

УДК 004.9:004.62

DOI <https://doi.org/10.32782/IT/2024-2-14>

Юлія ПАРФЕНЕНКО

кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних технологій, Сумський державний університет, вул. Харківська, 116, м. Суми, Україна, 40007

ORCID: 0000-0003-4377-5132

Scopus Author ID: 54420952900

Маргарита РОЗГОН

магістрант факультету Електроніки та інформаційних технологій, Сумський державний університет, вул. Харківська, 116, м. Суми, Україна, 40007

ORCID: 0009-0003-5268-7377

Бібліографічний опис статті: Парфененко, Ю., Розгон, М. (2024). Інформаційна технологія надання рекомендацій профілів за спільними інтересами для соціальної мережі. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, 2, 110–119, doi: <https://doi.org/10.32782/IT/2024-2-14>

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ НАДАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ ПРОФІЛІВ ЗА СПІЛЬНИМИ ІНТЕРЕСАМИ ДЛЯ СОЦІАЛЬНОЇ МЕРЕЖІ

У статті описано розв'язання задачі надання рекомендацій користувачів у соціальних мережах. **Метою роботи** є розроблення інформаційної технології надання рекомендацій користувачьких профілів для соціальної мережі.

Методологія. У даній роботі використано методологію системного аналізу для побудови функціональної моделі інформаційної технології, теорію графів для подання структури соціальної мережі, методи колаборативної, топологічної та контентної фільтрації для розроблення методу гібридної фільтрації.

Наукова новизна дослідження полягає в тому, що, на відміну від існуючих моделей надання рекомендацій за даними профілів користувачів соціальних мереж, при виборі оптимального рекомендаційного алгоритму було враховано не тільки точність рекомендацій, а і складність та ресурсозатратність алгоритму. Розроблена інформаційна технологія рекомендації профілів використовує поєднання трьох фільтрацій: контентна, колаборативна, топологічна. Кожна з фільтрацій застосовує розрахунок коефіцієнта подібності Жаккара. Для поєднання різних фільтрацій використано стратегію гібридизації основувану на зваженій сумі, де вага кожної фільтрації дорівнює одиниці.

Інформаційна технологія впроваджена у рекомендаційну систему, реалізовану у вигляді програмного модуля мовою JavaScript. Розроблена рекомендаційна система інтегрована у заздалегідь створену соціальну мережу. Система приймає на вхід дані авторизованого користувача та дані користувачів-кандидатів у рекомендації у вигляді векторів або множин ознак. Далі система аналізує вхідні дані з використанням рекомендаційних алгоритмів гібридної фільтрації. На основі цього аналізу формується масив рекомендованих профілів для поточного користувача.

Висновки. Запропоновано інформаційну технологію надання рекомендацій профілів користувачів у соціальних мережах, яка побудована на основі методу гібридної фільтрації, що дозволяє підвищити достовірність надання рекомендацій.

Ключові слова: інформаційна технологія, рекомендаційна система, профілі користувача, множини ознак, гібридна фільтрація.

Yuliya PARFENENKO

PhD, Associate Professor, Associate Professor at Information Technology Department, Sumy State University, 116, Kharkivska Str., Sumy, Ukraine, 40007, yuliya_p@cs.sumdu.edu.ua

ORCID: 0000-0003-4377-5132

Scopus Author ID: 54420952900

Marharyta ROZGHON

Master's student of the Electronics and Information Technologies Faculty, Sumy State University, 116, Kharkivska Str., Sumy, Ukraine, 40007

ORCID: 0009-0003-5268-7377

To cite this article: Parfenenko, Yu., Rozghon, M. (2024). Informatsiina tekhnolohiia nadannia rekomendatsii profiliv za spilnymy interesamy dlia sotsialnoi merezhi [Information technology for recommendations of user profiles by common interests for the social network]. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, 2, 110–119, doi: <https://doi.org/10.32782/IT/2024-2-14>

INFORMATION TECHNOLOGY FOR RECOMMENDATIONS OF USER PROFILES BY COMMON INTERESTS FOR THE SOCIAL NETWORK

The article describes the solution to the problem of providing user recommendations in social networks. The purpose of the work is to develop information technology for providing recommendations of user profiles for a social network.

Methodology. *This work uses the methodology of system analysis to build a functional model of information technology, graph theory to represent the structure of a social network, methods of collaborative, topological, and content filtering to develop a hybrid filtering method.*

The scientific novelty *of the research lies in the fact that, unlike existing models of providing recommendations based on the data of social network user profiles, when choosing the optimal recommendation algorithm, not only the accuracy of the recommendations, but also the complexity and resource consumption of the algorithm were taken into account. The developed information technology for recommending profiles uses a combination of three filters: content, collaborative, and topological. Each of the filters applies the calculation of the Jaccard similarity coefficient. To combine different filtrations, a hybridization strategy based on a weighted sum was used, where the weight of each filtration is equal to one.*

Information technology is implemented in the recommendation system, implemented in the form of a software module in the JavaScript language. The developed recommendation system is integrated into a previously created social network. The system accepts as input the data of the authorized user and the data of candidate users in recommendations in the form of vectors or sets of features. Next, the system analyzes the input data using hybrid filtering recommendation algorithms. Based on this analysis, an array of recommended profiles for the current user is formed.

Conclusions. *An information technology for providing recommendations of user profiles in social networks is proposed, which is built on the basis of the hybrid filtering method, which allows to increase the reliability of providing recommendations.*

Key words: *information technology, recommender system, user profiles, sets of features, hybrid filtering.*

Актуальність проблеми. Важко уявити сучасне життя без соціальних мереж. Вони використовуються у найрізноманітніших сферах життя. Хтось використовує їх для розваг, хтось для просування та ведення бізнесу, хтось для встановлення професійних контактів або для навчання, а хтось для волонтерства чи благодійної діяльності.

