

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 гібридних методів побудови рекомендацій в ІС ресторану з
використанням явного і неявного зворотного зв'язку _____
(тема)

Виконав:

студент 2 курсу, групи ІУСТМ-21-1

Іван СЕМЕНОВ

(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність _____ 122 Комп'ютерні _____
науки

(код і повна назва спеціальності)

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

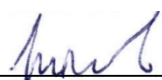
Освітня програма _____ Інформаційні управляючі
системи та технології _____

(повна назва освітньої програми)

Керівник _____ проф. кафедри ІУС Оксана ЧАЛА _____

(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту
Зав. кафедри


(підпис)

_____ Костянтин ПЕТРОВ _____
(власне ім'я, прізвище)

2022 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 _____
(підпис)

« 21 » листопада 20 22 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові _____ Семенову Івану Миколайовичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Дослідження гібридних методів _____
побудови рекомендацій в ІС ресторану з використанням явного і неявного зворотного зв'язку _____

затверджена наказом університету від 14 листопада 2022 р. № 1490Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 16 грудня 20 22 р.

3. Вихідні дані до роботи по аналізу та дослідженню гібридних методів в побудові _____
рекомендацій для різноманітних ІС ресторанів для кінцевих клієнтів з використанням не _____
однакових комбінацій явного та не явного зворотного зв'язку _____

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі огляд існуючих рекомендаційних _____
систем для ІС ресторану, дослід мульті-гібридних методів обробки даних, дослідження _____
комбінацій явного і не явного зворотного зв'язку, удосконалення методу рекомендацій для _____
ІС ресторану, апробація результатів дослідження на прикладі системи, що вже існує _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання	15.10	
2	Аналіз вимог до рекомендаційної системи для ІС ресторану	17.10-19.10	
3	Порівняльний аналіз існуючих рекомендаційних систем	20.10-30.10	
4	Постановка задач дослідження	1.11-3.11	
5	Побудова критерію оцінювання ефективності рекомендаційних систем	4.11-15.11	
6	Аналіз методів зворотного зв'язку	16.11-19.11	
7	Удосконалення рекомендаційної системи	20.11-25.11	
8	Апробація результатів дослідження на прикладі системи, що вже існує	26.11-30.11	
9	Оформлення пояснювальної записки до кваліфікаційної роботи	1.12-12.12	
10	Захист роботи	16.12.2022	

Дата видачі завдання 21 листопада 20 22 р.

Студент 
(підпис)

Керівник роботи 
(підпис)

проф. каф. ІУС Оксана ЧАЛА
(посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи містить: 79 сторінок, 20 рисунків, 4 таблиці, 5 формул, 35 джерел, 1 додаток.

Е-КОМЕРЦІЯ, ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА, МУЛЬТІ-ГІБРИДНІ МЕТОДИ, ПІДТРИМКА ЕФЕКТИВНОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ, РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА, РЕСТОРАН, ЯВНИЙ ТА НЕЯВНИЙ ЗВОРОТНІЙ ЗВ'ЯЗОК

Реферат до кваліфікаційної роботи на тему «Дослідження гібридних методів, побудова рекомендацій в ІС ресторану з використанням явного і неявного зворотного зв'язку». Об'єктом дослідження в цій роботі є рекомендаційна система для ІС ресторанів з використанням зворотного зв'язку. Метою магістерського дослідження є аналіз та удосконалення існуючих алгоритмів оцінки закладів для рекомендаційної системи в умовах не популярних випадків у кінцевого користувача з використанням гібридних методів зворотного зв'язку.

У результаті виконання магістерського дослідження було досліджено : які e-commerce заклади існують; досліджено рекомендаційні системи для ІС ресторану; досліджено процесу побудови рекомендацій з використанням зворотного зв'язку, а також які бувають ці зв'язки; досліджено мульті-гібридні методи зворотного зв'язку; зроблено аналіз існуючих даних та проведена робота по удосконаленню метода зворотного зв'язку для рекомендаційної системи ресторану; проведена експериментальна перевірка по удосконаленому методу.

ABSTRACT

The explanatory note to the qualification paper contains: 79 pages, 20 pictures, 4 tables, 5 formulas, 35 sources, 1 appendix.

E-COMMERCE, EXPLICIT AND IMPLICIT FEEDBACK, INFORMATION SYSTEM, MULTI-HYBRID METHODS, RECOMMENDATION SYSTEM, RESTAURANT, SUPPORTING RECOMMENDATION SYSTEM EFFICIENCY

Abstract for the qualification work on the topic "Research of hybrid methods, building recommendations in IS restaurant using explicit and implicit feedback". The object of research in this work is a recommender system for restaurant IS using a combination of feedback. The goal of the master's research is the analysis and improvement of existing algorithms for evaluating institutions for a recommender system in conditions of unpopular end-user cases using hybrid feedback methods..

As a result of the master's research, the following was investigated: which e-commerce institutions in the country; recommender systems for restaurant IS were investigated; the process of building recommendations using feedback, as well as what these connections are, is investigated; multi-hybrid feedback methods were investigated; existing data analyzes were made and work was carried out to improve the feedback method for the restaurant recommendation system; an experimental check was carried out using the improved method.

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

БД – база даних;

КФ – колабараційна фільтрація;

ОС – операційна система;

ПЗ – програмне забезпечення;

ПК – персональний комп'ютер;

ПП – пакет програм.

ЗМІСТ

Вступ.....	8
1 Аналіз підходів до побудови рекомендаційних систем з використанням явного та неявного зворотного зв'язку	10
1.1 Аналіз рекомендаційної під-систем для систем електронної комерції.....	10
1.3 Дослідження гібридних методів для рекомендаційних систем	25
1.4 Постановка задачі дослідження.....	29
2 Удосконалення гібридного методу побудови рекомендацій на основі комбінування явного та неявного зворотного зв'язку	31
2.1 Підхід до побудови рекомендацій на основі кластеризації демографічних даних та контекстно-залежного опису замовлення користувачів	31
2.2 Кластеризація користувачів за демографічними ознаками	32
2.3 Встановлення неявних залежностей між користувачами та товарами за допомогою матричної кластеризації.....	34
2.4 Контекстно орієнтоване уточнення рекомендацій	37
3 Дослідження отриманих наукових результатів	40
3.1 Порівняння гібридних методів	40
3.2 Технологія використання удосконаленого методу.....	46
4 Практичне використання досліджених результатів	51
4.1 Експериментальна перевірка отриманих теоретичних результатів	51
4.2 Приклад рекомендацій для користувача на основі практичного прототипу	53
Висновки.....	60
Додаток А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи	66

ВСТУП

У сучасному світі темпи розвитку інформаційних технологій надзвичайно швидкі, це дає людству нові можливості та потреби. Самі інформаційні технології теж повинні встигати за новими потребами людства, та надавати кращі з точки зору персоналізації послуги чим у конкурентів для кінцевих клієнтів.

Персоналізація в таких інформаційних системах електронної комерції базується на великій суміші даних які потрібно обробляти, а саме: вік, стать людини, які заклади вона любить, що замовляє, яку музику слухає, або які дивиться відео, в якому регіоні перебуває, яке в неї фінансове положення. Усі ці дані дають певні сигнали для власників бізнесу, які в свою чергу можна трансформувати в нові конкурентні пропозиції для нових клієнтів, або заохотити та отримати додаткові бали лояльності від користувачів.

Рекомендаційні системи при обробці даних за для того щоб отримати певний результат та зацікавити людину використовують методи фільтрації на основі змісту, або на основі знань з використанням демографічного методу, а одним з найпопулярніших є колаборативний метод фільтрації.

Колаборативна фільтрація працює так, що на основі сукупності оцінок рекомендує товари, або послуги, які отримали високі рейтинги від попередніх клієнтів закладу.

Але сучасні методи колаборативної фільтрації не вирішують цілий перелік проблем, та виявляються уразливими в конкретних практичних сценаріях, в результаті чого якість рекомендацій стає низькою та неефективною, або в деяких випадках образливою чи може навіть назавжди відбити у людини бажання обрати саме цей заклад.

Метою проекту є отримання удосконаленого методу рекомендацій для інформаційної системи ресторану, яка дозволить користувачеві завдяки зворотному зв'язку обрати саме той заклад, в якому він потребує в теперішній час.

1 АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО ПОБУДОВИ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ З ВИКОРИСТАННЯМ ЯВНОГО ТА НЕЯВНОГО ЗВОРОТНОГО ЗВ'ЯЗКУ

1.1 Аналіз рекомендаційної під-систем для систем електронної комерції

Рекомендаційні системи мають багато застосувань і застосовуються в багатьох сферах, доменах та контекстах, починаючи від онлайн-покупок і соціальних мереж та навіть здоров'я. Якщо раніше вони зазвичай містилися в програмах Всесвітньої мережі Інтернет, то тепер ми можемо побачити їх навіть на мобільних пристроях. Таким чином, через доступність великомасштабних даних, використання систем рекомендацій у областях інтенсивних даних або додатках, де даний користувач повинен вибирати між багатьма варіантами, здається неминучим. Такі системи полегшують процес прийняття рішень, надаючи користувачам або клієнтам персоналізовані товари чи продукти, які відповідають їхнім очікуванням і вподобанням. Крім того, системи рекомендацій можуть надавати користувачам широкий спектр елементів, які підходять для відповідності, що веде до кращого рішення. Вони також можуть надати користувачеві високу ймовірність вивчення нових продуктів, виявлення захоплюючих предметів, які йому сподобаються (відповідно до даних користувача про його уподобання) через систему персоналізованих рекомендацій. З цих причин рекомендаційні системи стали надзвичайно поширеними, особливо в останні роки.

Електронна комерція — це ядро світової економіки, яке за останнє десятиліття стрімко зростає і результат вибухових темпів розвитку телекомунікаційних потужностей. На сьогоднішній час доступ до інтернет-магазинів доступний з будь-якого пристрою: мобільного чи стаціонарного, тому люди можуть придбати найрізноманітніші товари не виходячи з дому. Це стало як ніколи актуальним в умовах світової пандемії, саме в той час, коли

робота звичайних магазинів не дозволена. Багато підприємств змогли вийти з положення, розширивши свою команду за рахунок розробників (ІТ відділи) і створивши веб-додатки [1].

Електронна комерція — це всі форми торгівлі товарами і послугами з використанням електронних засобів та Інтернет. Електронна комерція — це широкий набір інтерактивних методів ведення бізнесу з надання споживачам товарів та послуг. Також під електронною комерцією розуміють будь-які форми ділових операцій, де сторони взаємодіють за допомогою електронних технологій, а не в процесі фізичного обміну чи контакту[2].

Ресторан це заклад громадського харчування де подаються страви та напої. Один з видів закладів громадського харчування, від інших відрізняється вищою якістю послуг, широким меню, окрім харчування як правило ресторани також надають послуги з розваг та відпочинку [3].

Галузь використання проекту – ресторанний бізнес, що наразі потребує постійної роботи з відвідувачами не тільки на території закладів, а й у режимі онлайн.

Особливістю функціонування індустрії закладів харчування в її економічному та соціальному прояві є забезпечення якості життя населення шляхом задоволення фізіологічних потреб. Динамічний розвиток цієї галузі зумовлює появу підприємств громадського харчування різних типів і цінкових категорій, що дає споживачам можливість обрати той тип підприємства громадського харчування, який йому найбільше підходить за всіма критеріями. Ефективність діяльності будь-якого підприємства громадського харчування залежить від багатьох факторів, серед яких конкурентне позиціонування підприємства, специфіка та технологія створення ресторанного бренду, що забезпечить високу лояльність споживачів, визначення чітких стратегічних перспектив розвитку ресторанного господарства. діяльність, а також здійснення оптимальної фінансової та маркетингової діяльності.

Сучасна індустрія громадського харчування безперервно розширюється і змінюється під впливом різних факторів внутрішнього і зовнішнього середовища. Як сфера господарської діяльності громадське харчування виконує соціально-економічні функції. Економічні функції громадського харчування розглядаються як злагоджений загальний механізм виробництва і товарообігу, що забезпечує ресторанному господарству певні переваги порівняно з іншими галузями народного господарства.

Продукт ресторану значно ширший за саму їжу. Необхідно забезпечити хороший сервіс, в тому числі можливість резервувати столики і замовляти страви максимально комфортно для клієнта.

Ресторани поділяються на інші групи, кожна з яких має свої особливості та способи отримання прибутку від продажу їжі чи власних послуг. Це впливає на конкурентоспроможність закладів, а також на зацікавленість клієнтів і різноманітність закладів.

Перша група це ресторани, які надають послуги офіціантів. Багато закладів харчування в світі відносяться до цієї групи, їх ще називають громадськими закладами класу люкс або вищого рівня.

Друга група – це заклади самообслуговування, найчастіше такі ресторани зустрічаються на підприємствах, заводах, школах тощо. Їжа в цих місцях не така розкішна, її ще люблять називати домашньою, але коштує вона набагато дешевше.

Типи закладів ресторанного господарства визначають за ДСТУ 4281:2004 «Заклади ресторанного господарства. Класифікація». Згідно з цим стандартом ресторан — це заклад ресторанного господарства з різноманітним асортиментом продукції власного виробництва і закуплених товарів, високим рівнем обслуговування і комфорту у поєднанні з організацією відпочинку і дозволя споживачів[4].

Загальна організаційна структура ресторану наведена на рисунку 1.1. На малюнку представлена організаційна структура, актуальна як для ресторанів,

які не мають власної системи електронної комерції, так і для закладів громадського харчування, які мають таку систему, що в один момент істотно спрощує процес роботи закладу, що є плюсом, а також працює як аргумент з точки зору конкурентоспроможності.

