

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 формування рекомендацій товарів з урахуванням
погодних умов для інтернет-магазину одягу
(тема)

Виконав:

студент 2 курсу, групи ІУСТм-22-1

Свіргодська Тетяна Валеріївна

(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 Ірина ПАНФЬОРОВА

(Власне ім'я ПРІЗВИЩЕ)

Допускається до захисту

Зав. кафедри


(підпис)

Константин ПЕТРОВ
(Власне ім'я ПРІЗВИЩЕ)

2024 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)

«20» листопада 2023 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Студентові Свіргодській Тетяні Валеріївні
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження методів формування рекомендацій товарів з урахуванням погодних умов для інтернет-магазину одягу затверджена наказом університету від «16» листопада 2023 р. № 1359Ст
2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії «15» січня 2024 р.
3. Вихідні дані до роботи Науково-технічні публікації та інтернет джерела з тематики атестаційної роботи, опис організації як об'єкта управління (онлайн-магазину одягу).
4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі: оцінка сучасного стану об'єкта дослідження; огляд існуючих методів вирішення задачі формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині; огляд існуючих варіантів задачі формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині; огляд і аналіз існуючих новітніх технологій та їх алгоритмів вирішення задач формування рекомендацій товарів; огляд і аналіз існуючих методів збору інформації про користувачів; розробка постановки задачі дослідження; аналіз загальних методів вирішення задачі формування рекомендацій одягу; удосконалення методу формування рекомендацій одягу в інтернет-магазині з урахуванням кліматичних показників локації користувача; практична реалізація методу вирішення задачі формування рекомендацій одягу в інтернет-магазині з урахуванням кліматичних показників локації користувача; створення опису експериментальної перевірки удосконаленого методу вирішення задачі формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині з урахуванням кліматичних показників локації користувача; оцінка отриманих результатів.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Оцінка сучасного стану об'єкта дослідження	20.11. 2023 – 21.11. 2023	Виконано
2	Огляд існуючих методів вирішення задач формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині	22.11. 2023 – 26.11. 2023	Виконано
3	Огляд існуючих варіантів задачі формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині	27.11. 2023 – 1.12. 2023	Виконано
4	Огляд і аналіз існуючих новітніх технологій та їх алгоритмів вирішення задач формування рекомендацій товарів	2.12. 2023 – 6.12. 2023	Виконано
5	Огляд і аналіз існуючих методів збору інформації про користувачів	7.12. 2023 – 10.12. 2023	Виконано
6	Постановка задачі дослідження	11.12. 2023 – 14.12. 2023	Виконано
7	Аналіз загальних методів вирішення задачі формування рекомендацій одягу	15.12. 2023 – 16.12. 2023	Виконано
8	Удосконалення методу формування рекомендацій одягу в інтернет-магазині з урахуванням кліматичних показників локації користувача	17.12. 2023 – 19.12. 2023	Виконано
9	Практична реалізація методу вирішення задачі формування рекомендацій одягу в інтернет-магазині з урахуванням кліматичних показників локації користувача	20.12. 2023– 21.12. 2023	Виконано
10	Опис експериментальної перевірки удосконаленого методу вирішення задачі формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині з урахуванням кліматичних показників локації користувача	22.12. 2023– 23.12. 2023	Виконано
11	Оцінка отриманих результатів	24.12.2023 – 25.12.2023	Виконано
12	Оформлення пояснювальної записки	26.12.2023 – 01.01.2024	Виконано
13	Розробка презентації	02.01.2024	Виконано
14	Захист роботи	17.01.2024	Виконано

Дата видачі завдання «20» листопада 2023 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____ проф. каф.ІУС Ірина ПАНФЬОРОВА
(підпис) (посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 94с., 8 табл., 7 рис., 1 дод., 41 джерела.

ЕФЕКТИВНІСТЬ ЗА ПАРЕТО, ЗАДАЧА БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ, КЛІМАТИЧНІ ПОКАЗНИКИ, КОНТЕКСТНО-ЗАЛЕЖНІ РЕКОМЕНДАЦІЇ, МЕТОД ГОЛОВНОГО КРИТЕРІЮ, ПЕРСОНАЛІЗОВАНА СИСТЕМА РЕКОМЕНДАЦІЙ, ТЕОРІЯ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, ACTIVITY DIAGRAM, REDIS, UML.

Об'єктом дослідження є процес формування рекомендацій одягу з урахуванням кліматичних показників локації користувача для інтернет-магазину.

Мета роботи – дослідження процесу формування рекомендацій одягу з урахуванням кліматичних показників локації користувача для інтернет-магазину.

З метою дослідження процесу формування рекомендацій було розглянуто основні методи формування рекомендацій та удосконалено метод для формування рекомендацій одягу з урахуванням кліматичних показників локації користувача.

В ході кваліфікаційної роботи розглянуто такі питання: аналіз існуючих методів вирішення задачі формування рекомендацій товарів та постановка задачі дослідження; удосконалення методу вирішення задачі формування рекомендацій товарів з урахуванням кліматичних показників локації користувача; розробка інформаційної технології дослідження методів формування рекомендацій товарів з урахуванням кліматичних показників локації користувача для інтернет-магазину одягу; експериментальна перевірка удосконаленого методу.

ABSTRACT

Explanatory note of attestation work: 94 pages, 8 tables, 7 pictures, 1 appendices, 41 sources.

ACTIVITY DIAGRAM, CLIMATIC INDICATORS, CONTEXT-DEPENDENT RECOMMENDATIONS, DECISION-MAKING THEORY, MAIN CRITERION METHOD, MULTI-CRITERIA OPTIMIZATION PROBLEM, PARETO EFFICIENCY, PERSONALIZED RECOMMENDATION SYSTEM, REDIS, UML.

The object of the research is the process of forming clothing recommendations taking into account the climatic indicators of the user's location for the online store.

The work is a study of the process of forming clothing recommendations taking into account the climatic indicators of the user location for an online store.

With the aim of studying the process of forming recommendations, the main methods of forming recommendations were considered and the method for forming clothing recommendations taking into account the climatic indicators of the user's location was improved.

The following questions were considered in the qualification work: analysis of existing methods of solving the task of forming product recommendations and setting the research task; improvement of the method of solving the task of forming product recommendations taking into account the climatic indicators of the user's location; development of information technology research methods for forming product recommendations taking into account the climatic indicators of the user's location for an online clothing store; experimental verification of the improved method.

ЗМІСТ

	С.
Скорочення та умовні позначки.....	10
Вступ.....	11
1 Аналіз існуючих методів вирішення задачі формування рекомендацій товарів та постановка задачі дослідження	12
1.1 Оцінка сучасного стану об'єкта дослідження.....	12
1.2 Огляд існуючих методів вирішення задач формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині.....	16
1.3 Огляд існуючих варіантів задачі формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині.....	21
1.4 Огляд і аналіз існуючих новітніх технологій та їх алгоритмів вирішення задач формування рекомендацій товарів.....	24
1.5 Огляд і аналіз існуючих методів збору інформації про користувачів.....	29
1.6 Постановка задачі дослідження.....	39
2 Удосконалення методу вирішення задачі формування рекомендацій товарів з урахуванням кліматичних показників локації користувача	41
2.1 Аналіз загальних методів вирішення задачі формування рекомендацій одягу.....	41
2.2 Удосконалений метод формування рекомендацій одягу в інтернет-магазині з урахуванням кліматичних показників локації користувача.....	46
3 Інформаційна технологія дослідження методів формування рекомендацій товарів з урахуванням кліматичних показників локації користувача для інтернет-магазину.....	51
4 Експериментальна перевірка удосконаленого методу вирішення задачі формування рекомендацій одягу в інтернет-магазині з	

	7
урахуванням кліматичних показників локації користувача.....	58
4.1 Опис експериментальної перевірки удосконаленого методу вирішення задачі формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині з урахуванням кліматичних показників локації користувача	58
4.2 Оцінка отриманих результатів.....	67
Висновки.....	69
Перелік джерел посилання.....	71
Додаток А Графічний матеріал.....	76

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

- ЗБКО – задача багатокритеріальної оптимізації
- ЗПР – задача прийняття рішень
- ОПР – особи, що приймає рішення
- СГС – стохастичний градієнтний спуск
- СУБД – система управління базою даних
- ТПР – теорії прийняття рішень
- ЧНК – чергування найменших квадратів
- CNN – convolutional neural network
- CSP – cold-start problem
- DCARS – deep context aware recommendation system
- GPS – global positioning system
- LARS – location aware service recommendation system
- LBS – location based service
- SKU – stock keeping unit
- SVM – support vector machine
- RR – precision and recall
- UML – unified modeling language

ВСТУП

Індустрія електронної торгівлі активно розвивається у всьому світі, піднімаючи рівень роздрібної торгівлі. Завдяки Інтернету покупці можуть досліджувати товари, оцінювати їх якість та можливості застосування. У зв'язку з цим, онлайн-продажі стають найбільш перспективним сегментом ринку загалом.

Кожен підприємець має на меті активно розвивати свій бізнес, розширювати його та збільшувати обсяги продажів. Для виділення серед конкурентів, привертання уваги споживачів та збільшення обсягів продажів, компанії повинні зробити процес покупки більш персоналізованим, особливо в умовах інформаційного перенасичення.

Локація клієнта може мати вагомий вплив на рекомендації товарів. Наприклад, врахування кліматичних показників на найближчі 30 днів може бути ключовим параметром при виборі одягу. Під час вибору образу для особливого заходу або щоденного використання, важливо враховувати опади, температурний режим та силу вітру. Впровадження системи рекомендацій одягу в інтернет-магазині, яка враховує погодні умови локації користувача, дозволить бізнесу продемонструвати турботу, виявити винахідливість та креативність, подолати проблему холодного старту та підняти показники продажів.

Кваліфікаційна робота виконується згідно з державними стандартами [1] – [2].

1 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ ФОРМУВАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ ТОВАРІВ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1 Оцінка сучасного стану об'єкта дослідження

Об'єктом дослідження було обрано процес формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині одягу.

Інтернет-торгівля – це галузь, яка динамічно розвивається по всьому світу. Це дозволило вивести роздрібну торгівлю на вищий рівень. Інтернет надає можливість для потенційних покупців вивчати товари, визначати їх якість і можливості застосування. Саме тому, інтернет-продаж – це найбільш перспективна частина ринку продажів в цілому.

Власник будь-якого бізнеса має мету активно його розвивати, масштабувати, а також збільшувати продажі. Щоб в умовах посиленого інформаційного шуму виділитися на тлі конкурентів, звернути увагу споживача та збільшити продажі, компанії повинні зробити процес купівлі більш персоналізованим.

Покупці позитивно відносяться до отримання товарних рекомендацій, що ґрунтуються на їхніх інтересах та потребах, тому що це скорочує час на пошуки потрібної позиції в інтернет-магазині та полегшує процес купівлі за рахунок релевантних та персоналізованих пропозицій.

Коли користувач не витрачає час на пошук потрібного товару, а відразу отримує рекомендації, підвищується його лояльність та зацікавленість в інтернет-магазині. Навіть показ реклами з урахуванням пропозицій та потреб користувача не викликатиме роздратування, а може спонукати до покупки.

Для визначення товарних рекомендацій недостатньо просто показати кілька подібних позицій. Важливо формувати перелік товарів розумно, ґрунтуючись на зібраних про користувача даних і враховуючи максимальну

кількість факторів, таких як ціна, популярність, бренд, колір тощо, щоб підвищити ймовірність покупки.

Системи рекомендацій – це системи фільтрації інформації, які вирішують проблему інформаційного перевантаження, відфільтровуючи важливий фрагмент інформації з великої кількості динамічно згенерованої інформації відповідно до вподобань користувача, інтересів або спостережуваної поведінки щодо елемента. Система рекомендацій має можливість передбачити, чи віддасть перевагу певний користувач певному товару або ні, на основі профілю користувача[3]. Системи рекомендацій є прибутковими для постачальників послуг та корисними для користувачів [4].

Загальний процес формування персоналізованих рекомендацій може бути описаний за допомогою наступних кроків.

Крок 1. Збір даних про користувача: це може включати особисті дані, історію взаємодії з платформою, покупки, перегляди контенту, відгуки та інші параметри.

Крок 2. Аналіз даних: обробка і аналіз великого обсягу даних для визначення патернів та тенденцій. Можуть використовуватися алгоритми машинного навчання для виявлення залежностей та зв'язків між різними факторами.

Крок 3. Створення профілю користувача: на основі аналізу даних формується профіль користувача, що включає в себе його інтереси, вподобання, звички та інші характеристики.

Крок 4. Розробка моделей рекомендацій: створення моделей, які можуть передбачити, які товари, послуги чи контент можуть бути цікавими для конкретного користувача.

Крок 5. Видача рекомендацій: застосування розроблених моделей для генерації персоналізованих рекомендацій, які потім відображаються користувачеві на платформі.

Крок 6. Зворотній зв'язок і покращення: збір зворотного зв'язку від користувача щодо рекомендацій та використання цієї інформації для постійного удосконалення моделей рекомендацій

Крок 7. Забезпечення конфіденційності та безпеки: забезпечення того, щоб дані користувачів були оброблені з дотриманням відповідних стандартів конфіденційності та безпеки.

Проте, як тільки постає питання вибору найкращої рекомендаційної системи, потрібно звертати увагу на її недоліки, так як помилки можуть коштувати бізнесу великих витрат.

Широко відома класична проблема холодного старту (Cold-Start Problem, CSP). Проблема холодного старту в системах рекомендацій стосується складності створення точних і персоналізованих рекомендацій, коли бракує даних про нових користувачів або товари. Зазвичай це виникає в ситуаціях, коли система має обмежену або відсутню історичну інформацію про вподобання користувача чи характеристики елемента.

Існує чотири основних типи холодного старту в системах рекомендацій:

- користувача;
- елемента;
- нішевих продуктів;
- системи.

Холодний старт користувача відбувається, коли новий користувач приєднується до системи, а доступних даних про його вподобання та поведінку недостатньо для надання точних рекомендацій. Без попередніх даних про користувачів стає важко зрозуміти їхні смаки, інтереси та вподобання, що ускладнює розуміння потреб користувача та адаптацію рекомендацій.

Холодний старт елемента відбувається, якщо новий елемент додається в систему, а інформація про його функції чи зв'язок з іншими елементами обмежена або відсутня.

Проблема холодного старту для нішевих продуктів стосується завдання надання рекомендацій елементів із обмеженими даними або популярністю. У

системах рекомендацій значна частка елементів може мати менше взаємодій або обмежену кількість відгуків користувачів. Отже, зробити точні рекомендації щодо цих менш популярних або нішевих товарів стає важко.

Проблема холодного старту системи відбувається, коли система запускається вперше і не має оцінок або взаємодії з будь-якими користувачами чи елементами.

Кожен тип CSP представляє свої проблеми та вимагає спеціальних рішень для системи рекомендацій. У багатьох реальних ситуаціях CSP часто набуває характеру циклічної проблеми для вже відомих користувачів або об'єктів, наприклад, у випадках, коли частина користувачів з'являється в системі рідко, змінює свої інтереси.

На даний момент рекомендаційна система інтернет-магазину одягу представлена у вигляді пропозицій клієнтам товарів, що є:

- популярними;
- акційними;
- подібними за категорією та ціновим атрибутом.