Соціальна мережа – це вебдодаток, у якому люди можуть спілкуватись та ділитись інформацією. Основні можливості соціальних мереж: встановлювати зв'язок з іншими користувачами, створювати дописи, додавати реакції на дописи, коментувати дописи, надсилати повідомлення іншим користувачам.

За останні десятиліття кількість користувачів соціальних мереж значно зросла. Соціальні мережі заповнили повсякденне життя людей, ставши найголовнішою платформою для нових знайомств та розповсюдження різноманітної інформації. Соцмережі дозволяють ділитись думками, інтересами та творчістю, взаємодіяти з іншими людьми.

Рекомендації профілів допомагають однодумцям знаходити один одного та об'єднуватись проти спільного ворога. У роботах (Silva, 2010) та (Reddy, 2023) представлено алгоритми, які

базуються на різних критеріях відбору профілів у рекомендовану вибірку. У роботі (Cheng, 2019) наведено алгоритм, який одночасно враховує багато різних критеріїв, але чим більше критеріїв враховується, тим більш складний алгоритм для реалізації, та тим більше він вимагає ресурсів. У роботі (Song, 2022) представлено алгоритми основані на моделі машинного навчання. Однак такі алгоритми мають високу складність реалізації. До того ж модель необхідно тренувати на реальних даних. Крім того модель машинного навчання знаходить приховані шаблони та закономірності, в результаті чого складно зрозуміти чи пояснити, на яких підставах рекомендаційна система рекомендує той чи інший профіль. Роботу присвячено розробці інформаційної технології рекомендації профілів на основі евристичних методів, яка б не була вимогливою до обчислювальних ресурсів та надавала якісні рекомендації.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Рекомендаційна система (РС) – це система, яка фільтрує інформацію, вибираючи необхідний фрагмент з великої кількості інформації. Критеріями фільтрації є уподобання користувача, його дані або історія його дій. РС допомагає користувачам подолати проблему перевантаження

інформацією, надаючи їм персоналізовані та ексклюзивні рекомендації. РС застосовуються у різних сферах: для рекомендацій товарів, послуг, музики, відео, дописів та друзів у соцмережах, та іншого контенту.

Серед систем рекомендації профілів, можна виділити наступні типи фільтрації:

- Контентна фільтрація (або фільтрація на основі вмісту);
- Колаборативна фільтрація (або спільна фільтрація);
- Фільтрація на основі топології мережі;
- Гібридна фільтрація.

При рекомендації предметів за контентною фільтрацією користувачу рекомендуються ті предмети, які мають певну схожість із предметами, які користувач уподобав у минулому. До переваг цієї фільтрації відноситься відсутність проблеми холодного старту та проблеми розрідженості даних. Але даний тип фільтрації має недоліки: залежність від контенту, відсутність використання оцінки користувачів. При рекомендації предметів за колаборативною фільтрацією спочатку користувачів об'єднують у групи на основі їхніх спільних уподобань. Потім користувачу рекомендують предмети, які отримали позитивні оцінки від інших користувачів з його групи. До недоліків відноситься проблема холодного старту та проблема розрідженості матриці оцінок (Парфененко, 2019). Методи, засновані на пам'яті, також називають методами на основі сусідства або евристичними методами (Abbaschian, 2017). Вони полягають у розрахунку подібності між користувачами або предметами, та у виборі найбільш подібних користувачів або предметів. Їх недолік полягає у необхідності перераховувати коефіцієнти подібності кожного разу, що при великому розмірі мережі спричинить надто велику вимогливість до обчислювальних ресурсів. Методи, засновані на пам'яті та методи кластеризації застосовують такі коефіцієнти для визначення подібних об'єктів, як Евклідова відстань, Манхетенська відстань, коефіцієнт Жаккара, кореляція Пірсона, косинусна подібність (Мелешко, 2018). У випадку топологічної фільтрації рекомендацію дружби можна розглядати як передбачення появи зв'язків між вузлами у складній мережі. Для вирішення цієї задачі існує ряд алгоритмів теорії складних мереж з різними підходами (Samad, 2021; Kadam, 2022). Гібридна фільтрація полягає у застосуванні декількох типів фільтрації одночасно. Це дозволяє надавати більш точні та ефективні рекомендації, адже використання комбінації

алгоритмів допомагає перекрити слабкі сторони окремого алгоритму, що є перевагою цієї фільтрації. До її недоліків можна віднести складність розробки та підтримки.

Серед сучасних методів рекомендацій профілів є популярними методи, засновані на глибокому навчанні. Глибоке навчання базується на моделі нейронних мереж. Глибоке навчання розглядається як клас машинного навчання, який використовується для навчання представленням шляхом використання багатьох рівнів етапів обробки інформації в ієрархічних архітектурах (Da'u, 2019). У роботі (Chen, 2020) запропоновано алгоритм, який базується на моделі під назвою згортоква мережа з мультисоціальним графом. Даний алгоритм для рекомендації друзів враховує дані та соціальні зв'язки користувача з кількох соціальних мереж, що допомагає зменшити розрідженість даних та підвищити точність рекомендацій.

У рекомендаційних системах часто застосовується модель GNN (graph neural network), яка розширює нейронні мережі для обробки графових даних (Liu, 2023).

