обробку даних, обчислення актуальності та популярності, а також генерацію рекомендацій та пояснень до них.

На рисунках 4.1 – 4.4 відображено фрагменти коду програми з детальними коментарями щодо процесу обробки даних та формування рекомендацій з поясненнями.

```
public List<ProductInfo> getRecommendedProducts(List<ProductInfo> allProducts,
                                               int numberOfRecommendations) {
    // Визначення загальної кількості продаж за визначений період
    int numberOfSales = getNumberOfAllSales(allProducts);
    // Сортвання всіх товарів за значимістю залежно від актуальності та популярності
    allProducts.sort((product1, product2) ->
        Double.compare(getProductRating(product1, numberOfSales), getProductRating(product2, numberOfSales)));
    return allProducts.subList(0, numberOfRecommendations);
}
```

Рисунок 4.1 – Скриншот методу генерації списку рекомендованих товарів з поясненнями

```

private double getProductRating(ProductInfo product, int numberOfAllSales) {
    Date eventDate = product.getEventDate();
    // Поточний момент часу.
    Date currentDate = new Date();
    long diffInMillis = Math.abs(eventDate.getTime() - currentDate.getTime());
    long diff = TimeUnit.DAYS.convert(diffInMillis, TimeUnit.MILLISECONDS);
    // Знаходження коефіцієнта λ
    double λ = 0;
    if (diff <= 7 && diff > 0) {
        λ = ((0.5 + (7 - diff)) / 7) * 0.5;
    } else if (diff <= 30 && diff > 7) {
        λ = ((0.1 + (30 - diff)) / 30) * 0.4;
    } else if (diff > 30) {
        λ = 0.01 + ((double) 30 / diff) * 0.1;
    }
    // Знаходження параметру, що визначає швидкість зниження актуальності після події (τ)
    double speedOfDeclineInRelevance = exp(λ * diff);
    // Визначення частоти продажу товарів за визначений період S(i)
    double s = (double) getProductSales(product.getSales()) / numberOfAllSales;
    // Обчислення популярності товару P(i)
    double p = a * s + b * product.getUserRating() + c * product.getNumberOfViews();
    // Формулювання пояснень до рекомендацій
    product.setExplanationOfTheRecommendation(generateExplanations(product));
    // Обчислення рейтингу продукту враховуючи актуальність та популярність R(i)
    return speedOfDeclineInRelevance * p;
}

```

Рисунок 4.2 – Скриншот методу сортування товарів за їх актуальністю та популярністю

```

2 usages
private int getProductSales(List<SaleInfo> sales) {
    int numberOfSales = 0;
    for (SaleInfo sale : sales) {
        long diffInMillis = Math.abs(new Date().getTime() - sale.getDate().getTime());
        long diff = TimeUnit.DAYS.convert(diffInMillis, TimeUnit.MILLISECONDS);
        if (diff < period) {
            numberOfSales += sale.getNumberOfSales();
        }
    }
    return numberOfSales;
}

```

Рисунок 4.3 – Скриншот реалізації методу отримання загальної кількості здійснених продажів за заданий період часу

```

1 usage
private int getNumberOfAllSales(List<ProductInfo> allProducts) {
    int numberOfSales = 0;
    for (ProductInfo productInfo : allProducts) {
        List<SaleInfo> sales = productInfo.getSales();
        numberOfSales += getNumberOfProductSales(sales);
    }
    return numberOfSales;
}

```

Рисунок 4.4 – Скриншот реалізації методу отримання кількості здійснених продажів конкретного товару за заданий період часу

Алгоритм роботи програми складається з наступних етапів:

- завантаження даних про товари й продажі, які зчитуються з файлу;
- відбувається обробка даних, тобто усі товари створюються як об'єкти класу ProductInfo, продажі – як об'єкти SaleInfo. Під час обробки враховується перевірка на дублювання записів та коректність форматів;
- обчислюється актуальність для кожного товару на основі часу події та коефіцієнта загасання. Для товарів без подій встановлюється базовий рівень актуальності;
- розраховується рівень популярності на основі частоти продажів, оцінок користувачів та переглядів. Для зважування факторів використовуються коефіцієнти, які можна налаштовувати залежно від потреб;
- генеруються рекомендації: товари сортуються за їхнім рейтингом, який є результатом об'єднання значень актуальності та популярності. Для кожного товару створюється пояснення, наприклад: «Цей товар користується популярністю серед користувачів у цей період», або «Товар отримав високі оцінки від інших користувачів»;
- сформовані рекомендації виводяться на екран або зберігаються у файл, в залежності від потреб.