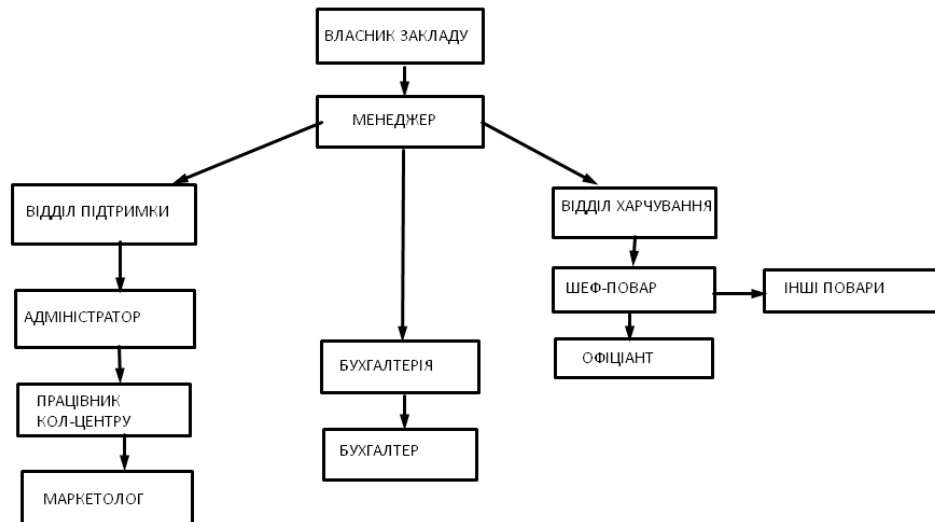


Рисунок 1.1 – Організаційна структура електронної комерції ресторану

Для того щоб про заклад обрали клієнти, та шли саме до нас, звернемося до послуг рекомендаційної системи.

1.2 Дослідження методів побудови рекомендацій на основі використання явного або неявного зв'язку

Для систем рекомендацій можна побачити чотири загальні функції:

- передбачити оцінку, яку користувач X може поставити елементу Y . Це одна з найбільш досліджуваних областей у літературі про рекомендаційні системи, яка привернула увагу дослідників;

- щоб передбачити порядок елементів відповідно до вимірювання, це називається питанням прогнозування рейтингу. У цьому контексті система зосереджується на тому факті, що елементи з найвищими прогнозованими оцінками не обов'язково є найкращими для користувача. Таким чином, система розрізняє елементи, які подобаються користувачеві, і предмети, про які користувач уже знає;

- контекстна не персоналізована рекомендація постатейно, в якій для продукту і формується список подібних товарів;

- індивідуальна рекомендація продукту, яка також називається рекомендацією продукту. Деякі з найвідоміших способів використання систем рекомендацій – це рекомендація платних продуктів, таких як фільми, музика, книги, або пропозиція наукових статей чи підписників, і навіть пропозиція друзів у соціальних мережах.

Більшість рекомендаційних систем використовують один із двох основних підходів: спільне фільтрування та фільтрування на основі вмісту.

Існує також клас підходів, заснованих на поєднанні 2-х основних методів – гібридна фільтрація.

Метод прогнозування в системах рекомендацій, який використовує відому перевагу (рейтинги) групи користувачів для прогнозування невідомої переваги (рейтингів) іншого користувача. За допомогою цього алгоритму будується певна таблиця користувачів, які групуються за схожістю, і прогножуються результати інших користувачів. Спільна фільтрація передбачає рекомендації на основі моделей минулої поведінки користувачів.

Цю модель можна побудувати, використовуючи лише поведінку цього користувача, або — більш ефективно — беручи до уваги поведінку інших користувачів із подібними властивостями. Там, де спільна фільтрація враховує реакцію інших користувачів, вона використовує групові знання для надання рекомендацій на основі схожості користувачів. По суті, рекомендації базуються на механічній взаємодії багатьох користувачів і на відборі (фільтрації)

користувачів, які демонструють схожі переваги чи моделі поведінки.

Наприклад, якщо ви реалізуєте сторінку на котрій пишете свої статті, яка в свою чергу потребує запровадження системи рекомендацій із використанням інформації багатьох користувачів, які підписані на сторінку та читають її, ви можете згрупувати цих користувачів відповідно до їхніх інтересів. Ви можете приєднатися до групи користувачів, які читають певну кількість однакових блогів і, використовуючи цю інформацію, визначити найпопулярніші сторінки серед читачів цієї групи. Після цього певному користувачеві з цієї групи буде рекомендований найвідоміший блог з тих, на які він ще не підписаний (рисунок 1.2).

Сторінки	Роман	Іван	Кирило	Алекс
Аніме	13	3	11	-
Кальян	10	-	-	3
Політика	5	1	9	-
Автомобілі	-	6	-	9
Робота	-	7	1	8
Кількість статей прочитаних кожним з користувачів				
Кластер	1	2	1	2

Рисунок 1.2 – Приклад колаборативної фільтрації

Тепер можна ідентифікувати певні відмінності в рамках кожного кластера і сформувати рекомендації. У кластері 1 Роман прочитав 10 статей 16 з блогу «Кальян», а Кирило не прочитав жодної такої статті; Кирило прочитав одну статтю в блозі з Робота, а Роман не прочитав жодної такої статті. Таким чином, виходячи з рисунку 1.2, Кирилу можна порекомендувати блог «Кальян». Для Романа неможливо сформувати ніяких рекомендації, оскільки невелика різниця між ним і Кирилом за кількістю прочитань блогу по Роботі з

великою ймовірністю буде відфільтрована. У кластері 2 Алекс прочитав три статті в блозі «Кальян», а Іван не прочитав жодної такої статті; Іван прочитав 3 статті в блозі по Аніме, а Алекс не прочитав жодної такої статті. Таким чином, для учасників кластера 2 можна сформулювати наступні дві рекомендації: учаснику Алекс рекомендується блог по Аніме, а учаснику Івану – блог «Кальян».

Інший спосіб розгляду цих відносини заснований на їх схожості та відмінності, як ілюструє діаграма Венна на рисунку 1.3 [5]. Схожість визначають, за якими ознаками (за допомогою відповідного алгоритму) слід згрупувати користувачів. Відмінності – це можливості, які можуть бути використані для вироблення рекомендацій – наприклад, за допомогою застосування фільтра популярності.

Переваги: швидка робота алгоритмів (K-based та ін.) – мала кількість ітерацій; прості в реалізації.

Недоліки: не вирішені проблеми холодного старту, шахрайства, нема що рекомендувати новим або нетиповим користувачам; розріджені матриці оцінок (іноді неможливо зробити прогноз).

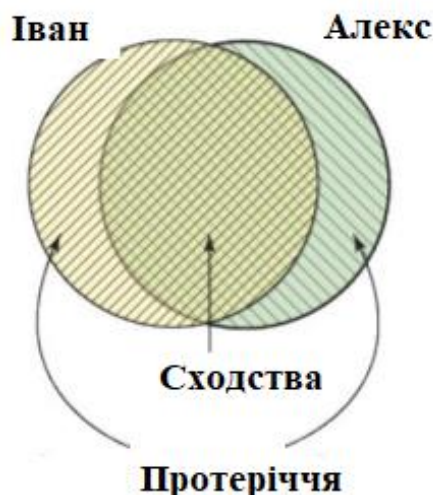


Рисунок 1.3 – Схема схожості та відмінності, що використовуються в алгоритмах колаборативної фільтрації

Щоб модель рекомендацій працювала належним чином, її потрібно навчити з набором добре представлених і відповідних даних для створення профілю користувача. Існує два основних типи фільтрації інформації в Recommender Systems (рисунок 1.4):

- спільне фільтрування: цей тип фільтрування базується на попередніх рейтингах і вподобаннях користувачів зі схожими смаками. По суті, він намагається виявити спільні риси серед користувачів, і коли це робиться, він рекомендує нові елементи, які подобалися користувачам із подібними перевагами в минулому. Дуже гарним прикладом є TikTok, де, якщо два дуже схожі користувачі дивилися фільми А, В, С, а перший користувач також дивився фільм D, система рекомендує другому користувачеві також переглянути фільм D;

- фільтрація вмісту: цей тип фільтрації заснований на подібності самих частин. Згідно з попередніми перевагами користувача щодо певного елемента, фільтрація вмісту намагається знайти інші подібні елементи та рекомендує їх користувачеві. Наприклад, якщо користувач раніше купував спортивний одяг, наступного разу йому, швидше за все, запропонують кросівки, спортивні сумки та інші речі, пов'язані зі спортзалом.



Рисунок 1.4 – Схема двох основних типів фільтрації інформації

Для вдосконалення фільтрації в рекомендаційних системах використовують зворотній зв'язок, оцінюючи задоволення від товари кінцевим користувачем.

Принцип роботи такий, що система бере базу знань якоїсь сфери, оброблює її використовуючи різні алгоритми (залежить від методу фільтрації, яка була обрана) та виробляє рекомендаційні товари для клієнту. Далі людина дає свою оцінку отриманого товару. Це може бути як явний (вербальний знак), так і не явний (не вербальний знак). Після чого ці данні збираються та надходять на початок рекомендаційної системи, для обробки та подальшого її навчання, за для вдосконалення майбутніх рекомендацій. Загальний вигляд схеми за якою працює рекомендаційна система з використанням явного чи не явного зворотного зв'язку можна побачити на рисунку 1.5.

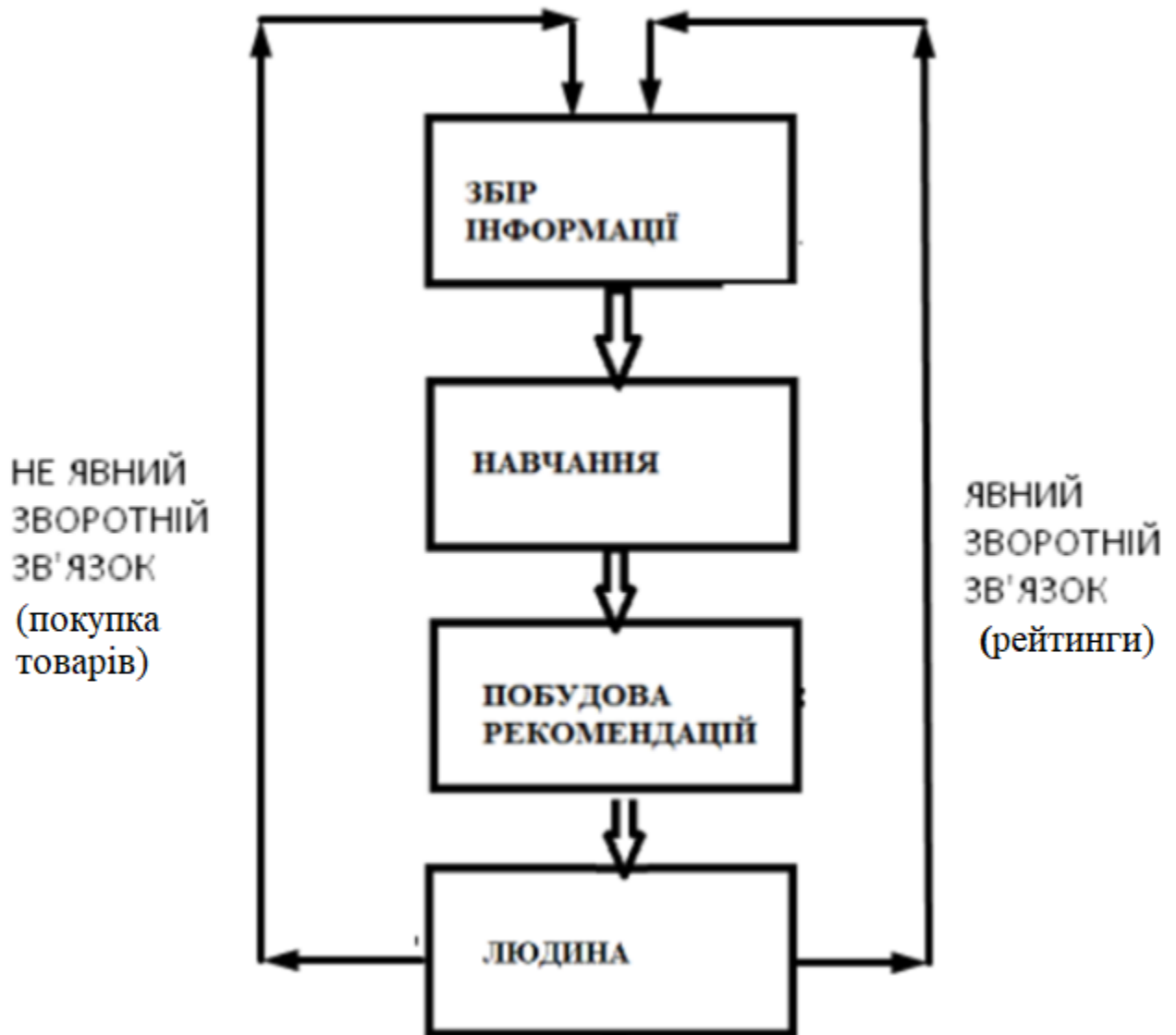


Рисунок 1.5 – Загальний вигляд рекомендаційної системи з явним та не явним зворотнім зв'язком

Проаналізувавши рекомендаційні системи зі зворотнім зв'язком можна прийти до висновку що загалом використовується явний, не явний та мішаний зворотній зв'язок.

Явний зворотній зв'язок передбачає те, що людина бінарно оцінить, сподобалась їй чи не сподобалась послуга або товар яку вона отримала. Також до явного зворотного зв'язку можна віднести дії які напрямую вказують, що людині дійсно сподобалось те що вона отримала або побачила, наприклад,

людина підписалася на канал відео-хостінгу. Або оформила довготривалу помісячну підписку на якусь розсилку статей, журналів.