Отже, було розглянуто різні рекомендаційні системи, засновані на машинному навчанні, матричній факторизації чи структурі соціальної мережі. Більшість з них мають високу складність реалізації. РС, наведена у роботі (Cheng, 2019), враховує багато критеріїв відбору профілів, що ускладнює її реалізацію та підвищує вимоги до ресурсів. РС, представлена у роботі (Chen, 2020), має ще вищу складність та вимоги до ресурсів, адже потрібно отримати та проаналізувати дані з кількох соціальних мереж. У роботі (Silva, 2010) враховується лише структура мережі. Тож одні рекомендаційні системи враховують багато різних критеріїв, інші враховують лише один критерій.

Мета дослідження – розробити інформаційну технологію надання рекомендацій профілів за спільними інтересами для соціальної мережі. Інформаційна технологія надання рекомендацій профілів є важливою складовою соціальної мережі, так як вона може вплинути на роботу соціальної мережі, адже вона може порекомендувати знайомство людям зі спільними інтересами, які могли б ніколи не познайомитись у реальному житті. У заздалегідь розробленій соціальній мережі розробити систему рекомендації профілів користувачів соціальної мережі за їхніми інтересами на основі коефіцієнтів подібності та гібридної фільтрації. Гібридна фільтрація має включати у себе контентну, колаборативну та топологічну фільтрації.

Виклад основного матеріалу дослідження.

Соціальну мережу можна розглядати як граф, який має кілька типів вузлів та багато зв'язків між ними:

$$G = (V, E), \tag{1}$$

де V – множина вузлів усіх типів,

E – ребра, які показують зв'язки між вузлами.

V містить кілька типів вузлів (2) включаючи користувачів, дописи чи коментарі. E містить кілька типів зв'язку (3). Наприклад, дружба між користувачами чи уподобання допису користувачем визначається співвідношенням:

$$V = \{V_j^{(i)} | 1 \leq i \leq K_V, 1 \leq j \leq k_i\}, \tag{2}$$

$$E = \{E_j^{(i)} | 1 \leq i \leq K_E, 1 \leq j \leq k_i\}, \tag{3}$$

де i – позначає тип вузла чи зв'язку,

j – позначає порядковий номер вузла чи зв'язку в середині V^i чи E^i .

Тож завдання для системи рекомендації профілів можна виразити наступним чином: дано вузол користувача v всередині V^1 , потрібно знайти ранжований список деяких користувачьких вузлів, які можуть з'єднатися з v , ранжувати за релевантністю у порядку спадання. При чому вузли, які вже з'єднані з v , не повинні входити у цей список (Cheng, 2019).

Гібридна фільтрація полягає у поєднанні кількох розглянутих вище фільтрацій. Однією з стратегій гібридизації є стратегія на основі зваженої суми (4). За цією стратегією декілька фільтрацій проводяться паралельно. Результатами

фільтрацій є списки рекомендованих користувачів з чисельним значенням подібності. Далі ці списки об'єднуються за допомогою зваженої суми.

$$R = \sum_{i=1}^n w_i S_i \tag{4}$$

де i – номер фільтрації,

w_i – вага поточної фільтрації,

S_i – чисельне значення подібності, розраховане на основі поточної фільтрації.

Щоб кожна фільтрація мала рівний вплив на результат, можна застосувати вагу 1 для кожної фільтрації. Тобто розрахунок подібності повинен здійснюватися за формулою:

$$R = S_c + S_{cb} + S_t \tag{5}$$

де S_c – значення подібності, розраховане на основі контентної фільтрації,

S_{cb} – значення подібності, розраховане на основі колаборативної фільтрації,

S_t – значення подібності, розраховане на основі топологічної фільтрації.

На рис. 1 наведено приклад об'єднання результатів контентної, колаборативної та топологічної фільтрацій, використовуючи формулу (5), де score це чисельне значення подібності.

Після здійснення об'єднання результатів повинно відбутися сортування користувачів за спаданням значення подібності та формування рекомендованого списку з n найбільш подібних користувачів.

Для чисельного розрахунку подібності між користувачами використано коефіцієнт Жаккара.

Коефіцієнт подібності Жаккара (Jaccard) розраховується як відношення кількості елементів перетину двох множин до кількості елементів

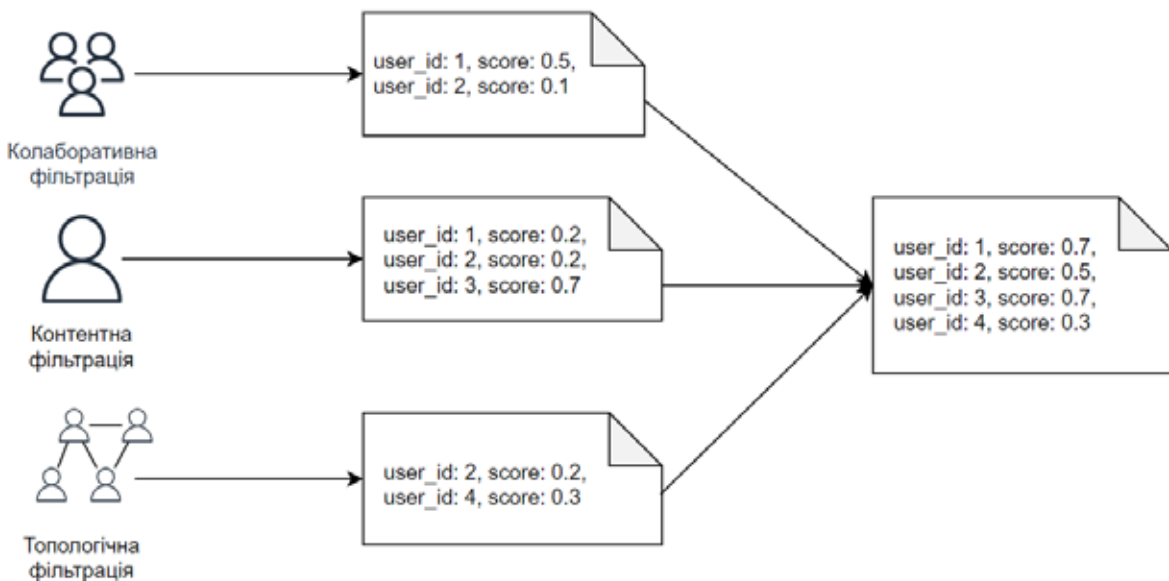


Рис. 1. Об'єднання результатів різних типів фільтрацій

їх об'єднання (формула 2.6) (Sathre, 2022). Область можливих значень коефіцієнта – [0, 1]. Якщо елементи множин повністю співпадають, значення коефіцієнта дорівнює 1. Якщо елементи множин повністю не співпадають, значення коефіцієнта дорівнює 0.