Даний підхід є дієвим. Але якщо кількість товарів або користувачів зростає, то відповідно алгоритм генерації рекомендованих товарів має також вдосконалюватись та деталізуватись. Проблема в тому, що кількість акційних товарів велика і, таким чином, клієнту можуть бути недоступні рекомендації, які б могли його найбільше зацікавити. Також довгий період під час запуску будь-якої нової системи буде спостерігатись CSP, що вже з самого початку може негативно вплинути на показники конверсії.

Вдосконалення рекомендаційної системи для інтернет-магазину одягу допоможе вирішити проблему холодного старту та надати клієнтам якісний сервіс з підбору рекомендованих товарів незалежно від того, на якому етапі відбувається інтеграція.

1.2 Огляд існуючих методів вирішення задач формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині

Система рекомендацій – це підклас системи фільтрації інформації, яка прагне передбачити «оцінку» або «перевагу», яку користувач визначить для товару. Існує два основних типи систем рекомендацій – персоналізовані та неперсоналізовані. На рисунку 1.1 представлена класифікація рекомендаційних систем.

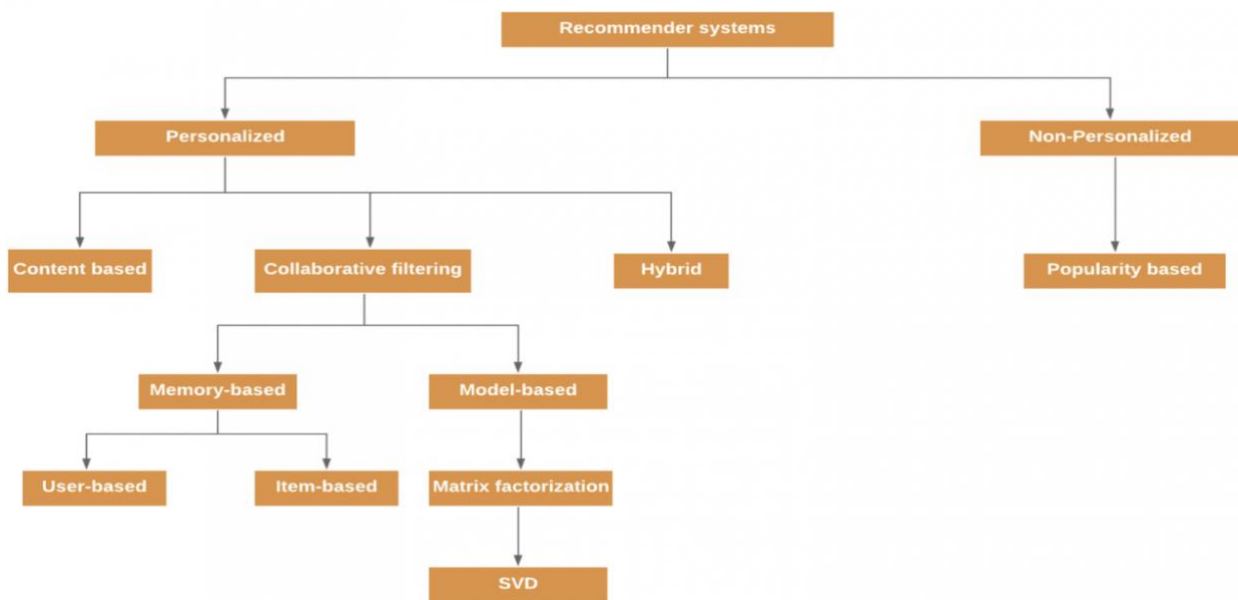


Рисунок 1.1 – Класифікація рекомендаційних систем

В неперсоналізованих системах рекомендації формуються на основі популярності товарів. Персоналізована система рекомендацій більш детально аналізує дані користувачів, їх покупки, рейтинг і схожість з іншими користувачами. Таким чином кожен користувач отримує індивідуальні рекомендації.

Найпопулярнішими методами персоналізованих рекомендаційних систем є фільтрація на основі вмісту та спільна фільтрація. Системи рекомендацій на

основі вмісту використовують елементи або метадані користувачів для створення конкретних рекомендацій. Аналізується історія покупок користувача. Наприклад, якщо користувач уже купив одяг певного кольору або бренду, припускається, що клієнт віддає перевагу цьому кольору або бренду, і існує ймовірність того, що користувач повторно придбає подібний товар у майбутньому [5].

Спільна фільтрація на практиці дає кращі результати, ніж підхід на основі вмісту. Це тому, що в результатах останнього методу немає такої різноманітності, як у методу спільної фільтрації. Ідея спільної фільтрації полягає в тому, що поведінка групи користувачів використовується для надання рекомендацій іншим користувачам. Оскільки рекомендація базується на вподобаннях інших користувачів, вона називається спільною [6].

Існує два типи спільної фільтрації: на основі пам'яті та на основі моделі. Методи на основі пам'яті застосовуються до необроблених даних (без попередньої обробки). Їх легко реалізувати, а отримані рекомендації, легко пояснити. Кожного разу необхідно робити прогнози над усіма даними, що уповільнює рекомендаційну систему.

Існує два типи спільної фільтрації на основі пам'яті: на основі користувачів і на основі елементів. В методах на основі користувачів продукти рекомендуються на основі того факту, що вони були придбані/сподобалися користувачам, схожим на користувача, який спостерігається. В методах на основі елементів відбувається пошук користувачів, яким сподобався такий самий товар і генеруються рекомендації на основі вподобань цих користувачів.

На відміну від підходу, заснованого на вмісті, де використовуються метадані про користувачів або елементи, підхід, заснований на спільному фільтруванні пам'яті, спостерігає за поведінкою користувачів. Наприклад, чи додав у список побажань або купив товар певний користувач.

Нехай необхідно порекомендувати користувачу А новий светр. Для того, аби сформувані рекомендації товарів, треба виконати наступні кроки:

- створити матрицю рейтингів «товар-користувач»;

- створити матрицю подібності між користувачами;
- знайти схожих користувачів;
- згенерувати кандидатів;
- оцінити кандидатів;
- виконати фільтрацію рекомендацій.

На другому етапі розраховується косинусна подібність (альтернативи: скоригована косинусна подібність, подібність Пірсона, кореляція рангу Спірмена) між кожними двома користувачами.

Таким чином виходить матриця «користувач-користувач». Ця матриця менша, ніж початкова матриця оцінки елементів користувача.

На третьому етапі у матриці «користувач-користувач» відбувається відбір користувачів, найбільш схожих на А.

Генерація кандидатів полягає у формуванні множини користувачів, що схожі на користувача А за низкою ознак: географічне положення, наповнення листів побажань, перегляд схожих товарів, ціновий поріг тощо. Далі розглядаються всі товари, які ці користувачі придбали, і оцінки, які вони поставили.

На етапі оцінювання кандидатів товари розташовуються від тих, які сподобалися найбільш схожим на А користувачам, до тих, які сподобалися їм найменше. Результати нормалізуються по шкалі від 0 до 1.

На етапі фільтрації рекомендацій перевіряється, чи користувач А уже придбав щось із тих товарів, адже саме ці товари треба виключити. Розрахунок подібності між елементами виконується таким же чином і має ті самі кроки, що й подібність між користувачами (крок 2).

Подібність між елементами більш стабільна, ніж подібність між користувачами, адже користувач може змінити свою думку, наприклад, те, що йому сподобалося минулого тижня, може не сподобатися наступного тижня. Ще одна перевага полягає в тому, що продуктів менше, ніж користувачів. Це призводить до висновку, що матриця «елемент-предмет» із балами подібності буде меншою, ніж матриця «користувач-користувач».

Модельний метод рекомендаційних систем передбачає побудову моделі машинного навчання для здійснення рекомендацій. Цей підхід ґрунтується на вивченні закономірностей та взаємозв'язків з наявних даних з метою генерації прогнозів та рекомендацій для користувачів.

Кроки, що включаються в модельний підхід:

- збір даних;
- попередня обробка даних;
- навчання моделі;
- оцінка моделі;
- генерація рекомендацій.

Перший крок – збір відповідних даних про користувачів, об'єкти та їх взаємодії. Зазвичай ці дані включають історичні взаємодії користувачів з товарами, такі як відгуки, історії покупок, перегляд, додавання у список побажань. Зібрані дані можуть потребувати обробки та перетворення у відповідний формат для моделювання. Цей крок може включати роботу з відсутніми значеннями та/або нормалізацію даних. Після навчання моделі оцінюють її продуктивність за допомогою відповідних метрик. Поширеними метриками оцінки для рекомендаційних систем є точність, повнота, середня точність, або метрики на основі рейтингів, такі як середня обернена рангова величина. Після навчання та оцінки моделі вона може використовуватись для генерації персоналізованих рекомендацій для користувачів. Модель передбачає ймовірність вподобання користувачем різних товарів та рекомендує найкращі об'єкти.

Модельний підхід має кілька переваг, зокрема здатність обробляти розріджені дані, враховувати різні типи ознак користувачів та товарів і виявляти складні закономірності у даних. Однак для навчання моделі необхідна значна кількість даних та обчислювальні ресурси. Загалом, модельний підхід широко використовується в рекомендаційних системах для забезпечення точних та персоналізованих рекомендацій користувачам на основі їх історичних взаємодій та вподобань.

Матрична факторизація представляє собою випадок, коли є відгук від користувача, наприклад, користувач придбав товар та дав оцінку, яку можна представити у формі матриці, де кожен рядок представляє конкретного користувача, а кожен стовпець представляє конкретний предмет. Оскільки практично неможливо, щоб користувач оцінив кожен елемент, ця матриця матиме багато незаповнених значень. Це називається розрідженістю. Методи матричної факторизації використовуються для пошуку набору прихованих факторів і визначення уподобань користувача за допомогою цих факторів. Про приховану інформацію можна повідомляти, аналізуючи поведінку користувача. Приховані фактори інакше називають особливостями.

Факторизація матриць представляє собою ініціалізацію матриці випадкових користувачів і елементів. Матриця рейтингів отримується множенням користувача та транспонованої матриці елементів. Метою матричної факторизації є мінімізація функції втрат (різниця в рейтингах прогнозованої та фактичної матриць має бути мінімальною). Кожен рейтинг можна описати як скалярний добуток рядка в матриці користувача та стовпця в матриці елементів:

$$\min_{Q^*, P^*} \sum_{(u,i) \in K} (r_{ui} - P_u^T Q_i)^2 + \lambda (\|Q_i\|^2 + \|P_u\|^2), \quad (1.1)$$

де K – набір (u,i) пар;

$r(u,i)$ – оцінка елемента i користувачем u ;

λ – регуляризаційний термін (використовується для уникнення переобладнання).

Щоб мінімізувати функцію втрат, можна застосувати стохастичний градієнтний спуск (СГС) або чергування найменших квадратів (ЧНК). Обидва методи можна використовувати для поступового оновлення моделі, коли надходить новий рейтинг. СГС є швидшим і точнішим, ніж ЧНК.

Гібридні рекомендації являють собою комбінацію різних типів рекомендацій. Припускається, що комбінація кількох різних методів формування рекомендацій дасть кращі результати, ніж один алгоритм [7].

1.3 Огляд існуючих варіантів задачі формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині

Вид завдання рекомендації товарів залежить від конкретного випадку користування, доступних даних і вимог користувача. Часто використовується комбінація кількох методів, щоб вирішити різні проблеми з рекомендаціями та створити більш комплексну систему рекомендацій. Існує кілька варіантів рекомендаційних завдань:

- персоналізовані рекомендації;
- групові рекомендації;
- послідовні рекомендації;
- рекомендації на основі сеансу;
- контекстно-залежні рекомендації;
- рекомендації з урахуванням різноманітності;
- рекомендації щодо холодного запуску;
- рекомендації з довгим хвостом;
- багатоцільові рекомендації;
- дослідницькі рекомендації.

Персоналізовані рекомендації спрямовані на надання індивідуальних пропозицій окремим користувачам на основі їхніх уподобань, поведінки та історії взаємодії. Полягає в тому, щоб запропонувати цікаві рекомендації, які відповідають унікальним смакам та інтересам кожного користувача.

Групові рекомендації зосереджені на пропонуванні елементів групі користувачів, наприклад, сім'ї чи команді. Завдання полягає в тому, щоб розглянути колективні переваги та оптимізувати рекомендації, щоб задовольнити всю групу, враховуючи різноманітні інтереси та переваги всередині групи.

Послідовні рекомендації враховують часовий аспект поведінки користувача та мають на меті рекомендувати елементи на основі порядку

попередніх взаємодій. Цей підхід особливо актуальний у таких областях, як музика, відео чи новини, де порядок споживання має значення. Послідовні рекомендації зосереджені на охопленні тимчасового аспекту поведінки користувача та надання рекомендацій на основі порядку попередніх взаємодій. Цей підхід визнає, що вподобання та інтереси користувачів змінюються з часом, і на їхні поточні уподобання можуть впливати їх минулі взаємодії. Використовуючи послідовні шаблони та часову динаміку, ці системи можуть покращити задоволеність користувачів, залученість і загальну релевантність рекомендацій. Враховуючи послідовний характер поведінки користувачів, системи рекомендацій можуть генерувати точніші та персоналізовані рекомендації.

Рекомендації на основі сеансу зосереджені на фіксуванні уподобань і намірів користувача в рамках одного сеансу або короткочасного контексту. Рекомендації генеруються на основі поведінки поточного сеансу, що дозволяє надавати пропозиції в режимі реального часу та з урахуванням контексту.

Контекстно-залежні рекомендації враховують додаткову контекстну інформацію, крім уподобань користувача, таку як час, місцезнаходження, пристрій або соціальний контекст.

Рекомендації з урахуванням різноманітності мають на меті збалансувати персоналізацію та різноманітність рекомендованих елементів. Мета полягає в тому, щоб надати різноманітні варіанти, щоб задовольнити різні вподобання користувачів і уникнути надмірної рекомендації популярних або схожих продуктів.

Рекомендації щодо проблеми холодного старту стосуються завдання надання відповідних пропозицій для нових користувачів або нових елементів, які мають обмежені або відсутні історичні дані. Такі методи, як фільтрація на основі вмісту, демографічна інформація або використання даних від схожих користувачів/елементів, можуть допомогти вирішити проблему холодного запуску.

Метою рекомендацій, зосереджених на просуванні нішевих або менш популярних товарів, є залученість користувачів і забезпечення доступу до ширшого спектру товарів. Замість того, щоб просто рекомендувати популярні товари, система прагне знайти баланс між популярними та довготривалими товарами.

Багатоцільові рекомендації враховують одночасно кілька цілей або завдань, як-от максимальне задоволення користувачів, дохід, різноманітність або новизна. Завдання полягає в тому, щоб знайти компроміс між цими цілями та виробити рекомендації, які задовольнятимуть багатьом критеріям.

Дослідницькі рекомендації спрямовані на те, щоб познайомити користувачів із новими елементами, які вони могли б не знайти в іншому випадку. Ці рекомендації виходять за рамки відомих уподобань користувачів і заохочують пізнавати різноманітні елементи.

Існують різні типи завдань генерації рекомендацій товарів на основі конкретних цілей:

- рекомендації щодо товару;
- рекомендації щодо перехресних продажів і додаткових продажів;
- рекомендації щодо пакетів;
- сезонні та трендові рекомендації;
- рекомендації щодо подібних продуктів;
- рекомендації щодо нових надходжень;
- рекомендації з найвищим рейтингом;
- персоналізовані акції та знижки;
- рекомендації щодо заміни товару, якого немає в наявності.

