

**АНАЛІЗ ВЗАЄМОДІЇ АЛГОРИТМІВ CONTENT-BASED
ТА COLLABORATIVE FILTERING У РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ
КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМАХ**

Красюков М.С.

e-mail: mykyta.krasiukov@nure.ua

Науковий керівник – канд. техн. наук, доц. Творошенко І.С.
Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІНФ
м. Харків, Україна

This work analyzes the principles of content-based and collaborative filtering algorithms in modern recommendation systems. The advantages and disadvantages of both approaches are considered. Content-based recommendation systems typically demonstrate higher effectiveness when operating with a limited amount of user data, whereas collaborative filtering requires a sufficiently large history of user interactions to achieve reliable results. Propose using both recommendation methods, in which content-based filtering is applied at the initial stage of interaction with the user, and collaborative filtering is activated after a sufficient amount of data about the user's preferences has been accumulated.

У сучасних цифрових екосистемах обсяг доступного контенту зростає експоненційно, що породжує проблему інформаційного перевантаження користувача. Введення рекомендацій у цифрових системах виступають ключовим інструментом її вирішення, автоматично відкидаючи «нецікавий» контент на основі аналізу вподобань та поведінки [1, 2].

Більша частина контенту, переглянутого користувачем, на інформаційних платформах є результатом роботи рекомендаційних алгоритмів. Подібні системи застосовуються в електронній комерції, потокових медіасервісах, освітніх платформах та онлайн-кінотеатрах, де персоналізація безпосередньо впливає на залученість аудиторії.

Серед існуючих підходів до побудови рекомендаційних систем виділяють три основні (рис. 1, [3]):

- фільтрація вмісту (Content-Based filtering);
- колаборативна фільтрація (Collaborative filtering);
- гібридна фільтрація (Hybrid filtering).

Content-Based filtering здійснює побудову рекомендацій шляхом аналізу атрибутів об'єкта, наприклад, для фільмів такими атрибутами виступають: жанр, режисер, дата релізу, акторський склад і текстовий опис. Кожен об'єкт подається вектором ознак

$$\vec{d} = (w_1, w_2, \dots, w_n), \quad (1)$$

де w_j – вага j ознаки об'єкта, n – загальна кількість ознак.

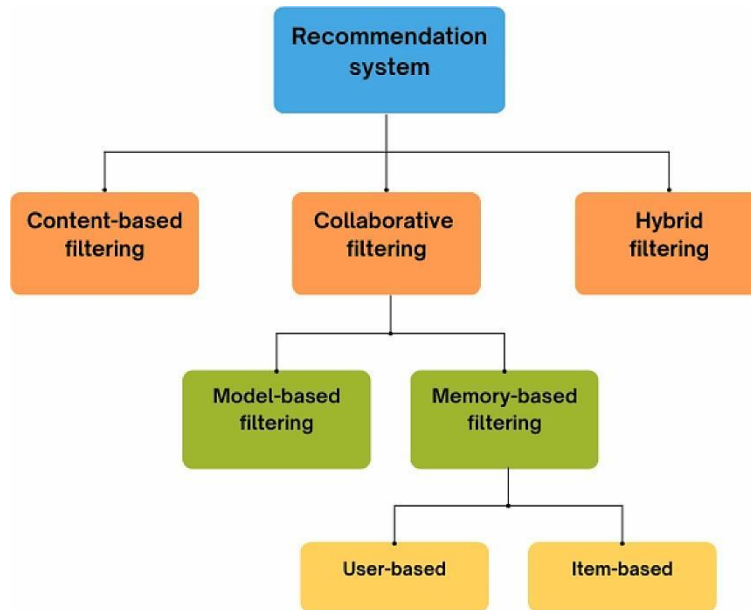


Рисунок 1 – Основні типи алгоритмів рекомендацій

Міра схожості між об'єктами обчислюється так

$$\text{sim}(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \cdot B_i}{\sum_{i=1}^n A_i^2 \cdot \sum_{i=1}^n B_i^2}, \quad (2)$$

де A та B – вектори ознак двох об'єктів.