До переваг даної реалізації можна віднести:

- гнучкість, так як код можна легко адаптувати для нових типів даних та змін у бізнес-логіці;
- модульність, бо кожен етап реалізовано у вигляді окремих методів і класів, що спрощує підтримку та розширення;
- ефективність, тому, що завдяки використанню Java та оптимальних алгоритмів програма працює швидко навіть для великих обсягів даних.

Розроблена програма успішно реалізує метод рекомендацій із поясненнями, забезпечуючи високу точність і зручність використання. Завдяки її модульній структурі та адаптивності вона може використовуватися в різних сценаріях, в тому числі для електронної комерції.

4.2 Експериментальна перевірка методу побудови пояснень

На основі запровадженої програмної реалізації було проведено серію тестів для перевірки роботи методу в умовах наближених до реальних для того, щоб оцінити точність формування рекомендацій та релевантність пояснень.

До основних задач даної експериментальної перевірки можна віднести:

- перевірку точності рекомендацій для оцінки того, наскільки обрані товари відповідають потребам користувачів на основі вхідних даних;
- аналіз пояснень для оцінки якості автоматично згенерованих пояснень до рекомендацій;
- тестування інтеграції з веб-інтерфейсом та оцінка зручності виводу результатів у консоль.

На рисунку 4.5 відображено пропозиції товарів на сторінці сайту без впроваджених пояснень щодо того, чому саме ці рекомендації були запропоновані.

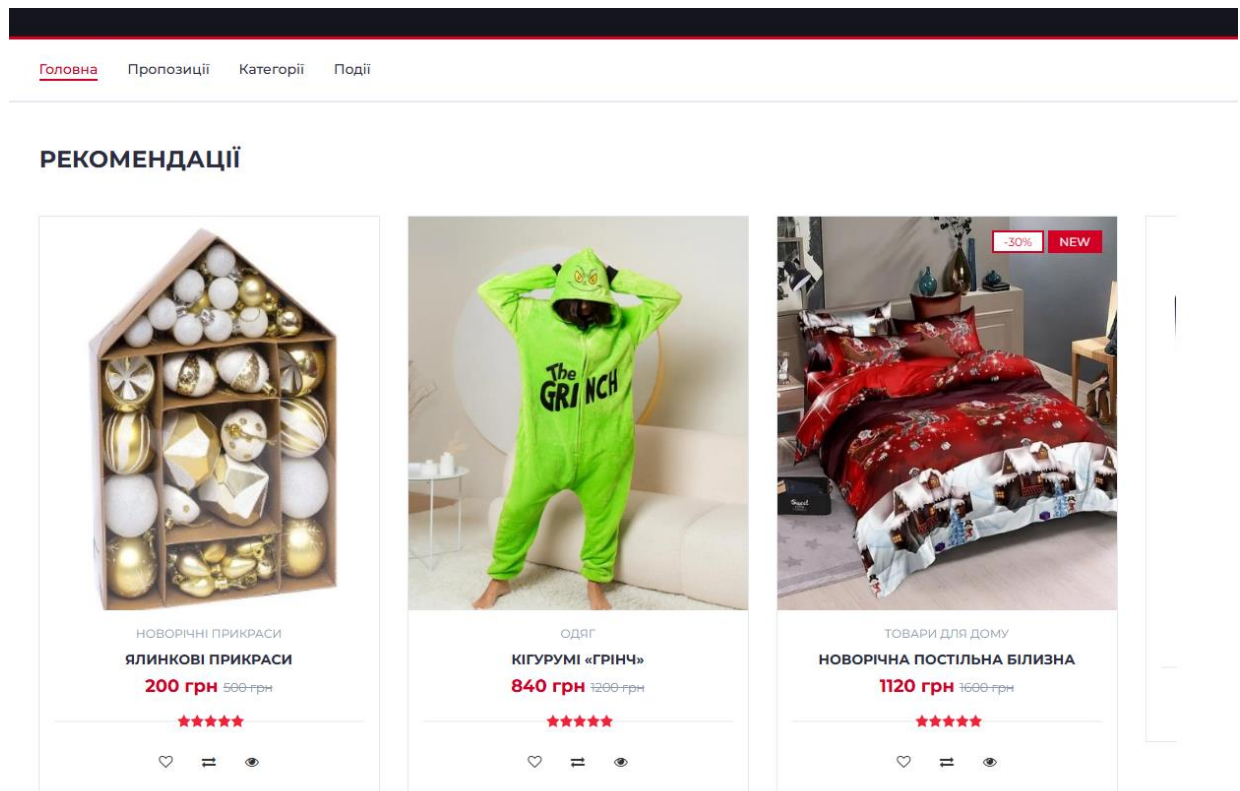


Рисунок 4.5 – Приклад надання рекомендацій без пояснень

Для проведення експерименту було створено тестову базу, де кожен продукт мав таку інформацію:

