

## ПІДХІД ДО СТВОРЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ НА БАЗІ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ

*С.Г. Хоменко<sup>1</sup>, С.М. Коваленко<sup>2</sup>*

<sup>1</sup> *магістрант кафедри ПІІТУ, НТУ «ХПІ», Харків, Україна*

<sup>2</sup> *доцент кафедри ПІІТУ, канд. техн. наук, НТУ «ХПІ», Харків, Україна*  
[hsvetlana03@gmail.com](mailto:hsvetlana03@gmail.com)

Необмежений доступ до інформації є незаперечною перевагою Інтернету. Він надав можливість зручно переглядати велику кількість альтернатив, порівнювати їх та обирати оптимальний варіант. Проте опрацювання людиною такої кількості пропозицій стає непростим монотонним завданням, що займає багато часу та ресурсів.

Рішенням проблеми надмірного когнітивного навантаження стали рекомендаційні системи. Основне завдання рекомендаційної системи – надання персоналізованих рекомендацій, які враховують уподобання користувача. В наш час наявність в системі персональних рекомендацій є не лише перевагою, а й необхідністю, адже, за результатами опитування платформи даних Statista [1] 2022 року, 62% активних користувачів онлайн-магазинів зазначили, що бренд втратить їхню лояльність, якщо він не забезпечить персоналізований досвід.

Крім того, підвищення якості рекомендації все ще залишається актуальною проблемою. Для залучення дослідників до її рішення впливові корпорації регулярно проводять відкриті конкурси на найкращий алгоритм аналізу даних. Наприклад, компанія Netflix присудила приз у мільйон доларів команді, яка змогла покращити продуктивність їхньої системи рекомендацій на 10% в рамках змагання Netflix Prize [2].

Таким чином, пошук шляхів покращення ефективності роботи рекомендаційних систем залишається актуальною задачею. Метою дослідження є підвищення якості та ефективності рекомендацій шляхом розробки методики побудови рекомендаційної системи на основі гібридного підходу з використанням нечіткої логіки.

Дослідники [3] класифікують методи фільтрації, що використовуються для побудови рекомендаційних систем, на декілька типів. Найбільш вживаними є колаборативна фільтрація та фільтрація на основі вмісту.

Система рекомендацій на основі колаборативної фільтрації створює рекомендації шляхом порівняння уподобань активного користувача з уподобаннями інших користувачів, оцінки яких збігаються з оцінками активного користувача.

Використання методів колаборативної фільтрації має добру здатність визначати неявні переваги та високу ефективність прогнозування. Проте існує ряд недоліків. Для початку роботи алгоритму необхідна наявність великої кількості даних, тобто існує проблема холодного старту. Зі зростанням масштабів система потребує великих обчислювальних потужностей. Можливе зменшення різноманітності рекомендованих елементів, оскільки система буде пропонувати лише популярні та високо оцінені товари. Також існує складність з отриманням оцінок елементів від користувачів.

Фільтрація на основі вмісту робить прогнози на базі вподобань користувача, які складаються з моделі користувача та вже оцінених елементів. Алгоритм використовує цю інформацію для пошуку найбільш відповідних елементів, порівнюючи їх за описом. Результат таких рекомендацій інтуїтивно зрозумілий і легко інтерпретований.

До переваг фільтрації на основі вмісту відноситься забезпечення незалежності користувачів завдяки використанню особистих вподобань для створення моделі користувача. Через це існує можливість рекомендації непопулярних елементів. До недоліків цього методу можна віднести складність визначення вподобань користувачів

та вибору певних атрибутів для підбору рекомендацій, неможливість виявлення неявних переваг, проблема «холодного старту» користувачів через відсутність даних для побудови моделі. Основною проблемою фільтрації на основі вмісту є те, що цей метод залежить від якості опису метаданих елементів та користувачів, що може викликати багато обмежень у реалізації системи (табл. 1).

Таблиця 1 – Порівняння методів рекомендаційних систем

Назва методу	Переваги	Недоліки
Колаборативна фільтрація	Не залежить від якості та наявності метаданих елементів. Використовує оцінки користувачів. Висока ефективність прогнозування. Визначення неявних переваг.	Проблема «холодного старту». Розрідженість і велика розмірність матриці оцінок. Можливе зменшення різноманітності рекомендацій.
Фільтрація на основі вмісту	Відсутність проблеми розрідженості даних. Можливість рекомендації непопулярних елементів. Незалежність користувачів. Легка інтерпретація результатів.	Залежить від якості та наявності метаданих елементів. Неможливість визначення неявних переваг. Проблема «холодного старту» користувачів.

Недоліки наведених типів фільтрації можуть бути виправлені шляхом впровадження гібридного підходу до створення рекомендацій. В цьому дослідженні пропонується розглянути можливості використання методів нечіткої логіки [4] та дворівневої кластеризації для пошуку груп користувачів, що призведе до покращення продуктивності та часу обробки рекомендацій, а також точності моделі користувача. Запропонований алгоритм містить 6 основних кроків:

- 1) кластеризація елементів за допомогою методу k-середніх;
- 2) перехід від розрідженої матриці оцінок користувачів до матриці меншої розмірності, яка буде містити середню оцінку користувача для кластеру елементів;
- 3) нечітка кластеризація користувачів, вибір найбільш схожих користувачів;
- 4) формування списку елементів, які високо оцінили схожі користувачі;
- 5) передбачення оцінок для обраних елементів через порівняння моделі користувача та елементу за допомогою системи нечіткого логічного виведення;
- 6) рекомендація елементів з високим значенням передбаченої оцінки.

Таким чином, запропоновано алгоритм, який дозволить збільшити ефективність рекомендацій за рахунок зменшення розмірності розрідженої матриці оцінок та проведення кластеризації на менших та щільніших матрицях. Окрім цього, досягається покращення точності моделі користувача через застосування нечіткої логіки.

#### Список літератури:

1. Share of consumers who said a brand would lose their loyalty if it delivered a non-personalized experience worldwide in 2021 and 2022 [Електрон. ресурс]. – Режим доступу: <https://statista.com/statistics/1332284/marketing-personalization-consumer-loyalty/> – Statista.
2. Netflix Prize data [Електрон. ресурс]. – Режим доступу: <https://www.kaggle.com/datasets/netflix-inc/netflix-prize-data/> – Kaggle.
3. Rana, P. An introduction to basic concepts on recommender systems / P. Rana, N. Jain, U. Mittal // Recommender System with Machine Learning and Artificial Intelligence: Practical Tools and Applications in Medical, Agricultural and Other Industries. – 2020. – С. 1 – 25.
4. Megel Y. Measuring Multimedia Content Proximity via Artificial Intelligence Methods / Y. Megel, O. Mikhnova, S. Kovalenko, S. Kovalenko, A. Rybalka, I. Chalyi // 2020 XXX International Scientific Symposium 'Metrology and Metrology Assurance (MMA), Sozopol, Bulgaria. – 2020, P. 1 – 5. doi: 10.1109/MMA49863.2020.9254237.