Рекомендації щодо перехресних продажів і додаткових продажів зосереджені на пропонуванні користувачам пов'язаних або дорожчих товарів на основі їхнього поточного вибору чи історії покупок. Перехресний продаж спрямований на те, щоб рекомендувати додаткові товари, тоді як покупка на більшу суму пропонує преміум або оновлені версії вибраного продукту.

Рекомендації щодо пакетів передбачають пропозицію поєднання продуктів, які зазвичай купуються разом або пропонують цілісне враження. Наприклад, рекомендувати купальник, капелюх і сонячні окуляри як комплект. Рекомендації щодо пакетів мають на меті спростити процес покупки та надати користувачам зручні варіанти.

Коли потрібного товару немає в наявності, в дію вступають рекомендації щодо заміни. Ці рекомендації пропонують альтернативні товари, які є подібними або прийнятними для заміни товару, якого немає в наявності, гарантуючи, що користувачі зможуть знайти відповідні альтернативи.

Вибір завдання рекомендації продукту залежить від конкретних цілей і наявних даних. Часто кілька типів рекомендаційних завдань поєднуються, щоб забезпечити комплексний і персоналізований досвід користувача.

1.4 Огляд і аналіз існуючих новітніх технологій та їх алгоритмів вирішення задач формування рекомендацій товарів

Є кілька відомих систем рекомендацій, які отримали широке визнання та популярність. Ці системи відіграли важливу роль у формуванні області рекомендаційних алгоритмів і були успішно впроваджені в різних галузях. Ось деякі з відомих систем рекомендацій:

- Netflix;
- YouTube;
- Spotify;
- Amazon;
- Google;
- Facebook;
- LinkedIn;
- Pandora;

- Yelp;
- Airbnb;
- eBay;
- Rozetka.

Система рекомендацій Youtube пропонує користувачам відео на основі їхньої історії переглядів, відео, які сподобалися, і які були отримані внаслідок аналізу пошукової поведінки. Дана система спрямована на максимальне залучення користувачів і збільшення часу, який користувачі проводять на платформі. Кожну хвилину на YouTube з'являється мінімум 300 годин нового відеоконтенту різного змісту. Щомісяця на платформу заходить близько двох мільярдів користувачів, які переглядають понад мільярд годин відео. Для обробки величезного обсягу інформації компанія активно використовує можливості штучного інтелекту, щоб спростити деякі операції. YouTube з щохвилинним завантаженням великої кількості відео відрізняється однією з найбільш просунутих систем рекомендацій, створеної на основі штучного інтелекту. Вона набагато відрізняється від механізмів, які використовуються на Netflix, Hulu, або Spotify, забезпечуючи обробку постійно оновлюваного контенту і формування рекомендацій в режимі реального часу. Розроблена система складається з двох частин. Перша є нейронною мережею, яка призначена для генерації кандидатів на основі історії переглядів користувачів YouTube. Це дозволяє забезпечити широку персоналізацію з подальшою фільтрацією контенту за такими ідентифікаторами, як кількість і час переглядів відео, демографічна інформація та пошукові запити. Друга частина – мережа ранжування, яка привласнює оцінку для кожного відео, використовуючи «широкий набір функцій, що описують користувачів і ролик». Двохрівневий підхід дозволяє системі обробляти мільйони відео, рекомендуючи змістовний корисний контент. Головний показник корисності рекомендацій – час перегляду. Система дуже ефективна для платформи і рекламодавців, однак, може не влаштовувати користувачів, оскільки не завжди тривалість перегляду є підтвердженням зацікавленості.

Spotify – шведський музичний сервіс з каталогом понад 50 мільйонів пісень та 4 мільярди плейлистів. Spotify пропонує легальну можливість слухати онлайн-треки з величезного музичного каталогу. Система музичних рекомендацій збирає списки відтворень та пропонує пісні на основі жанрових уподобань і взаємодії з платформою. Головна перевага Spotify – алгоритми підбору музики, які ідеально підлаштовуються під уподобання слухачів. У Spotify є дуже сильні персоналізовані радіостанції на основі уподобань користувача. Можна створити станцію не лише за жанром, плейлистом або виконавцем, але й окремим треком.

Amazon – перший сервіс електронної комерції, де було застосовано рекомендаційну систему. Система збирає всі дані, навіть якщо щось поки не вміє використовувати і забезпечує 35% продажів. Сервіс використовує рекомендації на основі контенту і рекомендує книги та інші товари, ґрунтуючись на тому, що клієнти купували, що переглядали, які рейтинги ставили, які залишали відгуки. Коли відвідувач вибирає для покупки будь-який товар, Amazon на основі цього товару рекомендує відвідувачеві інші товари, придбані іншими користувачами (за допомогою матриці покупки наступного товару на основі його схожості з попередньою покупкою). Компанія Amazon запатентувала цей підхід під назвою Item-To-Item Collaborative Filtering (колаборативна фільтрація від елемента до елемента). Система рекомендацій Amazon відома своєю здатністю пропонувати продукти користувачам на основі їхньої історії веб-перегляду та покупок, а також поведінки інших клієнтів.

Google використовує персоналізовані рекомендації в різних службах, включаючи Пошук Google, Новини Google і Youtube. Він адаптує результати пошуку та новинні статті на основі індивідуальних інтересів користувачів.

LinkedIn – сайт бізнес-орієнтованої соціальної мережі. В ній використовується система рекомендацій, щоб пропонувати своїм користувачам професійні зв'язки, можливості роботи та відповідний вміст. Для формування рекомендацій застосовується система колаборативної фільтрації, що заснована на технології Apache Hadoop.

Система музичних рекомендацій Pandora використовує проект музичного генома, який аналізує музичні атрибути для створення персоналізованих радіостанцій для користувачів.

Yelp пропонує користувачам ресторани, компанії та послуги на основі їхнього місцезнаходження, попередніх відгуків і вподобань.

Netflix відомий своєю високоефективною системою рекомендацій, яка пропонує своїм користувачам фільми та телешоу на основі їх історії переглядів і вподобань. Онлайн-відеосервіс застосовує технологію на основі штучного інтелекту і машинного навчання для показу своїм абонентам персоналізованих трейлерів фільмів і серіалів з врахуванням глядацьких уподобань. Загальним підходом до проблеми вибору контенту глядачами в постійно зростаючих цифрових бібліотеках є рекомендаційні сервіси, що враховують глядацький досвід і уподобання конкретної людини. Netflix аналізує «кожен клік» своїх 100 мільйонів користувачів, прагнучи отримати унікальну деталізацію переваг перегляду. Наразі Netflix втілює машинне навчання і штучний інтелект для створення персоналізованих трейлерів для свого контенту. Концепція передбачає, що з фільмів і серіалів не просто вибираються найбільш цікаві сцени, як в звичайних трейлерах. Йдеться про їх персоналізацію: наприклад, тим глядачам, хто вважає за краще романтичні сцени, будуть пропонуватися відповідні кадри навіть з бойовиків.

eBay – торговий гігант, який вже багато років експериментує з інструментами машинного навчання і методами штучного інтелекту, що впроваджений майже на всіх рівнях великого бізнесу компанії: підбір товарів на головній сторінці, спеціальні пропозиції, розумне ранжування пошукової видачі, реклама. Рекомендаційна система аналізує, що зараз продається на сайті і які товари з найбільшою ймовірністю зацікавлять користувача. А в момент покупки система стежить за тим, щоб продукти в додаткових пропозиціях не повторювалися і не перекривали товар, що купується. Для цього застосовують, в тому числі розпізнавання зображень. Важливо також, щоб рекомендації були

пов'язані з поточною покупкою настільки, щоб викликати інтерес і змусити додати їх в корзину.

Rozetka – це універсальна відповідь на будь-який запит. Покупці (до 3 млн. щодня) цінують цей ресурс за розумний пошук, чесний сервіс і величезний вибір товарів (понад 4 млн. позицій). Для вироблення рекомендацій система збирає персональні дані, відповідно до "Положення про збір персональних даних" у разі, коли користувач робить замовлення, бере участь в акції, дослідженнях або іншим чином взаємодіє з онлайн платформою. Також використовується технологія cookies – це уривки інформації, які онлайн-платформа передає на твердий диск користувача для зберігання інформації, пов'язаної з онлайн-платформою. Ця технологія зберігає пріоритети користувача під час знаходження на онлайн-платформі: визначення характеристик платформи та пропозицій, які найбільше подобаються з метою надання більше інформації, в якій зацікавлений користувач.

Алгоритм формування новинної стрічки Facebook – це принципи, за допомогою яких вирішується, які пости користувач побачить у своїй стрічці і в якому порядку. Алгоритм розумної стрічки Facebook повторює шлях пошукових алгоритмів. За офіційною інформацією Facebook враховує більш 100 000 критеріїв при побудові стрічки новин для користувача. Система враховує емотікони, коментарі, вподобання під чужим контентом, перепости, збережені посилання - все це аналізується і зберігається в архівах соцмережі [8].

1.5 Огляд і аналіз існуючих методів збору інформації про користувачів

Системи персоналізованих рекомендацій важливі, оскільки вони значно покращують взаємодію з користувачем і надають численні переваги як користувачам, так і компаніям.

Персоналізовані рекомендації пропонують користувачам вміст, продукти або послуги, які відповідають їхнім індивідуальним уподобанням та інтересам. Пропонуючи персоналізовані пропозиції, користувачі будуть проводити більше часу на сайті, досліджуючи додатковий вміст і здійснюючи повторні відвідування. Це знайомить користувачів з новими пропозиціями, що забезпечує ще більш позитивне враження користувача від сайту.

Методи, що використовуються для збору даних користувачів для систем рекомендацій:

- реєстрація користувача та інформація про обліковий запис;
- історія веб-перегляду;
- пошукові запити;
- історія покупок і транзакцій;
- дані оцінювання та відгуків;
- показники кліків (CTR);
- список побажань і вибрані елементи;
- соціальні взаємодії;
- контекстні дані;
- зворотній зв'язок та опитування;
- неявний зворотний зв'язок.

Коли користувачі створюють облікові записи на платформі, вони часто надають основну інформацію: ім'я, електронна адреса, вік і стать. Ці дані можуть допомогти створити профілі користувачів і забезпечити базову персоналізацію.

Відстеження поведінки користувачів на веб-сайті може надати цінну інформацію про їхні інтереси та вподобання. Аналіз продуктів або вмісту, які переглядають користувачі, може допомогти скласти відповідні рекомендації.

Запис пошукових запитів користувачів надає інформацію про їхні конкретні інтереси та наміри, які можна використовувати для адаптації результатів пошуку та рекомендацій.

Збір даних про минулі покупки, транзакції та історію замовлень користувачів має вирішальне значення для створення персоналізованих рекомендацій у програмах електронної комерції та роздрібною торгівлі.

Заохочення користувачів оцінювати та переглядати продукти, послуги чи вміст забезпечує чіткий зворотний зв'язок, який можна використовувати для підвищення точності рекомендацій.

Моніторинг взаємодії користувачів із рекомендованими елементами, такими як кліки рекомендованих продуктів, допомагає оцінити релевантність і ефективність рекомендацій.

Відстеження елементів, які користувачі додають до своїх списків побажань або позначають як вибране, може запропонувати цінну інформацію про їхні уподобання.

Використання соціальних даних, таких як друзі або зв'язки користувачів, а також їх взаємодія (лайки, поширення, підписки) з вмістом інших може бути корисним для систем соціальних рекомендацій.

Збір контекстної інформації (час, місцезнаходження, тип пристрою та погода) може допомогти надати більш відповідні та своєчасні рекомендації.

Періодичні відгуки користувачів за допомогою опитувань або анкет можуть забезпечити чіткий зворотний зв'язок і допомогти краще зрозуміти вподобання користувачів.

Аналіз неявних сигналів (час, проведений на сторінці, поведінка прокручування та рухи миші) може дати розуміння взаємодії та вподобань користувачів.

Дуже важливо обробляти дані користувачів прозоро. Користувачі повинні бути проінформовані про дані, які збираються, і про те, як вони використовуватимуться для надання рекомендацій. Щоб захистити дані користувачів і відповідати нормам захисту даних, необхідно вжити заходів щодо конфіденційності та безпеки.

Крім того, дані користувачів мають бути анонімними та агрегованими, коли це можливо, щоб захистити індивідуальні дані, але при цьому витягувати корисні шаблони для цілей рекомендацій.

Традиційні системи рекомендацій не враховують місце розташування користувача як важливий фактор під час надання пропозицій. З іншого боку, у наш час існує все більше даних із геоприв'язкою, і користувачів зазвичай цікавлять лише об'єкти поблизу (наприклад, ресторани, музеї, кінотеатри). Location-aware метод враховує необхідність включення контексту користувача та/або контексту елементів у процесі, який виконується, щоб обчислити точні рекомендації. Серед різних аспектів, які можна розглядати як представлення контексту процесу рекомендацій, було доведено, що розташування користувачів та/або елементів має особливе значення для надання відповідних рекомендацій. Локація може бути пов'язана з фізичним місцем розташування користувача, коли він оцінює товар (наприклад, книга, оцінена користувачем з дому), з розташуванням елемента (наприклад, розташуванням оціненого ресторану) або з тим і іншим.

У статті [9] розглянуто рекомендаційні системи на основі місцезнаходження. В ній йдеться про те, що автори статті запропонували модель рекомендації послуг на основі локації (Location Based Service Recommendation System), яка поєднує відповідні елементи LBS і технології рекомендацій. Модель фільтрує інформацію на основі місцезнаходження користувача, а потім рекомендує відповідні мобільні інформаційні служби за допомогою методів кластеризації.

У статті [10] рекомендовано об'єднати LBS із методами рекомендацій, щоб представити гібридну модель рекомендацій. Інші підходи розглядають вплив розташування не лише як етап попередньої фільтрації, але безпосередньо на застосування спільної фільтрації. Наприклад, [11] використовує діаграми Вороного для декомпозиції простору користувача, а потім використовує їх у спільному алгоритмі фільтрації з урахуванням простору. Зокрема, вони досліджували концепцію просторової автокореляції, щоб кластеризувати подібні

значення на карті за допомогою статистичних вимірювань. У цьому підході для визначення місцезнаходження користувача використовується поштовий індекс регіону.

У сфері мобільної комерції кілька типів LARS (Location Aware Service Recommendation System) були представлені в літературі: система рекомендацій із визначенням розташування [12], яка рекомендує веб-сторінки продавців зацікавленим клієнтам під час мобільного шопінгу; CityVoyager [13] – система рекомендацій на основі історії місцезнаходження користувача, отриманої за допомогою пристрою GPS, що рекомендує користувачам магазини на основі розташування попередньо відвіданих магазинів.

У статті [14] запропоновано два алгоритми для рекомендації нових місць для користувачів у Location Based Social Networks. Запропоновані алгоритми припускають, що рекомендації швидко поширюються в соціальній мережі реального світу. Новизна алгоритмів полягає не тільки у використанні географічного розташування місць, а й соціальних відносин в мережі. Методи, засновані на довірі, спрямовані на використання думок, які користувачі мають про інших користувачів. Мережа довіри – це спрямована мережа, що демонструє взаємну довіру користувачів. До кожного спрямованого ребра $u \rightarrow v$ додається рейтинг, який показує, наскільки u довіряє v . Така довіра розроблена як транзитивна і, отже, зазвичай має ширшу сферу застосування. У багатьох випадках подібність неможливо обчислити (наприклад, через брак інформації), однак про значення довіри все одно можна зробити висновок.

