

*доктор філософії з підприємництва, торгівлі та біржової діяльності, доц.
Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана
Богдан КЕРЕКИЛИЦЯ*

*Студент, магістратура, денна форма навчання
Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана,*

Oksana KYRYLIUK

*Doctor of Philosophy in Entrepreneurship, Trade and Exchange Activities, Associate Professor
Kyiv National Economic University named after Vadym Getman
kyryliuk.oksana@kneu.edu.ua*

Bohdan KEREKYLITSIA

*Master's Student, Full-time Study
Kyiv National Economic University named after Vadym Getman,
kerekilitsiab@gmail.com*

ВИДИ ПЕРСОНАЛІЗОВАНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА ОСОБЛИВОСТІ ЇХ УПРОВАДЖЕННЯ В СУЧАСНОМУ БІЗНЕС-СЕРЕДОВИЩІ

TYPES OF PERSONALIZED RECOMMENDATION SYSTEMS AND THE SPECIFICS OF THEIR IMPLEMENTATION IN THE MODERN BUSINESS ENVIRONMENT

Анотація. Розглянуто ключові аспекти впровадження персоналізованих рекомендаційних систем (ПРС) у сучасному бізнесі. Описано основні види – контентні, колаборативні, гібридні – та визначено їх переваги й недоліки. Підкреслено необхідність врахування якості даних, метрик оцінювання та захисту персональної інформації для ефективного впровадження ПРС. Дослідження підтверджує доцільність використання таких систем як інструменту цифрової трансформації бізнесу.

Ключові слова: персоналізовані рекомендаційні системи, сучасне бізнес-середовище, клієнтський досвід, маркетингові рішення, обсяги продажів, рекомендаційні технології, цифрова трансформація підприємств.

Abstract. The paper examines the key aspects of implementing personalized recommendation systems (PRS) in modern business. The main types of PRS—content-based, collaborative, and hybrid—are described, with an emphasis on their advantages and limitations. The study highlights the importance of data quality, evaluation metrics, and personal data protection for the effective deployment of PRS. The findings confirm the relevance of using such systems as a tool for the digital transformation of business.

Keywords: personalized recommendation systems, modern business environment, customer experience, marketing decisions, sales volumes, recommendation technologies, enterprise digital transformation.

У сучасному бізнес-середовищі цифрові технології та штучний інтелект радикально змінюють підходи до маркетингу, продажів і взаємодії з клієнтами. Одним із найефективніших рішень є персоналізовані рекомендаційні системи (ПРС), що завдяки аналізу великих даних і машинному навчанню формують індивідуальні пропозиції товарів, послуг або контенту [1]. Зростання ролі електронної комерції та діджитал-маркетингу загострило потребу у високоякісних персоналізованих рішеннях.

У жорстких ринкових умовах бізнесу необхідно постійно вдосконалювати способи взаємодії з клієнтами, і ПРС дають змогу суттєво поліпшити клієнтський досвід, пропонуючи кожному користувачеві індивідуальний набір товарів або послуг. До ключових переваг ПРС належать зростання продажів і прибутковості завдяки точному прогнозу найцікавіших для клієнта пропозицій, покращення лояльності через позитивне враження від персонального підходу, оптимізація маркетингових витрат (адже реклама спрямовується саме на зацікавлених користувачів) і зменшення «інформаційного перевантаження», оскільки система одразу пропонує найбільш відповідні варіанти [2]. Водночас є низка проблемних аспектів: «холодний старт» (бракує даних про нових користувачів або товари), розрідженість даних у великих базах, складність розробки та масштабування алгоритмів, а також захист персональних даних і дотримання конфіденційності [3]. Усе це підтверджує актуальність досліджень із розробки й інтеграції ПРС у сучасному менеджменті, маркетингу й електронній комерції, адже вивчення та вдосконалення таких систем допомагають визначити ключові фактори успіху й ефективні стратегії для бізнесу.

Метою дослідження є визначення особливостей різних видів персоналізованих рекомендаційних систем і розробка рекомендацій щодо їх ефективного впровадження в сучасному бізнес-середовищі.

У процесі дослідження нами виявлено, що персоналізовані рекомендаційні системи (PRS) покликані знижувати ефект «інформаційного вибуху» шляхом надання користувачам лише найрелевантнішої інформації та товарів на основі їхніх особистих уподобань. Цим вони допомагають зменшити навантаження під час вибору, а також сприяють формуванню лояльності клієнтів та зростанню прибутковості бізнесу [4]. У науковій та практичній площинах найбільшого поширення набули три головні підходи до впровадження рекомендаційних систем: контентна фільтрація, колаборативна фільтрація і гібридні методи, кожен із яких має свої переваги та недоліки [5, 6, 7].