$$Jaccard(A,B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (1.1)$$

Чим більше однакових елементів містять множини, тим більшим буде коефіцієнт подібності. При цьому не важливо який порядок елементів у множині та чи однакова їх довжина (рис. 2).

У векторному вигляді коефіцієнт Жаккара розраховується за формулою 2.7.

$$Jaccard(u,v) = \frac{\sum_{i=1}^n u_i v_i}{\sum_{i=1}^n u_i + \sum_{i=1}^n v_i - \sum_{i=1}^n u_i v_i} \quad (1.2)$$

де $u = (u_1 \dots u_n), v = (v_1 \dots v_n)$ – вектори ознак об'єктів.

При порівнянні векторів вектори повинні бути однакового розміру. При пошуку однакових елементів враховуються лише ті, які знаходяться на одній позиції (рис. 3).

Щоб оцінити подібність профілів на основі контентної фільтрації, використовуються профільні дані. Профільні дані двох користувачів перетворюються на вектори ознак, до яких застосовується формула 2.7. Вектори ознак формуються з таких даних, як ід країни, ід області, ід міста та ід університету. Більшість коефіцієнтів подібності враховують, наскільки сильно кожне значення у векторах відрізняється одне від одного. Але якщо вектори складаються лише з ід, то врахування різниці між ід може спотворити результати. Коефіцієнт Жаккара цього не враховує, тому він підходить для

розрахунку подібності профілів краще ніж інші коефіцієнти.

Під час колаборативної фільтрації формується матриця оцінок Користувач-Предмет. Коефіцієнт Жаккара показує подібність між двома користувачами на основі кількості предметів, які оцінили обидва користувачі. При цьому не враховується, які саме оцінки поставили користувачі. Тому коефіцієнт Жаккара у колаборативній фільтрації не застосовують окремо, а разом з іншими коефіцієнтами подібності, які враховують оцінки. Однак у соціальній мережі матриця оцінок бінарна. Тобто користувач або уподобав допис, або ні. Тому коефіцієнт Жаккара підходить для застосування під час колаборативної фільтрації у соціальній мережі.

Під час фільтрації на основі топології коефіцієнт Жаккара розраховується на основі списків друзів користувачів. Список друзів кожного користувача розглядається як множина ід користувачів. Щоб знайти подібність між двома користувачами використовуються списки їх друзів, до яких застосовується формула 2.6.

Інформаційна технологія надання рекомендацій, функціональну модель якої зображено на рис 4, складається з етапів:

- На першому етапі відбувається перетворення вхідної інформації на вектори ознак для поточного користувача та користувачів-кандидатів у рекомендації.
- На другому етапі, на основі векторів ознак, відбуваються розрахунки коефіцієнтів подібності для користувачів-кандидатів.
- На третьому етапі, на основі коефіцієнтів подібності, відбувається відбір 10 рекомендованих користувачів.
- На четвертому етапі, соцмережа читає з бази даних інформацію про рекомендованих користувачів, необхідну для їх відображення.