- кількість переглядів;
- оцінки користувачів;
- кількість продажів сортовані по датам;
- подія, до якої відноситься товар (за наявності).

Дані охоплювали період за 2 місяці, що дозволило протестувати систему в умовах, де актуальність товарів змінюється динамічно.

Експеримент проводився у середовищі Java з використанням таких інструментів:

- Java SE Development Kit (JDK 17) для реалізації основного функціоналу системи;
- IntelliJ IDEA для розробки, налагодження та тестування коду;
- Google Chrome для перевірки роботи веб-інтерфейсу;

– командний рядок для аналізу проміжних результатів і тестування виводу рекомендацій у текстовому форматі.

Приклад формування пояснень до рекомендацій з виведенням в консоль наведено на рисунку 4.6. Це забезпечило можливість аналізу результатів у текстовому форматі, що спрощує тестування й налагодження системи.

```
You see these products because they are the most popular before the New Year!  
1. Chocolate Calendar  
2. Decorative Candles  
3. Christmas Ornaments  
4. Christmas Garlands  
5. Thermal Mug
```

Рисунок 4.6 – Скриншот згенерованих рекомендацій та пояснень до них на основі програмної реалізації удосконаленого методу

Результати показали, що система ефективно визначає товари, які найбільше відповідають інтересам користувачів:

– для продукту з назвою «Ялинкові прикраси» рекомендація включала пояснення: «Цей товар актуальний напередодні Нового року та отримав високі оцінки від інших користувачів»;

– для сезонних продуктів було зазначено: «Цей товар популярний серед користувачів у цьому періоді».

Система правильно врахувала події та тренди, що підтверджує її адаптивність. Автоматично згенеровані пояснення виявилися релевантними та зрозумілими для користувачів. Було визначено, що пояснення базуються на трьох основних аспектах:

– врахування популярності товару, бо високий рівень продажів підкреслювався у формулюваннях виду «Цей товар користується популярністю серед покупців»;

– врахування оцінки користувачів, де система виділяла товари з

високими рейтингами, додаючи коментарі виду «Товар отримав високі оцінки від інших покупців»;

– врахування актуальності подій, де для товарів, пов'язаних із подіями (наприклад, Новий рік), система наголошувала на їхній актуальності.

Пояснення формуються на основі ключових показників, таких як частота продажів, користувацький рейтинг та прив'язка до подій, що дозволяє підвищити користувацький досвід і зробити результати системи більш зрозумілими для кінцевих користувачів.

Інтеграція з веб-інтерфейсом дозволила представити результати у зручному та зрозумілому форматі. На скриншоті (див. рис. 4.7) показано, як користувач може переглядати рекомендовані товари з поясненнями у веб-браузері.