Одним із найпоширеніших видів рекомендаційних систем вважаємо контентну фільтрацію (Content-Based Filtering). Цей підхід передбачає, що система порівнює вподобання користувача (його «профіль») з атрибутами доступних товарів чи контенту. Користувач спочатку оцінює певні об'єкти (наприклад, за допомогою лайків або рейтингів), і на основі цієї історії відстежуються його вподобання. Алгоритм у подальшому пропонує нові позиції, які за характеристиками схожі на ті, що користувачі вже оцінили позитивно. Основна перевага такого підходу — можливість генерувати рекомендації без необхідності пошуку «схожих» користувачів. Водночас контентна фільтрація обмежена якістю наявної інформації (опису товарів, контенту тощо), а для її роботи критично важливою є наявність структурованих метаданих (або добре опрацьованого текстового опису). До того ж у разі недоступності якісних описів складно забезпечити релевантні рекомендації [8].

Наступний вид, котрий доцільно розглянути, є колаборативна фільтрація (Collaborative Filtering, CF). Принцип колаборативної фільтрації полягає в тому, що система шукає взаємозв'язки між користувачами, які в минулому виявляли схожі вподобання. Якщо певна група користувачів схильно оцінювати одні й ті самі товари чи контент, то можна спрогнозувати, що іншим членам цієї групи можуть сподобатися позиції, які вони ще не бачили, але які вподобали інші «схожі» користувачі [9]. Методи колаборативної фільтрації поділяються на два основні підходи:

- Пам'ятєвий (memory-based): рекомендації формуються безпосередньо з бази даних, що зберігає всі оцінки користувачів. Алгоритми, наприклад, «найближчих сусідів» аналізують схожість користувачів або об'єктів, але масштабованість таких систем є доволі проблематичною.

- Модельний (model-based): створюється попередньо навчена модель (наприклад, на основі латентно-семантичного аналізу, нейронних мереж, SVD тощо), яка виводить закономірності між товарами та користувачами, а потім оперативно формує рекомендації. Цей підхід може бути більш масштабованим і часто дає вищу точність, але

потребує складних обчислень і регулярного оновлення, щоб відобразити зміни у вподобаннях чи асортименті.

Колаборативна фільтрація дає змогу враховувати навіть ті інтереси, які не явно відображені у профілі користувача (до прикладу, коли контент недостатньо описаний). Проте для ефективної роботи методу необхідна достатня кількість користувачів та їхніх оцінок. «Холодний старт», коли немає історичних даних, суттєво ускладнює процес побудови рекомендацій.

Третім базовим видом рекомендаційних систем є гібридні підходи. Щоб скористатися перевагами обох попередніх методів, у багатьох компаніях впроваджують гібридні системи [10]. Вони можуть поєднувати контентний та колаборативний підходи різними способами, наприклад:

- Окреме комбінування результатів (спочатку формуються рекомендації кожним підходом окремо, потім об'єднуються);
- Включення контентних характеристик у колаборативні обчислення або навпаки (система аналізує і рейтинг користувачів, і схожість товарів чи контенту);
- Уніфікована модель (контентні та колаборативні ознаки інтегровані в єдину систему чи алгоритм).

Гібридні системи зменшують проблеми «холодного старту» та розрідженості даних, водночас покращуючи точність рекомендацій. Їх ефективність підтверджується численними реальними прикладами з індустрії (скажімо, у Google News чи Last.FM).

Проведений аналіз також засвідчив, що для вимірювання бізнес-цінності рекомендаційних систем дослідження часто використовують такі метрики, як коефіцієнт кліків (CTR), збільшення середнього чека, коефіцієнт конверсії або динаміка доходів. Проте результати можуть варіюватися навіть у межах однієї галузі, адже ефективність системи залежить від розміру й якості датасету, моделі монетизації бізнесу та обраного способу оцінювання (онлайн чи офлайн-тести). Велика кількість досліджень доводить, що впровадження рекомендаційних рішень у глобальних компаніях (наприклад, Amazon) має вагомий вплив на зростання продажів та утримання клієнтів. Водночас є приклади, коли надскладні моделі виявлялися недоцільними через дорожнечу впровадження і відсутність пропорційних вигод.

Отже, в межах теоретичного аналізу з'ясовано, що персоналізовані рекомендаційні системи набувають великого значення в умовах перенасичення інформацією та масового переходу бізнесу в онлайн-середовище. Їх упровадження дає змогу покращувати клієнтський досвід і збільшувати прибутки компанії, однак потребує врахування низки чинників: обсяг і якість даних, витрати на обчислення й масштабування, вибір релевантних метрик оцінювання, а також узгодження підходів до конфіденційності та безпеки даних. Відтак подальші розробки у цій сфері зосереджені на підвищенні точності та ефективності алгоритмів, водночас зберігаючи баланс між технічними можливостями, вартості їхньої реалізації та реальними бізнес-результатами.