Припустімо, що користувач А просить одного зі своїх друзів, користувача Б, рекомендацію щодо нового закладу харчування. Б рекомендує А місця не тільки ті, які він любить і часто відвідує, але і повідомляє про ті страви, які йому порекомендували друзі. Ці місця включають, звичайно, місця, рекомендовані друзями його друзів тощо. Користувач А вирішує відвідати ті місця, які рекомендує йому спільнота, навіть якщо він не знає кожного особисто, і які знаходяться недалеко від його дому. У статті представлені два алгоритми, які дотримуються цього обґрунтування.

В статті [15] представлено рішення для ситуацій, коли треба уникнути необхідності вводити текст, а також проблем, пов'язаних з орфографією та можливою двозначністю, коли користувачеві потрібно вказати типи товарів, які його цікавлять. Зокрема, запропонована система рекомендацій покупок на основі розташування використовує зображення бажаного товару (наприклад, взуття, одяг), надане користувачем, як запит, а також GPS-координати смартфона, щоб рекомендувати роздрібні магазини (з інформацією, включаючи їхні GPS-координати, рекламні акції та спеціальні пропозиції) мобільним користувачам.

Контекстна інформація грає важливу роль в посиленні ефекту рекомендації [16]. Контекстно-залежне обчислення спрямоване на адаптацію послуг до обставин і оточення користувача. Контекстно-залежне обчислення вперше було згадано Шілітом та ін. [17] як «програмне забезпечення, яке адаптується відповідно до свого місця використання, людей, що нас оточують і об'єктів поблизу, а також змін цих об'єктів з часом». Система вважається контекстно-орієнтованою, якщо вона може отримувати, інтерпретувати та використовувати контекстну інформацію для адаптації своїх функцій до безпосередніх контекстів користувачів [18]. Оскільки «контекст» стосується аспектів безпосереднього розташування користувачів, дій або обставин, користувачам у поширених середовищах потрібні послуги та рекомендації, які відповідають їхнім контекстам і вподобанням. Основна контекстна інформація включає дані про користувача, таку як вік, професія, регіон користувача; фізичний контекст, наприклад місцезнаходження, погода, час. Існує три широко використовувані методи рекомендацій з урахуванням контексту, і це контекстна попередня фільтрація, контекстна постфільтрація та контекстне моделювання [19]. У результаті контекстно-залежний алгоритм рекомендацій поступово став популярною тенденцією досліджень [20].

В статті [21] запропоновано алгоритм спільної фільтрації не тільки на основі довіри, а й з врахуванням часового контексту. \cos – косинус кута між двома векторами у векторному просторі як міра різниці між двома індивідами є

одним із найпопулярніших методів обчислення подібності між користувачами в алгоритмах рекомендацій спільної фільтрації [22].

Час є динамічним атрибутом, і тому з плином часу інтерес користувача та рівень уваги до елемента змінюються. Час приносить циклічні ефекти, такі як зміна сезонів, зміна вихідних і робочих днів, і люди мають різні вимоги у відповідь на зміну часу. Користувача, швидше за все, зацікавлять ресурси, схожі на ті, що користувач нещодавно відвідав. В статті введено часовий контекст у метод розрахунку скоригованої косинусної подібності, щоб підвищити важливість даних, до яких нещодавно звернулися, у процесі генерації рекомендацій.

Також у статті представлено алгоритм спільного фільтрування, заснований на впевненості користувача. Підхід базується на тому, що експерти в кожній галузі є більш переконливими, а інтереси користувачів змінюються з часом.

У документі [23] пропонується нова система глибоких контекстно-залежних рекомендацій Deep Context Aware Recommendation System(DCARS). Запропонована модель містить механізм звернення уваги для пошуку найважливіших елементів у сеансі та використовує механізм ієрархічної уваги для отримання ієрархічної структури елементів та їхніх відповідних контекстів. Крім того, вбудована двонаправлена довго- та короткочасна пам'ять для отримання послідовних уподобань користувача. Далі усі частини об'єднують як інтегровану модель для створення результатів прогнозування для кожного елемента.

Ця стаття представляє нову глибоку систему рекомендацій з урахуванням контексту, яка вивчає довгострокові та короткострокові переваги користувачів для створення персоналізованих рекомендацій.

Запропонований підхід застосовує факторізацію невід'ємної матриці для вбудовування користувачів і елементів у кожен сеанс. На відміну від інших моделей, після факторізації DCARS використовує механізм уваги, щоб знайти найважливіші елементи. Вилучається прихований контекст кожного користувача для створення персоналізованих рекомендацій.

DCARS об'єднує інформацію з минулого та майбутнього суміжних сеансів, щоб розглянути еволюцію довгострокових уподобань, а не використовувати всі попередні сеанси. DCARS виявляє часову залежність між елементами. Процес вивчення ваг у механізмі уваги керується включенням вектора вбудовування користувача, оскільки кожен користувач має різний рівень наміру в кожному сеансі. Останній сеанс може значно вплинути на наступний вибір користувача. Таким чином, вихідні дані показують важливість кожного елемента для конкретного користувача та розкривають кореляції між елементами та перевагами користувача в поточному сеансі.

У документі [24] пропонується рекомендаційний алгоритм, заснований на фільтрації заданого контексту в мобільному обчислювальному середовищі. В запропонованому алгоритмі контекстних рекомендацій на основі користувача, контекстна інформація є як окремий фактор, адже вона не включена в модель алгоритму, тому запропоновано алгоритм контекстного моделювання. Алгоритм об'єднує контекстну інформацію та процеси, утворюючи тривимірну модель.

В алгоритмі використано користувача як приклад, щоб передбачити його оцінку за елемент у контексті. Після того як знайдено найближчих сусідів користувача, перші N подібних користувачів вибираються як найближчі сусіди, і оцінка елемента прогнозується на основі оцінок цих користувачів.

Щоб отримати рейтинг користувача в контексті, знаходиться набір рейтингів контексту найближчого користувача для елемента. Операція зважування виконується в поєднанні зі схожістю користувача та подібністю контексту.

В статті [25] вказано, що вираз обличчя є також важливою інформацією для розуміння емоційної ситуації певної цілі. Більшість людських емоційних виразів можна спостерігати саме на їхніх обличчях. Зазвичай для завдання розпізнавання виразу обличчя використовується метод CNN (convolutional neural network) в роботах Тана [26], Бергстра [27], Джеона тощо [28] і досягає найкращих результатів у тесті Кегла на розпізнавання виразу обличчя. Тан використовував CNN з linear-SVM замість рівня SoftMax на етапі класифікації.

Модель Бергстра зосереджена на оптимізації гіперпараметрів. Джеон створив розпізнавач виразу обличчя в режимі реального часу за допомогою глибокої нейронної мережі, незмінної для суб'єкта. Незабаром після цього багато методів глибокого навчання почали використовуватись для розпізнавання виразу обличчя. Таким чином, існує безліч методів розпізнавання виразу обличчя, але методів розпізнавання інтенсивності вираження, заснованих на глибокому навчанні, менше [29]. В статті запропоновано новий метод автоматичної персоналізації рекомендацій одягу на основі інтересів користувача, що обчислюються з використанням інтенсивності експресії, отриманої гібридним методом CNN. Використання методу CNN для обчислення інтенсивності експресії покращує точність персоналізованих рекомендацій одягу. Крім того, щоб зафіксувати вподобання користувача, значення багатьох інтересів користувача обчислюється шляхом поєднання інтенсивності та тривалості виразу обличчя, що покращує запам'ятовування персоналізованих рекомендацій щодо одягу.

У статті [30] запропоновано персоналізовану систему Fashion Recommender, яка генерує рекомендації для користувача на основі введених даних. Цей проект спрямований на використання зображення продукту, наданого користувачем як вхідні дані, для створення рекомендацій, оскільки багато разів люди бачать щось, що їх цікавить, і прагнуть шукати продукт, подібний до цього. У цій статті представлено нову структуру для рекомендацій, яка керується візуально пов'язаними даними та ефективними системами рекомендацій для підбору зображень продуктів. Використано нейронні мережі для обробки зображень із набору даних DeepFashion і метод найближчого сусіда для пошуку найбільш відповідних продуктів на основі вхідного зображення для генерації рекомендацій. Запропонований підхід використовує двоетапну фазу. Спочатку підхід виділяє особливості зображення за допомогою класифікатора CNN, тобто, дозволяє клієнтам завантажувати будь-яке випадкове зображення одягу з будь-якого веб-сайту електронної комерції, а потім генерувати

зображення, подібні до завантаженого зображення на основі особливостей і текстури вхідних даних.

У роботі [31] досліджено проблему персоналізованої моди на основі особистих даних соціальних мереж користувача. Хоча соціальні мережі є відкритим і новим джерелом даних для персоналізованого аналізу моди. Як приклад, користувачі Lookbook1 можуть демонструвати свої стилі за допомогою селфі-постів із видом на вулицю, які розкривають їхні індивідуальні уподобання в одязі. Ця тенденція відкриває нові можливості для персоналізованого аналізу моди шляхом аналізу створеного користувачами вмісту та дозволяє виявити модні інтереси користувачів на особистому рівні. Підхід представляє собою розгляд публікацій селфі користувачів або як набір, який розкриває їхні особисті модні вподобання, або як елементи майбутнього одягу – рекомендовані предмети. Запропоновано вивчити показник «елемент-набір», який вимірює подібність між набором і елементами для персоналізованих рекомендацій, зокрема, вагу важливості для кожного елемента в наборі. Вага важливості змінюється відповідно до іншого набору та запиту, і слугує для фільтрації викидів і непов'язаних елементів із набору. З цією метою запропоноване завдання, яке прагне мінімізувати відстань між елементами для набору та елементів користувача, водночас максимізуючи такі відстані для наборів та елементів різних користувачів. Завдяки такій схемі навчання наш фреймворк може надавати персоналізовані рекомендації, не вимагаючи додаткового нагляду, такого як записи транзакцій або людська оцінка.

Розглянуто два принципи, а саме важливість сусідів і важливість внутрішнього набору для реалізації функції важливості. Важливість сусідів служить для фільтрації елементів набору, які знаходяться далеко від нового елемента, тоді як важливість внутрішнього набору служить для фільтрації шуму та викидів усередині набору. Крім того, запропоновано спеціальну метрику для кожного користувача. Нова метрика мотивована тим, що різні користувачі зосереджуються на різних аспектах модних товарів. Як наслідок, показник подібності має залежати від набору селфі-постів, щоб сприяти більш

цілеспрямованим модним рекомендаціям. Отримання інформації про модні вподобання з селфі-постів користувачів передбачає розуміння необроблених модних зображень і пов'язаних текстових описів, а також об'єднання інформації з багатьох джерел для кращої інтеграції функцій. З цією метою розроблено мультимодальний модуль вбудовування:

- модуль вбудовування зображень, який витягує модні елементи високого рівня з необроблених зображень селфі;
- модулі вбудовування хештегів і заголовків, які використовують усереднення для вилучення семантичних ознак із наборів слів описів;
- модуль перехресного об'єднання, щоб зменшити вплив неправильного синтаксичного аналізу, відсутніх друкарських помилок.

У документі [32] продемонстровано практичну систему для автоматичного підбору одягу, орієнтованого на погоду. З огляду на інформацію про погоду, система може автоматично рекомендувати одяг з особистого альбому одягу користувача або запропонувати найбільш підходящий одяг із вказаним посиланням. Це надзвичайно складна проблема через великі коефіцієнти невідповідності, які слід враховувати за різних погодних умов. Для цього завдання було використано атрибути одягу як міст середнього рівня, щоб зменшити розрив між особливостями низького рівня та категоріями погоди високого рівня. Для моделювання зв'язку використано функцію підрахунку балів, яка включає три умови. Однак ключовою проблемою є те, як визначити категорію погоди.

По-перше, система може отримувати інформацію про погоду за допомогою введення користувачем або автоматично отримувати з веб-сайтів, включаючи температуру, вологість, шкалу вітру, сонце, дощ, сніг, похмуро. Тоді цю інформацію про погоду класифікуватимуть за 12 категоріями відповідно до запропонованої Китайською метеорологічною адміністрацією (<http://www.cma.gov.cn/>) класифікації погодного одягу. Система Weather-to-Garment націлена на два сценарії рекомендацій щодо одягу. По-перше, користувач може вказати інформацію про погоду, система може

порекомендувати найбільш підходящі предмети одягу з власного альбому користувача. По-друге, коли користувач вводить один еталонний елемент одягу, система Weather-to-Garment може запропонувати найбільш поєднані предмети одягу, які також відповідають категорії погоди. За допомогою експериментів визначено, що неможливо зіставити категорію погоди, використовуючи низькорівневі ознаки, отримані безпосередньо із зображень одягу. Причина в тому, що існує великий розрив між особливостями низького рівня та категоріями погоди високого рівня. Щоб зменшити семантичний розрив, використано атрибути одягу середнього рівня як міст. В роботі показано, що рекомендації одягу можуть покращитись від вивчення атрибутів одягу, які одночасно оптимізують функцію підрахунку балів.

1.6 Постановка задачі дослідження

Проаналізувавши існуючі методи вирішення задачі формування рекомендацій, було виявлено, що більшість з них або не вирішують проблему CSP, або потребують значних обчислювальних ресурсів для побудов матриць «користувач-користувач» та «користувач-елемент». Розглянуті технології на основі локацій враховують дані про місцезнаходження користувача з типовою метою – визначення найближчих об'єктів (магазинів, ресторанів тощо). Проте локація клієнта може мати більш глибоке значення в області рекомендацій. Так, на основі локації можуть бути визначені кліматичні показники на найближчі 30 днів, що є важливим параметром при виборі нового одягу клієнтом. Коли людина обирає образ для святкування дня народження, важливої зустрічі, або навіть для носіння у повсякденному житті, важливо, щоб можливі опади, температурний режим або сила вітру були враховані. Рекомендації одягу в інтернет-магазині допоможуть бізнесу продемонструвати клієнту свою турботу,

підвищити лояльність, проявити винахідливість та креативність, вирішити проблему холодного старту, збільшити продажі та покази товарів.

Об'єктом дослідження є процес формування рекомендацій одягу з урахуванням кліматичних показників локації користувача для інтернет-магазину.

Предметом дослідження – методи формування рекомендацій в рекомендаційних системах з урахуванням локації користувача.

У ході виконання роботи буде удосконалено метод формування рекомендацій в рекомендаційних системах з урахуванням локації користувача.

Для досягнення поставленої мети у магістерській кваліфікаційній роботі пропонується вирішити такі задачі дослідження:

- аналіз загальних методів вирішення задачі формування рекомендацій одягу;
- удосконалення методу вирішення задачі формування рекомендацій одягу з урахуванням кліматичних показників локації користувача;
- практична реалізація методу вирішення задачі формування рекомендацій одягу в інтернет-магазині з урахуванням кліматичних показників локації користувача;
- експериментальна перевірка розробленого методу вирішення задачі формування рекомендацій одягу в інтернет-магазині з урахуванням кліматичних показників локації користувача.

2 УДОСКОНАЛЕННЯ МЕТОДУ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ ФОРМУВАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ ТОВАРІВ З УРАХУВАННЯМ КЛІМАТИЧНИХ ПОКАЗНИКІВ ЛОКАЦІЇ КОРИСТУВАЧА

2.1 Аналіз загальних методів вирішення задачі формування рекомендацій одягу

На основі проведеного аналізу об'єкта дослідження у розділі 1.1 даної роботи визначено, що процес формування рекомендацій товарів виконується з урахуванням кліматичних показників локації користувача.