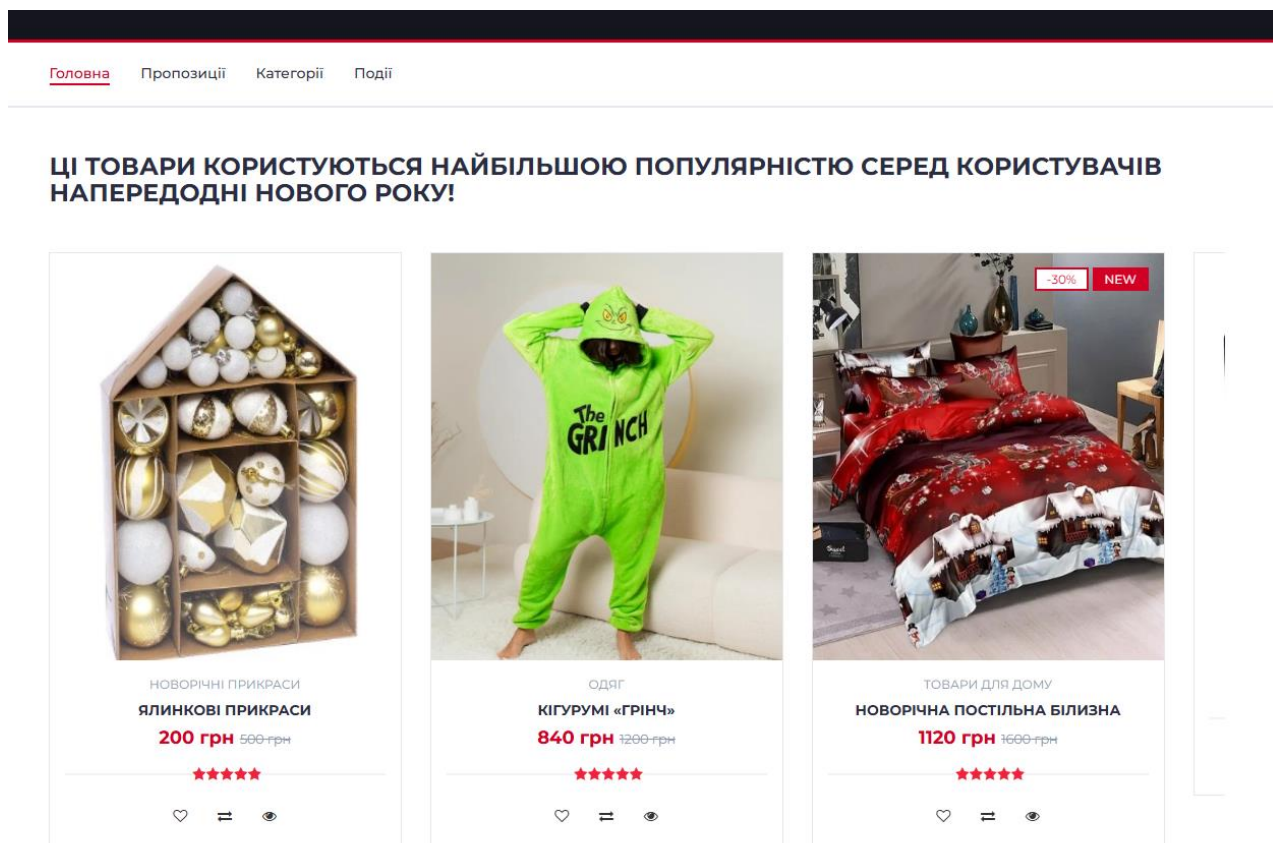


Рисунок 4.7 – Приклад згенерованих пояснень до рекомендацій для нових користувачів системи

Було проведено опитування користувачів щодо зрозумілості та зручності пояснень реалізованого удосконаленого методу. Результати опитування представлено в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Оцінки користувачів щодо пояснень згенерованих за удосконаленим методом

Критерій оцінки	Оцінка 1 (найгірша)	Оцінка 2	Оцінка 3	Оцінка 4	Оцінка 5 (найкраща)	Середня оцінка
Зручність інтерфейсу для перегляду пояснень	0	1	2	3	6	4.2
Зрозумілість причин, чому ці товари рекомендовані	0	0	1	3	8	4.6
Якість і точність пояснень	0	0	3	6	3	4.0
Достатність інформації для розуміння рекомендацій	0	1	3	6	2	3.8
Легкість сприйняття	1	0	1	2	8	4.3
Довіра до системи після пояснень	0	0	1	4	7	4.5

У таблиці наведені результати опитування користувачів щодо впровадженого методу побудови пояснень для рекомендацій. Опитування охоплювало п'ять основних критеріїв, які відображають зручність і зрозумілість пояснень, наданих користувачам системою за допомогою удосконаленого методу. Згідно таблиці можна зробити висновок по кожному з критеріїв:

- більшість користувачів оцінюють інтерфейс як зручний (середня оцінка – 4.2), що свідчить про позитивне сприйняття використаного дизайну для відображення пояснень;

- середня оцінка 4.6 вказує на те, що користувачі задоволені зрозумілістю причин, з яких певні товари були рекомендовані;

- хоча більшість оцінок були позитивними, середня оцінка (4.0) свідчить про те, що є певні зауваження щодо якості, точності або деталізації пояснень, які потребують удосконалення;

- з оцінкою 3.8 користувачі вважають, що наданої інформації в більшості випадків достатньо для розуміння рекомендацій, хоча деяким користувачам необхідно більше контексту;

- легкість сприйняття пояснень з оцінкою 4.3 вказує на те, що пояснення є доступними для розуміння, але все ж можна було б спростити або адаптувати їх для ширшого кола користувачів;

- з оцінкою 4.5 можна стверджувати, що впровадження пояснень значно підвищує рівень довіри користувачів до системи, оскільки вони відчують, що їх інтереси та вподобання враховуються при наданні рекомендацій.

