DOI 10.34185/1562-9945-5-166-2026-16
УДК 004.738.5:004.65

О.А. Гончаров, М.М. Філоненко, Л.В. Васильєва, А.А. Омельчук, К.О. Крігер

АРХІТЕКТУРА ТА ОПТИМІЗАЦІЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНОГО МОДУЛЯ ЕЛЕКТРОННОЇ БІБЛІОТЕКИ ЗАКЛАДУ ВИЩОЇ ОСВІТИ В УМОВАХ ОБМЕЖЕНИХ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ РЕСУРСІВ

Анотація. Робота присвячена розробці та архітектурній оптимізації рекомендаційного модуля для електронних бібліотек закладів вищої освіти, що функціонують в умовах обмежених обчислювальних ресурсів і не мають можливості використовувати ресурсомісткі нейромережеві підходи. Застосовано метод колаборативної фільтрації з інтеграцією експоненційної функції часового згасання. Цей механізм адаптує профіль студента до швидкої зміни інтересів у межах навчальних семестрів. Для подолання квадратичної обчислювальної складності алгоритму розроблено оптимізовану архітектуру реляційної бази даних (на стеку PHP/MySQL). Життєвий цикл формування рекомендацій розділено на дві ізольовані фази: асинхронний фоновий перерахунок матриць та синхронне зчитування готових пропозицій. Емпіричне моделювання на реальній вибірці (до 1350 об'єктів) підтвердило високу стійкість алгоритму до зміни розмірності даних. Доведено, що врахування фактора часового згасання дозволяє знизити середньоквадратичну похибку (RMSE) на понад 42%. Запропонована архітектурна оптимізація забезпечила час відгуку системи на рівні логарифмічної складності для кінцевого користувача. Обґрунтовано доцільність використання базових модифікованих алгоритмів колаборативної фільтрації як компромісного рішення між точністю та обчислювальною вартістю для локальних освітніх платформ порівняно з моделями глибинного навчання.
Ключові слова: алгоритм колаборативної фільтрації; прогнозування; оптимізація обчислень; рекомендаційна система; часове згасання; електронна бібліотека; MySQL; RMSE.

Постановка проблеми. Стрімка цифровізація освітнього процесу супроводжується експоненційним зростанням обсягів навчальних матеріалів: електронних підручників, методичних вказівок, наукових статей та конспектів лекцій. У локальних бібліотеках закладів вищої освіти це призводить до проблеми інформаційного перевантаження студентів та викладачів. Традиційні засоби повнотекстового пошуку та рубрикації виявляються недостатньо ефективними, оскільки вимагають від користувача точного формулювання запиту. Подібні висновки підтверджуються дослідженнями у сфері інтелектуалізації пошуку наукових публікацій, де для підвищення релевантності результатів застосовуються комбінації методів TF-IDF, NLP-аналізу та алгоритмів ранжування документів [1]. За таких умов впровадження персоналізованих рекомендацій-

© Гончаров О.А., Філоненко М.М., Васильєва Л.В., Омельчук А.А., Крігер К.О., 2026
Copyright for this paper by its authors. Use permitted under License CC BY 4.0.
ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

них систем стає критично необхідним інструментом для скорочення часу на пошук релевантного контенту та підвищення загальної якості освітнього процесу [2]. У сучасних дослідженнях інформаційного забезпечення освітньої діяльності також підкреслюється важливість формалізованого подання знань, онтологічного моделювання та автоматизації доступу до освітніх ресурсів, що створює основу для побудови інтелектуальних сервісів персоналізованої підтримки користувачів електронних бібліотек [3].

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Сучасний етап розвитку рекомендаційних систем характеризується активним використанням нейромережевих підходів. Зокрема, дослідження останніх років зосереджені на використанні нейронної колаборативної фільтрації, графових нейронних мереж та моделей на основі механізмів уваги [4, 5]. Ці підходи демонструють високу точність прогнозування та здатність виявляти складні нелінійні залежності між користувачами та об'єктами.

Однак, впровадження таких глибоких моделей супроводжується низкою критичних обмежень: вони потребують значної обчислювальної потужності у вигляді графічних прискорювачів GPU, великих обсягів оперативної пам'яті та величезних, щільних масивів даних для навчання. Як зазначається у дослідженнях з оптимізації рекомендаційних систем [6], висока обчислювальна вартість робить нейромережеві підходи ресурсно витратними або технічно неможливими для розгортання на рівні локальних факультетських серверів, інфраструктура яких найчастіше базується на стандартних стеках технологій (наприклад, на основі класичних веб-стеків PHP/MySQL) з обмеженими ресурсами процесора.