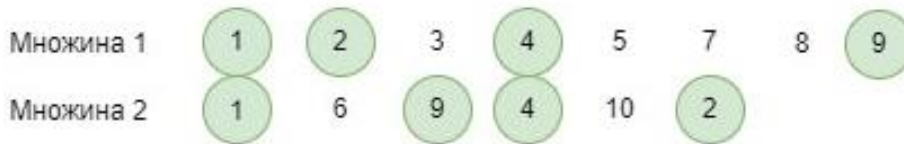


Рис. 2. Порівняння двох множин

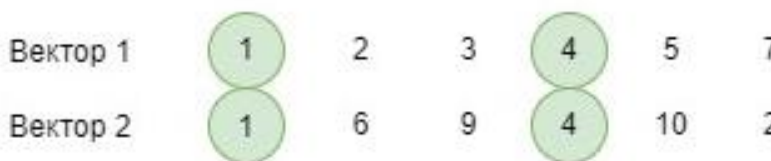


Рис. 3. Порівняння векторів

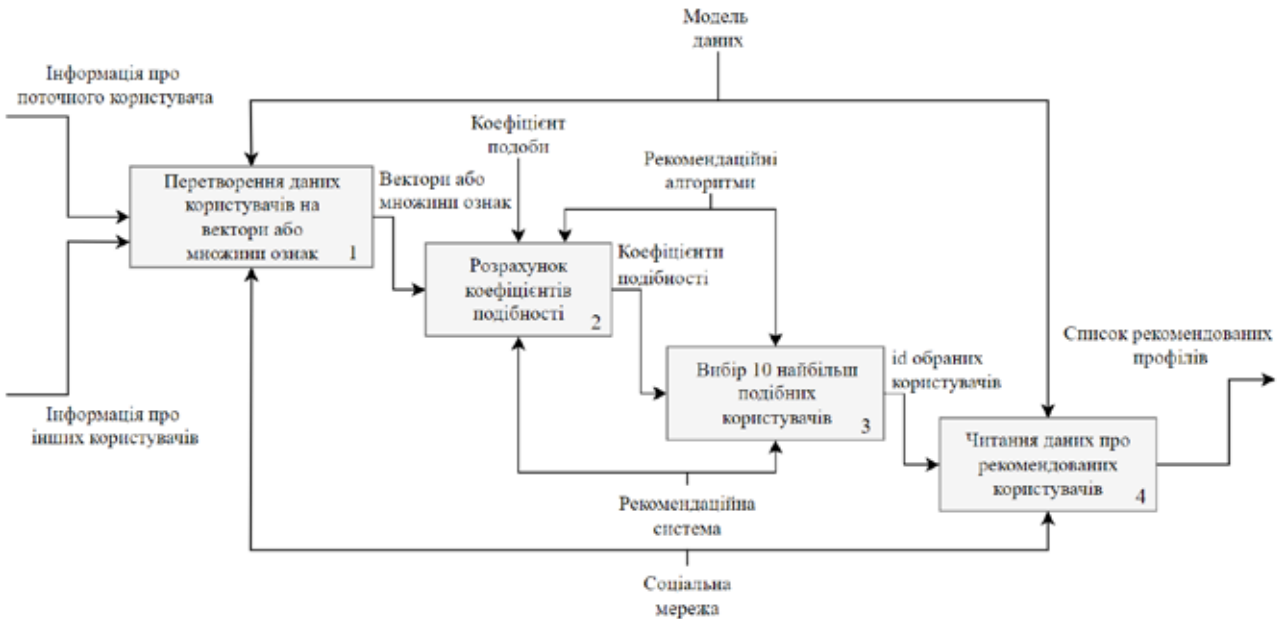


Рис. 4. Функціональна модель надання рекомендацій користувачів у соціальній мережі

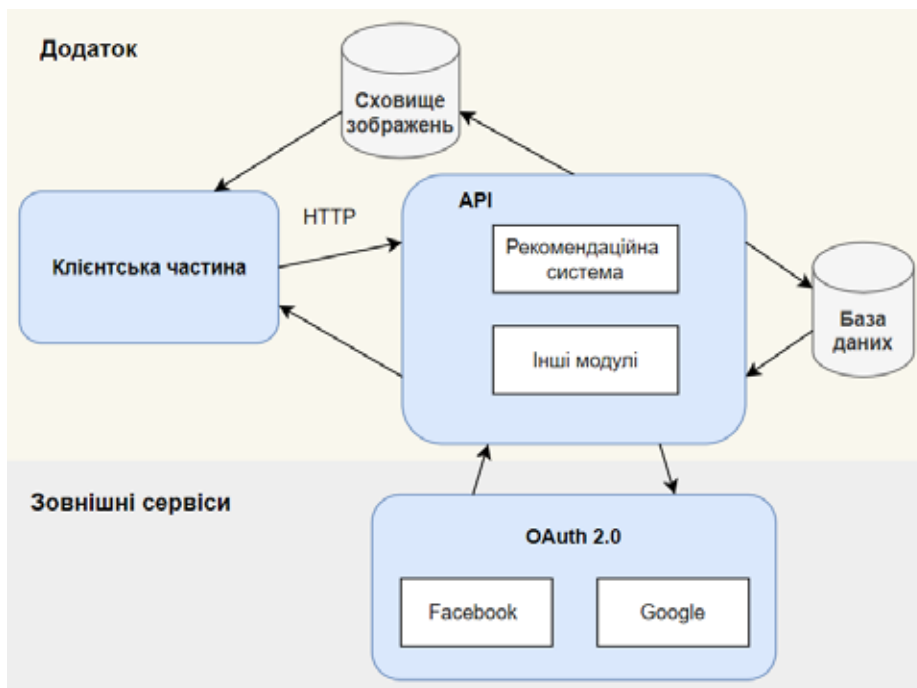


Рис. 5. Архітектура соціальної мережі

Рекомендаційну систему розроблено для заздалегідь розробленого прототипу соціальної мережі. Прототип створено у вигляді веб-додатку з використанням клієнт-серверної архітектури мовою JavaScript. Клієнтську частину додатку розроблено за допомогою бібліотеки React. Серверну частину додатку реалізовано у вигляді API з використанням фреймворку Express. Для зберігання даних використано СУБД PostgreSQL. Авторизацію реалізовано за допомогою JWT токена. Для реалізації

авторизації за допомогою Facebook та Google використано технологію OAuth 2.0. На рис. 5 зображено архітектуру розробленого додатку.

Користувач соціальної мережі має можливість:

- Зареєструватись/авторизуватись (у тому числі за допомогою Google та Facebook);
- Створювати/редагувати/видаляти дописів;
- Ставити лайки на дописи;
- Створювати/редагувати/видаляти коментарів до дописів;

- Редагувати власний профіль;
- Надсилати запити на дружбу, видаляти їх, видаляти з друзів;
- Приймати або відхиляти вхідні запити на дружбу;
- Переглядати список рекомендованих користувачів.

Користувач вводить адресу електронної пошти (email) та пароль і натискає кнопку Login. Коли користувач переходить на сторінку профілю, відображається сторінка з індикаторами завантаження. Клієнт робить паралельні запити на сервер, щоб отримати дані користувача, список друзів, списки вхідних та вихідних запитів у друзі, та список рекомендованих профілів. Сервер робить запити до бази даних, щоб отримати ці дані, та повертає їх клієнту. Клієнт відображає отримані дані у відповідних блоках сторінки профілю.

На рис. 6 наведено більш детальну діаграму послідовності завантаження списку рекомендованих профілів. Коли користувач відкриває сторінку профілю, клієнт робить запит на сервер на отримання списку рекомендованих профілів.