Задача формування рекомендацій товарів полягає в порівнянні товарів між собою за певними їх властивостями та вибором найкращого варіанту. Тому її можна розглядати як задачу багатокритеріальної оптимізації (ЗБКО) теорії прийняття рішень (ТПР), адже однією із проблем у прийнятті рішень є наявність великого числа критеріїв, які не завжди погоджені між собою.

Кожна задача прийняття рішення (ЗПР) повинна мати три складові:

- різні альтернативи (дій, предметів тощо) з яких будуть обрані найкращі;
- вибір тієї чи іншої альтернативи (дії) має мати наслідки (результати);
- у особи, що приймає рішення (ОПР) повинна бути мета –одержати деякий наслідок (результат) чи множину наслідків.

ЗПР по типу зв'язку наслідків та альтернатив бувають трьох типів: детерміновані, недетерміновані, ЗПР в умовах нечіткої інформації.

Найпростіший тип залежності – детермінований, коли кожна альтернатива приводить до єдиного наслідку. Такі ЗПР називаються ЗПР в умовах визначеності. В недетермінованих ЗПР невизначеність є проявом впливу на наслідок зовнішнього середовища (природи). Є три типи ЗПР в умовах невизначеності: в умовах повної невизначеності, в умовах повного ризику, в умовах конфлікту. В ЗПР в умовах повної невизначеності відсутня інформація про розподіл ймовірностей на множині станів природи або ця інформація є, але використовувати її некоректно. В ЗПР в умовах повного ризику відома

інформація про розподіл ймовірностей на множині станів природи та використовувати її коректно. В ЗПР в умовах конфлікту невизначеність є проявом впливу на наслідок інших ОПР, які мають свої цілі.

Інколи, як множини альтернатив, наслідків, так і зв'язок між ними є нечітким. При цьому між альтернативами та наслідками також не існує функціональної залежності і такі ЗПР називаються ЗПР в умовах нечіткої інформації. Нечіткість, як правило, є проявом суб'єктивності ОПР, експертів та аналітиків, які формулюють ЗПР [33].

Постановка ЗБКО визначена так: нехай M – множина критеріїв, $f_i(x)$, $i \in M$ – показник критерію, m – їхня кількість, при цьому $m \geq 2$. За критеріями ОПР обирає альтернативу, при цьому рішення має наступний вигляд: $x = (x_1, \dots, x_n) \in X$, де X – множина альтернатив, n – розмірність простору альтернатив. Таким чином ЗБКО може формуватися у вигляді формули:

$$f_i(x) \rightarrow \max, i \in M, x \in X, \quad (2.1)$$

Математичну модель ЗБКО можна подати у вигляді оптимізаційної задачі:

$$X^0 = \text{Arg extr}\{f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)\}, \quad (2.2)$$

де $\text{extr} \in \{\min, \max\}$ – напрям оптимізації критеріїв.

За своїм характером критерії поділяються на кількісні і якісні. У більшості випадків кількісні критерії відповідають вимірам фізичних властивостей. Критерії, що мають порядкову шкалу, називаються якісними. Значення якісного критерію має сенс порівнювати тільки за відношенням «більше», «менше» і «дорівнює». Дуже часто суб'єктивні виміри виконуються в бальних шкалах [30].

Для звуження початкової множини альтернатив найбільш універсальною процедурою є виключення із неї усіх неефективних альтернатив.

Вектор $f(x_1) = f_1(x_1), f_2(x_1), \dots, f_m(x_1)$, строго переважає (домінує) вектор $f(x_2) = f_1(x_2), f_2(x_2), \dots, f_m(x_2)$, якщо $\forall i, i \in M$ виконується

нерівність $f_i(x_1) \geq f_i(x_2)$, і хоча б одна із нерівностей є строгою. Вектор $f(x_2)$ при цьому називається домінованим.

Векторна оцінка $f(x_p) \in f(x)$ є оптимальною за Парето (ефективною), якщо не існує такої оцінки $f(x_j) \in f(x)$, що $f(x_j) > f(x_p)$. Множина векторів $f(x_p)$ утворюють множину Парето. Універсальний принцип вибору рішення полягає в тому, що вибір слід здійснювати лише для Парето ефективних об'єктів. Практично це означає, що першим етапом розв'язку для будь-якої багатокритеріальної ЗПР є виключення домінованих альтернатив. Оскільки ефективні альтернативи непорівнянні між собою, то для вибору однієї з них належить використовувати певні принципи компромісу [34, 35].

Критерії можуть мати різну важливість, а їх пріоритети можна задати кількісно – у вигляді вектору пріоритетів. Залежно від того, як задано пріоритети критеріїв, який саме принцип компромісу обрано і який вигляд має область допустимих альтернатив та цільові функції, використовують різні методи для пошуку множини ефективних альтернатив і відповідні їм методи розв'язування задач багатокритеріальної оптимізації.

Методи вирішення ЗБКО представлено в табл. 2.1 [35, 36].

Таблиця 2.1 – Методи вирішення ЗБКО

Підхід	Назва методу
Оптимізація за одним критерієм (який з тих чи інших міркувань визнається найбільш важливим), решта критеріїв розглядаються як додаткові обмеження	Метод виділення головного критерію
Упорядкування заданої множини критеріїв та послідовна оптимізація по кожному з них	Метод послідовних поступок

Кінець таблиці 2.1

Підхід	Назва методу
Зведення множини критеріїв до одного шляхом введення експертних вагових коефіцієнтів для кожного з критеріїв	Метод згортки (угруповання) критеріїв (лінійна, мультиплікативна, мінімізаційна, максимізаційна інші згортки)
	Метод призначення вагових коефіцієнтів

Метод виділення головного критерію полягає в заміні багатокритеріальної задачі однокритеріальною із додатковими обмеженнями. Цей метод не вимагає нормалізації критеріїв і кількісного задання їх пріоритетів, але необхідно мати інформацію про порогові значення неголовних критеріїв. За цим методом один із локальних критеріїв вибирається як головний і проводиться його скалярна оптимізація за умови, що рівень інших критеріїв не гірший допустимого. При цьому головним може бути вибрано будь-який критерій, проте краще брати той, для якого складно визначити допустимий рівень. Взагалі, за допомогою такої моделі можна реалізувати будь-яку схему компромісу й отримати будь-який оптимальний розв'язок у зоні компромісів [37].

Методи згортки базуються на введенні інтегрального критерію і подальшому зведенні вихідної багатокритеріальної задачі до скалярної, вони зручні у використанні, але мають кілька обмежень. Зокрема, ці методи передбачають нормалізацію критеріїв і кількісне задання їх пріоритетів, крім того вони можуть бути застосовані тільки до увігнутих функцій та опуклої множини допустимих альтернатив.

Метод послідовної поступки не потребує нормалізації критеріїв і кількісного задання їх пріоритетів. Вихідна багатокритеріальна задача замінюється послідовністю скалярних задач. Величину поступки за кожним критерієм визначає ОПР, залежно від величини оптимуму й сенсу задачі. Оскільки не завжди альтернативи, знайдені внаслідок розв'язування задачі багатокритеріальної оптимізації, будуть ефективними, корисно проаналізувати

отримані результати, щоб з'ясувати, чи вдалося вибрати ефективний розв'язок, і якщо ні, то спеціально передбачити можливість його поліпшення до ефективного [37].

Метод призначення критеріям вагових коефіцієнтів відноситься до діалогових процедур, та використовує допоміжну інформацію від ОПР про відносну важливість критеріїв. Для розв'язку вибирається той об'єкт, який оптимізує відповідно критерій. Процедура призначення критеріям вагових коефіцієнтів може застосовуватись у різних формах – безпосереднє призначення критеріям вагових коефіцієнтів вигляду, або ранжування критеріїв з їх наступною нормалізацією.

2.2 Удосконалений метод формування рекомендацій одягу в інтернет-магазині з урахуванням кліматичних показників локації користувача

Основною метою дослідження [32] є покращення якості рекомендованих товарів для певного клієнта за допомогою врахування кліматичних показників локації користувача. Локація – визначення місцезнаходження тіла за допомогою локатора. За зображенням важко проаналізувати кліматичні характеристики певного одягу, а значить і порівняти для пошуку кращого варіанту, адже зовнішній вигляд кожного товару містить багато невизначеності у своїй структурі. З цієї причини, для задачі формування рекомендацій одягу в онлайн-магазині з урахування кліматичних умов локації клієнта, робляться деякі допущення. Ці допущення полягають в наступному:

- попередньо вже були відфільтровані товарні рекомендації як за ціновим показником, які будуть покращені за допомогою кліматичних умов локації клієнта;

- до уваги братимуться кліматичні умови на наступні 30 днів;

- локація користувача може бути визначена та представлена у вигляді широти та довготи;

- усі кліматичні характеристики попередньо заповнені для товарів адміністраторами інтернет-магазину.

З урахуванням встановлених припущень, наступні цілі:

- максимізувати рівень зацікавленості клієнтів рекомендаційними товарами;

- збільшити перегляди товарів, що мають малі покази через проблему перевантаження контенту;

- підвищення ефективності рекомендаційної системи за рахунок залучення додаткових контекстних даних користувача.

Найголовнішим фактором даної задачі є те, що рекомендації будуть формуватися з урахуванням кліматичних показників локації користувача. Інформація про кліматичні показники буде отримано за допомогою сервісу [38] з використанням координат локації користувача. Перелік параметрів необхідних для задачі за кожним днем, де j – порядковий номер дня та $j \in [1 \dots 30]$, k – кількість днів:

- t_{min}^j – мінімальна температура повітря (°C);
- t_{max}^j – максимальна температура повітря (°C);
- p^j – кількість осадів (мм);
- w^j – швидкість вітру (м/с);
- s^j – сезон.

Для кожного товару, в свою чергу, також мають бути вказані кліматичні характеристики, що і виступатимуть критеріям для порівняння товарів:

- ps – сезон;
- pt_{min} – мінімально допустима температура для носіння;
- pt_{max} – максимально допустима температура для носіння;
- pw – максимально допустима швидкість вітру;
- pp – максимально допустимий рівень осадів.

Ці дані має вказати адміністратор інтернет-магазину, який знається на якості та деталях товару, що продається.

Отже, множина товарів (альтернатив) інтернет-магазину, які доступні для процесу формування рекомендацій, представляється у вигляді: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. Товари оцінюються за множиною критеріїв на основі кліматичних характеристик: $M = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$. Всі критерії є кількісними, так як описуються числами.

Табличне представлення задачі теорії прийняття рішень в табл.2.2.

Таблиця 2.2 – Табличне представлення задачі теорії прийняття рішення

Альтернативи	Критерії			
	i_1	i_2	i_m
x_1	$f_1(x_1)$	$f_2(x_1)$	$f_m(x_1)$
x_2	$f_1(x_2)$	$f_2(x_2)$	$f_m(x_2)$
x_n	$f_1(x_n)$	$f_2(x_n)$	$f_m(x_n)$

Поширений підхід до розв'язання задач багатокритеріальної оптимізації полягає в перетворенні багатокритеріальної задачі в однокритеріальну.

Буде розглянуто ЗПР в умовах визначеності при числовій оцінці наслідків, тобто коли зв'язок між альтернативами й наслідками детермінований і ціль ототожнюється з максимізацією деякої функції.

Оскільки кожній альтернативі відповідає тільки один наслідок і «корисність» цього наслідку оцінюється деякою єдиною числовою оцінкою, а нас цікавить у кінцевому підсумку найкраща оцінка і відповідна їй альтернатива, то можна встановити прямий зв'язок альтернатива – числова оцінка відповідного наслідку.

Таким чином, можна зробити висновок: математичною моделлю ЗПР в умовах визначеності при числовій оцінці наслідків є задача оптимізації, а саме максимізації, дійсної функції, що задана на множині альтернатив.

Для задачі формування рекомендацій одягу в інтернет-магазині було обрано метод головного критерію. Як головний критерій обрано ціну, всі інші – кліматичні критерії – будуть приведені до системи обмежень – граничні значення, на основі отриманої інформації про кліматичні показники локації

користувача. При цьому для обмежень використовуватимуться не лише найгірші допустимі значення критерію, а й множина допустимих значень.

Максимальне граничне значення обмеження для критерію – мінімально допустима температура для носіння обчислюється за формулою:

$$y = \frac{\sum_{j=1}^j t_{min}^j}{m}, y \in Z, \quad (2.2)$$

де t_{min}^j – мінімальна температура повітря локації для дня j ;

m – кількість днів;

j – номер дня отриманого кліматичного показника.

Мінімальне граничне значення обмеження для критерію – максимально допустима температура для носіння обчислюється за формулою:

$$y = \frac{\sum_{j=1}^j t_{max}^j}{m}, y \in Z, \quad (2.3)$$

де t_{max}^j – максимальна температура локації для дня j ;

m – кількість днів;

j – номер дня отриманого кліматичного показника.

Обмеження для критерію – максимально допустима швидкість вітру обчислюється за формулою:

$$y = \max_{j \in M}(w^j), y \in Z, \quad (2.4)$$

де w^j – максимальна швидкість вітру на локації для дня j ;

m – кількість днів;

j – номер дня отриманого кліматичного показника.

Обмеження для критерію – максимально допустимий рівень осадів обчислюється за формулою:

$$y = \max_{j \in M}(p^j), y \in Z, \quad (2.5)$$

де p^j – максимальний рівень осадів на локації для дня j ;

m – кількість днів;

j – номер дня отриманого кліматичного показника.

Математична модель ЗБКО формування рекомендацій товарів з урахуванням природних умов може бути представлена у вигляді формули:

$$x_{res} \in X, \begin{cases} f_{price}(x) \rightarrow \max \\ a_i^- \leq f_i(x) \leq a_i^+, \\ f_{season}(x) = b \end{cases} \quad (2.6)$$

де $f_{price}(x)$ – значення критерію ціни для альтернативи x ;

$f_i(x)$ – значення критерію, що має обмеження та належить множині критеріїв M , для альтернативи x ;

a_i^- та a_i^+ – граничні значення для критерію;

$f_{season}(x)$ – значення критерію сезону для альтернативи x ;

b – допустиме значення критерію сезону для альтернативи x ;

x_{res} – результуюча альтернатива;

X – множина альтернатив.

Отже задача формування рекомендацій одягу в інтернет-магазині з урахуванням кліматичних показників локації користувача може бути вирішена за допомогою наступних кроків:

- визначення множини (X) товарів (альтернатив) інтернет-магазину;
- визначення множини критеріїв (M) – кліматичних характеристик, за якими будуть порівнюватись альтернативи;
- визначити головний критерій та напрямок його оптимізації;
- визначити обмеження для всіх інших критеріїв;
- для кожної одиниці одягу (альтернативи) визначити значення на всій множині критеріїв;
- визначити альтернативи, які задовольняють обмеження критеріїв;
- порівняння альтернатив та визначення ефективних за Парето;
- обрати альтернативи, що мають максимальне значення головного критерію.

Для кінцевого результату може бути задане лімітне значення кількості альтернатив, що будуть представлені як рекомендації. Якщо ліміт буде більшим, аніж кількість товарів отримана на 6 кроці, тоді можна використати ці товари як рекомендації, адже множина неефективних альтернатив також може виступати розв'язком даної задачі. Кроки 7-8 можуть бути пропущені.

Якщо ж ліміт кінцевого результату менший, ніж кількість товарів отримана на кроці 6, то для зменшення та покращення розв'язку потрібно виконати кроки 7-8 і обрати ті товари, що мають найкраще значення головного критерію.