Альтернативою залишаються класичні алгоритми колаборативної фільтрації (КФ), які відзначаються алгоритмічною простотою та інтерпретованістю результатів [7]. Основною проблемою базової КФ в освітньому контексті є нездатність адаптуватися до зміни інтересів користувача з часом — наприклад, при переході студента на наступний курс змінюється перелік актуальних для нього дисциплін. Останні дослідження у сфері класичних методів (2023–2026 рр.) доводять, що інтеграція функцій часового згасання дозволяє суттєво підвищити релевантність рекомендацій шляхом надання більшої ваги останнім взаємодіям користувача з системою [8, 9]. Проте питання побудови архітектури рекомендаційних модулів із підтримкою часових коефіцієнтів та оптимізації відповідних обчислень у реляційних базах даних для локальних освітніх платформ досі залишається недостатньо дослідженим.

Мета дослідження. Метою дослідження є обґрунтування та експериментальна перевірка ефективності модифікованого методу колаборативної фільтрації з урахуванням часового фактора для рекомендаційного модуля електронної бібліотеки закладу вищої освіти, оптимізованого для функціонування в умовах обмежених обчислювальних ресурсів.

Викладення основного матеріалу дослідження. В основу розроблюваного модуля покладено алгоритм колаборативної фільтрації, що базується на подібності користувачів. Класичний підхід передбачає обчислення міри близькості інтересів між цільовим користувачем a та іншим користувачем системи u. Для оцінки подібності ви-

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

користовується косинусна міра, оскільки вона є стійкою до розрідженості даних [10, 11]:

$$sim\ (a,u) = \frac{\sum_{i \in I_{a,u}} r_{a,i} \cdot r_{u,i}}{\sqrt{\sum_{i \in I_a} r_{a,i}^2} \cdot \sqrt{\sum_{i \in I_u} r_{u,i}^2}}, \quad (1)$$

де $r_{a,i}$ та $r_{u,i}$ – оцінки, виставлені користувачами *a* та *u* об'єкту (книзі) *i*; $I_{a,u}$ – множина об'єктів, оцінених обома користувачами.

Прогнозована оцінка $P_{(a,i)}$ для цільового користувача *a* та неоціненого ним об'єкта *i* обчислюється як зважена сума оцінок *k* найближчих сусідів (множина *K*):

$$P(a,i) = \frac{\sum_{u \in K} r_{u,i} \cdot sim\ (a,u)}{\sum_{u \in K} sim\ (a,u)}. \quad (2)$$

Специфіка освітнього середовища полягає в тому, що актуальність певних матеріалів (методичних вказівок, конспектів) жорстко прив'язана до поточного семестру та навчальних дисциплін. Відповідно, інтереси користувача швидко застарівають. Щоб компенсувати це явище, до базової моделі було інтегровано експоненційну функцію часового згасання.

Модифікована оцінка $r_{u,i}^*$, яка використовується в обчисленнях замість початкової $r_{u,i}$, визначається за формулою:

$$r_{u,i}^* = r_{u,i} \cdot e^{-\lambda \Delta t_i}, \quad (3)$$

де Δt_i — час, що минув з моменту виставлення оцінки об'єкту *i* до моменту формування рекомендації (в секундах); λ — коефіцієнт згасання, який підбирається емпірично (в межах даного дослідження $\lambda = 10^{-6}$).

Використання цієї функції дозволяє знизити вагу старих оцінок і підвищити релевантність матеріалів, якими студент цікавився останнім часом.

Реалізація алгоритму КФ має алгоритмічну складність $O(|U|^2 \cdot |I|)$, де $|U|$ – кількість користувачів, $|I|$ – кількість об'єктів [12]. Обчислення таких матриць в режимі реального часу в момент запиту користувача є архітектурним антипатерном для систем, що використовують стек PHP/MySQL (типовий для локальних серверів університетів), оскільки це неминуче призводить до тайм-аутів при збільшенні розмірності матриці.

Для подолання цих технічних обмежень було застосовано архітектурний підхід, що базується на поділі відповідальності за команди та запити, а також подійно-орієнтованій моделі обробки даних (рис. 1). Фізична модель реляційної бази даних проєктується з урахуванням проблеми розрідженості даних (система зберігає лише існуючі оцінки, ігноруючи нульові значення для непрочитаних книг) та використовує денормалізацію для забезпечення високої швидкості читання.