Сервер читає з бази даних рекомендації для поточного користувача, де вказано також дату

створення рекомендацій. Якщо рекомендації існують та з моменту їх створення ще не пройшла доба, сервер повертає клієнту список рекомендацій отриманий з бази даних. Якщо рекомендації існують та з моменту їх створення пройшла доба, сервер також повертає клієнту список рекомендацій, отриманий з бази даних та асинхронно запускає процес оновлення списку рекомендацій. В результаті відбувається перерахування подібності між користувачами та вибір найбільш подібних користувачів. Оновлений список рекомендацій записується у базу даних. Якщо у базі даних відсутні рекомендації для поточного користувача, сервер спочатку запускає процес створення списку рекомендацій та їх запису у базу даних, а потім повертає створений список, клієнту. Клієнт відображає у блоці рекомендацій список рекомендованих профілів, отриманий від сервера.

Коли користувач натискає додати у друзі, клієнт відправляє запит на сервер, передаючи id поточного користувача та id користувача, якому потрібно надіслати запит у друзі. Сервер створює новий запит у друзі у базі даних та видаляє користувача зі списку рекомендованих профілів у базі даних. Далі сервер

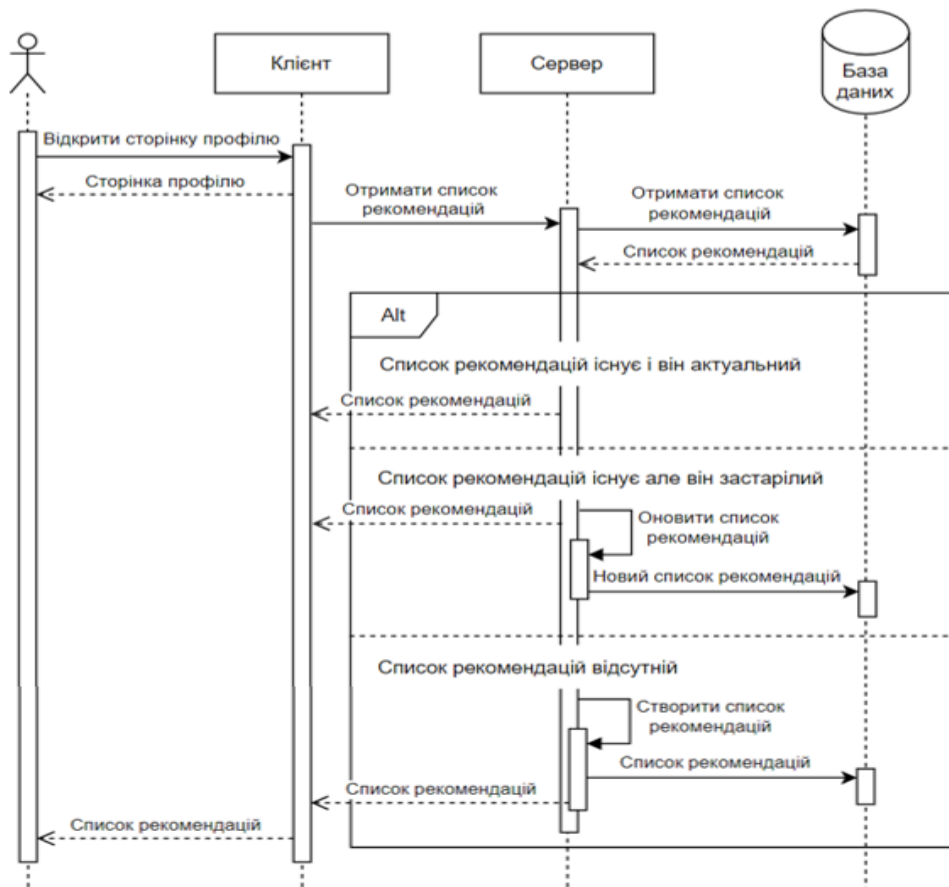


Рис. 6. Діаграма послідовності процесу надання списку рекомендацій користувачів

повертає клієнту створений запит. Клієнт видаляє користувача, якому було надіслано запит, із списку рекомендованих профілів, та додає його до списку вихідних запитів. Користувач бачить оновлені списки рекомендацій та вихідних запитів у друзі.

Коли користувач заходить на сторінку профілю вперше, запускається процес створення списку рекомендованих профілів. Далі список записується у відповідну таблицю бази даних. Також у окрему таблицю записується дата створення/оновлення списку та прапорець, який показує чи відбувається оновлення у даний момент. Після чого список рекомендацій відображається у блоці рекомендацій. Якщо користувач заходить на сторінку профілю знову, то йому буде відобразитися уже сформований список рекомендацій з бази даних. Якщо список рекомендацій не оновлювався більше доби і не оновлюється зараз, система запустить оновлення списку рекомендацій асинхронно.

Інтерфейс рекомендаційної системи з використанням тестових даних показано на рис. 7.

Щоб оптимізувати роботу рекомендаційної системи та уникнути непотрібних обчислень

коефіцієнтів подібності, на вхід до фільтрації подаються не всі користувачі соцмережі, а лише ті, у яких є щось спільне з поточним користувачем.

Перед контентною фільтрацією з БД вибираються лише користувачі, з якими у поточного користувача є спільні профільні дані або інтереси. Перед колаборативною фільтрацією з БД вибираються ті користувачі, з якими у поточного користувача є хоча б один спільно уподобаний допис. При чому враховуються уподобання лише за останні 30 днів, що не тільки зменшує кількість даних, які потрібно проаналізувати, а і допомагає підлаштовуватись під зміни в уподобаннях користувачів. Перед топологічною фільтрацією з бази даних вибираються лише ті користувачі, з якими у поточного користувача є хоча б один спільний друг.