3 ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ФОРМУВАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ ТОВАРІВ З УРАХУВАННЯМ КЛІМАТИЧНИХ ПОКАЗНИКІВ ЛОКАЦІЇ КОРИСТУВАЧА ДЛЯ ІНТЕРНЕТ-МАГАЗИНУ ОДЯГУ

Об'єкт дослідження даної роботи – процес формування рекомендацій одягу в інтернет-магазині з урахуванням кліматичних показників локації користувача.

Призначення рекомендаційної системи «Формування рекомендацій товарів з урахуванням кліматичних показників локації користувача» є покращення результату рекомендацій товарів у веб-додатку.

Рекомендаційна система є частиною веб-додатку інтернет-магазину одягу. Так як backend-частина веб-додатку написана на мові програмування PHP, то логіка роботи системи рекомендації також буде описана за допомогою мови програмування PHP. Мова програмування PHP має свої переваги, особливо коли вона використовується для веб-розробки:

- простота вивчення і використання;
- підтримка великої спільноти;
- велика кількість готових рішень;
- інтеграція з базами даних;
- висока швидкодія;
- зручність для веб-розробки.

PHP може бути дуже швидкою мовою, особливо з використанням кешування і оптимізацій. Це дозволяє обробляти великий потік запитів на веб-сервері. PHP має синтаксис, схожий на C, і низку вбудованих функцій для роботи з веб-ресурсами.

Незважаючи на ці переваги, важливо враховувати, що PHP має свої обмеження і недоліки, і вибір мови програмування завжди повинен базуватися на конкретних потребах проєкту та навичках команди.

Для оптимізації роботи рекомендаційної системи буде використано Redis – NoSQL система управління базою даних (СУБД), система кешування та сховища даних, яка часто використовується для підвищення швидкодії веб-застосунків і зменшення навантаження на базу даних. Redis зберігає дані у швидкодійній пам'яті, що дозволяє отримувати доступ до даних набагато швидше, ніж у випадку запиту до реляційної бази даних. СУБД Redis може бути використана для зберігання результатів складних обчислень, запитів або обробки, щоб уникнути повторних обчислень.

Redis – це сервер структури даних. За своєю суттю Redis надає набір власних типів даних, які допомагають вирішувати широкий спектр проблем, від кешування до черги та обробки подій [39]. Для даної задачі використовуватиметься тип даних хеші. Хеші Redis – це типи записів, структуровані як колекції пар «ключ-значення».

Генерація ключів для хеша в Redis має бути за шаблоном: `field_value`, де `field` – назва кліматичного показника, `value` – значення конкретного кліматичного показника.

SKU (stock keeping unit) товару – унікальний ідентифікатор товару (складський номер або артикул), потрібен для обліку товарів на складі. Для значення хеша в Redis використовується перелік SKU товарів, що мають однакове значення для конкретного кліматичного атрибута.

Таким чином, для оптимізації роботи системи рекомендації з урахуванням кліматичних показників, в Redis будуть записані переліки товарів за кліматичними ознаками. Наприклад, шкіряна куртка зі SKU = PLT_434 має наступні кліматичні характеристики:

- максимально допустима температура носіння: -10°C ;
- мінімально допустима температура носіння: $+5^{\circ}\text{C}$;
- максимально допустима швидкість вітру: 4 м/с;
- максимально допустимий рівень опадів: 1 мм;
- сезон: осінь та зима.

Нехай товар зі SKU = PLT_435 має таке саме значення для показника сезону. Тоді сховище Redis матиме наступний вигляд:

- temperature_min_-10: PLT_434;
- temperature_max_5: PLT_434;
- wind_4: PLT_434;
- precipitation_1: PLT_434;
- season_winter: PLT_434, PLT_435;
- season_autumn: PLT_434, PLT_435.

Система формування рекомендацій з урахуванням кліматичних показників локації користувача складається з наступних модулів (рис.3.1):

- модуль формування графічного інтерфейсу панелі рекомендацій;
- модуль обробки контекстних даних користувача;
- модуль обробки даних про кліматичні показники;
- модуль формування рекомендацій товарів;
- модуль формування даних про товари;
- модуль взаємодії зі сховищем Redis.

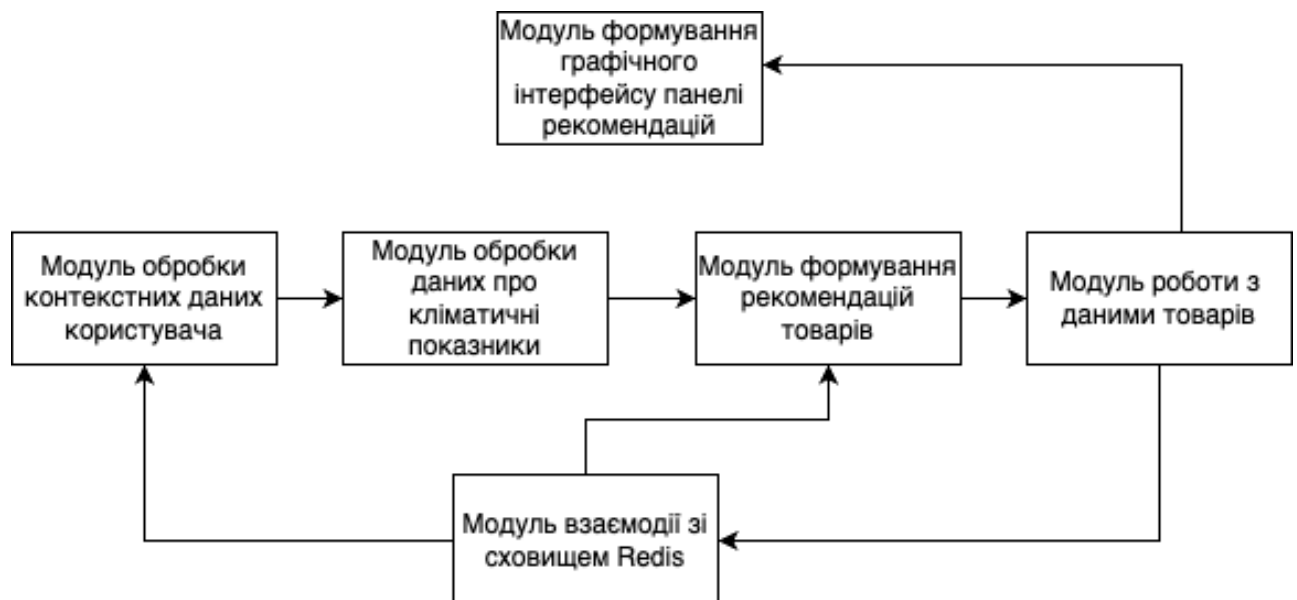


Рисунок 3.1 – Схема взаємодії програмних модулів системи «Формування рекомендацій товарів з урахуванням кліматичних показників локації користувача»

Опис кожного з модулів представлено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Опис модулів рекомендаційної системи «Формування рекомендацій товарів з урахуванням кліматичних показників локації користувача»

Назва	Опис
Модуль формування графічного інтерфейсу панелі рекомендацій	Виведення та представлення рекомендованих товарів користувачу
Модуль формування рекомендацій товарів	Формування набору рекомендацій товарів з урахуванням кліматичних показників локації користувача
Модуль формування даних про товари	Отримання та форматування даних про товари перед представленням користувачу
Модуль взаємодії зі сховищем Redis	Зберігання та отримання даних про перелік товарів за кліматичними характеристиками
Модуль обробки контекстних даних користувача	Отримання даних з контексту користувача, визначення та вилучення даних про його локацію
Модуль обробки даних про кліматичні показники	Визначення кліматичних характеристик за допомогою локації користувача

Схема активності (Activity Diagram) UML (Unified Modeling Language) використовується для моделювання процесів, операцій та бізнес процесів в інформаційних системах. Схема активності дозволяє візуалізувати послідовність операцій або дій, що виконуються у системі, та визначити, як вони взаємодіють між собою [40]. Схему активності системи формування рекомендацій товарів з урахуванням кліматичних показників локації користувача представлено на рис.3.2.

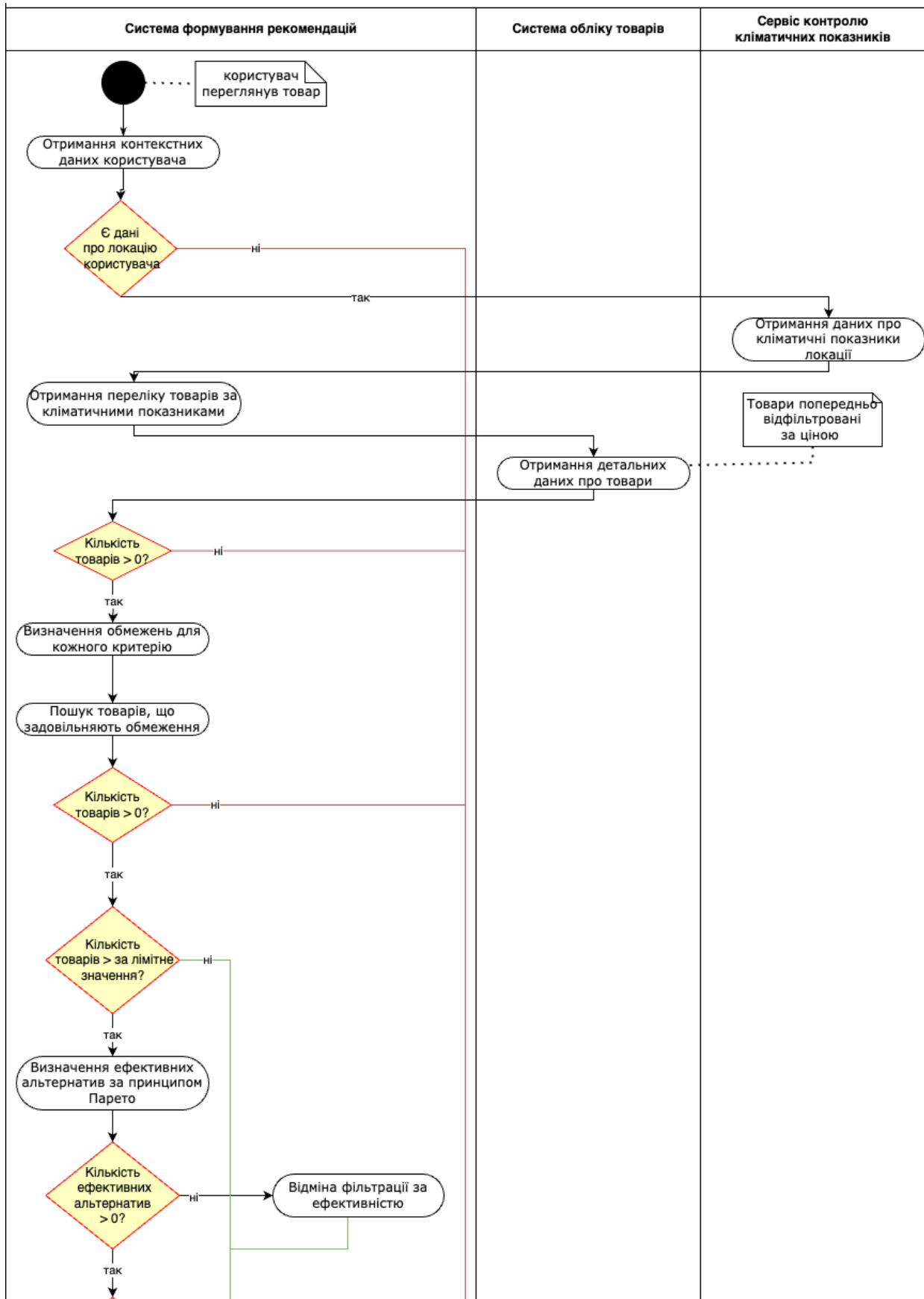


Рисунок 3.2 – Схема активності процесу формування рекомендацій з урахуванням кліматичних показників локації користувача

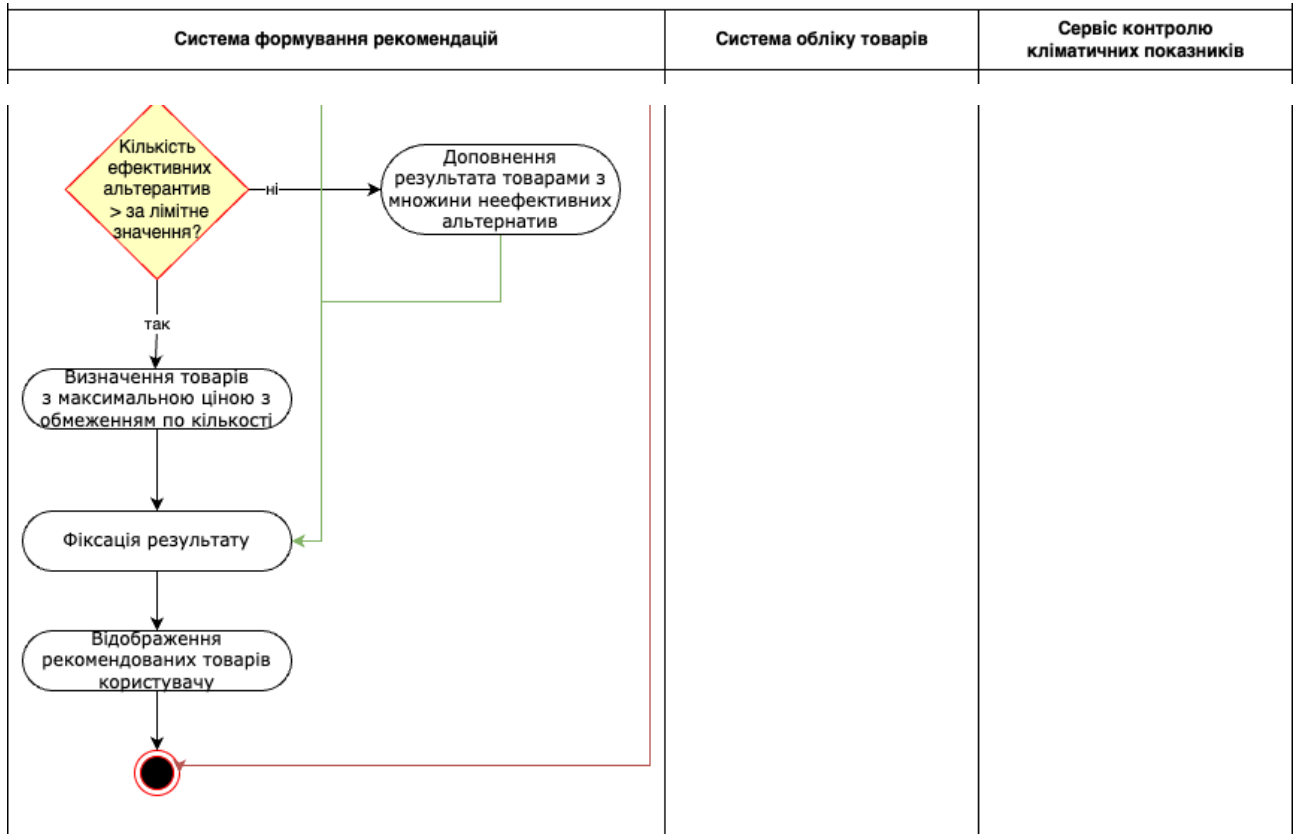


Рисунок 3.2, аркуш 2

Процес починається з того, що клієнт має переглянути певний товар для того, аби попередньо визначити ціновий діапазон для конкретного користувача. Наступним кроком є отримання даних про місцезнаходження клієнта у вигляді координат. За допомогою координат та REST API сервісу контролю кліматичних показників визначатимуться показники погоди на наступні 30 днів для конкретної локації. Визначатимуться наступні дані:

- мінімальна температура повітря (°C);
- максимальна температура повітря (°C);
- кількість осадів (мм);
- швидкість вітру (м/с);
- сезон.