Життєвий цикл формування та видачі рекомендацій на базі цієї моделі чітко розділено на дві ізольовані фази.

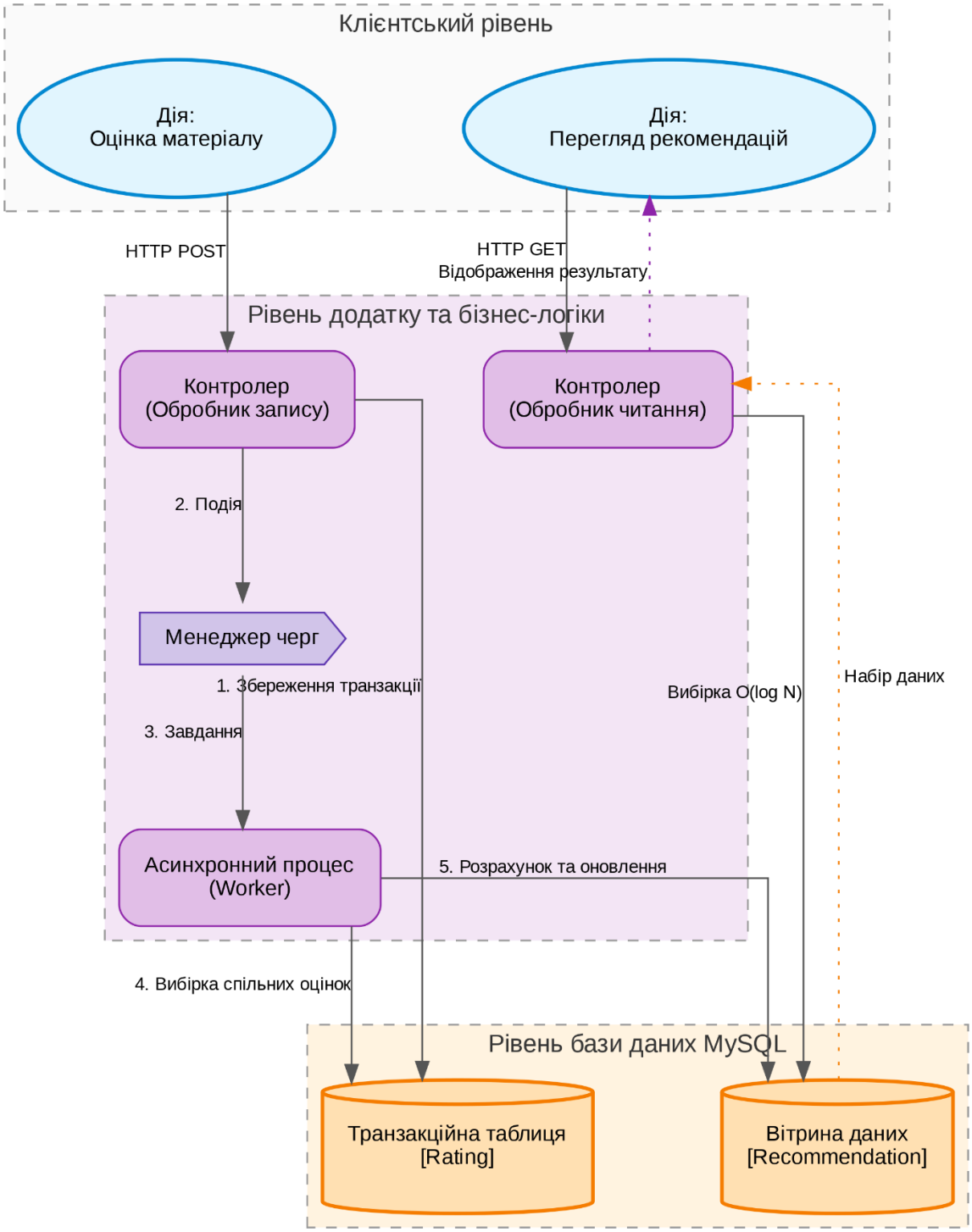


Рисунок 1 – Архітектурна схема модуля формування персональних рекомендацій на базі подійної моделі

Структуру ключових таблиць та стратегію їх індексування наведено у таблиці 1.