Висновки і перспективи подальших досліджень. Розроблено інформаційну технологію надання рекомендацій профілів за спільними інтересами для соціальної мережі за допомогою мови JavaScript. Для цього було проведено дослідження предметної області та проаналізовано основні типи рекомендаційних систем. Також було здійснено аналіз рекомендаційних

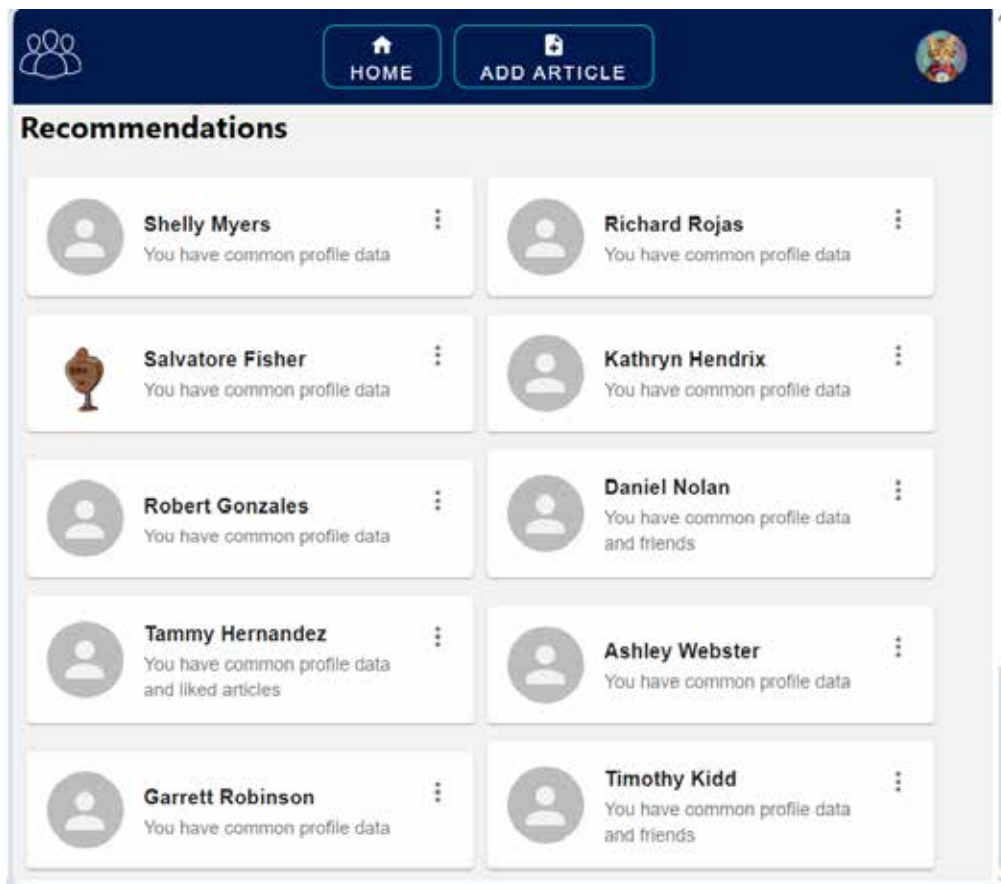


Рис. 7. Блок з рекомендованими профілями

систем, які застосовуються у популярних соціальних мережах.

Для розроблюваної рекомендаційної системи обрано гібридну фільтрацію, який включає три типи фільтрації: контентну, колаборативну, топологічну. Для гібридизації обрано стратегію зваженої суми, де для кожної фільтрації вага дорівнює одиниці. Далі було проведено порівняльний аналіз коефіцієнтів подоби, які використовуються для розрахунку подібності профілів. В результаті аналізу, для реалізації кожного типу фільтрації у розроблюваній рекомендаційній системі, було обрано коефіцієнт Жаккара.

До заздалегідь розробленої соціальної мережі було додано до профілю користувача додаткові поля, необхідні для роботи рекомендаційної системи. Далі було розроблено рекомендаційну систему у вигляді програмного модуля. Програмний модуль впроваджено у соціальну мережу, та реалізовано виведення списку рекомендованих профілів у профілі користувача.