Не явний зворотній зв'язок передбачає, що людина не буде якось взаємодіяти з інтерфейсом продукту напряду, не буде відповідати на якісь спливаючі запитання, тощо. В такому разі система повинна обробляти данні яка вона бере з зовнішнього середовища, знаходити якісь збіги в поведінці клієнта та пропонувати йому щось суміжне. За не явний зворотній зв'язок можна вважати, що людина замовляє одну й ту ж саму страму в різних закладах. Або середній час прослуховування конкретного жанру музики. Середній час перегляду відео, або фільмів. Загальну схему явного та не явного зворотного зв'язку можна побачити на рисунку 1.6.

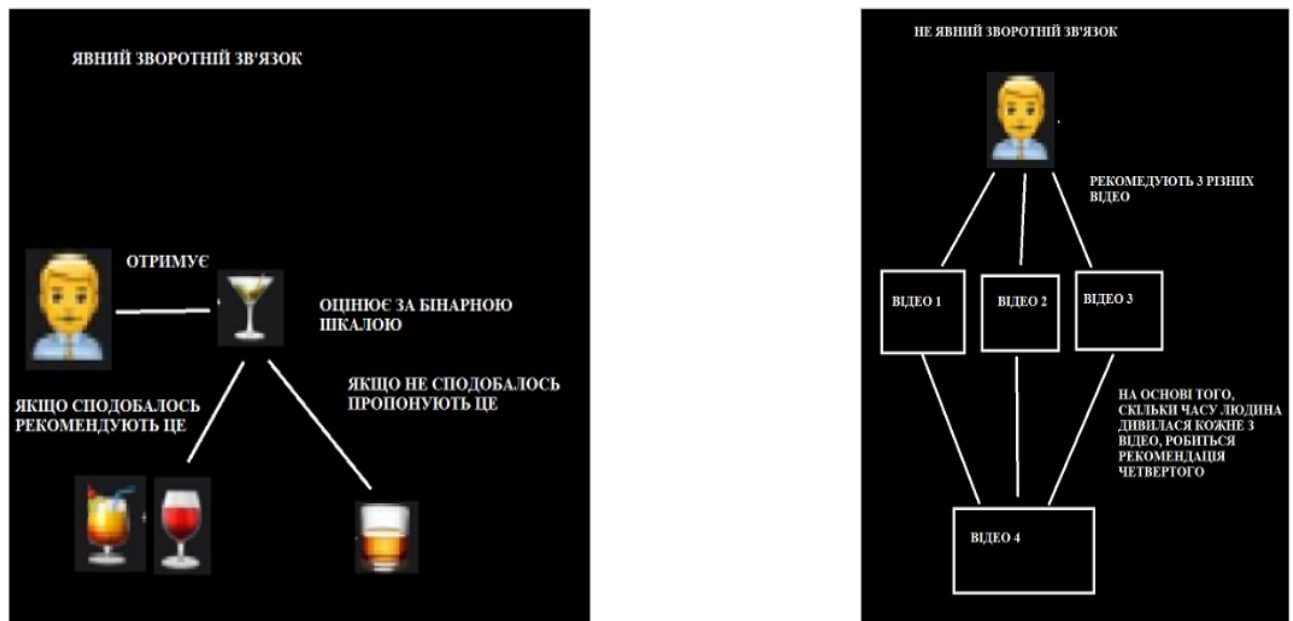


Рисунок 1.6 – Схема явного та не явного зворотного зв'язку

Мішаний зворотній зв'язок полягає в комбінації явного та не явного підходу до збору інформації.

У таблиці 1.1 наведено приклад які види зворотного зв'язку використовуються в різних методах фільтрації

Таблиця 1.1 – Приклади методів фільтрації які використовують зворотній зв'язок

	Контекстна фільтрація	Колаборативна фільтрація	Фільтрація на знаннях	Гібридна фільтрація
Проблема холодного старту	Відсутня	Присутня	Відсутня	Відсутня
Складність реалізації	Низька	Низька	Середня	Висока
Специфіка роботи	Доставка, інтернет магазини, ресторани, кінотеатри	Доставка, інтернет магазини, ресторани, кінотеатри	Доставка, інтернет магазини, ресторани, кінотеатри	Будь-яка область
Точність рекомендацій	Середня	Середня	Висока	Висока
Потенційна швидкість роботи	Висока	Середня	Середня	Висока
Залежність від інших користувачів	Відсутня	Присутня	Відсутня	Залежить від реалізації
Вид зворотного зв'язку	Явна	Мішана	Не явна	Мішана

Далі ми розглянемо декілька прикладів систем які використовують явні та не явні методи збору інформації для подальшої її обробки та наведення наступних рекомендацій які будуть до вподоби користувачу.

Youtube Music, що використовує рекомендації з музики.

Ця платформа - це персоналізована рекомендаційна система, яка відстежує музичні інтереси користувачів. Користувач може явно оцінювати музичні треки за бінарною шкалою, тобто любити їх чи ненавидіти. Крім того, реалізовано неявний рейтинговий підхід, який приймає час прослуховування як міру задоволення та використовує його для покращення рекомендації. Цей алгоритм також заснований на спільній фільтрації через створення докладного запису для кожного користувача. Він не лише аналізує пісні, які прослухав користувач але також використовує свої великі дані у соціальних мережах, щоб давати рекомендації, це зображено на рисунку 1.7

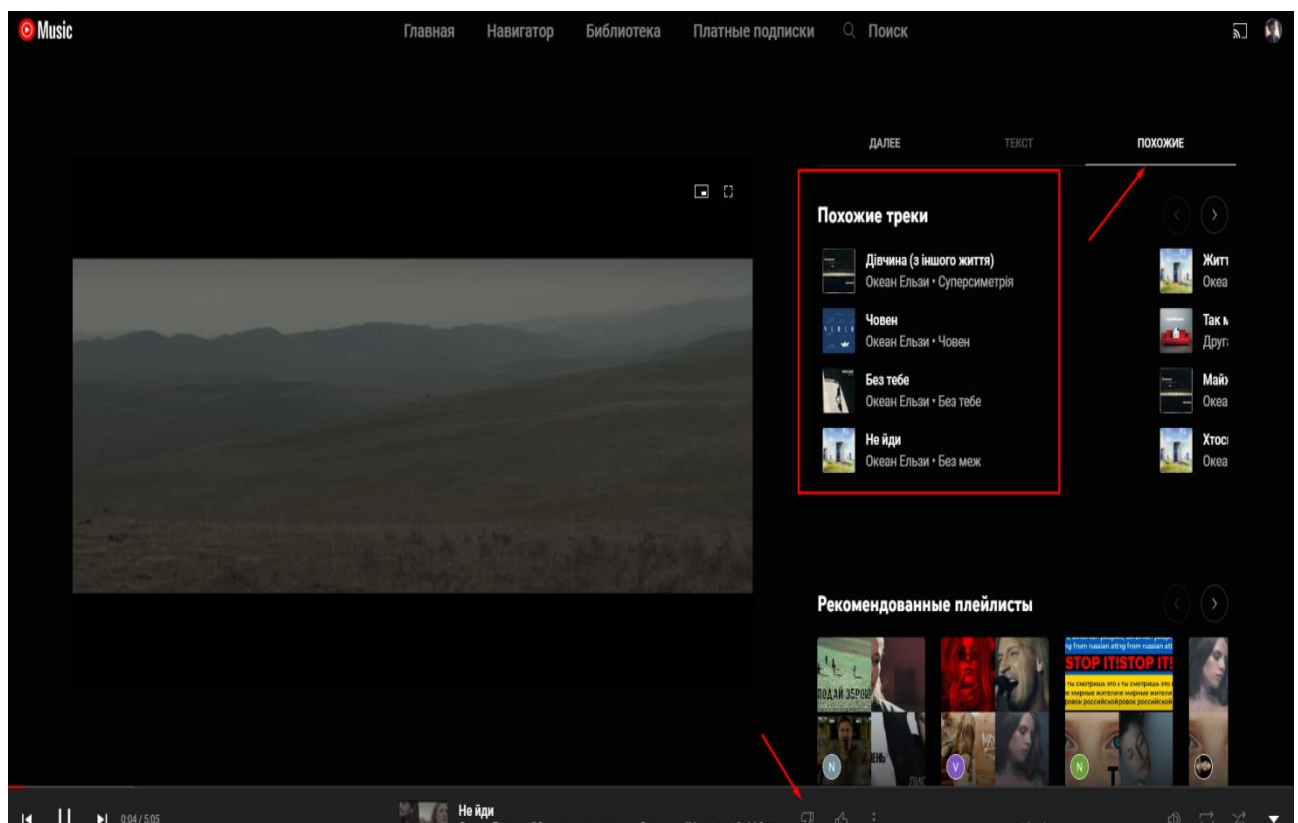


Рисунок 1.7 – Рекомендаційна система Youtube Music

Додаток до мобільного пристрою для доставки їжі Glovo наш наступний приклад рекомендаційної системи. Цей додаток оброблює менший об'єм інформації користувача і дає меншу аналітику, але все одно цінну для будь-якого кінцевого користувача. На головній сторінці замовник може побачити систему явної рекомендації закладів, на основі оцінювання цього закладу іншими споживачами. Цю сторінку можна побачити на рисунку 1.8.

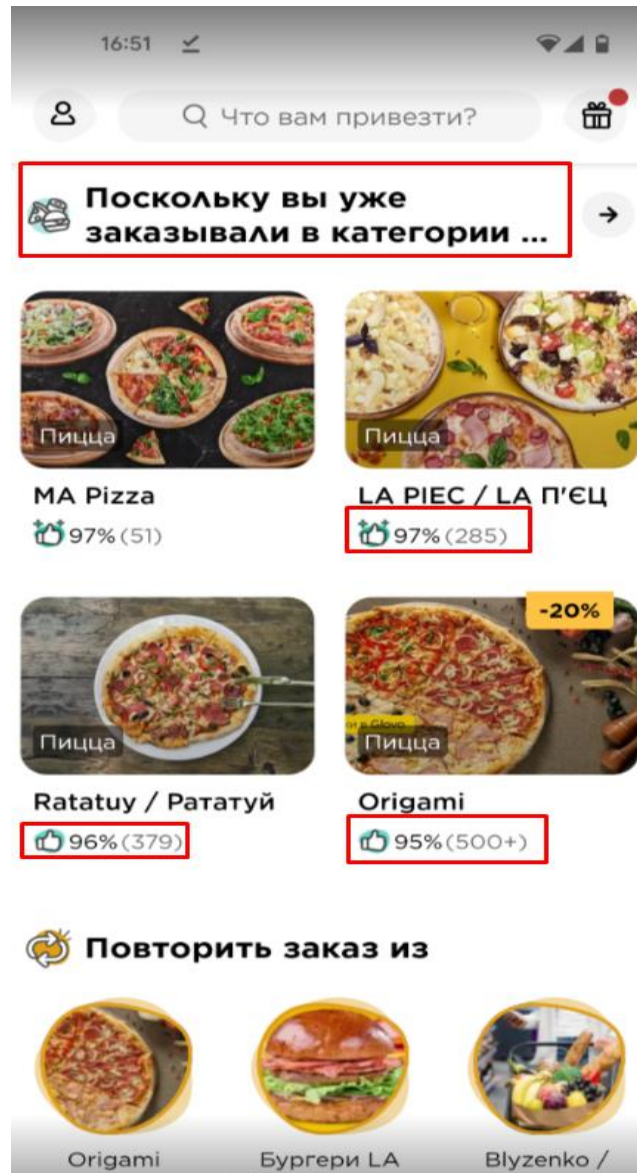


Рисунок 1.8 – Рекомендаційна система Glovo

Сам Глово також збирає данні о своїх клієнтах. Через це в один момент у людини може з'явитися додаткова вкладка на пристрої яка буде рекомендувати

заклади на основі меню або кухні (грузинська/італійська/українська) котрі були замовлені до цього через цей акаунт, це і є спосіб неявного зв'язку.

Amazon американський гігант електронної комерції та хмарних обчислень, є одним із найбільших онлайн-магазинів у всьому світі та найбільшим онлайн-магазином у Сполучених Штатах. Розпочавшись як онлайн-книжковий магазин у 1994 році, зараз він продає широкий асортимент товарів, таких як книги, компакт-диски, DVD-диски, завантаження та трансляція MP3 тощо. Нещодавно вони запропонували нові та дещо інші категорії товарів, такі як електроніка, меблі та навіть продукти харчування.

Водночас він вважається одним із найбільших у світі постачальників послуг хмарної інфраструктури. Amazon має одну з найвідоміших систем рекомендацій, яка в основному використовується як приклад системи рекомендацій для нетехнічних людей. Алгоритм в основному базується на спільній фільтрації на основі предметів і відстежує товари, які клієнт купив, перш ніж надати подібні рекомендації. Клієнти можуть оцінювати свої покупки за 5-зірковою шкалою, що допомагає системі рекомендацій покращувати свої рекомендації.

Що ще цікавіше, Amazon слідкує за продуктами, які наразі шукає клієнт, щоб запропонувати додаткові товари (краще називати разом) або запропонувати інші товари, які попередні клієнти купували в поєднанні з цільовим продуктом (так звані клієнти, які купили це, також купили), що демонструється на рисунку 1.9.