Загалом, таблиця показує позитивні результати від впровадження пояснень для рекомендацій. Всі критерії отримали оцінки, які свідчать про високий рівень зручності, розуміння та довіри до системи. Це підтверджує важливість інтеграції пояснень у рекомендаційні системи, особливо для нових користувачів, які ще не мають сформованої історії взаємодії з платформою.

У процесі тестування було підтверджено ефективність розробленого підходу в умовах обмеженої інформації про користувачів. У порівнянні з

традиційними методами рекомендацій, які часто пропонують узагальнені або випадкові товари, запропонований метод забезпечує високу релевантність завдяки врахуванню популярності та категорійної схожості товарів. Пояснення, додані до рекомендацій, виявилися особливо корисними для нових користувачів, які вперше взаємодіють із платформою. Вони підвищують довіру та сприяють швидшій адаптації до системи.

Таким чином система генерує релевантні рекомендації навіть за умов «холодного старту», пояснення є зрозумілими, що покращує взаємодію користувача із системою. Експериментальна перевірка довела ефективність реалізованого удосконаленого методу. Система виявилася здатною забезпечити точні рекомендації з поясненнями, що підтверджує її придатність до впровадження в електронній комерції.

ВИСНОВКИ

В ході виконання кваліфікаційної роботи було здійснено аналіз існуючих методів до побудови рекомендаційних систем та пояснень до пропозицій. Було виявлено, що більшість традиційних алгоритмів стикаються з проблемою "холодного старту", яка полягає у складнощах створення персоналізованих рекомендацій для нових користувачів або нових товарів через недостатню кількість даних. Було обґрунтовано необхідність підвищення прозорості і зрозумілості таких рекомендацій для користувачів.

У роботі було проведено детальний аналіз існуючих методів побудови рекомендаційних систем. У ході цього аналізу були ідентифіковані ключові переваги та недоліки кожного підходу, а також визначено, що більшість із них не враховують динамічні зміни інтересів користувачів і часто залишаються "чорними скриньками", тобто незрозумілими для кінцевого користувача. Особливо це стосується випадків, коли рекомендації формуються на основі узагальнених моделей, які не можуть пояснити, чому саме той чи інший товар був запропонований. Відсутність прозорості у таких системах знижує довіру користувачів, що є критично важливим чинником для нових клієнтів, які вперше взаємодіють із платформою.

На основі проведеного аналізу було розроблено удосконалений метод, орієнтований на генерацію пояснень щодо рекомендацій в умовах обмеженої кількості доступних даних, таких як актуальності товару у часовому контексті, рейтингу користувачів, кількості переглядів і прив'язка до подій. Запропонований метод враховує зміну популярності товару залежно від періоду та конкретних подій, наприклад свят чи сезонних розпродажів. Такий підхід дозволяє створювати не лише точні рекомендації, але й генерувати зрозумілі пояснення, які додають прозорості роботи системи. Було запропоновано механізм автоматичного генерування пояснень, які враховують ключові фактори, що впливають на формування рекомендацій. Це

не лише підвищує релевантність рекомендацій, але й сприяє формуванню довіри до системи, оскільки користувач отримує чітке розуміння причин вибору певних товарів.

На основі цього методу було розроблено інформаційну технологію, яка включає підхід побудови пояснень щодо рекомендацій.

У межах роботи було здійснено програмну реалізацію методу, яка включає розробку алгоритмів формування пояснень щодо рекомендацій для нових користувачів. Метод реалізовано мовою програмування Java, що забезпечує масштабованість, ефективність і гнучкість системи. У програмній реалізації враховано всі етапи, починаючи від збору та обробки вхідних даних до генерації рекомендацій та пояснень. Програмну реалізацію було протестовано на експериментальному наборі даних, що включав дані, згенеровані для моделювання ситуацій "холодного старту".