Головна перевага цього підходу полягає у повній незалежності від поведінки інших користувачів. Система здатна формувати рекомендації навіть за мінімальної історії перегляду. Проте алгоритм має структурне обмеження: оскільки рекомендації будуються виключно на основі вже відомих вподобань користувача, система звужує діапазон пропонованого контенту, що знижує різноманітність рекомендацій та обмежує можливість відкриття нового контенту за межами сформованого профілю.

Collaborative filtering повністю відрізняється за логікою роботи: він не аналізує характеристики об'єктів, а виявляє закономірності у колективній поведінці користувачів.

Основою алгоритму є матриця оцінок «користувач – об'єкт»

$$R = \{r_{ui}\}, \quad (3)$$

де r_{ui} – оцінка користувача u для об'єкта i , або 0 якщо взаємодія відсутня.

Подібність, що визначається за допомогою коефіцієнта Пірсона

$$\text{sim}(u, v) = \frac{\sum_i (r_{ui} - \bar{r}_u)(r_{vi} - \bar{r}_v)}{\sqrt{\sum_i (r_{ui} - \bar{r}_u)^2} \cdot \sqrt{\sum_i (r_{vi} - \bar{r}_v)^2}}, \quad (4)$$

де $\bar{r}_u$ та $\bar{r}_v$ – середні оцінки користувачів u та v відповідно.

Розрізняють два різновиди підходу:

- колаборативна фільтрація на основі користувачів (User-Based CF), який шукає користувачів зі схожими вподобаннями;
- колаборативна фільтрація на основі елементів (Item-Based CF), який знаходить об'єкти з подібними патернами оцінювання.

Перевагою Collaborative filtering є здатність формувати різноманітні та неочевидні рекомендації, виявляючи зв'язки між об'єктами, які не простежуються на рівні їхніх характеристик. Критичним недоліком залишається проблема холодного старту: для нового користувача матриця оцінок є порожньою, тому алгоритм не може сформувати рекомендації.

Для подолання обмежень кожного з підходів на практиці застосовуються гібридні рекомендаційні системи, які поєднують обидва методи. Content-Based filtering забезпечує стабільну роботу на початковому етапі взаємодії з користувачем, тоді як Collaborative filtering підвищує точність і різноманітність рекомендацій після накопичення достатнього обсягу даних. Такий підхід дозволяє розглядати алгоритми як взаємодоповнюючі механізми, ефективність яких залежить від повноти доступних даних про користувача.

Таким чином, аналіз принципів роботи Content-Based та Collaborative filtering демонструє, що кожен із підходів має чітко визначену область ефективного застосування. Вибір між ними визначається обсягом накопичених даних, вимогами до різноманітності рекомендацій та характером самого контенту [4, 5]. Їх комбіноване використання є обґрунтованою стратегією побудови сучасних рекомендаційних систем.

Список використаних джерел:

1. Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Yakovleva O., and Hudáková M. (2025) Image description compression in classification structural methods, *IEEE Access*, vol. 13, pp. 43631–43641.
2. Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Yakovleva O., and Hudáková M. (2026) Feature space quantization and application of metrics in structural methods of image recognition, *IEEE Access*, vol. 14, pp. 17812–17824.
3. Fareed A., Hassan S., Belhaouari S.B., & Halim Z. (2023). A collaborative filtering recommendation framework utilizing social networks, *Machine Learning with Applications*, vol. 14, p. 100495.
4. Bohdan N., Tvoroshenko I., Gorokhovatskyi V., and Kobylin O. (2025) Development of a hybrid method to enhance context memory for a chatbot application based on large language models, *International Journal of Academic Information Systems Research*, vol. 9, no. 10, pp. 7–18.
5. Suprun A., Tvoroshenko I., Gorokhovatskyi V., and Yakovleva O. (2025) Development and research of a method for the combined use of large language models for text generation, *International Journal of Academic and Applied Research*, vol. 9, no. 10, pp. 249–263.