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

Таблиця 1

Структура та індексування ключових таблиць оптимізованої бази даних

Сутність	Ключові атрибути	Тип індексування	Призначення в оптимізованій архітектурі
User	id, education, sphere	B-Tree (id)	Зберігання базового профілю користувача. Виступає головною сутністю для зв'язків *1:N*.
Book	id, author_id, genre_id	B-Tree (id, genre_id)	Метадані навчальних матеріалів. Індекси за жанрами або авторами прискорюють можливу контентну фільтрацію.
Rating	id, user_id, book_id, value, created_at	Composite B-Tree (user_id, book_id)	Транзакційна таблиця зберігання явного фідбеку. Атрибут created_at є критичним для розрахунку функції часового згасання.
Recommendation	id, user_id, book_id, score	Composite B-Tree (user_id, score DESC)	Денормалізована вітрина даних. Забезпечує миттєве зчитування попередньо розрахованих рейтингів.

Першою є фаза запису та асинхронного перерахунку матриць. Процес ініціюється подією виставлення нової оцінки або зміни статусу навчального матеріалу користувачем. Запис миттєво фіксується в таблиці Rating разом із міткою часу. Замість того, щоб одразу перераховувати рекомендації, система генерує фонову задачу, яка делегується менеджеру черг. Робочий процес, що функціонує незалежно від основного життєвого циклу веб-додатка, ініціює сервісний клас RecommendationService. Для оптимізації обчислень косинусної міри подібності сервіс не завантажує всю матрицю в оперативну пам'ять PHP. Замість цього виконується SQL-запит із використанням внутрішнього з'єднання (INNER JOIN) таблиці Rating самої на себе для вибірки лише тих пар користувачів, які мають спільні оцінені книги.

На етапі агрегації до значень оцінок застосовується функція часового згасання (3), де як Δt_i використовується різниця між поточним часом сервера та значенням created_at конкретної оцінки. Обчислені для цільового користувача топ-*N* найбільш релевантних книг (де прогнозована оцінка перевищує заданий поріг) записуються до таблиці Recommendation операцією масового оновлення.

Другою є фаза синхронного читання. При авторизації користувача в системі та переході до розділу персональних рекомендацій веб-додаток повністю звільняється від виконання математичних розрахунків.

Контролер формує простий SQL-запит до таблиці Recommendation, фільтруючи записи за user_id та сортуючи їх за полем score за спаданням.

Завдяки наявності композитного індексу (user_id, score) на рівні СКБД MySQL, пошук потрібних записів відбувається без повного сканування таблиці. Обчислювальна

складність для кінцевого користувача у цій фазі зводиться до $O(\log N)$, де N – кількість записів у таблиці рекомендацій.

Така архітектура дозволяє локальній системі ефективно працювати на малопотужних серверах, гарантуючи час відгуку інтерфейсу в межах мілісекунд, незалежно від загального обсягу накопичених в електронній бібліотеці історичних даних.

Для перевірки ефективності запропонованої оптимізованої архітектури було проведено експериментальне моделювання на базі реальних даних (оцінок користувачів), зібраних у процесі тестової експлуатації електронної бібліотеки. Користувачі оцінювали прочитані матеріали за класичною 5-бальною шкалою, при цьому кожна транзакція супроводжувалася фіксацією часової мітки.

Метою експерименту було порівняння точності прогнозування класичного алгоритму колаборативної фільтрації та її модифікації з урахуванням часового фактора при різних обсягах вибірки оцінених книг (від $k = 50$ до $k = 1350$).

Основним критерієм якості було обрано метрику середньоквадратичної похибки (RMSE). Вибір RMSE зумовлений тим, що ця метрика є стандартом де-факто для задач прогнозування рейтингу і більш чутлива до значних відхилень порівняно з абсолютною похибкою. Формула розрахунку метрики має вигляд:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{(u,i)}(P_{u,i} - r_{u,i})^2}, \quad (4)$$

де n – загальна кількість спрогнозованих оцінок, $P_{u,i}$ – спрогнозована оцінка, $r_{u,i}$ – реальна оцінка, виставлена користувачем u об'єкту i.

Чим нижче значення *RMSE*, тим вищою є точність роботи рекомендаційної системи. Результати обчислення *RMSE* для обох алгоритмів при зміні обсягу вибірки подано у таблиці 2 і рис. 2, де наведено ключові точки зрізу експериментальних даних.