Експериментальна перевірка методу була проведена в умовах, максимально наближених до реальних. Тестова база даних включала інформацію про товари, продажі та їхню оцінку. Результати показали, що запропонований підхід дозволяє створювати рекомендації з високим рівнем релевантності навіть за відсутності попередніх даних про вподобання користувачів. Згенеровані пояснення виявилися зрозумілими та такими, що сприяють підвищенню довіри користувачів до рекомендаційної системи. Результати експериментальної перевірки продемонстрували, що запропонований метод забезпечує не лише високу точність рекомендацій, але й значно підвищує довіру користувачів до системи завдяки зрозумілим поясненням.

Результати роботи свідчать про те, що інтеграція пояснень у рекомендаційні системи є важливим кроком у напрямку підвищення їх прозорості та користувацької довіри. У той же час, дана робота відкриває перспективи для подальших досліджень. Зокрема, одним із напрямків є врахування динамічності інтересів користувачів шляхом інтеграції механізмів, які дозволяють оновлювати моделі в реальному часі на основі нових даних.

Іншим важливим аспектом є розробка більш складних моделей пояснень, які могли б інтегрувати різні джерела інформації, зокрема дані соціальних мереж, зовнішні тренди або рекомендації експертів.

Таким чином, у ході виконання роботи було не лише вирішено поставлене завдання з розробки методу побудови пояснень щодо рекомендацій в умовах "холодного старту" для e-commerce, але й продемонстровано його практичну ефективність. Запропонований підхід і технологія мають широкий потенціал для застосування в різних сферах, включно з електронною комерцією.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Hodovychenko M.A., Gorbatenko A. A. (2023). Recommender systems: models, challenges and opportunities. URL: <https://hait.op.edu.ua/index.php/journal/article/view/190/224>.
2. Recommendation System. Nvidia. URL: <https://www.nvidia.com/en-us/glossary/recommendation-system/>.
3. Шутяк Т.В. (2022). Дослідження методології розробки рекомендаційних систем. URL: <https://ekmair.ukma.edu.ua/server/api/core/bitstreams/89cfad5c-13e3-464e-9b9f-32f743ed3e3f/content>.
4. Gursharan Singh. (2024). Solving the Cold Start Problem in Collaborative Recommender Systems. URL: <https://www.tredence.com/blog/solving-the-cold-start-problem-in-collaborative-recommender-systems>.
5. Anja Bojic. How to solve the cold start problem in recommender systems. (2024). URL: <https://thingsolver.com/blog/the-cold-start-problem/>.
6. Mark Milankovich. The Cold Start Problem for Recommender Systems. URL: <https://medium.com/@markmilankovich/the-cold-start-problem-for-recommender-systems-89a76505a7>.
7. Recommender Systems. Cintellic. URL: <https://www.cintellic.com/wiki/was-sind-recommender-systems/>.
8. Was sind Empfehlungssysteme? (2024). URL: <https://www.geeksforgeeks.org/what-are-recommender-systems/>.
9. Joe Towner. Understanding E-commerce Systems: Your Complete Guide. URL: <https://www.jandl.digital/resources/blog/article/understanding-e-commerce-systems-your-complete-guide>.
10. J. Ben Schafer, Joseph Konstan, John Riedl. Recommender Systems in E-Commerce. URL: <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/336992.337035>.
11. Safa Bouguezzi (2024). How Does the Amazon Recommendation System Work? URL: <https://www.baeldung.com/cs/amazon-recommendation-system>.