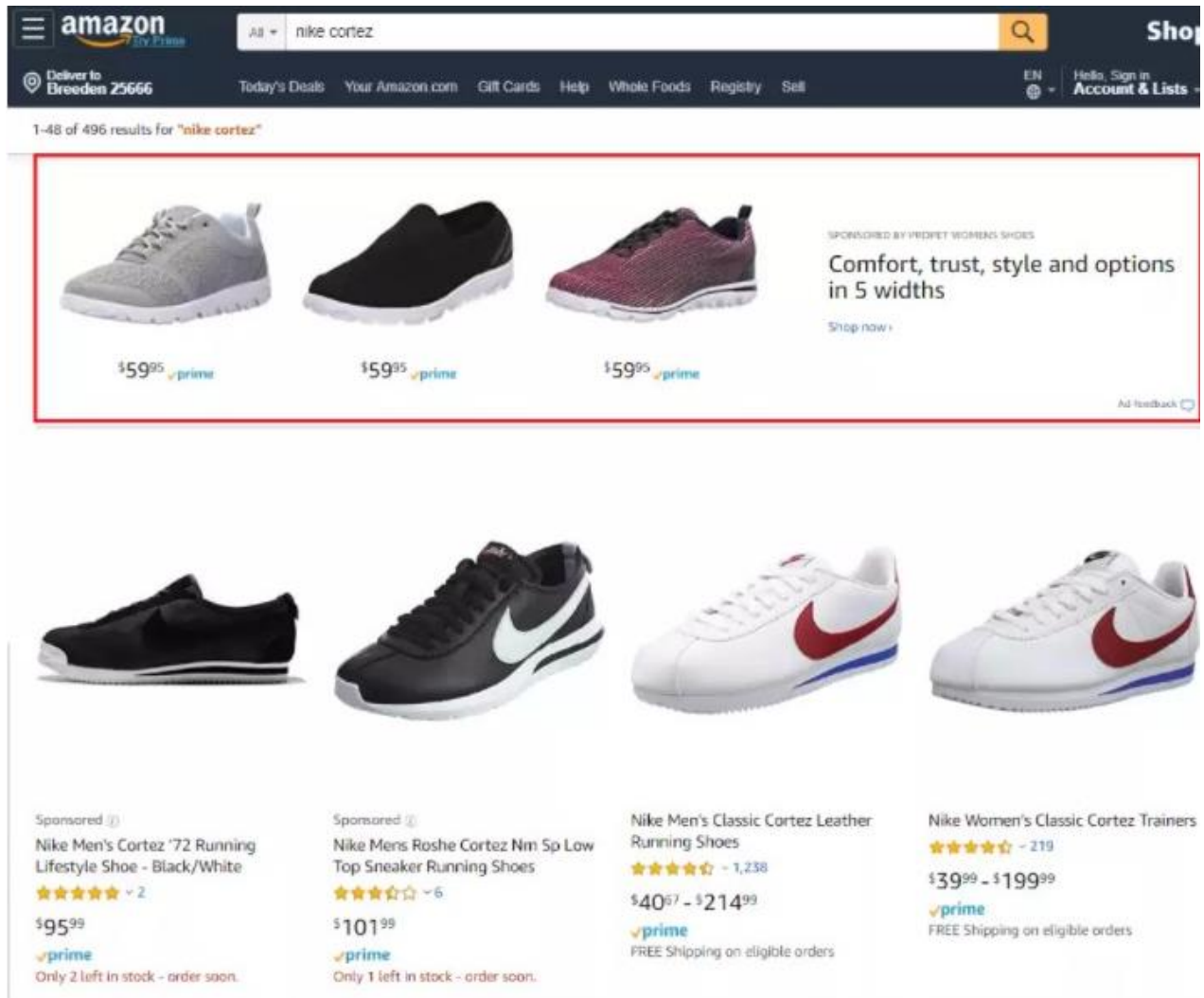


Рисунок 1.9 – Рекомендаційна система Amazon

1.3 Дослідження гібридних методів для рекомендаційних систем

У сучасному світі, коли у більшості населення є смартфон з доступом до мережі Інтернет, конкуренція за споживачів виходить на новий рівень, рекомендаційні системи які використовують тільки один із методів для аналізу вподобань клієнта є малоефективними та все менше та менше влучають в те, що хоче замовник, бо мають свій ліміт по збору та аналізу інформації.

Для того щоб перевищити цей ліміт, та переманювати потенційних клієнтів до свого продукту, були вигадані та реалізовані мульти-гібридні методи для рекомендацій. Суть в тому, що система опирається не на один критерій для рекомендації продукту, а на цілу купу різних факторів зовнішнього світу, трендів, моди, тощо. Це допомагає підвищити якість остаточних рекомендацій шляхом представлення складніших уподобань кожного користувача, оскільки придатність рекомендованого продукту для певного користувача може залежати від кількох аспектів рейтингу.

Багатокритеріальний рекомендаційний модуль надається з даними рейтингу за багатьма критеріями, тобто оцінки користувачів щодо багатьох і різних аспектів продукту. Наприклад, припустімо, що у нас є система рекомендацій ресторану за двома критеріями, де дані містять уподобання користувачів такі як розташування та якість обслуговування. Користувачеві може подобатися розташування, але він не задоволений якістю послуг, що пропонуються в готелі. Якщо ми просто застосуємо однакові ваги до двох оцінок, тобто взявши середню оцінку, для надання рекомендацій ми отримаємо 1 із 5 як загальне задоволення користувачів у єдиній оцінці налаштування. Однак різні ситуації можуть призвести до загальної задоволеності 3, наприклад (3,2), (5,1) або (2,4) тощо. Таким чином, хоча загальна задоволеність у цій рекомендації може бути однаковою, два користувачі можуть мати абсолютно різні моделі оцінювання за кожним критерієм ресторану. Ця додаткова інформація про вподобання кожного користувача може допомогти підвищити точність моделі і здатність вивчати вподобання користувачів.

З цією метою слід впроваджувати та використовувати нові методи рекомендацій, а не традиційні методи, бо перевага цих додаткових метаданих очевидна.

Можна розширити методи рекомендацій, щоб мати можливість обробляти рейтинги за багатьма критеріями, бо це є одна з най-гарячих тем у спільноті систем рекомендацій за останнє десятиліття. Теоретично формулювання

багатокритеріальної проблеми рекомендації ресторану на основі корисності може формулюватися як у рівнянні (1).

$$R:Users \times Restaurant \rightarrow (R1, R2, \dots, Rk), \quad (1)$$

Гібридні підходи, які поєднують спільну роботу та фільтрацію вмісту, також підвищують продуктивність (і складність) систем рекомендацій. Простий приклад гібридної системи може використовувати підходи, показані на рисунку 1.9. Поєднання спільних результатів і фільтрації вмісту дозволяє підвищити точність рекомендацій. Щоб модель рекомендацій працювала належним чином, її потрібно навчити за допомогою набору ідеально представлених і відповідних даних для створення профілю користувача. Метод прогнозування в системах рекомендацій, який використовує відомі переваги (рейтинги) групи користувачів для прогнозування невідомих переваг (рейтингів) іншого користувача. За допомогою цього алгоритму будується певна таблиця користувачів, згрупованих за схожістю, і прогножуються результати інших користувачів.

Тип	Характеристика
<i>Зважена</i>	Оцінки, отримані методами колаборативної та контентної фільтрації, агрегуються для отримання єдиної рекомендації.
<i>Комутуюча</i>	Система використовує критерії, щоб перемикається між методами контентної та колаборативної фільтрації.
<i>Каскадна</i>	Рекомендація такої моделі з'являється за рахунок удосконалення рекомендації інших систем.
<i>Комбінаційна</i>	Критерії з різних джерел рекомендацій вкидаються в єдиний рекомендаційний алгоритм.
<i>Нарощувальна</i>	Вихідні дані, отримані з однієї системи, використовуються як вхідні для іншої.
<i>Змішана</i>	Рекомендації з різних рекомендаційних систем показуються одночасно
<i>Мета-рівень</i>	Навчена модель з однієї рекомендаційної системи використовується в якості системних даних для іншої системи.

Рисунок 1.9 – Моделі рекомендаційних систем на базі гібридних алгоритмів

Спираючись на таблицю можна виділити такі типи моделей рекомендаційних систем та їх характеристики:

- зважена модель, яка характеризується тип, що обробляє дані колаборативної та контентної фільтрації та агрегує в єдину рекомендацію;
- комутуюча модель перемикається між методами фільтрації для створення власної рекомендації;
- каскадна модель бере будь-яку іншу модель та удосконалює її за для своєї рекомендації;

- комбінаційна модель, мішана система, яка бере критерії з різних джерел, перемішує їх в період обробки для свого алгоритму, за для того щоб потім видати рекомендацію;
- нарощувальна модель бере вихідні дані, отримані з однієї системи та використовує їх як вхідні дані для іншої системи;
- змішана модель бере всі рекомендації з існуючих систем та показує їх одночасно;
- мета-рівень бере навчану модель з однієї рекомендаційної системи та використовує її в якості системних даних для аналізу в іншій рекомендаційній системі.

1.4 Постановка задачі дослідження

На разі немає системи рекомендацій, які могли б порадити людині заклад в якому є генератор, Starlink, бомбосховище, або може цей заклад знаходиться на лінії критичної інфраструктури і там світло є завжди.

За підсумками цих даних було сформовано список критеріїв які потрібні для покращення роботи рекомендацій інформаційних систем ресторанів у нашій державі:

- розташування;
- загальний рейтинг закладу;
- чи є в закладі бомбосховище;
- чи є в закладі генератор, акумулятор або інші засоби видобутку електроенергії;
- наявність безперебійного доступу до мережі інтернет.

У подальшому в магістерському кваліфікаційному дослідженні планується провести детальний порівняльний аналіз існуючих рекомендаційних

систем, що використовуються закладами харчування. Задачею є удосконалення існуючого мульті-гібридного методу рекомендацій з явним та не явним зворотнім зв'язком.

Для досягнення мети магістерської роботи потрібно вирішити такі задачі:

- дослідження особливостей рекомендаційної системи в системі електронної комерції;
- дослідження методів явного та не явного зворотного зв'язку у процесах персоналізації закладів харчування;
- аналіз методів колаборативної фільтрації з явним та неявним зворотним зв'язком для персоналізації рекомендацій страв для користувача ресторану;
- удосконалення методу колаборативної фільтрації з явним та неявним зворотним зв'язком та урахуванням попередньої фільтрації даних за демографічними ознаками та подієвих змін інтересів користувачів;
- експериментальна перевірка удосконаленого методу персоналізованого вибору користувача в Ресторані.

2 УДОСКОНАЛЕННЯ ГІБРИДНОГО МЕТОДУ ПОБУДОВИ РЕКОМЕНДАЦІЙ НА ОСНОВІ КОМБІНУВАННЯ ЯВНОГО ТА НЕЯВНОГО ЗВОРОТНОГО ЗВ'ЯЗКУ

2.1 Підхід до побудови рекомендацій на основі кластеризації демографічних даних та контекстно-залежного опису замовлення користувачів

Виконавши попередній аналіз даних, на основі відгуків групи людей, та ключових слів які вони використовували, зробив висновки про їх переконання та настрої була розроблена загальна схема мульти-гібридного методу з використанням явного та не явного зворотного зв'язку. Система рекомендацій буде складатися з трьох основних модулів:

- кластеризація користувачів;
- модуль матричної факторизації;
- гібридна система рекомендацій;

Цю схему показано на рисунку 2.1.



Рисунок 2.1 – Загальна схема удосконаленого гібридного методу з використанням явного та не явного зворотного зв'язку

Запропонований метод буде через модуль кластеризації об'єднувати та розподілювати всіх клієнтів системи на 4 групи. Після чого, побажання користувачів будуть розбиті на окремі функції, ці функції будуть порівнюватися з центроїдами кожного з генерованих кластерів. Після обробки даних користувачу буде обраний та запропонований найкращий для нього кластер. Далі обраний кластер подається в модуль матричної факторизації і в гібридну систему рекомендацій, де система обирає остаточну рекомендацію на основі результатів двох попередньо згаданих модулів.

Весь подальший розділ цієї роботи буде направлений на більш детальний опис кожного з модулів схеми рекомендаційної системи.

2.2 Кластеризація користувачів за демографічними ознаками

Було обрано та включено модуль кластеризації в схему, через високу розрідженість даних у кінцевих клієнтів. Методи кластеризації допоможуть зменшити розрідженість даних та покращити ефективність та масштабованість рекомендаційної системи. Метою даного модуля є класифікація людей за їх потребами та побажанням, чого вони потребують саме зараз, в реаліях сьогодення. Таким чином, перед стартом механізму рекомендацій обирається найкращий кластер користувачів для конкретної людини. На виході ми отримуємо більш точну систему рекомендацій, та послуги що вона рекомендує.

Для кластеризації користувачів обираються два методи збору інформації, а саме демографічні дані людини, такі як її вік, стать, професія, місце її розташування, а також, через те що не всі люди бажають надавати ці данні системі, було обрано аналізувати клієнта по його ключовим словам. Це допомагає зменшувати розріджуваність даних в системі рекомендацій, та

відносити різних людей у різні групи кластерів. Більш детальна схема цього модулю зображена на рисунку 2.2.