Література

1. Нескородева, Т. В., Федоров, Є. Є., Січко, Т. В., & Нескородева, А. Р. (2023). *Експертні та рекомендаційні системи: навч. посіб.* Вінниця: ДонНУ імені Василя Стуса. <https://r2.donnu.edu.ua/handle/123456789/2873>
2. Мелешко, Є. В., & Міхав, В. В. (2025). *Рекомендаційні системи у складних комп'ютерних мережах: навч. посіб.* Кропивницький: Центральноукраїнський національний технічний університет. <https://dspace.kntu.kr.ua/handle/123456789/16098>
3. Xu, K., Zhou, H., Zheng, H., Zhu, M., & Xin, Q. (2024). Intelligent classification and personalized recommendation of e-commerce products based on machine learning. *arXiv preprint arXiv:2403.19345*. <https://arxiv.org/abs/2403.19345>

4. Raza, S., Rahman, M., Kamawal, S., Toroghi, A., Raval, A., Navah, F., & Kazemeini, A. (2024). A comprehensive review of recommender systems: Transitioning from theory to practice. *arXiv preprint arXiv:2407.13699*. <https://arxiv.org/abs/2407.13699>
5. Mao, C., Huang, S., Sui, M., Yang, H., & Wang, X. (2024). Analysis and design of a personalized recommendation system based on a dynamic user interest model. *arXiv preprint arXiv:2410.09923*. <https://arxiv.org/abs/2410.09923>
6. Cloudfresh. (2024). Тренди AI та ML, які вплинуть на бізнес у 2024 році. <https://cloudfresh.com/ua/cloud-blog/trendy-ai-ta-ml/>
7. Лаптев, Д. (2024). Рекомендаційні системи та їх моделі. <https://salolj/23402a3>
8. Годовиченко, М. А., & Горбатенко, А. А. (2023). Рекомендаційні системи: моделі, виклики та можливості. *Вісник сучасних інформаційних технологій*, 6(4), 308–319. <https://doi.org/10.15276/hait.06.2023.20>
9. Unite.AI. (2024). Системи рекомендацій, що використовують LLM та векторні бази даних. <https://salolj/b759FE7>
10. Бойко, Н. І. (2023, January). Аналіз підходів та алгоритмів рекомендаційних систем. In *The 11th International scientific and practical conference “Modern research in world science”* (pp. 337). SPC “Sci-conf. com. ua”. <https://salolj/4aCc4F2>

References

1. Neskorođieva, T. V., Fedorov, Y. Y., Sychko, T. V., & Neskorođieva, A. R. (2023). *Expert and Recommender Systems: Textbook*. Vinnytsia: Vasyl Stus Donetsk National University. <https://r2.donnu.edu.ua/handle/123456789/2873>
2. Meleshko, Y. V., & Mikhav, V. V. (2025). *Recommender Systems in Complex Computer Networks: Textbook*. Kropyvnytskyi: Central Ukrainian National Technical University. <https://dspace.kntu.kr.ua/handle/123456789/16098>
3. Xu, K., Zhou, H., Zheng, H., Zhu, M., & Xin, Q. (2024). Intelligent classification and personalized recommendation of e-commerce products based on machine learning. *arXiv preprint arXiv:2403.19345*. <https://arxiv.org/abs/2403.19345>
4. Raza, S., Rahman, M., Kamawal, S., Toroghi, A., Raval, A., Navah, F., & Kazemeini, A. (2024). A comprehensive review of recommender systems: Transitioning from theory to practice. *arXiv preprint arXiv:2407.13699*. <https://arxiv.org/abs/2407.13699>
5. Mao, C., Huang, S., Sui, M., Yang, H., & Wang, X. (2024). Analysis and design of a personalized recommendation system based on a dynamic user interest model. *arXiv preprint arXiv:2410.09923*. <https://arxiv.org/abs/2410.09923>
6. Cloudfresh. (2024). *AI and ML trends that will affect business in 2024*. <https://cloudfresh.com/ua/cloud-blog/trendy-ai-ta-ml/>
7. Laptev, D. (2024). *Recommender systems and their models*. <https://salolj/23402a3>
8. Hodovychenko, M. A., & Gorbatenko, A. A. (2023). Recommender systems: Models, challenges and opportunities. *Bulletin of Modern Information Technologies*, 6(4), 308–319. <https://doi.org/10.15276/hait.06.2023.20>
9. Unite.AI. (2024). *Recommender systems using LLMs and vector databases*. <https://salolj/b759FE7>
10. Boiko, N. I. (2023, January). Analysis of approaches and algorithms of recommender systems. In *The 11th International scientific and practical conference “Modern research in world science”* (p. 337). SPC “Sci-conf. com. ua”. <https://salolj/4aCc4F2>