

## СУЧАСНІ МЕТОДИ ПОБУДОВИ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Греков О.О., Головянко М.В.

e-mail: oleksandr.hrekov@nure.ua, mariia.golovianko@nure.ua

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ШІ

м. Харків, Україна

This work examines modern recommendation systems by reviewing key methods – collaborative filtering, content-based approaches, hybrid models, knowledge-based systems, and deep learning. It highlights that while collaborative filtering efficiently handles large datasets, it suffers from cold start issues, and content-based methods offer strong personalization yet may miss novel suggestions; hybrid models mitigate these limitations despite higher computational demands. Ultimately, the study emphasizes the need for dynamic updates and ethical practices to build effective, personalized recommendation systems.

Рекомендаційні системи стають невід'ємною частиною сучасних інформаційних технологій, допомагаючи користувачам орієнтуватися в численних даних, пропонуючи персоналізовані варіанти вибору товарів, послуг або інформації. Сучасні методи побудови таких систем базуються на різноманітних підходах, порівняння яких наведено нижче.

Першим методом являється колаборативна фільтрація. Цей метод ґрунтується на аналізі поведінки користувачів, які мають схожі вподобання. Рекомендації формуються на основі історії взаємодії з системою, що дозволяє виявити спільні патерни у виборі продуктів або послуг. Основною перевагою є висока ефективність при роботі з великими обсягами даних, проте метод страждає від проблеми "холодного старту" для нових користувачів або товарів [1].

Другим популярним методом являється метод контентного підходу. Тут рекомендації формуються на основі аналізу характеристик товарів або послуг. Система визначає схожість об'єктів за допомогою різних характеристик (ключових слів, описів, категорій) і пропонує користувачам ті продукти, що найбільш відповідають їхнім попереднім вподобанням. Перевагою є висока персоналізація, а недоліком – обмежена здатність рекомендувати нові або несподівані об'єкти, якщо інформація про них недостатньо деталізована.

Також, є методи, що базуються на знаннях. Цей підхід використовує зовнішні джерела інформації, правила або експертні знання для формування рекомендацій. Такий метод ефективний у вузькоспеціалізованих доменах, де важливо враховувати специфіку предметної області, але може бути менш адаптивним до змін у поведінці користувачів.

Останнім, але не менш важливими є підходи, що базуються на використанні глибокого навчання. Використання нейронних мереж і алгоритмів глибокого навчання дозволяє моделювати складні нелінійні залежності в даних. Цей підхід демонструє високу точність при роботі з великими обсягами даних та здатен враховувати як текстову, так і візуальну інформацію. Недоліками є потреба у великих обчислювальних ресурсах та значна складність у налаштуванні моделей [2]. В таблиці 1 відображено наглядне порівняння популярних методів рекомендацій.

Окремої уваги заслуговує також підхід, що базується на використанні Digital Twin of Customer (цифрового двійника користувача). Його суть полягає у створенні віртуальної моделі кожного користувача із застосуванням даних про вподобання, поведінку та інші релевантні контекстні показники. На відміну від традиційних методів, цифровий двійник здатний динамічно моделювати реакції користувача у різних умовах та прогнозувати його майбутні вподобання, враховуючи зміну контексту і появу нових даних. Це дає можливість системі рекомендацій оперативно адаптуватися та вдосконалюватися, формуючи більш точні та релевантні пропозиції [3].

Таблиця 1 – Порівняння методів побудови рекомендацій

Метод	Опис	Переваги	Недоліки
Колаборативна фільтрація	Аналіз вподобань користувачів на основі їх взаємодій із системою.	Висока ефективність при великих даних; проста реалізація.	Проблема холодного старту; масштабованість; сприйнятливості до шуму.
Контентний підхід	Рекомендації базуються на аналізі характеристик товарів/послуг, які відповідають вподобанням користувача.	Висока персоналізація; не залежить від історії інших користувачів.	Обмежена здатність рекомендувати нові чи несподівані об'єкти; потребує якісного опису контенту.
Методи, що базуються на знаннях	Використання зовнішніх джерел, правил та експертних знань для формування рекомендацій.	Ефективність у вузьких доменах; можливість врахування специфіки галузі.	Обмежена адаптивність; залежність від експертних знань.
Глибоке навчання	Використання нейронних мереж для моделювання складних залежностей у даних та аналізу різних типів інформації.	Висока точність; здатність працювати з різними типами даних; адаптивність.	Високі вимоги до обчислювальних ресурсів; складність налаштування моделей.

Сучасні методи побудови рекомендаційних систем відіграють ключову роль у процесах персоналізації контенту та покращення взаємодії між користувачами і цифровими платформами. Дослідження основних підходів – колаборативної фільтрації, контентного аналізу, гібридних методів, підходів на основі знань та глибокого навчання – дозволяє зробити важливі висновки щодо їх ефективності, переваг і обмежень [4].

Вибір конкретної методології залежить від характеру даних, доступних ресурсів та специфіки домену застосування. Колаборативна фільтрація ефективно працює при великій кількості користувачів та відгуків, проте стикається з проблемою холодного старту. Контентний підхід забезпечує високу персоналізацію, але має обмежену здатність до виявлення несподіваних рекомендацій. Гібридні методи дозволяють поєднати сильні сторони різних підходів, проте потребують значних обчислювальних потужностей та складної архітектури. Використання глибокого навчання відкриває нові можливості для точного прогнозування уподобань, хоча й вимагає значних ресурсів для навчання моделей.

Перспективним напрямком подальших досліджень є інтеграція різних методів для підвищення точності та гнучкості рекомендаційних систем (гібридні методи). Використання штучного інтелекту та глибокого навчання дає змогу створювати більш адаптивні алгоритми, здатні враховувати не лише історію взаємодії користувачів, а й контекстуальні фактори. Це сприятиме подальшому розвитку технологій персоналізації та підвищенню їхньої ефективності у різних сферах – від електронної комерції до медіаплатформ та освітніх систем [5].

#### Список використаних джерел:

1. Polatidis N., Georgiadis C. K. Recommender Systems. *International Journal of E-Entrepreneurship and Innovation*. 2013. Т. 4, № 4. С. 32–46. URL: <https://doi.org/10.4018/ijeei.2013100103> (дата звернення: 11.03.2025).
2. Aggarwal C. C. *Recommender Systems*. Cham : Springer International Publishing, 2016. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-29659-3> (дата звернення: 09.02.2025).
3. Digital Twin of a Customer: How It Can Help You Plus What Is It. Persona based marketing platform | Delve AI. URL: <https://www.delve.ai/blog/digital-twin-of-a-customer> (дата звернення: 11.03.2025).
4. Aggarwal C. C. *Recommender Systems: The Textbook*. Springer, 2018. 519 p.
5. *Recommender Systems Handbook* / ред.: F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira. New York, NY : Springer US, 2022. URL: <https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4> (дата звернення: 09.02.2025).