

**ПРО МЕТОДИ ФІЛЬТРАЦІЇ ДАНИХ ПІД ЧАС ФОРМУВАННЯ
ПЕРСОНАЛІЗОВАНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙ МУЗИЧНОЇ
КОМП'ЮТЕРНОЇ СИСТЕМИ**

Мармур О.М.

e-mail: oleksii.marmur@nure.ua

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

This work is devoted to the research of hybrid filtering methods for personalized music recommendation systems. The study examines content-based and collaborative filtering approaches, their key advantages and limitations. Popular streaming platforms such as Spotify and YouTube Music primarily rely on listening history, which leads to monotonous recommendations. The hybrid approach, combining both methods, allows to overcome these limitations and significantly improve the quality of personalized recommendations.

Стрімкий розвиток стрімінгових сервісів призвів до того, що користувачі отримали доступ до десятків мільйонів музичних треків. Попри це, якість персоналізованих рекомендацій у таких сервісах, як Spotify та YouTube Music, часто не задовольняє користувачів. Основна проблема полягає в тому, що існуючі системи здебільшого орієнтуються на історію прослуховувань, не враховуючи поточний настрій або бажані характеристики звучання. Саме це і стало поштовхом для дослідження альтернативних підходів до формування рекомендацій.

У науковій літературі виділяють три основні підходи до побудови рекомендаційних систем:

– контентна фільтрація: аналізує характеристики самого контенту (стосовно музики це темп, енергетика, тональність, акустичні особливості треку). Система підбирає музику, схожу за звучанням на ту, що вже подобається користувачу;

– колаборативна фільтрація: базується на поведінці великої кількості користувачів. Система знаходить людей зі схожими смаками та рекомендує треки, які сподобались їм, але ще невідомі поточному користувачу;

– гібридна фільтрація: поєднує обидва підходи, намагаючись використати їхні переваги та мінімізувати недоліки.

Серед переваг контентної фільтрації – незалежність від кількості користувачів у системі та здатність рекомендувати навіть маловідомі треки. Слід зазначити і ключовий недолік – так звану «бульбашку смаків»: користувач постійно отримує дуже схожий контент і поступово перестає відкривати щось нове.

Колаборативна фільтрація, навпаки, добре справляється з відкриттям нового контенту, проте має два серйозні обмеження: проблема «холодного

старту» для нових користувачів та розрідженість даних – більшість користувачів оцінюють лише невелику частку доступного контенту, що ускладнює пошук схожих уподобань [1, 2].

Гібридний підхід дозволяє подолати зазначені обмеження. Сучасні дослідження показують, що поєднання контентної та колаборативної фільтрації з використанням векторних подань суттєво підвищує якість рекомендацій. Зокрема, бібліотека sentence-transformers дозволяє перетворювати теги та описи треків у числові вектори [3–5] і знаходити семантично близький контент. Це дає можливість системі розуміти не лише формальні характеристики музики, але й її емоційне забарвлення.

Окремо варто відзначити можливості Spotify API, який надає детальні аудіо-характеристики для кожного треку: енергетика, тональність, акустичні особливості. Гібридна система використовує ці дані для нових користувачів, які ще не мають поведінкових даних, і поступово підключає колаборативну складову в міру накопичення інформації про вподобання. Такий підхід забезпечує одночасно точність підбору і різноманітність рекомендованого контенту.

Таким чином, проведений аналіз підтверджує, що гібридна фільтрація є найбільш перспективним підходом для побудови персоналізованих рекомендацій музичних комп'ютерних систем.

Список використаних джерел:

1. 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.
2. 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.
3. Larin I., Tvoroshenko I., Gorokhovatskyi V., and Liubchenko V. (2025) Research and comparison of facial color normalization methods relative to an etalon image, *International Journal of Academic and Applied Research*, vol. 9, no. 11, pp. 36–47.
4. 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.
5. Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Yakovleva O., and Hudáková M. (2025) Image description compression in classification structural methods, *IEEE Access*, vol. 13, pp. 43631–43641.