Таблиця 2

Динаміка похибки прогнозування залежно від обсягу вибірки

Обсяг вибірки книжок (k)	Класична колаборативна фільтрація (RMSE)	Модифікована КФ із часовим фактором (RMSE)
50	2.1337	1.2470
250	2.1054	1.2367
500	2.0966	1.2040
750	2.0883	1.2165
1000	2.1042	1.2010
1350	2.0923	1.2297
Середнє значення	~2.1025	~1.2152

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

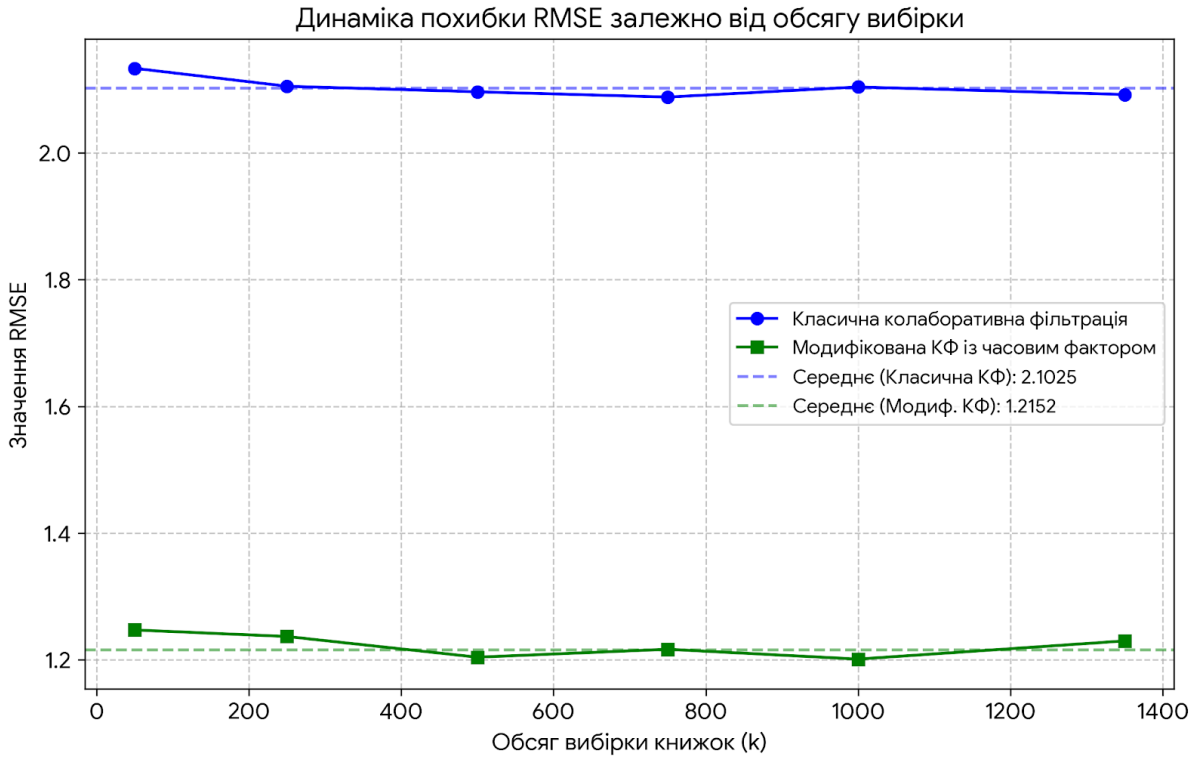


Рисунок 2 – Порівняльний графік динаміки похибки

Аналіз отриманих емпіричних даних дозволяє зробити кілька важливих висновків щодо поведінки розроблених моделей:

1. Стабільність алгоритмів в умовах масштабування: Як видно з результатів, похибка прогнозування для обох методів не має тенденції до стрімкого зростання при збільшенні кількості книжок у вибірці. Розмах варіації (різниця між максимальним та мінімальним значенням RMSE) є незначним: $\Delta \approx 0.045$ для звичайного методу та $\Delta \approx 0.046$ для методу з урахуванням часу. Це свідчить про високу стійкість алгоритму та підтверджує гіпотезу про те, що інтереси користувачів в освітньому середовищі мають кластерну природу (студенти зосереджуються на конкретних предметних областях у межах семестру).

2. Перевага моделі з часовим згасанням: Модифікований алгоритм із врахуванням часового фактора продемонстрував беззаперечну перевагу над базовою моделлю. Середнє значення RMSE знизилося з 2.10 до 1.21 (покращення точності прогнозування на понад 42%). Це емпірично доводить, що для локальних університетських систем впровадження експоненційного зменшення ваги старих оцінок є критично важливим етапом оптимізації. Даний механізм ефективно нівелює шум від інтересів студента на молодших курсах при формуванні пропозицій для його поточного етапу навчання.