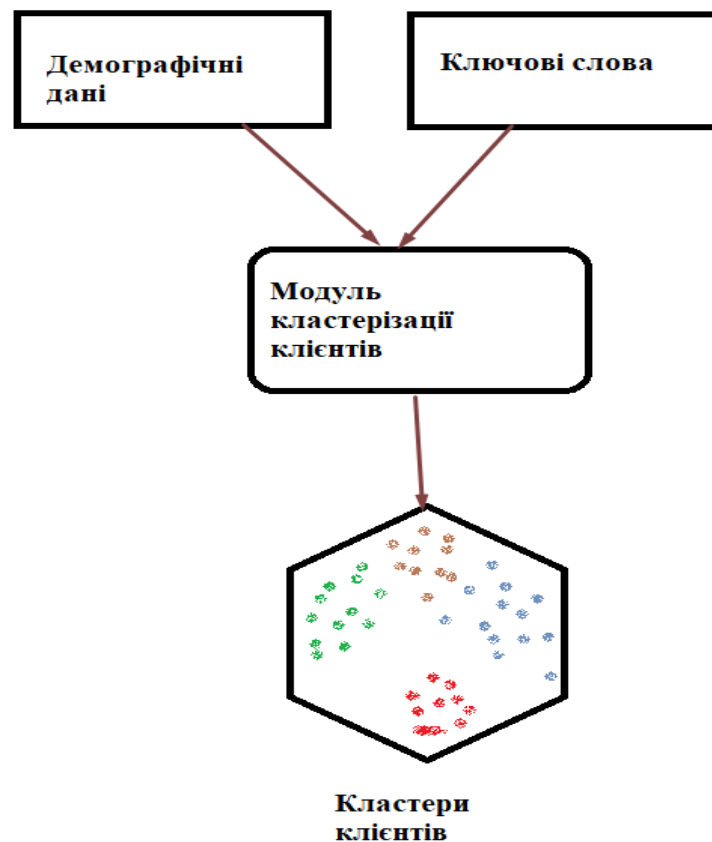


Рисунок 2.2 – Модуль кластеризації користувачів

За дня того щоб виконати кластеризацію, потрібно було знайти підхід який може працювати з великим набором даних, швидко їх обробити, та щоб його було легко впровадити. Проаналізувавши існуючі підходи було вирішено використати K-Prototypes.

В K-Prototypes алгоритмі кластеризовані точки даних протиставляються k прототипам. Алгоритм використовує індукційні алгоритми дерева рішень для створення правил кластерів, що підвищує вірогідність знаходження потрібного кластеру. Мета полягає в тому, щоб відстань між точками в кластері була мінімізована, а відстань між кластерами була максимальною. Таким чином, міра відстані визначається в K-Prototypes алгоритмі так (2).

$$E = \sum_{i=1}^k (E_i^r + E_i^c) = \sum_{i=1}^k E_i^r + \sum_{i=1}^k E_i^c = E^r + E^c, \quad (2)$$

де E – функція загальної відстані для кластеризації n точок даних із числовими та категоріальними характеристиками,

E^r – це сума відстаней для числових ознак по всіх k кластерах,

E^c – сума для категоріальних атрибутів,

E^r та E^c є невід’ємними, тому E мінімізується шляхом мінімізації E^r та E^c . Квадрат евклідової відстані використовується для обчислення функції відстані для числових значень. І функція відстані для категоріальних ознак базується на кількості невідповідностей між точками даних і прототипами кластера.

2.3 Встановлення неявних залежностей між користувачами та товарами за допомогою матричної кластеризації

Холодний запуск є загальновідомою проблемою в системах рекомендацій. Це стосується нездатності систем рекомендацій надавати будь-які рекомендації для користувачів або предметів з недостатньою інформацією. Це може призвести до того, що система надасть користувачеві загальні або уніфіковані рекомендації. Зокрема, у випадку спільної фільтрації система працює, ідентифікуючи користувачів, які мають подібні уподобання, що й даний користувач, а потім рекомендує елементи, яким ці користувачі вже віддають перевагу замість даного користувача. Тому він не може рекомендувати елементи без оцінок, наприклад нові елементи спільноти. Одним із рішень є застосування методу матричної факторизації.

Метод матричної факторизації дозволяє рекомендаційній системі виводити приховані ознаки, у взаємодії між користувачем та елементами

системи. Стверджується, що матриця факторизації може також підвищити точність рекомендацій щодо спільної фільтрації, покращити масштабованість та забезпечити гнучкі рішення проблем.

У випадку системи рекомендацій ресторану, існує набір користувачів, а також набір закладів харчування. В таблиці 2.1 зображено набір даних клієнтів, ресторанів та рейтингів цих закладів.

Таблиця 2.1 – Приклад оцінок від користувачів ресторанам

	Ресторан 1	Ресторан 2	Ресторан 3	Ресторан 4
Микола	10	6	-	-
Іван	6	8	10	9
Петро	-	-	-	5

Як видно, у таблиці є порожні клітинки, яка вказують на те, що конкретний користувач ще не оцінив заклад, через те що ще не був там, або не побажав залишити оцінку. Матрична факторизація буде передбачувати відсутні рейтинги, так, щоб прогнозовані рейтинги узгоджувалися з існуючими значеннями в основній матриці даних.

Матричну факторизацію можна розглядати як математичний інструмент для маніпулювання матрицями. У матричній факторизації користувачі та елементи характеризуються векторами на основі прихованого шаблону рейтингу в даних, де основну матрицю можна потім отримати точковим створенням похідних векторів. Використано підхід невід’ємної матричної факторизації. Він широко використовується в різних областях і застосуваннях, включаючи системи рекомендацій. У цьому підході задана матриця M , в нашому випадку рейтинги елементів користувача, розкладається на дві матриці, а саме P і Q , так що всі три матриці містять лише невід’ємні елементи. Таким чином, це апроксимація даної матриці двома похідними матрицями. Математично, припустімо у нас є набір користувачів, U , і набір ресторанів,

названих H . Тепер розглянемо M розміру $|U| \times |H|$ як матриця, яка містить оцінки користувачів щодо різних ресторанів. Таким чином, завдання полягає в тому, щоб знайти P і Q такі матриці, що $M \approx P \times Q^T$. Таким чином, кожен рядок у P вказуватиме інтенсивність зв'язку між користувачем і функціями. Подібним чином кожен рядок Q демонструватиме силу зв'язку між рестораном і об'єктами. Припустимо, у нас є K ознак, прихованих у даних.

Щоб отримати прогноз того, як користувач u_i оцінить ресторан h_j нам потрібно обчислити скалярний добуток двох похідних векторів, які відповідають u_i і h_j як зазначено в рівнянні (3).

$$m'_{ij} = p_i^T = \sum_{k=1}^K p_{ik} q_{kj}, \quad (3)$$

Щоб знайти P і Q , було використано підхід градієнтного спуску. Було ініціалізовані згадані матриці з випадковими значеннями, перевірено, наскільки вони апроксимують M , і спробувано покращити отримані матриці шляхом мінімізації різниці з M , ітераційно. Для обчислення різниці було враховано похибку між розрахунковим і точним рейтингом для кожної пари користувач-ресторан, як зазначено в рівнянні (4). Для уникнення надмірної фільтрації також використовувалася регуляризація даних.

$$e_{ij}^2 = (m_{ij} - m'_{ij})^2 + \frac{\beta}{2} \sum_{k=1}^K (\|P\|^2 + \|Q\|^2), \quad (4)$$

Як видно з рівняння (4), квадрат помилки враховувався, щоб отримати додатне значення оцінки похибки. Наступним кроком була мінімізація оцінки помилки. Для цього необхідно розрахувати градієнт при поточних значеннях. Таким чином, рівняння (4) було диференційовано відносно двох змінних. Це призвело до правил оновлення, наведених нижче, як у рівнянні (5). У рівнянні (5), α константа швидкості навчання, тобто швидкість наближення до мінімуму.

$$q'_{kj} = q_{kj} + a \frac{\partial}{\partial q_{kj}} e_{ij}^2 = q_{kj} + a(2e_{ij}p_{ik} - \beta q_{kj}), \quad (5)$$

Використовуючи правила оновлення та згадані рівняння, було реалізовано модуль факторизації матриці. Загальний дизайн модуля матричної факторизації зображено на рисунку 2.3. Вхідними даними для модуля є вибраний кластер даних для даного користувача.

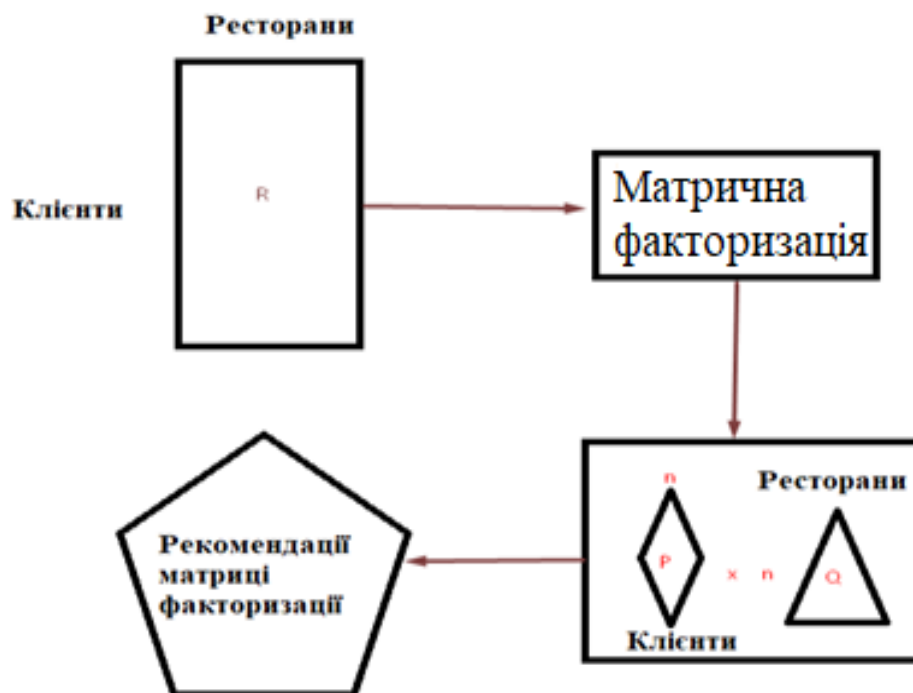


Рисунок 2.3 – Модуль матричної факторизації

2.4 Контекстно орієнтоване уточнення рекомендацій

Основною метою цього підрозділу є використання всіх типів функцій для створення гібридної моделі, яка може точніше рекомендувати ресторани користувачам. Для цього використовується набір функцій, які відображають

характеристики користувачів і закладів харчування. Ці функції називаються явними. Крім того, як згадувалося раніше, існує додатковий набір неявних функцій, таких як полярність відгуків користувачів, наявність альтернативних способів добутку електроенергії, тощо, які також використовуються в моделі. Тобто робився аналіз вмісту відгуків користувачів, які відвідували ресторани. Модуль аналізу настроїв, особливо метод tf-idf, разом із модулем вилучення ключових слів дозволяє системі рекомендацій також використовувати вміст відгуків, надаючи таким чином більше даних системі.

Гібридна система генерує чотири окремі виходи, а саме рекомендації, створені модулями спільної фільтрації на основі користувачів і елементів, а також багатокритеріальною системою рекомендацій, а також інтегрований складений набір рекомендацій. Інтегрована рекомендація формується шляхом поєднання результатів трьох підмодулів і формування складеного набору рекомендацій. Рекомендації можна зробити для будь-якого користувача.

Згадані підмодулі рекомендацій обговорюються більш детально далі.

У підході спільної фільтрації на основі користувачів рекомендація складається на основі подібності між користувачами. Тут припускається, що користувачі зі схожими функціями або профілями можуть мати схожі інтереси. Використовуючи міру косинусної подібності, цей модуль дає рекомендації у два етапи: визначення користувачів, які мають однакову модель рейтингу з даним користувачем, і використання оцінок схожих користувачів, знайдених на першому кроці для прогнозування рейтингів для даного користувача. Рейтинг передбачається лише для ресторанів, у яких даний користувач ще не був. Ресторани відсортовано на основі їхніх балів, і рекомендовано найкращі ресторани у відсортованому списку.

Спільна фільтрація на основі елементів — це алгоритм на основі моделі. У цьому модулі подібність між різними ресторанами обчислюється на основі косинусної міри подібності. Використовуючи розраховану подібність між ресторанами, прогнози рейтингу робляться для пар <клієнт,ресторан>, яких

немає в наборі даних, тобто цей модуль рекомендує користувачеві ресторан, який він ще не бачив. Подібність між двома ресторанами обчислюється за допомогою всіх користувачів, які оцінили обидва заклади. Модуль спільної фільтрації на основі елементів не лише забезпечує прогнозування рейтингів для ресторанів, які ще не бачили користувачі, його також можна легко налаштувати як незалежну систему рекомендацій у часи високого трафіку системи.

Багатокритеріальний рекомендаційний модуль надається з даними рейтингу за багатьма критеріями, тобто оцінки користувачів щодо багатьох і різних аспектів продукту. Тобто подібність між будь-якими двома заданими користувачами обчислювалася на основі кожного окремого критерію. Цей сукупний показник подібності користувачів потім використовувався модулем спільної фільтрації на основі користувачів для надання рекомендацій.