Зі сховища Redis отримуються переліки товарів за кліматичними показниками та з системи обліку товарів отримуються детальні дані про сам товар: назва, SKU, ціна, кліматичні показники товару.

Якщо кількість товарів, отриманих за кліматичними показниками, більша за 0, то наступним кроком є визначення обмежень по кожному з кліматичних критеріїв. Далі потрібно відфільтрувати товари, що задовольняють обмеження за кліматичними показниками. Якщо такі товари є і вони не перевищують попередньо вказане лімітне значення рекомендацій, то дані товари є рішенням задачі формування рекомендації.

Якщо попередньо вказане лімітне значення рекомендацій перевищено, то наступним кроком є обмеження кількості отриманих рекомендацій шляхом пошуку ефективних альтернатив за принципом Парето. Якщо кількість ефективних альтернатив менша за лімітне значення рекомендацій, то кількість доповнюється неефективними альтернативами. Якщо кількість ефективних альтернатив більша за лімітне значення рекомендацій, то обмеження кількості відбувається шляхом сортування альтернатив за ціновим показником та вибір з максимальним його значенням.

У випадках, коли кількість товарів отримана за кліматичними показниками, або тих, що задовольняють обмеження, дорівнює 0, система завершує процес.

В інших випадках система сформує результат рекомендацій та завершить процес.

4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ПЕРЕВІРКА УДОСКОНАЛЕНОГО МЕТОДУ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ ФОРМУВАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ ОДЯГУ В ІНТЕРНЕТ-МАГАЗИНІ З УРАХУВАННЯ КЛІМАТИЧНИХ ПОКАЗНИКІВ ЛОКАЦІЇ КОРИСТУВАЧА

4.1 Опис експериментальної перевірки удосконаленого методу вирішення задачі формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині з урахуванням кліматичних показників локації користувача

Для початку користувач має переглянути будь-який товар в інтернет-магазині одягу, що його зацікавив. Приклад сторінки товару представлено на рисунку 4.1.

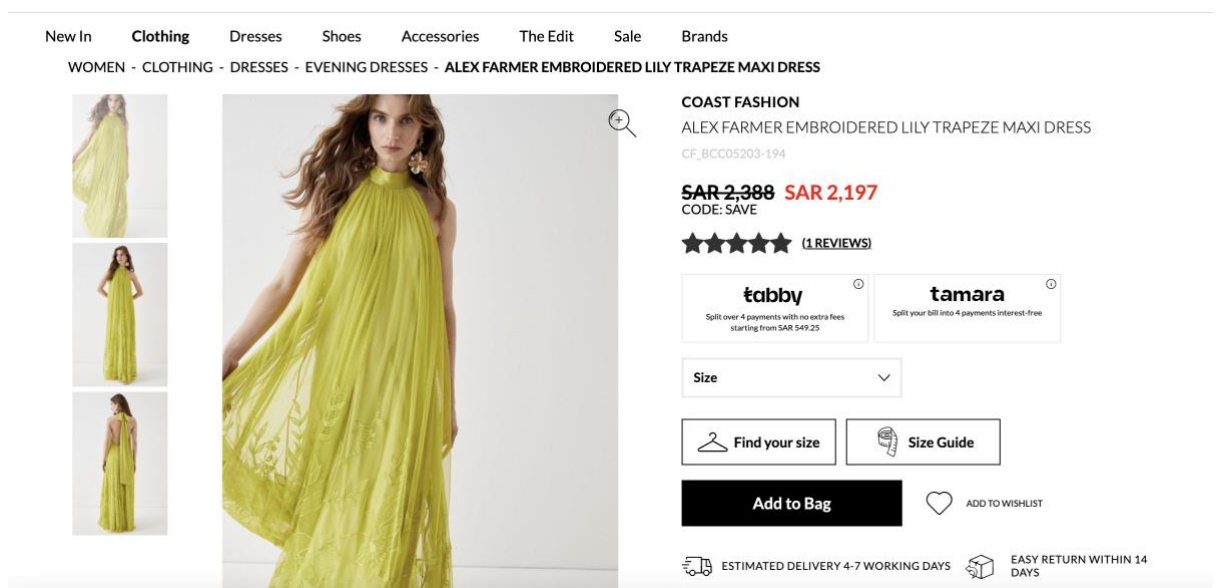


Рисунок 4.1 – Приклад сторінки товару

Наступним кроком з локального сховища користувача буде зчитано дані про його місцезнаходження. Вигляд локального сховища клієнта представлено на рисунку 4.2.

Key	Value
_fwn_spcfgpl_oPQnrg	{"expire":1669587208876,"config":{}}
location	{"longitude":"25.6642167", "latitude":"49.558513"}

Рисунок 4.2 – Приклад представлення локального сховища користувача

Визначені координати місцезнаходження користувача, отримані з локального сховища:

- довгота – 25.6642167;
- широта – 49.558513.

За допомогою Rest API запити до сервісу Meteomatics отримано дані кліматичних показників на найближчі 30 днів для конкретної локації. Представлення функції, що відправляє запит до сервісу, зображено на рисунку 4.3.

```
protected function _callApi()
{
    $ch = curl_init();
    $url = 'https://api.meteomatics.com/api.meteomatics.com/
        . '2023-10-15T00:00:00Z--2023-11-15T00:00:00Z:PT1D/'.
        't_min_2m_24h:C,t_max_2m_24h:C,wind_speed_24h:ms,precip_24h:mm/'.
        '49.558513,25.6642167/json';
    curl_setopt($ch, option: CURLOPT_URL, $url);

    $responseBody = curl_exec($ch);
    curl_close($ch);

    return @json_decode($responseBody, associative: true);
}
```

Рисунок 4.3 – Функція запити даних про кліматичні показники конкретної локації

В змінній \$url зберігається посилання для запити, що включає наступні параметри:

- 2023-10-15T00:00:00Z--2023-11-15T00:00:00Z:PT1D – часовий інтервал (30 днів);

- t_min_2m_24h:C – мінімальна температура за кожну добу;
- t_max_2m_24h:C – максимальна температура за кожну добу;
- wind_speed_24h:ms – швидкість вітру за останню добу в м/с;
- precip_24h:mm – опади, накопичені за останню добу в мм;
- 49.558513, 25.6642167 – координати локації;
- json – формат вихідних даних.

Приклад отриманих даних представлено на рисунку 4.4.

```
{
  "version": "3.0",
  "user": "nure_s_tanya",
  "dateGenerated": "2023-10-15T16:40:40Z",
  "status": "OK",
  "data": [
    {
      "parameter": "t_min_2m_24h:C",
      "coordinates": [
        {
          "lat": 49.558513,
          "lon": 25.664217,
          "dates": [
            {
              "date": "2023-10-15T00:00:00Z",
              "value": 11.3
            },
            {
              "date": "2023-10-16T00:00:00Z",
              "value": 6.0
            },
            {
              "date": "2023-10-17T00:00:00Z",
              "value": 2.2
            },
            {
              "date": "2023-10-18T00:00:00Z",
              "value": -0.5
            },
            {
              "date": "2023-10-19T00:00:00Z",
              "value": -0.8
            },
            {
              "date": "2023-10-20T00:00:00Z",
              "value": -0.9
            }
          ]
        }
      ]
    }
  ]
}
```

Рисунок 4.4 – Приклад отриманих даних з сервісу Meteomatics

Тоді обчислені граничні значення за формулами 2.2 – 2.5 для кожного з критеріїв представлені у наступному вигляді:

- мінімально допустима температура носіння – 1 °C ;
- максимально допустима температура носіння – 10 °C;

- максимальне допустимий рівень опадів – 2 мм;
- максимальна допустима швидкість вітру – 4 м/с;
- сезон – осінь.

Згенеровані ключі, під якими ймовірно в Redis можуть знаходитись потрібні товари відповідно до отриманих кліматичних умов:

- temperature_min_ $[-\infty; 1]$;
- temperature_max_ $[10; +\infty]$;
- precipitation_ $[2; +\infty]$;
- wind_ $[5; +\infty]$;
- season_autumn.

За отриманими унікальними ідентифікаторами товарів – sku – будуть отримані атрибути одягу із системи обліку товарів, а саме інформація про кліматичні характеристики, їх кількість, ціну тощо. Побудована матриця прийняття рішень представлена в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1– Матриця прийняття рішень

	Альтернативи	Мінімальна температура	Максимальна температура	Максимум осадів	Максимальна швидкість вітру	Сезон
1	PLU_1231	-1	15	∞	5	осінь
2	PLU_1112	-1	15	∞	5	осінь
3	PLU_1111	-1	10	∞	5	осінь
4	PLU_1211	-1	12	∞	∞	осінь
5	PLU_1121	0	14	∞	10	осінь
6	PLU_121	-5	10	0	8	осінь

Кінець таблиці 4.1

	Альтернативи	Мінімальна температура	Максимальна температура	Максимум осадів	Максимальна швидкість вітру	Сезон
7	PLU_3161	0	15	0	10	осінь
8	PLU_14871	2	6	1	0	осінь
9	PLU_11511	0	15	∞	0	осінь
10	PLU_1711	1	15	∞	6	осінь
11	PLU_134451	0	10	∞	5	осінь
12	PLU_1171	1	12	2	5	осінь
13	PLU_1611	5	18	3	0	осінь
14	PLU_1312	1	15	∞	7	осінь
15	PLU_1813	1	16	2	5	осінь
16	PLU_1911	-10	5	10	0	осінь
17	PLU_1281	0	12	0	0	осінь
18	PLU_13231	0	12	∞	5	осінь
19	PLU_14541	-2	10	∞	10	осінь
		$(-\infty; 1], \min$	$[10; +\infty), \max$	$[2; +\infty), \max$	$[5; +\infty), \max$	[осінь]

Перша колонка представляє собою унікальний ідентифікатор альтернативи в даному процесі формування рекомендацій з урахуванням кліматичних показників.

В третьому по сьомий стовпчики представлено критерії, за якими будуть порівнюватись альтернативи.

На перетині альтернативи та критерію представлено значення альтернативи за конкретним критерієм.

В останньому рядку введені обмеження по кожному критерію. Введено лімітне значення результуючого переліку рекомендованих товарів в кількості, що дорівнює 5.

Першим кроком є пошук альтернатив (товарів), що задовольняють обмеження критеріїв. Альтернативи 6, 7, 8, 9, 13, 16, 17 не задовольняють

критерії, тому їх буде вилучено і оновлену матрицю прийняття рішень представлено в таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Матриця прийняття рішень, що містить лише ті альтернативи, які задовольняють обмеження критеріїв

	Альтернативи	Мінімальна температура	Максимальна температура	Максимум осадів	Максимальна швидкість вітру	Сезон
1	PLU_1231	-1	15	∞	5	осінь
2	PLU_1112	-1	15	∞	5	осінь
3	PLU_1111	-1	10	∞	5	осінь
4	PLU_1211	-1	12	∞	∞	осінь
5	PLU_1121	0	14	∞	10	осінь
10	PLU_1711	1	15	∞	6	осінь
11	PLU_134451	0	10	∞	5	осінь
12	PLU_1171	1	12	2	5	осінь
14	PLU_1312	1	15	∞	7	осінь
15	PLU_1813	1	16	2	5	осінь
18	PLU_13231	0	12	∞	5	осінь
19	PLU_14541	-2	10	∞	10	осінь
		$(-\infty; 1], \min$	$[10; +\infty), \max$	$[2; +\infty), \max$	$[5; +\infty), \max$	[осінь]

Другим кроком є визначення ефективних альтернатив, тобто тих, для яких не існують альтернативи, що по всім критеріям є кращі. Всі інші альтернативи визначають як неефективні. Альтернативи 3, 10, 11, 12, 18 було видалено, так як результуючий перелік рекомендованих товарів на попередньому кроці більший за лімітне значення і дані альтернативи не є ефективними. Оновлену матрицю прийняття рішень, що містить лише ефективні альтернативи представлено в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Матриця прийняття рішень, що містить лише ефективні альтернативи

	Альтернативи	Мінімальна температура	Максимальна температура	Максимум осадів	Максимальна швидкість вітру	Сезон
1	PLU_1231	-1	15	∞	5	осінь
2	PLU_1112	-1	15	∞	5	осінь
4	PLU_1211	-1	12	∞	∞	осінь
5	PLU_1121	0	14	∞	10	осінь
14	PLU_1312	1	15	∞	7	осінь
15	PLU_1813	1	16	2	5	осінь
19	PLU_14541	-2	10	∞	10	осінь
		$(-\infty; 1], \min$	$[10; +\infty), \max$	$[2; +\infty), \max$	$[5; +\infty), \max$	[осінь]

Для того аби обмежити список результуючих рекомендованих товарів до лімітної кількості необхідно додати до товарів інформацію про ціни. Оновлену матрицю прийняття рішень з ціновим показником представлено в таблиці 4.4.

Таблиця 4. 4 – Матриця прийняття рішень з ціновим показником

	Альтернативи	Мінімальна температура	Максимальна температура	Максимум осадів	Максимальна швидкість вітру	Сезон	Ціна, грн
1	PLU_1231	-1	15	∞	5	осінь	2500
2	PLU_1112	-1	15	∞	5	осінь	3000
4	PLU_1211	-1	12	∞	∞	осінь	6000
5	PLU_3161	0	15	0	10	осінь	4500
14	PLU_1312	1	15	∞	7	осінь	3500
15	PLU_1813	1	16	2	5	осінь	2700
19	PLU_14541	-2	10	∞	10	осінь	5000
		$(-\infty; 1], \min$	$[10; +\infty), \max$	$[2; +\infty), \max$	$[5; +\infty), \max$	[осінь]	

На даному етапі необхідно знайти 5 товарів, що мають максимальну ціну. Треба зауважити, що товари, які порівнюються, попередньо вже відфільтровані за ціновим показником в іншій системі. Адже саме для цього необхідне відвідування клієнтом сторінки з певним товаром. Результуючий список рекомендованих товарів представлено в таблиці 4.5.

Таблиця 4.5 – Матриця прийняття рішень, що містить лише рекомендовані товари

	Альтернативи	Мінімальна температура	Максимальна температура	Максимум осадів	Максимальна швидкість вітру	Сезон	Ціна, грн
2	PLU_1112	-1	15	∞	5	осінь	3000
4	PLU_1211	-1	12	∞	∞	осінь	6000
5	PLU_3161	0	15	0	10	осінь	4500
14	PLU_1312	1	15	∞	7	осінь	3500
19	PLU_14541	-2	10	∞	10	осінь	5000
		$(-\infty; 1], \min$	$[10; +\infty), \max$	$[2; +\infty), \max$	$[5; +\infty), \max$	[осінь]	

Результуючі рекомендовані товари буде виведено у веб-додатку в рекомендаційній панелі. Приклад рекомендаційної панелі представлено на рисунку 4.5.