Подальші дослідження полягають у розробленні моделі надання рекомендацій профілів користувачів, яка враховуватиме не лише дані їх профілів, а й вміст повідомлень.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Silva N. B., Tsang I., Cavalcanti G. D.C., Tsang I. A graph-based friend recommendation system using Genetic Algorithm. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. 2010. P. 1–7. <https://ieeexplore.ieee.org/document/5586144>
2. Reddy V. S., Kumar K. K. An Efficient and Improved Algorithm for a Recommender System to Detect & Recognize Communities in Social Networks. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*. 2023. № 11 (9s). P. 675–679. <https://doi.org/10.17762/ijritcc.v11i9s.7481>
3. Cheng, S., Zhang, B., Zou, G. et al. Friend recommendation in social networks based on multi-source information fusion. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*. 2019. № 10. P. 1003–1024. <https://doi.org/10.1007/s13042-017-0778-1>
4. Isinkaye F. O., Folajimi Y. O., Ojokoh B. A. Recommendation systems: Principles, methods and evaluation. *Egyptian Informatics Journal*. 2015. № 16. P. 261–273. <https://doi.org/10.1016/j.eij.2015.06.005>
5. Song X., Lian J., Huang H. Friend Recommendations with Self-Rescaling Graph Neural Networks. *ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2022. P. 3909–3919. <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3534678.3539192>
6. Парфененко Ю. В., Ковтун А. А., Вербицька А. А. Рекомендаційна інформаційна система для пошуку відеоматеріалів. *Вісник КрНУ імені Михайла Остроградського*. 2019. № 5 (118). С. 97–102. <https://doi.org/10.30929/1995-0519.2019.5.97-102>
7. Abbaschian B., Khorshidi S. A Review of Hybrid Recommender Systems. *Journal of Interdisciplinary Research*. 2017. P. 259–263.
8. Мелешко Є. В. Семенов С. Г., Хох В. Д. Дослідження методів побудови рекомендаційних систем в мережі інтернет. *Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць*. 2018. Т. 1 (47). С. 131–136. <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2018.1.131>
9. Samad A., Azam M., Qadir M. Structural Importance-based Link Prediction Techniques in Social Network. *Endorsed Transactions on Industrial Networks and Intelligent*. 2021. P. 1–13. <https://eudl.eu/doi/10.4108/eai.7-1-2021.167840>
10. Kadam S., Bhattacharya R. Predicting future link in social network: A review. *International Journal of Health Sciences*. 2022. 6(S2). P. 8232–8240. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2020.102716>
11. Chen L., Xie Y., Zheng Z. Friend Recommendation Based on Multi-Social Graph Convolutional Network. *IEEE Access*. 2020. № 8. P. 43618–43629. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2977407>
12. Da'u A., Salim N. Recommendation system based on deep learning methods: a systematic review and new directions. *Artificial Intelligence Review*. 2019. № 53. P. 2709–2748. <https://doi.org/10.1007/s10462-019-09744-1>
13. Liu J., Yi H., Gao Y., Jing R. Personalized Point-of-Interest Recommendation Using Improved Graph Convolutional Network in Location-Based Social Network. *Electronics*. 2023. № 12(16). P. 3495. <https://doi.org/10.3390/electronics12163495>
14. Sathre P. A., Gondhalekar W., Feng. Edge-Connected Jaccard Similarity for Graph Link Prediction on FPGA. *High Performance Extreme Computing Conference*. 2022. <https://doi.org/10.1109/HPEC55821.2022.9926326>

REFERENCES:

1. Silva, N. B. & Tsang, I. & Cavalcanti, G. D.C. & Tsang, I. (2010). A graph-based friend recommendation system using Genetic Algorithm. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, p. 1–7. Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/5586144>
2. Reddy, V. S. & Kumar, K. K. (2023). An Efficient and Improved Algorithm for a Recommender System to Detect & Recognize Communities in Social Networks. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, № 11 (9s), p. 675–679. <https://doi.org/10.17762/ijritcc.v11i9s.7481>
3. Cheng, S., Zhang, B., Zou, G. et al. (2019). Friend recommendation in social networks based on multi-source information fusion. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, № 10, p.1003–1024. <https://doi.org/10.1007/s13042-017-0778-1>
4. Isinkaye, F. O. & Folajimi, Y. O. & Ojokoh, B. A. (2015). Recommendation systems: Principles, methods and evaluation. *Egyptian Informatics Journal*, № 16, p. 261–273. <https://doi.org/10.1016/j.eij.2015.06.005>
5. Song, X. & Lian, J. & Huang, H. (2022). Friend Recommendations with Self-Rescaling Graph Neural Networks. *ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, p. 3909–3919. <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3534678.3539192>
6. Parfenenko, Yu. V., Kovtun, A. A., Verbytska, A. A. (2019). Rekomendatsiina informatsiina systema dlia poshuku videomaterialiv. [Recommendation Information System for Video Materials Searching]. *Scientific journal «Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University»*, № 5 (118), p. 97–102. <https://doi.org/10.30929/1995-0519.2019.5.97-102> [in Ukrainian]
7. Abbaschian, B. & Khorshidi, S. A. (2017). Review of Hybrid Recommender Systems. *Journal of Interdisciplinary Research*, p. 259–263.
8. Meleshko, Ye. V. Semenov, S. G., Khokh, V. D. (2018). Doslidzhennia metodiv pobudovy rekomendatsiinykh system v merezhi internet [Study of Methods of Muiliding Recommendation Systems on the Internet]. *Academic Journal. Control, Navigation and Communication Systems*, v. 1 (47), c. 131–136. <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2018.1.131> [in Ukrainian]
9. Samad, A. & Azam, M. & Qadir, M. (2021). Structural Importance-based Link Prediction Techniques in Social Network. *Endorsed Transactions on Industrial Networks and Intelligent*, p. 1-13. <https://eudl.eu/doi/10.4108/eai.7-1-2021.167840>
10. Kadam, S. & Bhattacharya, R. (2022). Predicting future link in social network: A review. *International Journal of Health Sciences*, 6(S2), p.8232–8240. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2020.102716>
11. Chen, L. & Xie, Y. & Zheng, Z. (2020). Friend Recommendation Based on Multi-Social Graph Convolutional Network. *IEEE Access*, № 8, p.43618–43629. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2977407>
12. Da'u, A. & Salim, N. (2019). Recommendation system based on deep learning methods: a systematic review and new directions. *Artificial Intelligence Review*, № 53, p. 2709–2748. <https://doi.org/10.1007/s10462-019-09744-1>
13. Liu, J. & Yi, H. & Gao, Y. & Jing, R. (2023). Personalized Point-of-Interest Recommendation Using Improved Graph Convolutional Network in Location-Based Social Network. *Electronics*, № 12(16), P. 3495. <https://doi.org/10.3390/electronics12163495>
14. Sathre, P. & Gondhalekar A. & Feng W. (2022). Edge-Connected Jaccard Similarity for Graph Link Prediction on FPGA. *High Performance Extreme Computing Conference*. <https://doi.org/10.1109/HPEC55821.2022.9926326>