3 ДОСЛІДЖЕННЯ ОТРИМАНИХ НАУКОВИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

3.1 Порівняння гібридних методів

У цьому розділі буде порівняна продуктивність існуючих гібридних систем при роботі з основними обмеженнями колаборативної частини системи. Всі гібридні системи мають сильні та слабкі сторони, описані нижче, та узагальнені у Таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 - Порівняння різних гібридних систем КФ

Гібрид з КФ	Тип КФ	Переваги	Недоліки
На основі змісту	На основі пам'яті	Зменшення проблеми нового елементу Зменшення проблеми розрідженості Зменшення проблеми сірих вівців Більша точність, ніж у чистого КФ на основі пам'яті	Проблема нового користувача Погана масштабованість для великих наборів даних Різноманітність рекомендацій невисока
	На основі моделі	Зменшення проблеми сірих вівців Більша точність, ніж у чистого КФ на основі моделі Масштабований	Більш низька точність порівняно з гібридом КФ на основі пам'яті з методом на основі змісту; Різноманітність рекомендацій невисока

Продовження таблиці 3.1

Гібрид з КФ	Тип КФ	Переваги	Недоліки
Демографічна фільтрація	На основі пам'яті	Зменшення проблеми нового користувача Більша точність, ніж у чистого КФ на основі пам'яті	Демографічні дані важко отримати Погана масштабованість для великих наборів даних Проблема сірих вівець
	На основі моделі	Покращення точності прогнозування, ніж у чистого КФ на основі моделі Масштабованість	Демографічні дані важко отримати Проблема сірих вівець Менша точність порівняно з КФ на основі пам'яті з демографічною фільтрацією
На основі знань	На основі пам'яті	Зменшення проблеми «холодного старту» Зменшення проблеми розрідженості Зменшення проблеми сірих вівець Більша точність, ніж у чистого КФ на основі пам'яті	Погана масштабованість для великих наборів даних Потрібна інженерія знань

Продовження таблиці 3.1

Гібрид з КФ	Тип КФ	Переваги	Недоліки
На основі знань	На основі моделі	Зменшення проблеми сірих вівців Більша точність, ніж у чистого КФ на основі моделі Масштабований Швидка реакція на зміни уподобань користувача	Потрібна інженерія знань Нижча точність порівняно з гібридом КФ на основі пам'яті
На основі семантики	На основі пам'яті	Зменшення проблеми «холодного старту» Зменшення проблеми розрідженості Зменшення проблеми сірих вівців Більша точність, ніж у чистого КФ на основі пам'яті Велика різноманітність рекомендацій.	Погана масштабованість для великих наборів даних Потрібна інженерія знань
На основі контекстно- залежного підходу	На основі пам'яті	Створення значимих рекомендацій у динамічних середовищах	Проблема «холодного старту» Проблема розрідженості Проблема сірих вівців Погана масштабованість для великих наборів даних

Продовження таблиці 3.1

Гібрид з КФ	Тип КФ	Переваги	Недоліки
На основі контекстно- залежного підходу	На основі моделі	Створення значимих рекомендацій у динамічних середовищах Масштабований	Проблема сірих вівець Нижча точність порівняно з гібридом КФ на основі пам'яті
Алгоритми КФ	На основі пам'яті та моделі	Зменшення проблеми розрідженості та «холодного старту» у КФ на основі пам'яті Краща масштабованість ніж у КФ на основі пам'яті Краща точність ніж у КФ на основі моделі	Проблема сірих вівець
	На основі користувачів та елементів	Зменшення проблеми розрідженості Зменшення проблеми «холодного старту» Краща точність	Проблема сірих вівець Погана масштабованість для великих наборів даних

Кінець таблиці 3.1

Гібрид з КФ	Тип КФ	Переваги	Недоліки
Демографічна фільтрація та контекстно-залежний підхід (удосконалений метод)	На основі моделі	Зменшення проблеми «холодного старту» Зменшення проблеми розрідженості Створення значимих рекомендацій у динамічних середовищах Зменшення проблеми нового користувача	Проблема сірих вівців Погана масштабованість для великих наборів даних

Гібрид між КФ і алгоритмами на основі пам'яті та фільтрацією на основі вмісту допомагає уникнути нових проблем і проблем нерівності. В обох випадках алгоритмів, заснованих на моделях або на основі пам'яті, профілювання на основі вмісту також може зменшити проблему непослідовного інтересу споживача (сірі вівці). Вирішуючи ці проблеми, блок прогнозування системи може генерувати відповідні рекомендації на основі елементів, подібних до елементів, які кожен користувач вибирав у минулому. Однак нова проблема користувача в КФ на основі пам'яті все ще існує, оскільки це також є основним обмеженням передбачення фільтрації на основі вмісту. Крім того, через синтаксичну природу передбачень фільтрації на основі вмісту різноманітність рекомендацій невелика.

Поєднання КФ з демографічними даними може покращити якість спільних рекомендацій. Демографічні дані полегшують проблему для нових користувачів в КФ. У разі нових користувачів предиктор демографічного фільтра може генерувати відповідні рекомендації, оскільки йому не потрібен рейтинговий список користувача. Як згадувалося раніше, предиктори фільтрів із демографічними даними також страждають від проблем споживчого інтересу (сірих овець) і проблем з новими елементами. Тому ці проблеми неможливо вирішити в цих гібридних системах. Крім того, демографічні дані часто важко отримати. Через зростаючу чутливість до конфіденційності в Інтернеті демографічні дані, ймовірно, є інформацією, яку користувачі не хочуть розкривати.

Поєднання КФ із системами, заснованими на знаннях або семантикою, може зменшити загальні обмеження, пов'язані з кожним типом КФ. Ці системи широко досліджують бази знань і виявляють приховані зв'язки між різними елементами або користувачами. Цей зв'язок надає знання, яких не вистачає іншим підходам, і дозволяє генерувати обґрунтовані рекомендації в різних наборах даних або у випадку нових користувачів/елементів і проблем із суперечливими інтересами споживачів (сірі вівці). Як згадувалося раніше, системи на основі семантики є особливим типом систем на основі знань. Системи, засновані на семантиці, використовують технології семантичного вебу, щоб надати машиночитані знання та покращити представлення знань порівняно з іншими системами на основі знань. Крім того, системи на основі семантики збільшують різноманітність рекомендацій, оскільки вони рекомендують семантично пов'язані переваги користувача. Цей зв'язок дає змогу виявити, що певні елементи є привабливими для користувачів, навіть якщо вони не мають спільних характеристик, визначених у профілі користувача. Недоліком гібридних систем КФ із семантичними системами та системами, заснованими на знаннях, є потреба в інженерії знань.

Головною перевагою поєднання КФ із системами, заснованими на контекстно-залежних методах, є можливість генерувати значущі спільні рекомендації в потрібний час, у потрібному місці та на потрібному носії. У цих гібридних системах проблеми розрідженості, «холодного старту» та неузгодженості інтересів споживачів (сірі вівці) не вирішуються. Інтеграція методів на основі пам'яті та методів на основі моделі сприяє точності методів на основі пам'яті та масштабованості методів на основі моделі.

Удосконалений метод, що об'єднує в собі метод кластеризації, матричну факторизацію, гібрид колаборативної фільтрації з явним та неявним зворотнім зв'язком та демографічним методом, з системами на основі контекстно-залежного підходу.

Перевага вдосконаленого методу полягає у використанні демографічних характеристик користувача, враховуючи періодичність змін уподобань користувача та змін подій інтересу, він може мати справу з «холодним стартом» і розрідженими проблемами, а також отримати рекомендації для найкращого задоволення користувачів у потрібний час і правильні уподобання та потреби місця.

Недоліками вдосконаленого методу є висока обчислювальна складність, великий обсяг даних і проблема непослідовного інтересу споживачів (сірі вівці).

3.2 Технологія використання удосконаленого методу

Технологія використання удосконаленого методу колаборативної фільтрації з урахуванням демографічних ознак та контекстно-залежних характеристик складається з наступних етапів (рисунок 3.1).

Етап кластеризації користувачів за демографічною ознакою. Щоб розпочати роботу, системі потрібні вихідні дані, які можна отримати із профілю користувачів. А саме:

- дата народження;
- фактичне місце проживання;
- яку кухню людина любить;
- стать;
- історія замовлень;
- оцінки закладів які людина вже відвідувала.

Після отримання інформації з профілю кінцевого користувача рекомендаційна система звертається до методів перевірки несуперечливості даних. На цьому кроці потрібно відфільтрувати всі зайві, хибні, та суперечливі дані, які можуть завадити системі надати рекомендації (наприклад, людина до вісімнадцяти років не може замовляти алкогольні напої).

Після того як “білий шум” буде прибрано з системи, система звертається до методів кластеризації. Головна мета цього методу полягає в тому, що нам потрібно зробити від чотирьох до шести кластерів з різними напрямками, кожен кластер буде відповідати за окрему сферу інтересів людей за їх демографічними ознаками. Коли ці кластери будуть сформовані, до кожного кластеру будуть додані крапки інтересів, такі як розташування закладу, ціна, рейтинг від користувачів, кухня тощо. Мета зробити так, щоб кластери були максимально віддалені один від одного, але крапки інтересів були максимально близько один до одного. Коли цей процес буде завершений, переходимо до фінального етапу цього блока, потрібно за кожним користувачем системи закріпити його кластер, якій на наступних етапах формування рекомендацій буде напряду впливати, які саме заклади будуть запропоновані.

Другий етап – виявлення латентних зв’язків між групами користувачів

На другому етапі системі також потрібна додаткова інформація від клієнтів за стосунку, а саме які заклади людина вже відвідала, які їй

сподобались, які напроти викликали погане враження, через погане обслуговування, не смачні страви, великі ціни або далеке розташування. Також система звертає увагу на те, коли людина відвідала заклад, але не поставила оцінку, чи продовжує це робити впродовж якогось тривалого часу. Також до уваги береться які страви були замовлені, в який період часу, чи є якісь свята в цей день, або може знижки чи акції.

Отримавши всі необхідні дані явного та неявного зворотного зв'язку від користувача рекомендаційна система переходить до виявлення латентних зв'язків між групами користувачів, використовуючи матричну факторизацію.

Суть полягає в тому, що дані кожного клієнта заносяться до матриці, після чого йде пошук збігів в оцінках, сценаріях поведінки в різноманітних ситуаціях. Наприклад людина яка любить відвідувати заклади в компанії, буде користуватися пропозицією – замов один товар, отримай другий безкоштовно, люди які менше фінансово забезпечені також будуть обирати заклади, де також є схожі акції. Інший приклад – національна кухня, туристи які прибули до нової країни можуть бажати відвідати національної кухні цієї країни, чи може навпаки будуть шукати тільки заклади які надають страви які близькі за їх національним вподобанням. Таких прикладів ще багато, і система має всі їх відшукати та зробити зв'язки між групами, ці зв'язки будуть використовуватись у подальших рекомендаціях.

Етап формування первинних рекомендацій використовує гібрид методу колаборативної фільтрації з явним та неявним зворотним зв'язком та демографічну фільтрацію.

На цьому етапі система повинна зробити свої перші рекомендації на основі всіх даних які вона отримала на попередніх етапах, а також з використанням демографічного методу.

Система обере одну людину з кластера як нульового пацієнта, та на основі його буде обробляти наступного, другий клієнт також буде доданий до масиву даних, і вже перший та другий будуть ви користуватися для

формування третьому. Процес буде циклічним, доки остання людина в кластері не стане шаблоном для нульового клієнта системи. Таким чином система сама себе скорегує та зробить перший перелік рекомендацій які мають сподобатися клієнтам. Для аналізу які заклади обирати буде використовуватися демографічний підхід, наприклад якщо Іван любить заклади в центрі, де можна розрахуватися карткою, за відвідати американської кухні, такі як MacDonalds, Кирило також любить фаст-фуд, такий як KFC, але в MacDonalds він ще не був, система запропонує відвідати саме цей заклад.

На останньому етапі формування рекомендацій ресторанів до отриманого переліку рекомендацій додаються додаткові характеристики, відгуки, наявність різних послуг, що надає змогу корегувати попередні рекомендації контекстно-залежним підходом.

Суть контекстно-залежного підходу полягає в тому що система бере матрицю попередньо сформованих рекомендацій в кластері клієнтів та проводить аналіз в залежності від контексту кожної окремої людини в кластері.

Наприклад, якщо в закладі А людина замовила свинячі медальйони, то їй можна запропонувати курячі битки або телячий язик. З іншого боку, якщо людині сподобався заклад А, то їй можна зарекомендувати заклади В та С, в меню яких запропоновані м'ясні позиції такого ж типу.

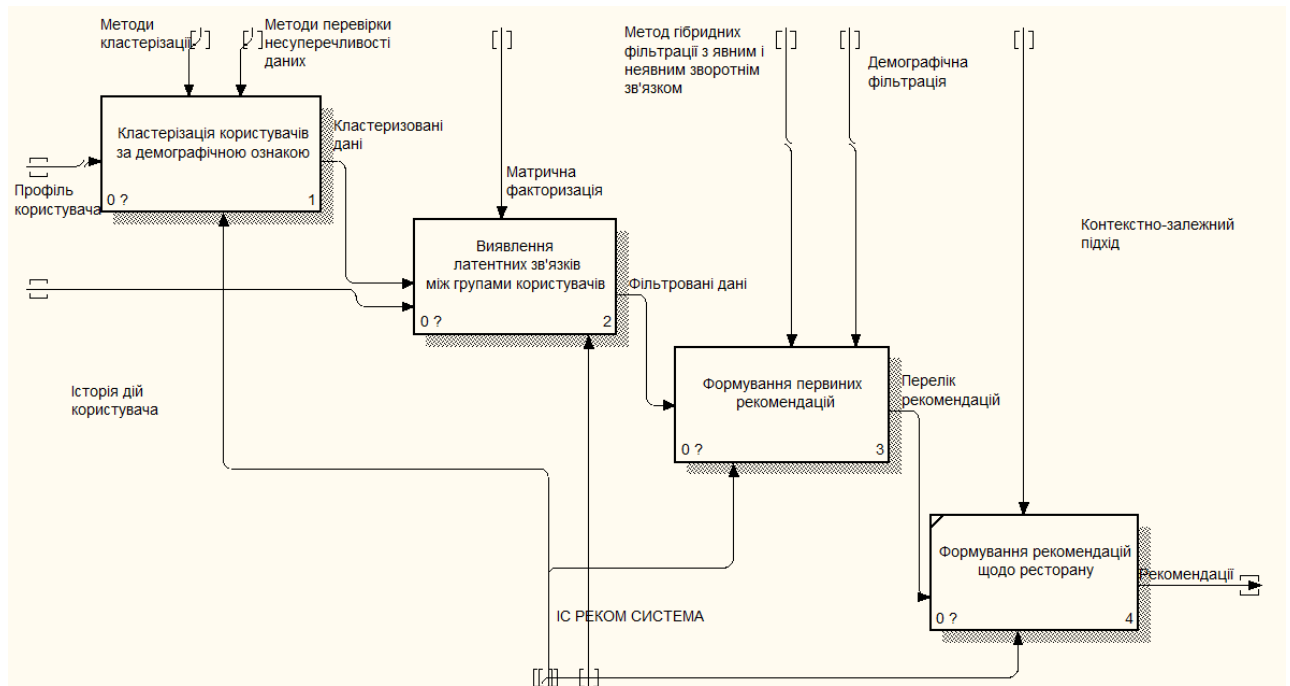


Рисунок 3.1 – Технологія використання удосконаленого методу

4 ПРАКТИЧНЕ ВИКОРИСТАННЯ ДОСЛІДЖЕНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

4.1 Експериментальна перевірка отриманих теоретичних результатів

У цьому розділі буде перевірено продуктивність модуля MCR на випадок, коли неявні та явні зворотні зв'язки використовуються для оцінки різних аспектів ресторанів і формування векторів рейтингу для пар користувач-ресторан. З цією метою була застосована техніка перехресної перевірки, щоб перевірити точність і продуктивність системи. Косинус подібності використовувався для вимірювання відстані між користувачами щодо кожного аспекту, а оцінки подібності були агреговані для створення єдиного показника подібності. Оскільки модель була підігнана та перевірена n разів, де n – кількість точок даних, а помилка прогнозування моделі та показники продуктивності були розраховані та усереднені за n ітерацій.