MATCH THE WEATHER

RECOMMENDATIONS PREPARED ACCORDING TO YOUR LOCATION WEATHER

<p>FEW LEFT</p> <p>FFF</p>	<p>SALE</p> <p>FFF</p>	<p>FEW LEFT</p> <p>FFF</p>	<p>FEW LEFT</p> <p>FFF</p>
<p>PRETTYLITTLETHING Maternity Brown Crinkle Rib Seam Detail Long Sleeve</p> <p>UAH 746.00 UAH 174.00 77% OFF</p>	<p>PRETTYLITTLETHING Baby Blue Stay Optimistic Small Print Slogan</p> <p>UAH 597.00 UAH 538.00 10% OFF CODE: ROWS</p>	<p>PRETTYLITTLETHING Chocolate Ugg</p> <p>UAH 1,242.00 UAH 1,093.00 12% OFF</p>	<p>PRETTYLITTLETHING Milk-colored women's jacket</p> <p>UAH 597.00 UAH 497.00 17% OFF</p>
<p>Size <input type="text"/></p>	<p>Size <input type="text"/></p>	<p>Size <input type="text"/></p>	<p>Size <input type="text"/></p>
<p>Add to Bag</p>	<p>Add to Bag</p>	<p>Add to Bag</p>	<p>Add to Bag</p>

Рисунок 4.5 – Приклад рекомендаційної панелі

4.2 Оцінка отриманих результатів

Для оцінки результату дії удосконаленого методу формування рекомендацій використано показник Precision and Recall (RR). У контексті систем рекомендацій точність і відгук є двома часто використовуваними показниками оцінки якості рекомендацій. Ці показники допомагають визначити, наскільки добре система рекомендацій працює з точки зору надання доречних і точних рекомендацій користувачам.

Точність є мірою системи рекомендацій. Вона зосереджується на співвідношенні релевантних рекомендацій до загальної кількості зроблених рекомендацій.

У цьому контексті «релевантні рекомендації» – це елементи, які користувач вважає корисними або цікавими серед рекомендованих елементів. Високий показник точності вказує на те, що система рекомендацій добре пропонує елементи, які користувачі, ймовірно, вважають цінними. Релевантність товарів визначається поведінкою клієнта щодо рекомендованого товару: перегляд, додавання до списку бажань, додавання в корзину тощо.

Тоді за допомогою формули 4.1 можна обчислити точність рекомендаційної системи.

$$p = \frac{r}{a}, \quad (4.1)$$

де a – усі рекомендовані елементи для користувача (усі ймовірно релевантні товари);

r – товари, які є релевантні відповідно до дій клієнта.

Відгук є мірою повноти системи рекомендацій. Він зосереджується на співвідношенні релевантних рекомендацій даної системи до загальної кількості релевантних елементів, які можна було б рекомендувати. Відгук рекомендаційної системи можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$re = \frac{r}{p}, \quad (4.2)$$

де p – всі товари, що є релевантними;

r – релевантні товари, що рекомендовані системою.

Високий показник відгуку вказує на те, що система рекомендацій ефективна для ідентифікації значної частини елементів, які задовільняють клієнта. У цьому контексті «релевантні елементи» – це всі елементи, які користувач може вважати цінними у всьому наборі даних.

На практиці точність і відгук часто використовуються разом, і їх можна об'єднати в один показник під назвою F1-score, який забезпечує збалансовану міру як точності, так і відгуку. Оцінка F1 особливо корисна, коли потрібно збалансувати компроміс між наданням більшої кількості рекомендацій (високий відгук) і забезпеченням високої відповідності цих рекомендацій (висока точність).

В підрозділі 4.1 система рекомендувала 7 товарів (обмежено до 5) клієнту. З цих товарів: 2 товари клієнт переглянув, та 1 додав до списку побажань, тобто 3 товари виявились релевантними. Загальна кількість релевантних товарів склала 19 товарів. Точність рекомендаційної системи склала 60%. Це означає, що з усіх товарів, рекомендованих користувачеві, 60% з них дійсно відповідають уподобанням користувача. Вищий показник точності вказує на те, що система рекомендацій краще надає точні та релевантні рекомендації. Відгук рекомендаційної системи склав 37%. Це означає, що з усіх товарів, які були релевантними для користувача, даній системі рекомендацій вдалося порекомендувати 37% із них. Вищий показник відгуку вказує на те, що дана система краще визначає та рекомендує релевантні елементи.

ВИСНОВКИ

У ході кваліфікаційної роботи було досліджено методи вирішення задачі формування рекомендацій одягу для інтернет-магазину з урахуванням кліматичних показників локації користувача.

В першому розділі роботи було здійснено аналіз існуючих методів вирішення задачі формування рекомендацій товарів та постановка задачі дослідження. Визначено необхідність використання персоналізованих рекомендацій в інтернет-магазині одягу з метою підвищення продажів та звернення уваги користувача на товари, що рідко висвітлюються. Описано проблему холодного старту рекомендаційних систем, її можливі варіації та ситуації виникнення. Виконано огляд існуючих методів та варіантів вирішення задач формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині, їхні переваги та недоліки. Здійснено огляд і аналіз існуючих новітніх технологій та їхніх алгоритмів вирішення задач формування рекомендацій товарів, хоча не всі компанії розкривають деталі алгоритмів розроблених систем рекомендацій. Розглянуто існуючі методи збору інформації про користувачів та обрано для подальшої роботи один з них – збір контекстних даних користувача. Проаналізовано низку статей, в яких було описано розробку алгоритму рекомендаційних систем в залежності від доступних даних. Останнім етапом першого розділу є розробка постановки задачі.

В другому розділі роботи було здійснено удосконалення методу вирішення задачі формування рекомендацій товарів з урахуванням кліматичних показників локації користувача. Для цього було проаналізовано загальні методи вирішення задачі формування рекомендацій одягу – методи вирішення ЗБКО ТПР. Наступним кроком був опис удосконаленого методу вирішення задачі формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині, а саме: перелік кліматичних показників, які використовуються для порівняння альтернатив-товарів; за якими формулами обчислюються обмеження для кожного з критеріїв;

вибір методу головного критерію, який використовується для вирішення ЗБКО та послідовність кроків вирішення задачі формування рекомендацій.

В третьому розділі описано вибір інформаційних технологій для вирішення задачі формування рекомендацій товарів з урахуванням кліматичних показників локації користувача. Обґрунтовано вибір мови програмування PHP та СУБД Redis. Описано алгоритм генерації ключів в СУБД Redis та схему активності, яка визначає алгоритм процесу вирішення задачі формування рекомендацій. Наведено опис модулів, з яких складається система рекомендацій та їх взаємодія.

В четвертому розділі покроково описано експериментальну перевірку удосконаленого методу вирішення задачі формування рекомендацій товарів в інтернет-магазині з урахуванням кліматичних показників локації користувача на реальних даних. Оцінено отримані результати за допомогою показників точності та відгуку рекомендаційної системи. Дані показники можуть бути використані для порівняння різних рекомендаційних систем, проте кожна з них є ефективною та необхідною у вирішенні проблеми холодного старту та привернення уваги користувачів до певних товарів.

Результати кваліфікаційної роботи обговорювались на конференції [41]. Кваліфікаційну роботу виконано відповідно до методичних вказівок [42].

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. ДСТУ 3008:2015. Інформація та документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлювання, Чинний від 22.06.2015. Київ: ДП «УкрНДНЦ», 2016, 26 с.2.
2. ДСТУ 8302:2015 «Інформація та документація. Бібліографічне посилання. Загальні положення та правила складання».
3. Система фільтрації інформації. URL: <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2019/feb/15581/181912maket-68-75.pdf> (дата звернення: 20.11.2023).
4. What are Product Recommendation Engines? And the various versions of them? URL: <https://towardsdatascience.com/what-are-product-recommendation-engines-and-the-various-versions-of-them-9dcab4ee26d5> (дата звернення: 20.11.2023).
5. Fuzzy Multicriteria Decision-Making Approach for Collaborative Recommender Systems. URL: https://www.researchgate.net/profile/Sivakumar-Ramakrishnan-2/publication/270644826_Fuzzy_Multicriteria_Decision-Making_Approachfor_Collaborative_Recommender_Systems/links/577f762e08ae01f736e4589f/Fuzzy-Multicriteria-Decision-Making-Approachfor-Collaborative-Recommender-Systems.pdf (дата звернення: 20.11.2023).
6. What are the challenges and opportunities of using collaborative filtering for cold start users? URL: <https://www.linkedin.com/advice/0/what-challenges-opportunities-using-collaborative#causes-of-cold-start> (дата звернення: 24.11.2023).
7. Introduction to recommender systems. URL: <https://thingsolver.com/blog/introduction-to-recommender-systems/> (дата звернення: 25.11.2023).
8. Рекомендаційні системи. URL: <https://www.victoria.lviv.ua/library/students/sss2017/theme9.html> (дата звернення: 26.11.2023).

9. M.-H. Kuo, L.-C. Chen, and C.-W. Liang. Building and evaluating a location-based service recommendation system with a preference adjustment mechanism. *Expert Systems with Applications*, 36(2):3543–3554, 2009.
10. R. Duan, R. S. M. Goh, F. Yang, Y. K. Tan, and J. F. B. Valenzuela. Towards building and evaluating a personalized location-based recommender system. In *IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pages 43–48. IEEE, 2014.
11. J. Das, S. Majumder, and P. Gupta. Voronoi based location aware collaborative filtering. In *3rd National Conference on Emerging Trends and Applications in Computer Science (NCETACS)*, pages 179–183. IEEE, 2012.
12. W.-S. Yang, H.-C. Cheng, and J.-B. Dia. A location-aware recommender system for mobile shopping environments. *Expert Systems with Applications*, 34(1):437–445, 2008.
13. Y. Takeuchi and M. Sugimoto. CityVoyager: An outdoor recommendation system based on user location history. In J. Ma, H. Jin, L. T. Yang, and J. J. P. Tsai, editors, *Ubiquitous Intelligence and Computing*, volume 4159 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 625–636. Springer, 2006.
14. H. Wang, M. Terrovitis, and N. Mamoulis. Location recommendation in location-based social networks using user check-in data. In *SIGSPATIAL*, pages 374–383. ACM, 2013.
15. T. Zuva, O. O. Olugbara, S. O. Ojo, and S. M. Ngwira. Image content in location-based shopping recommender systems for mobile users. *Advanced Computing: An International Journal*, 3(4):1–8, 2012.
16. Moshe Unger, Ariel Bar, Bracha Shapira, and Lior Rokach. 2016. Towards latent context-aware recommendation systems. *KnowledgeBased Systems* 104 (2016), 165–178.
17. D.B., Schilit Theimer, C.A. Brunk, C. Evans, B. Gladish, M. Pazzani, Adaptive interfaces for ubiquitous web access, *Comm. ACM* 45 (5) (2002) 34–38.
18. S. Badrul, et al., Analysis of recommendation algorithms for e-commerce, in: *Proceedings of the 2nd ACM Conference on Electronic Commerce*, ACM, 2000.

19. R. Zhou, "An intelligent video tag recommendation method for improving video popularity in mobile computing environment," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 6954–6967, 2019.
20. Fei Long and Hongju Cheng. Improved Personalized Recommendation Algorithm Based on Context-Aware in Mobile Computing Environment. *Wirel. Commun. Mob. Comput.* Vol. 2020:1- 10. doi: 10.1155/2020/8857576.
21. G. Xu, T. Zhijing, M. Chuang, L. Yanbing, D. Mahmoud, A collaborative filtering recommendation algorithm based on user confidence and time context, *J. Elect.Comput. Engin.* 2019 (2019) 1–12.
22. Y. Park, S. Park, W. Jung, and S.-G. Lee, "Reversed CF: a fast collaborative filtering algorithm using a k-nearest neighbor graph," *Expert Systems with Applications*, vol. 42, no. 8, pp. 4022–4028, 2015
23. Sohafi-Bonab, Javad; Aghdam, Mehdi Hosseinzadeh; Majidzadeh, Kambiz. DCARS: Deep context-aware recommendation system based on session latent context. *Applied Soft Computing*, 2023, 143: 110416.
24. Fei Long and Hongju Cheng. Improved Personalized Recommendation Algorithm Based on Context-Aware in Mobile Computing Environment. *Wirel. Commun. Mob. Comput.* Vol. 2020:1- 10. doi: 10.1155/2020/8857576.
25. Su, Xueping, Gao, Meng, Ren, Jie, Li, Yunhong, R" atsch, Matthias. (2020). Personalized clothing recommendation based on user emotional analysis. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2020
26. Y. Tang, "Deep learning using linear support vector machines," 2013, <https://arxiv.org/abs/1306.0239>.
27. J. Bergstra and D. D. Cox, "Hyperparameter optimization and boosting for classifying facial expressions: how good can a "null" model be?" 2013, <https://arxiv.org/abs/1306.3476>.
28. J. Jeon, J.-C. Park, Y.J. Jo et al., "A real-time facial expression recognizer using deep neural network," in *Proceedings of the 10th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication –IMCOM '16*, pp. 91–94, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, January 2016.

29. Li Yan, “Research on methods for facial expression intensity measurement based on video,” Hunan University, Changsha, China, 2006, M.S. thesis.
30. M Sridevi, N ManikyaArun, M Sheshikala, and E Sudarshan. 2020. Personalized fashion recommender system with image based neural networks. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering 981 (12 2020), 022073. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/981/2/022073>
31. H. Zheng, K. Wu, J.-H. Park, W. Zhu, and J. Luo, “Personalized Fashion Recommendation from Personal Social Media Data: An Item-to-Set 93 Metric Learning Approach,” arXiv, May 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2005.12439>.
32. Yujie Liu, Yongbiao Gao, Shihe Feng, and Zongmin Li. 2017. Weather-to-garment: Weather-oriented clothing recommendation. In 2017 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). IEEE, 181–186.
33. Практикум з теорії прийняття рішень: навч. посіб. / Автор-уклад.: О.В. Присяжнюк - Кропивницький: ЦДПУ імені В.Винниченка, 2018. – 76с.
34. Аналіз альтернатив. URL: https://stud.com.ua/31875/menedzhment/analiz_alternativ (дата звернення: 26.11.2023).
35. Моделі й методи прийняття рішень: навч. посіб. / С.А. Ус, Л.С. Коряшкіна; М-во освіти і науки України, Нац. гірн. ун-т. – Д. : НГУ, 2014. – 300с.
36. Теслюк В.М., Загарюк Р.В. Методи багатокритеріальної оптимізації: Ч.1. Конспект лекцій з курсу — Методи багатокритеріальної оптимізації для студентів спеціальності 8.05010103 —Системне проектування. – Львів: Видавництво Національного університету —Львівська політехніка, 2012. – 64с.
37. Багатокритеріальні задачі прийняття рішень. URL: https://elib.lntu.edu.ua/sites/default/files/elib_upload/ЕНП_Якимчук_Селепина/page14.html (дата звернення: 05.12.2023).
38. Getting Started With Meteomatics Weather API. URL: <https://www.meteomatics.com/en/api/data-connectors/> (дата звернення: 05.12.2023).

39. Introduction to Redis. URL: <https://redis.io/docs/about/> (дата звернення: 05.12.2023).
40. UML для бізнес-моделювання: для чого потрібні діаграми процесів. URL: <https://evergreens.com.ua/ua/articles/uml-diagrams.html> (дата звернення: 10.12.2023).
41. Свіргодська Т.В. Дослідження методів формування рекомендацій товарів з урахуванням погодних умов для інтернет-магазину одягу. Місце України у світовому розвитку науки та техніки, СХХХІІ Міжнародна науково-практична інтернет-конференція. – м. Хмельницький, 13 жовтня 2023 року. – 106 с.
42. 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., Саєнко В.І., Міхнов Д.К., Міхнова А.В., Чала О.В. – Харків: ХНУРЕ, 2021. – 30с.