

УДК 004.738.5:339

**АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПЕРСОНАЛІЗАЦІЇ КОНТЕНТУ
В ІТ-ПРОЕКТАХ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ НА БАЗІ
ПОВЕДІНКОВИХ ПАТЕРНІВ КОРИСТУВАЧІВ**

Синьова В.О., Білова Т.Г.

e-mail: viktoriiia.synova@nure.ua, tetiana.bilova@nure.ua

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІУС
м. Харків, Україна

The report discusses the analysis of methods for personalizing recommendations based on user behavioral data and their application in e-commerce IT projects. The analysis focuses on analyzing existing recommendation methods, their advantages, and limitations, as well as exploring ways to improve their effectiveness in e-commerce systems. The research highlights the role of machine learning and data analysis techniques in enhancing recommendation systems, particularly in addressing challenges such as the "cold start" problem, dynamic user preferences, and data sparsity. The results of the study aim to contribute to the development of more adaptive and accurate recommendation systems in e-commerce.

У сучасному цифровому середовищі, де кількість доступної інформації та товарів постійно зростає, персоналізація користувацького досвіду стає вирішальним фактором успіху систем електронної комерції в ІТ-проектах. Здатність е-системи передбачати потреби користувачів і пропонувати релевантний контент суттєво впливає на конверсію, утримання клієнтів і загальну ефективність бізнесу [1].

Актуальність аналізу методів персоналізації рекомендацій обумовлена зниженням ефективності класичних рекомендаційних алгоритмів, що пов'язано зі стрімким зростанням обсягів даних про поведінку користувачів, розвитком технологій їх аналізу та підвищенням конкуренції на ринку електронної комерції.

В рамках дослідження проаналізовано три основні групи методів персоналізації рекомендацій:

– колаборативна фільтрація, яка базується на аналізі поведінки схожих користувачів і передбачає, що користувачі з подібними вподобаннями в минулому матимуть схожі інтереси в майбутньому [2];

– контентно-орієнтована фільтрація, яка формує рекомендації на основі характеристик товарів та профілю вподобань користувача, тобто використовує атрибути товарів та історію їх перегляду для створення персоналізованих рекомендацій [3];

– гібридні методи, які поєднують переваги колаборативної та контентно-орієнтованої фільтрації, а також можуть включати додаткові алгоритми машинного навчання.

Перевагами колаборативної фільтрації є висока точність прогнозування для користувачів з достатньою історією взаємодій і здатність рекомендувати неочевидні, але потенційно цікаві товари. Недоліками є проблема «холодного старту», коли для нових товарів і користувачів бракує історичних даних для формування рекомендацій, а також обмежена масштабованість при роботі з великими наборами даних.

Щодо контентно-орієнтованої фільтрації, то серед її переваг є незалежність від даних інших користувачів, прозорість механізму рекомендацій, а також ефективність для ексклюзивних товарів. Серед її недоліків є тенденція до надмірної спеціалізації рекомендацій, потреба в детальній характеристиці товарів, складність врахування контекстуальних факторів і можлива відсутність варіативності у пропозиціях.

Гібридні методи мають такі переваги, як підвищена точність рекомендацій, зменшення впливу проблеми «холодного старту» і гнучкість у налаштуванні під конкретні бізнес-цілі. Проте дані методи мають підвищену складність реалізації та налаштування, а також вищі обчислювальні вимоги.

Ефективна персоналізація рекомендацій є критичним фактором успіху сучасних е-систем в ІТ-проектах, що безпосередньо впливає на ключові бізнес-показники. Гібридні методи персоналізації, що поєднують колаборативну та контентну фільтрацію з використанням алгоритмів машинного навчання для аналізу поведінкових даних, демонструють найвищу ефективність.

Особливу увагу необхідно приділити аналізу поведінкових даних користувачів як основи для персоналізації. Можна виділити наступні типи поведінкових даних:

- явні дані, тобто оцінки, відгуки, додавання до списку бажань;
- неявні дані, що є переглядами сторінок, часом перебування на сторінці, кліками, послідовністю дій, шаблонами навігації;
- контекстуальні дані, тобто час доби, день тижня, місцезнаходження, пристрій, історія пошуку.

Інтеграція різних типів поведінкових даних дозволяє суттєво підвищити якість персоналізації. Зокрема, комбінування явних і неявних даних з використанням алгоритмів машинного навчання дозволяє досягти суттєвого підвищення точності рекомендацій порівняно з методами, що використовують лише один тип даних [4].

Ефективність рекомендаційних систем ІТ-проектів значною мірою залежить не лише від алгоритмів, але й від форми представлення рекомендацій користувачам. В сучасних е-комерційних проєктах використовуються такі основні форми:

- персоналізовані карусельні блоки, що є найпоширенішою формою, яка дозволяє презентувати горизонтальний ряд товарів під тематичними заголовками;

- сітки рекомендацій, що використовуються на спеціальних сторінках персоналізованих пропозицій та дозволяють відображати більшу кількість товарів з можливістю фільтрації та сортування, тобто 12-24 товарів;
- контекстуальні рекомендації, які з'являються в контексті дій користувача, наприклад, при перегляді конкретної категорії;
- e-mail-рекомендації, що представляють персоналізований контент в електронних листах, що часто має високу конверсію.

Оптимальний обсяг рекомендацій залежить від контексту, платформи та етапу користувацького шляху. Дослідження показують, що надмірна кількість рекомендаційних блоків знижує ефективність кожного з них.

Щодо частоти оновлення рекомендацій, передові практики передбачають оновлення рекомендацій у реальному часі для активних користувачів під час сесії, щоденне оновлення для регулярних відвідувачів платформи й оновлення при кожному значущому поведінковому тригеру.

На основі проведеного аналізу можна запропонувати удосконалений підхід до впровадження персоналізованих рекомендацій в е-системах ІТ-проектів, який включає:

- багаторівневу архітектуру системи рекомендацій, що складається з рівнів збору й обробки даних, аналітики та моделювання, рекомендацій і відображення, а також рівня зворотного зв'язку й оптимізації;
- адаптивний механізм вибору методу рекомендацій залежно від контексту, доступності даних та стадії користувацького шляху;
- динамічне балансування між дослідженням та експлуатацією для оптимізації користувацького досвіду в довгостроковій перспективі.

Запропонований удосконалений підхід до впровадження персоналізації в е-системах ІТ-проектів дозволяє підвищити якість рекомендацій, вирішити проблему «холодного старту» та адаптуватись до змін у поведінці користувачів.

Список використаних джерел:

1. The value of getting personalization right-or wrong-is multiplying / N. Arora та ін. McKinsey & Company. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/growth-marketing-and-sales/our-insights/the-value-of-getting-personalization-right-or-wrong-is-multiplying> (дата звернення: 27.02.2025).
2. Ricci F., Rokach L., Shapira B. Recommender Systems Handbook. 3rd ed. New York, NY : Springer, 2022. 1071 p.
3. Falk K. Practical Recommender Systems. Shelter Island, NY : Manning Publications, 2019. 432 p.
4. Ahmad Z. Recommender Systems: Explicit Feedback, Implicit Feedback and Hybrid Feedback. Medium. URL: <https://medium.com/analytics-vidhya/recommender-systems-explicit-feedback-implicit-feedback-and-hybrid-feedback-ddd1b2cdb3b> (дата звернення: 27.02.2025).