Результати метрик на основі прогнозів показано на рисунку 4.1. Як видно, метрика MAE (Mean absolute error), яка є мірою середньої величини помилок у наборі прогнозів без урахування їх напрямків, є значно меншою. Оскільки оцінки MSE (Model mean square error) та RMSE (Root Mean Square Error) також значно менші, можна сказати, що модуль є високоточним у прогнозуванні рейтингів для пар користувач-ресторан. Можна помітити, що багатокритеріальна система рекомендацій працює краще, ніж модуль спільної фільтрації на основі користувачів.

Незважаючи на те, що MAE багатокритеріального рекомендування дещо вищий, тобто 0,79 проти 0,65, оскільки інші показники набагато кращі для багатокритеріальної системи, можна сказати, що багатокритеріальний рекомендувач може отримати вигоду від багатокритеріальної аспектної оцінки для підвищення якості рекомендацій. Крім того, дуже невелика різниця між MAE і RMSE в багатокритеріальному рекомендації вказує на те, що дисперсія в

окремих помилках є значно меншою, навіть кращою, ніж система спільної фільтрації на основі користувача. Тобто модель допускає відносно невеликі помилки у прогнозах.

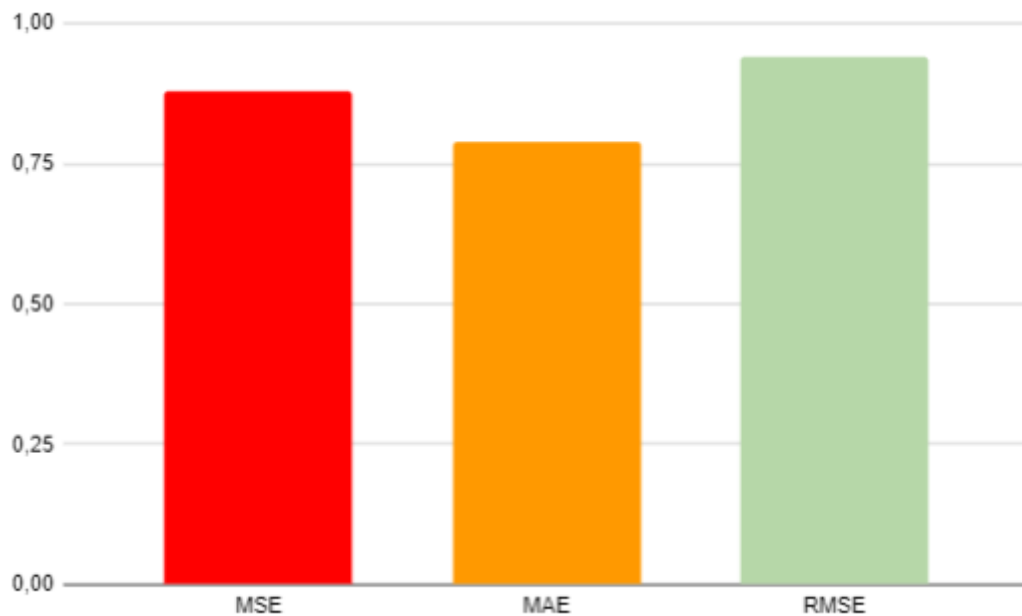


Рисунок 4.1 - Метрики на основі прогнозів модуля гібридних рекомендацій із використанням неявних і явних оцінок.

Для подальшого дослідження ефективності багатокритеріального модуля рекомендаційного набору були розраховані метрики на основі прийняття рішень. Як видно на рисунку 4.2, модулю вдається на 91,3% точно прогнозувати правильні ресторани, які можна рекомендувати користувачам. Це підтверджує, що модуль здатний робити надійні, точні та прийнятні прогнози. Як і очікувалося. Аналізуючи інше вимірювань також підтверджує, що багатокритеріальна рекомендаційна модель добре підходить для суб'єкта проблеми. Це означає, що багатокритеріальний рекомендаційний модуль дуже чутливий, тобто 92% показує на те, що модель дуже повний, охоплюючи майже всі важливі сигнали в даних. Таким чином, модель здатна ефективно та повністю вивчати вподобання користувачів. Крім того, специфічність моделі також значно висока, перевищує 90,6%. Тому модуль може ефективно

визначати негативні варіанти які не підійдуть користувачеві. За показниками специфічності та чутливості модель має високу здатність вивчати вподобання користувачів, щоб правильно ідентифікувати бажані та небажані елементи. Нарешті, показник інформованості (83,4%) показує, що модуль може належним чином виявляти приховану інформацію в даних і шаблонах уподобань і використовувати їх для прийняття обґрунтованих рішень щодо рекомендації ресторанів подібним користувачам у системі.

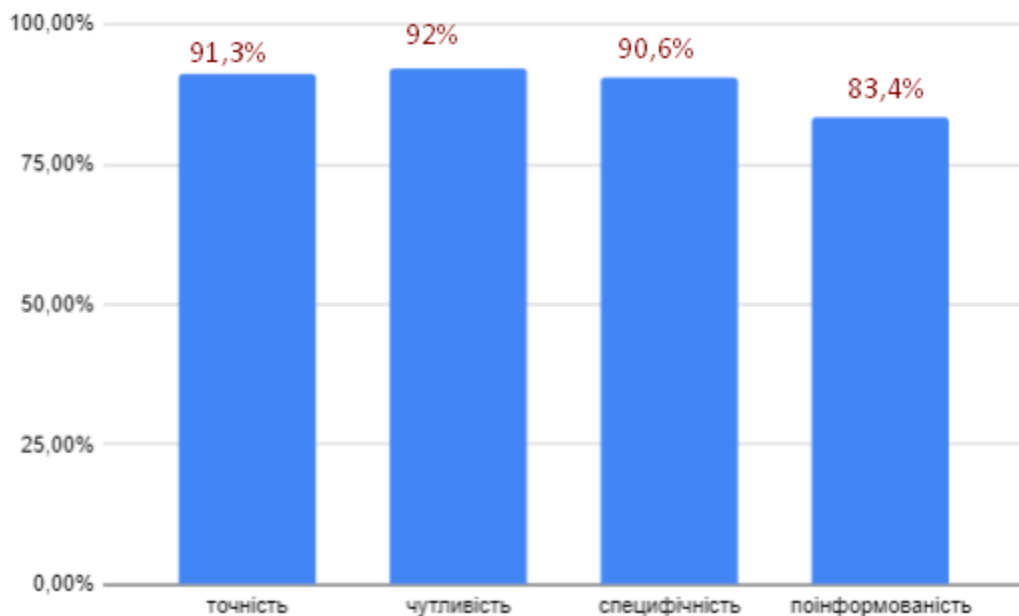


Рисунок 4.2 - Показники системи на основі рішень, розраховані для багатокритеріального модуля рекомендацій

4.2 Приклад рекомендацій для користувача на основі практичного прототипу

В ході атестаційної роботи було розроблено прототип рекомендаційної системи, яка використовує гібридний метод з комбінацією явного та неявного

зворотного зв'язку. Для отримання рекомендацій був створений реальний клієнт (рисунок 4.3) з наступними демографічними характеристиками:

- ім'я: Іван;
- стать: чоловіча;
- проживає у Львові;
- працює віддалено;
- вік: 22 роки;
- сімейний стан: незаміжній, є дівчина;
- відвідав 20 закладів у центрі міста;
- поставив оцінку 16 закладам;
- любить: українську, грузинську, італійську та американську кухню.

Ім'я:	Іван
Стать:	чоловіча
Вік:	22
Місце проживання:	Львів
Робота:	віддалена
Сімейний стан:	незаміжній, є дівчина
Улюблені кухні:	українська, грузинська, італійська, американська
Відвідано закладів:	20
Поставлено оцінок:	16

Рисунок 4.3 – Приклад даних о користувачі в системі

На основі попереднього нульового клієнта були розроблені ще біля ста схожих людей та додані до бази даних.

Після чого кожний користувач був розподілений на чотири кластери за їхніми інтересами.

Таблиця 4.1 – Кластери закладів харчування

	Заклади для молоді	Заклади для світських вечерь	Сімейні заклади	Заклади загального харчування
Середня оцінка	5-10	8.5-10	6-10	3-9
Розташування	Центр, спальні райони, біля закладів культурного просвітлення	Центр, за межами міста	Центр, спальні райони, в торгівельно- розважальних центрах, біля парків	Центр
Часи праці	5:00 – 23:00	20:00 – 2:00	12:00 – 20:00	8:00 – 18:00
Кухня	Американська, італійська, грузинська	Азіатська, іспанська, канадська, німецька, українська	Італійська, грузинська, українська	Американська, українська, італійська, азіатська, грузинська
Наявність алкоголю	+	+	-	-
Ціновий діапазон	До 1000 гривень	До 10.000 гривень	До 2.000 гривень	До 1.500 гривень
Акції	+	-	+	-
Відгуки	Змішані	Позитивні	Позитивні	Негативні
Наявність розважальних елементів	+	+	+	-

Кінець таблиці 4.1

	Заклади для молоді	Заклади для світських вечерь	Сімейні заклади	Заклади загального харчування
Наявність бомбосховища	-	+	+	-
Наявність генератору	+	+	-	-

За результатами прогнозу були отримані такі рекомендації (рисунок 4.4).

Рекомендовані заклади	
Депо, Львів	78
Filin Lounge, Львів	75
Пулюй, Львів	60
Фляшка Кля'на, Львів	33
Газова Лямпа, Львів	33
Реберня, Львів	10
Хінкальна на Федорова, Львів	2

Рисунок 4.4 – Приклад рекомендацій запропонованих клієнту

За результатами моделювання були отримані такі заклади харчування.

Варто зазначити, що Іван був віднесений до першого кластеру, бо він любить заклади в центрі, ходити кудись в компанії з друзями або дівчиною. Система виявила, що Іван може прийти до закладу в будь-який час, бо він може працювати віддалено де завгодно. Він не зважає уваги на відгуки, тільки на свої відчуття. Але надає перевагу закладам які знаходяться в центрі міста.

Система надала список рекомендацій, і як можна побачити на рисунку 4.5 майже всі заклади знаходяться в центрі міста.

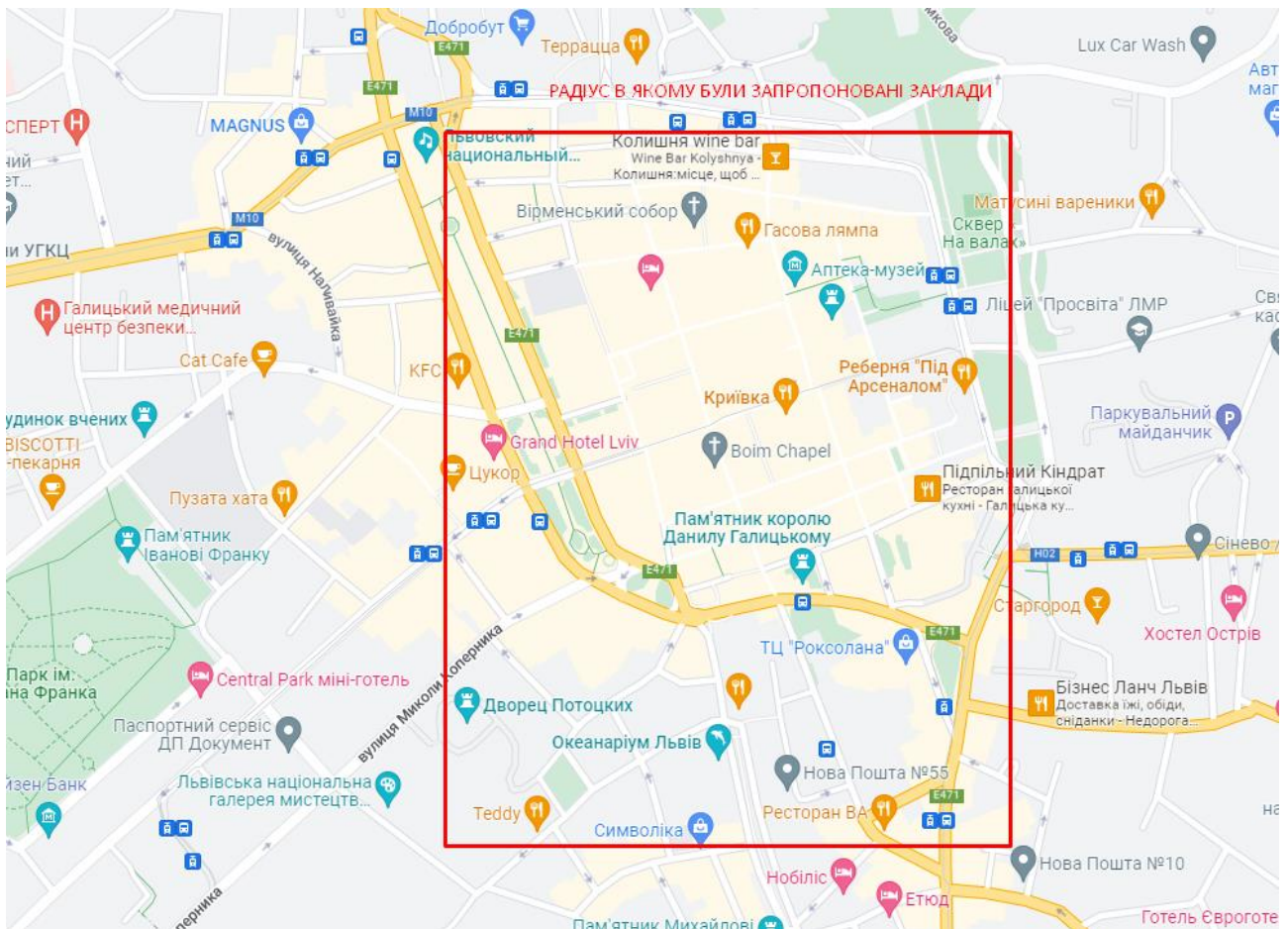


Рисунок 4.5 – Радіус в якому були запропоновані заклади харчування

Найвищу рекомендаційну оцінку отримав заклад Депо – 78, що може означати, що він точно сподобається Івану.