12. Zhong Hong (2024). Personalized Recommendations: How Netflix and Amazon Use Deep Learning to Enhance User Experience. URL: <https://medium.com/@zhonghong9998/personalized-recommendations-how-netflix-and-amazon-use-deep-learning-to-enhance-user-experience-e7bd6fcd18ff>.
13. Fatima Zohra Trabelsi, Amal Khtira, Bouchra El Asri. Hybrid Recommendation Systems: A State of Art. URL: <https://www.scitepress.org/Papers/2021/104522/104522.pdf>.
14. Jones M. Recommender systems, Part 1.Introduction to approaches and algorithms. Learn about the concepts that underlie web recommendation engines /M.Jones–2013. URL: <https://www.alvaroriascos.com/mineriadatos/sistemasRecomendacion/os-recommender1-pdf.pdf>.
15. Vaishnavi Jonna. (2024). Types of Recommendation Systems. URL: <https://ellow.io/types-of-recommendation-systems/>.
16. Maor Michael. (2023). What are recommender systems? Use cases, types, and techniques. URL: <https://www.aporia.com/learn/recommender-systems/what-are-recommender-systems-use-cases-types-and-techniques/>.
17. Aggarwal, C. C. (2016). Recommender Systems: The Textbook. Springer. URL: https://pzs.dstu.dp.ua/DataMining/recom/bibl/1aggarwal_c_c_recommender_systems_the_textbook.pdf.
18. Є.В. Мелешко, С.Г. Семенов, В.Д. Хох (2017). Дослідження методів побудови рекомендаційних систем в мережі інтернет. URL: <https://journals.nupp.edu.ua/sunz/article/view/949/796>.
19. Igor Boky, Alexey Kramin (2024). Hybrid Recommender Systems: Beginner's Guide. URL: <https://marketsy.ai/blog/hybrid-recommender-systems-beginners-guide>.
20. Machine Learning Solutions for Cold Start Problem in Recommender Systems (2021). URL: <https://www.expressanalytics.com/blog/cold-start-problem/>.
21. Explainable Artificial Intelligence (XAI). URL: <https://www.darpa.mil/program/explainable-artificial-intelligence>.
22. David Gunning, David W. Aha. DARPA’s Explainable Artificial

Intelligence Program. URL: <https://ojs.aaai.org/aimagazine/index.php/aimagazine/article/download/2850/3419>.

23. David Gunning, E.s. Vorm, Yunyan Wang, Matt Turek. DARPA's explainable AI (XAI) program: A retrospective. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/ail2.61>.

24. Carl O. Retzlaff, Alessa Angerschmid, Anna Saranti, David Schneeberger, Richard Röttger, Heimo Müller, Andreas Holzinger. (2024) Post-hoc vs ante-hoc explanations: xAI design guidelines for data scientists. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1389041724000378>.

25. Taxonomy of Interpretability Methods. URL: <https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/taxonomy-of-interpretability-methods.html>.

26. About XAITK. (2021). URL: <https://xaitk.org/about/>.

27. С. Ф. Чалий, В. О. Лещинський, І. О. Лещинська. (2019). КОНЦЕПЦІЯ ФОРМУВАННЯ ПОЯСНЕНЬ В РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ ЗА ПРИНЦИПОМ БІЛОГО ЯЩИКУ. URL: <https://openarchive.nure.ua/server/api/core/bitstreams/95f507e7-cda4-4073-94d7-0fd5eb9f1ee3/content>.

28. Є. В. Мелешко. (2018). МЕТОДИ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РОБОТИ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ. URL: https://www.researchgate.net/publication/329792214_METODI_OCINKI_AKOSTI_ROBOTI_REKOMENDACIJNIH_SISTEM.

29. P. Jonathon Phillips, Carina A. Hahn, Peter C. Fontana, Amy N. Yates, Kristen Greene, David A. Broniatowski, Mark A. Przybocki (2021). Four Principles of Explainable Artificial Intelligence. URL: <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ir/2021/NIST.IR.8312.pdf>.

30. Doshi-Velez, Been Kim (2017). Towards A Rigorous Science of Interpretable Machine Learning. URL: <https://arxiv.org/pdf/1702.08608>.

31. Serhii Chalyy, Volodymyr Leshchynskyi. (2020). Method of constructing explanations for recommender systems based on the temporal dynamics of user

preferences. URL: <https://journal.eu-jr.eu/engineering/article/view/1318/1207>.

32. Friedman, J. H. (March 1999). "Stochastic Gradient Boosting". URL: <https://web.archive.org/web/20140801033113/http://statweb.stanford.edu/~jhf/ftp/stobst.pdf>.

33. Scott Lundberg (2018). SHAP documentation. URL: <https://shap.readthedocs.io/en/latest>.

34. H. Sak and A. W. Senior and F. Beaufays. Long short-term memory recurrent neural network architectures for large scale acoustic modeling.

35. Vaswani, Ashish; Shazeer, Noam; Parmar, Niki; Uszkoreit, Jakob; Jones, Llion; Gomez, Aidan N; Kaiser, Łukasz; Polosukhin, Illia (2017). Attention is All you Need. Advances in Neural Information Processing Systems. URL: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/file/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Paper.pdf>.

36. Gediminas Adomavicius, Alexander Tuzhilin (2011). Context-Aware Recommender Systems. URL: https://www.researchgate.net/publication/220605653_Context-Aware_Recommender_Systems.