Отримані результати підтверджують гіпотезу про те, що інтереси користувачів в електронній бібліотеці закладу вищої освіти мають яскраво виражену часову залежність. Зниження похибки RMSE на 42% при використанні експоненційного часового згасання пояснюється семантикою навчального процесу. Студенти масово звертаються

до певних категорій літератури (наприклад, методичних вказівок або підручників з вузькопрофільних дисциплін) протягом семестру або під час екзаменаційної сесії. Після завершення курсу ці матеріали втрачають для них актуальність.

Класична колаборативна фільтрація продовжує враховувати історичні оцінки з перших курсів, що створює шум та знижує релевантність рекомендацій на старших курсах. Введення фактора часового згасання дозволяє прибирати неактуальні інтереси, адаптуючи профіль користувача до його поточних освітніх потреб.

Попри високу ефективність та низькі вимоги до апаратного забезпечення у фазі читання, запропонована архітектура має об'єктивні обмеження:

1. Проблема на початку функціонування. Оскільки метод базується виключно на матриці оцінок, алгоритм не здатний формувати релевантні пропозиції для нових студентів, які ще не оцінили жодної книги, та не може рекомендувати щойно додані до бібліотеки методичні матеріали, доки вони не отримають перші відгуки.

2. Межі масштабованості асинхронного розрахунку. Хоча фоновий перерахунок за допомогою окремого сервісу розвантажує веб-додаток, при досягненні бібліотекою масштабів десятків тисяч користувачів квадратична складність обчислень на базі реляційної СУБД MySQL стане вузьким місцем. Для систем національного рівня (на відміну від факультетських) цей підхід вимагатиме міграції на графові бази даних або векторні СУБД.

Висновки. У роботі проведена оцінка ефективності модифікованого методу колаборативної фільтрації з часовим згасанням для рекомендаційного модуля електронної бібліотеки закладу вищої освіти, оптимізованого для роботи в умовах обмежених обчислювальних ресурсів.

Доведено, що для вирішення проблеми інформаційного перевантаження студентів використання класичних нейромережевих підходів глибинного навчання не є обов'язковим. Впровадження модифікованої колаборативної фільтрації з функцією експоненційного часового згасання дозволило досягти високих показників точності без залучення графічних прискорювачів. Емпіричне моделювання на реальній вибірці (до 1350 об'єктів) показало зниження середньоквадратичної похибки (RMSE) з 2.10 (базовий алгоритм) до 1.21. Розділення життєвого циклу рекомендацій на асинхронну фазу математичних обчислень та синхронну фазу швидкого читання з денормалізованої таблиці забезпечило миттєвий відгук інтерфейсу.

Напрямом подальших досліджень є розробка гібридної системи – додавання модуля контентної фільтрації на основі спеціальності та курсу студента (метаданих), що дозволить вирішити проблему для нових користувачів.

ЛІТЕРАТУРА

1. Tarasov O., Vasylieva L., Turlakova S., Sahaida P., Karpov A. Improving the Quality of the Relevance of the Search for Scientific Publications Based on a Combination of Ranking Methods. In: Proceedings of the 11-th International Conference "Information Control Systems & Technologies". 2023. CEUR Workshop Proceedings, Vol. 3513. URL: https://ceur-ws.org/Vol-3513/paper36.pdf.