Наступний в списку Filin Loundge з оцінкою 75, така маленька різниця в балах мінімально впливає на якість закладу, та її можна вважати нормальним відхиленням, в якому Іван надасть перевагу тому закладу, який більше підійде до настрою хлопця.

У Полюя оцінка 60, що є значно меншою за попередні два заклади, цей заклад може бути рекомендований Івану тільки якщо немає змоги відвідати попередні два, через зовнішні фактори.

Фляшка Кля'на та Гасова Лямпа отримали однакову оцінку в 33 бали, що може означати те, що вони не відповідають кластеру, до якого система віднесла Івана, але через кластерну факторизацію було знайдено таємні зв'язки, що надало системі змогу зробити припущення, о смаках Івана.

Реберня та Хінкальна отримали мінімальні оцінки в рекомендаційній системі, вони позначені як не бажані, та не рекомендовані до відвідування цьому клієнту, але вони залишаються в системі, бо вподобання та інтереси Івана з часом можуть змінитися, на основі цього буде зроблена корекція рекомендацій, а таблиця зазнає змін.

Ці дані були передані реальній людині з схожими вподобаннями. Вона відвідала кожен із запропонованих закладів та надала кожному з них оцінки (рисунку 4.6).

Оцінки закладів	
Депо, Львів	8
Filin Lounge, Львів	10
Пулюй, Львів	7
Фляшка Кля'на, Львів	5
Гасова Лямпа, Львів	9
Реберня, Львів	4
Хінкальна на Федорова, Львів	1

Рисунок 4.6 – Оцінки клієнта закладам які були йому зарекомендовані

Проаналізувавши оцінки можна зробити висновки, що перший заклад сподобався хлопцю і він його оцінив на вісім із десяти. Але оцінка була трішки

погіршена через те що в закладі було багато людей і час обслуговування перевищив бажаний ліміт.

«Филину» була поставлена максимальна оцінка десять із десяти, система робила припущення, що таке може статися через зовнішні фактори, і можна зробити висновок, що в цьому плані все працює як треба.

Третя рекомендаційна пропозиція також була оцінена вище середнього, але нижче за перші дві, як ми і припускали в наших попередніх припущення.

«Фляшка Кля'на» отримала всього п'ять із десяти, була допущена помилка через те що це була перша ітерація, отримані дані будуть занесені в систему, та завдяки ітераційному процесу, наша рекомендаційна система буде самовдосконалюватись та покращувати рекомендації в майбутньому.

Оцінку дев'ять з десяти отримав заклад «Гасова Лямпа», що означає те, що система навпаки дуже добре знайшла приховані зв'язки між кластерами та змогла зарекомендувати клієнту заклад, на який раніше він може й не звернув уваги, але завдяки рекомендаційній системі відкрив для себе нове улюблене місце.

«Реберня» та «Хінкальна» як і очікувалось, отримали низькі оцінки.

Проаналізувавши отримані результати, можна робити висновок, що система вдало вправилося с завдання та надала гарні рекомендації, які сподобалися кінцевому клієнту.

ВИСНОВКИ

В результаті виконання магістерської роботи був виконаний огляд методів гібридного створення систем рекомендацій з використанням явного та неявного зворотного зв'язку в процесах персоналізації закладів харчування. Проаналізовано існуючі гібридні методи фільтрації.

Була розглянута проблема гібридної фільтрації з використанням явного та неявного зворотного зв'язку, які удосконалюють методи фільтрації шляхом попередньої фільтрації даних, кластеризуя користувачів, фільтрую їх через матрицю факторизації, за демографічними ознаками та подієвих змін інтересів користувачів, що дозволяє збільшити ефективність рекомендацій клієнтам ресторану.

В практичному аспекті метод дозволяє покращити показник AUC від 0,83 до 0,92 на 9 %.

Запропонований мульти-гібридний метод в рекомендацій системі з використанням явного та неявного зворотного зв'язку можна використовувати як основний чи додатковий параметр оцінки для порівняння закладу харчування та вибору найбільш оптимального – це і є основна значість результатів даного магістерського дослідження.

Існує доцільність продовження досліджень за тематикою даної кваліфікаційної роботи, за для того щоб зменшити навантаження на системи що обробляють кластери надходячих даних. Зменшивши час на обробку даних, ми зможемо додати нові модифікатори до аналізу, та зможемо покращити результати рекомендаційної системи ще більше.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Методичні вказівки щодо розробки та оформлення кваліфікаційної роботи (для студентів усіх форм навчання другого (магістерського) рівня програми "Інформаційні управляючі системи та технології" / Упоряд.:Петров К.Е., Левикін В.М., Чалий С.Ф., Євланов М.В., Сасенко В.І., Міхнов Д.К., Міхнова А.В., Чала О.В. - Харків: ХНУРЕ,2021.- 30с.

2. Schafer, J. B., Konstan, J. and Riedi, J. (1999). Recommender systems in e-commerce. In Proceedings of the 1st ACM conference on Electronic commerce, pp. 158–166.

3. Adomavicius, G. and A. Tuzhilin, 2005. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. IEEE T. Knowl. Data En., 17(6): 734-749.

4. Айвазян С. А., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д. Прикладная статистика: основы моделирования и первичная обработка данных. — М.: Финансы и статистика, 1983. — 471 с.

5. Burke, R. (2002). Hybrid recommender systems: Survey and experiments. User Modeling and User-adapted Interaction, Vol. 12, No. 4, pp. 331–370.

6. Melville, P. and Sindhvani, V. (2010). Recommender systems. Encyclopedia of Machine Learning, Vol. 1, pp. 829–838.

7. Blanco-Fernández, Y., Pazos-Arias, J. J., Gil-Solla, A., Ramos-Cabrer, M., López-Nores, M., García-Duque, J., Fernández-Vilas, A., Díaz-Redondo, R. P. and Bermejo-Muñoz, J. (2008). A flexible semantic inference methodology to reason about user preferences in knowledge-based recommender systems. Knowledge-Based Systems, Vol. 21, No. 4, pp. 305-320.

8. Chen, T. and He, L. (2009). Collaborative filtering based on demographic attribute vector. In Future Computer and Communication, 2009. FCC'09. International Conference on, pp. 225–229.

9. Yapriady, B. and Uitdenbogerd, A. L. (2005). Combining demographic data with collaborative filtering for automatic music recommendation. In *Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems*, pp. 201–207.
10. Carrer-Neto, W., Hernández-Alcaraz, M. L., Valencia-García, R. and García-Sánchez, F. (2012). Social knowledge-based recommender system. Application to the movies domain. *Expert Systems with Applications*, Vol. 39, No. 12, pp. 10990–11000.
11. Antoniou, G. and Harmelen, F. V. (2004). *A semantic Web primer*. MIT Press.
12. Yang, R., Hu, W. and Qu, Y. (2013). Using Semantic Technology to Improve Recommender Systems Based on Slope One. In *Semantic Web and Web Science*, Springer, pp. 11–23.
13. Shambour, Q. and Lu, J. (2011). A hybrid multi-criteria semantic-enhanced collaborative filtering approach for personalized recommendations. In *Web Intelligence and Intelligent Agent Technology (WI-IAT), 2011 IEEE/WIC/ACM International Conference on*, Vol. 1, pp. 71–78.
14. Peis, E., Morales-del-Castillo, J. M. and Delgado-López, J. A. (2008). Semantic Recommender Systems. Analysis of the state of the topic. *Hipertext.net*. Retrieved April 16, 2013, from <http://www.upf.edu/hipertextnet/en/numero-6/recomendacion.html>.
15. Mobasher, B., Jin, X. and Zhou, Y. (2004). Semantically enhanced collaborative filtering on the web. In *Web Mining: From Web to Semantic We*, Springer, pp. 57–76.
16. El-Dosuky, M. A., Rashad, M. Z., Hamza, T. T. and El-Bassiouny, A. H. (2012). Food Recommendation Using Ontology and Heuristics. In *Advanced Machine Learning Technologies and Applications*, Springer, pp. 423–429.
17. Daramola, O., Adigun, M. and Ayo, C. (2009). Building an Ontology-based Framework for Tourism Recommendation Services. In *Information and Communication Technologies in Tourism 2009*, Springer, pp. 135–147.

18. Blanco-Fernández, Y., Pazos-Arias, J. J., Gil-Solla, A., Ramos-Cabrer, M., Barragáns-Martínez, B., López-Nores, M., García-Duque, J., Fernández-Vilas, A. and Díaz-Redondo, R. P. (2004). AVATAR: An advanced multi-agent recommender system of personalized TV contents by semantic reasoning. In *Web Information Systems–WISE 2004*, Springer, pp. 415–421.
19. Davoodi, E., Kianmehr, K. and Afsharchi, M. (2013). A semantic social network-based expert recommender system. *Applied Intelligence*, Vol. 39, No. 1, pp. 1–13.
20. Middleton, S. E., Alani, H. and De Roure, D. C. (2002). Exploiting synergy between ontologies and recommender systems. *arXiv Preprint Cs/0204012*.
21. Oldakowski, R. and Bizer, C. (2005). SemMF: A framework for calculating semantic similarity of objects represented as RDF graphs. In *Poster at the 4th International Semantic Web Conference (ISWC 2005)*.
22. Dey, A. K. (2001). Understanding and using context. *Personal and Ubiquitous Computing*, Vol. 5, No. 1, pp. 4–7.
23. Abbar, S., Bouzeghoub, M. and Lopez, S. (2009). Context-aware recommender systems: A service-oriented approach. In *VLDB PersDB workshop*, pp. 1–6.
24. Lee, D., Park, S. E., Kahng, M., Lee, S. and Lee, S. (2010). Exploiting contextual information from event logs for personalized recommendation. In *Computer and Information Science 2010*, Springer, pp. 121–139.
25. Chalyi S., Leshchynskyi V. Temporal representation of causality in the construction of explanations in intelligent systems. *Advanced information systems*. VOL 4, NO 3 (2020). P. 113-117.
26. Chalyi S., Leshchynskyi V., Leshchynska I. Detailing explanations in the recommender system based on matching temporal knowledge. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2020, Vol 4, No 2 (106). P. 6-13. (SCOPUS)

- 27.Chalyi S., Leshchynskyi V.
Method of constructing explanations for recommender systems based on the temporal dynamics of user preferences. EUREKA: Physics and Engineering. 2020. Vol. 3. P. 43-50.(SCOPUS)
- 28.Chalyi S., Levykin I., Biziuk A., Vovk A., Bogatov I. Development of the technology for changing the sequence of accesses to shared resources of business processes for process management support. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 2020. Vol 2, NO 3 (104). C. 22-29.(SCOPUS)
- 29.Chalyi S., Levykin I., Guryev I.
Model and technology for prioritizing the implementation of end-to-end business process components of the green economy. Acta Innovations, 2020. № 35. C. 65-80.
30. Chalyi S., Bogatov Ie. Method of constructing an attribute description of the business process "as is" in the process approach to enterprise management EUREKA: Physics and Engineering. 2018. Vol. 6. P. 35-40.
- 31.Chalyi S., Pribylnova I. The method of constructing recommendations online on the temporal dynamics of user interests using multi layer graph. EUREKA: Physics and Engineering. 2019. Vol. 3. P. 13-19. (SCOPUS)
- 32.Levykin V., Chala O. Development of a method of probabilistic inference of sequences of business process activities to support business process management. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2018. № 5/3(95). P. 16-24. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.142664.
- 33.Chala, O., Novikova, L., Chernyshova, L. Method for detecting shilling attacks in e-commerce systems using weighted temporal rules. EUREKA, Physics and Engineering. 2019, 2019(5). P. 29–36.
- 34.Chala O, Novikova L., Chernyshova L., Kalnitskaya A. Method for detecting shilling attacks based on implicit feedback in recommender systems. EUREKA. Physics and Engineering. 2020. Vol. 5. P. 21-30. DOI: 10.21303/2461-4262.2020.001394.

35.Петров К. Э., Дейнеко А. А., Чалая О. В., Панферова И. Ю. Метод ранжирования альтернатив при проведении процедуры коллективного экспертного оценивания. Радіоелектроніка, інформатика, управління. № 2(53). 2020. С. 84-94. DOI: 10.15588/1607-3274-2020-2-9.