2. Mitreva E., Paneva-Marinova D., Georgiev V., Nikolova A., Pavlov R. A Hybrid Ap-

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

proach for Personalized and Intelligent Content Recommendation in Digital Libraries. Applied Sciences. 2026. Vol. 16, no. 6. Article 2756. DOI: 10.3390/app16062756.
3. Tarasov O., Sahaida P., Podlesny S., Vasylieva L. Categorical-ontological approach to information support of educational activities. In: SHS Web of Conferences. 2022. Vol. 142. Article 03005. DOI: 10.1051/shsconf/202214203005.
4. Krishnamoorthi S., Shyam G. K. Deep Learning-Based Recommender Systems—A Systematic Review and Future Perspective. In: Intelligent Data Engineering and Analytics. FICTA 2023. Smart Innovation, Systems and Technologies. 2023. Vol. 371.
DOI: 10.1007/978-981-99-6706-3_33.
5. Scrivano A. A comparative study of recommender Systems under Big Data constraints. arXiv. 2025. arXiv:2504.08457. DOI: 10.48550/arXiv.2504.08457.
6. Hartatik, Heryawan L., Pulungan R. Trust Decay-Based Temporal Learning for Dynamic Recommender Systems With Concept Drift Adaptation. IEEE Access. 2025. Vol. 13. P. 110955-110971. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3583186.
7. Івохін Є., Шелякін Г. Колаборативна фільтрація як один із основних методів рекомендацій контенту: основні проблеми та способи їх вирішення. Modern Engineering and Innovative Technologies. 2024. Vol. 1, no. 34-01. P. 94–105. DOI: 10.30890/2567-5273.2024-34-00-013.
8. Wang Y. Time-weighted collaborative filtering recommendation algorithm based on large language models. In: Sixth International Conference on Signal Processing and Computer Science (SPCS 2025). 2025. P. 59. DOI: 10.1117/12.3089553.
9. Хабарлак К., Ширяєв А. Порівняльний аналіз моделей машинного навчання для побудови системи рекомендацій з динамічним перенавчанням. Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security. 2025. № 4. С. 267–273.
DOI: 10.32782/it/2025-4-31.
10. Singhal A. Modern Information Retrieval: A Brief Overview. Bulletin of the IEEE Computer Society Technical Committee on Data Engineering. 2001. Vol. 24, no. 4. P. 35–43. URL: https://www.cs.columbia.edu/~gravano/Qual/Papers/singhal.pdf.
11. Альперт С. І. Основні міри подібності та нові підходи до їх застосування при класифікуванні гіперспектральних космічних зображень. Математичні машини і системи. 2019. № 1. С. 143–151. URL:
https://www.immsp.kiev.ua/publications/articles/2019/2019_1/01_2019_Alpert.pdf.
12. Novotný V. Implementation Notes for the Soft Cosine Measure. In: The 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. 2018. P. 1639–1642. DOI: 10.1145/3269206.3269317.

REFERENCES

1. Tarasov, O., Vasylieva, L., Turlakova, S., Sahaida, P., & Karpov, A. (2023). Improving the quality of the relevance of the search for scientific publications based on a combination of ranking methods. In *Proceedings of the 11-th International Conference "Information Control Systems & Technologies"* (CEUR Workshop Proceedings, Vol. 3513). CEUR-WS.org. https://ceur-ws.org/Vol-3513/paper36.pdf
2. Mitreva, E., Paneva-Marinova, D., Georgiev, V., Nikolova, A., & Pavlov, R. (2026). A hybrid approach for personalized and intelligent content recommendation in digital libraries.

Applied Sciences, 16(6), Article 2756. https://doi.org/10.3390/app16062756
3. Tarasov, O., Sahaida, P., Podlesny, S., & Vasylieva, L. (2022). Categorical-ontological approach to information support of educational activities. *SHS Web of Conferences*, 142, Article 03005. https://doi.org/10.1051/shsconf/202214203005
4. Krishnamoorthi, S., & Shyam, G. K. (2023). Deep learning-based recommender systems—A systematic review and future perspective. In V. Bhateja, F. Carroll, J. M. R. S. Tavares, S. S. Sengar, & P. Peer (Eds.), *Intelligent Data Engineering and Analytics. FICTA 2023* (Vol. 371). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-99-6706-3_33
5. Scrivano, A. (2025). A comparative study of recommender systems under Big Data constraints [Preprint]. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.08457
6. Hartatik, Heryawan, L., & Pulungan, R. (2025). Trust decay-based temporal learning for dynamic recommender systems with concept drift adaptation. *IEEE Access*, 13, 110955-110971. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3583186
7. Ivokhin, Ye., & Sheliakin, H. (2024). Kolaboratyvna filtratsiia yak odyn iz osnovnykh metodiv rekomendatsii kontentu: osnovni problemy ta sposoby yikh vyrishennia [Collaborative filtering as one of the main methods of content recommendation: main problems and ways to solve them]. *Modern Engineering and Innovative Technologies*, 1(34-01), 94–105. https://doi.org/10.30890/2567-5273.2024-34-00-013 [in Ukrainian]
8. Wang, Y. (2025). Time-weighted collaborative filtering recommendation algorithm based on large language models. In P. T. Mathiopoulos & Y. Feng (Eds.), *Sixth International Conference on Signal Processing and Computer Science (SPCS 2025)* (p. 59). https://doi.org/10.1117/12.3089553
9. Khabarlak, K., & Shyriaiev, A. (2025). Porivnialnyi analiz modelei mashynnoho navchannia dlia pobudovy systemy rekomendatsii z dynamichnym perenavchanniam [Comparative analysis of machine learning models for building a recommendation system with dynamic retraining]. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, (4), 267–273. https://doi.org/10.32782/it/2025-4-31 [in Ukrainian]
10. Singhal, A. (2001). Modern information retrieval: A brief overview. *Bulletin of the IEEE Computer Society Technical Committee on Data Engineering*, 24(4), 35–43. https://www.cs.columbia.edu/~gravano/Qual/Papers/singhal.pdf
11. Alpert, S. I. (2019). Osnovni miry podibnosti ta novi pidkhody do yikh zastosuvannia pry klasyfikuvanni hiperspektralnykh kosmichnykh zobrazhen [Basic similarity measures and new approaches to their application in classification of hyperspectral space images]. *Matematychni Mashyny i Systemy*, (1), 143–151.
https://www.immsp.kiev.ua/publications/articles/2019/2019_1/01_2019_Alpert.pdf [in Ukrainian]
12. Novotný, V. (2018). Implementation notes for the soft cosine measure. In *The 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management* (pp. 1639–1642). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3269206.3269317

Received 19.06.2026.
Accepted 20.08.2026.
Published 30.10.2026

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

Architecture and optimization of the recommendation module of a higher education institution's electronic library under limited computational resources

The rapid digitalization of education inevitably causes information overload for students. While modern recommender systems rely on deep learning, these neural approaches are highly resource-intensive. They require GPU accelerators and extensive memory, making them unfeasible for local university servers typically operating on standard PHP/MySQL stacks. This paper presents the development and architectural optimization of a recommendation module tailored for higher education digital libraries functioning under strict computational constraints.

To address this, a user-based collaborative filtering method was applied, integrated with an exponential time decay function. This mathematical modification effectively mitigates "concept drift" by adapting the user profile to rapid shifts in academic interests across semesters, assigning significantly lower weights to outdated historical interactions.

To overcome the inherent quadratic computational complexity of classical algorithms, a highly optimized relational database architecture was engineered. The recommendation lifecycle was divided into two isolated phases. The first phase involves the asynchronous background recalculation of similarity matrices via queue managers, preventing real-time server overload. The second phase ensures the synchronous retrieval of pre-calculated suggestions from a denormalized data mart. By utilizing composite B-Tree indexing, the query response complexity for the end-user was reduced to a logarithmic level.

Empirical modeling on a real dataset (up to 1350 objects) confirmed the algorithm's high robustness. Experimental results proved that incorporating the time decay factor reduces the Root Mean Square Error (RMSE) from 2.10 to 1.21, an accuracy improvement of over 42%. The study substantiates that modified classical algorithms offer an optimal trade-off between prediction accuracy and computational cost for local educational platforms.

Keywords: collaborative filtering algorithm; prediction; computational optimization; recommender system; temporal decay; digital library; MySQL; RMSE.

Гончаров Олександр Андрійович – д.т.н., професор, проф. кафедри комп’ютерних та інформаційних технологій і систем Державного податкового університету.
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-9275-0073

Філоненко Михайло Миколайович – к.ф.-м.н., доцент, зав. кафедри комп’ютерних та інформаційних технологій і систем Державного податкового університету.
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-2938-3725

Васильєва Людмила Володимирівна – к.т.н., доцент, доцент кафедри комп'ютерних наук Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана.
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-9277-1560

Омельчук Антон Анатолійович – к.т.н., доцент кафедри комп’ютерних та інформаційних технологій і систем Державного податкового університету.
ORCID: https://orcid.org/0000-0001-6318-7464

Крігер Карина Олександрівна – магістр з комп'ютерних наук, Донбаська державна машинобудівна академія.
ORCID: https://orcid.org/0009-0001-9238-5635

Goncharov Alexander – doctor of physical and mathematical sciences, professor, professor of department of computer and information technologies and Systems, State Tax University.
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-9275-0073
Filonenko Mykhaylo – candidate of physical and mathematical sciences, associate professor, head of the department of computer and information technologies, State Tax University.
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-2938-3725
Vasylieva Liudmyla – candidate of technical sciences, associate professor, associate professor of the department of computer science, Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman.
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-9277-1560
Omelchuk Anton – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of Department of Computer and Information Technologies and Systems, State Tax University, ORCID: https://orcid.org/0000-0001-6318-7464
Kriher Karyna – Master of Computer Science, Donbas State Machine-Building Academy, ORCID: https://orcid.org/0009-0001-9238-5635

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)