

<https://doi.org/10.15407/np.77.011>

УДК 027(477):025.5:004.9

Валентин Маленчак,

аспірант НБУВ,

Національна бібліотека України імені В. І. Вернадського

Голосіївський просп., 3, Київ, 03039, Україна

email: valentyn17@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-8575-8956>

Сергій Гарагуля,

кандидат наук із соціальних комунікацій,

директор Інституту інформаційних технологій,

Національна бібліотека України імені В. І. Вернадського

Голосіївський просп., 3, Київ, 03039, Україна

email: garagulia@nbuv.gov.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5564-9494>

Web of Science Researcher ID: AAE-8791-2020

Scopus Author ID: 59960763800

Наталія Кунанець,

доктор наук із соціальних комунікацій,

професор кафедри інформаційних систем і мереж,

Національний університет «Львівська політехніка»

вул. Степана Бандери, 12, Львів, 79013, Україна

email: neklviv@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3007-2462>

Web of Science Researcher ID: R-5222-2017

Scopus ID: 57189375884

РЕКОМЕНДАЦІЙНІ СИСТЕМИ ЯК СКЛАДОВА БІБЛІОТЕЧНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ: АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ТА ДОСВІДУ ВПРОВАДЖЕННЯ

У статті розглянуто роль рекомендаційних систем як складової сучасних бібліотечних інформаційних систем. Проаналізовано основні підходи до формування рекомендацій, зокрема контент-орієнтовану фільтрацію, колаборативну фільтрацію, гібридні та альтернативні методи. На основі

аналізу міжнародного досвіду впровадження рекомендаційних систем у бібліотеки різних країн та типів визначено особливості їх адаптації до бібліотечних потреб. Виявлено, що хоча застосування рекомендаційних систем у бібліотеках є незначним, практичні приклади демонструють підвищення ефективності обслуговування користувачів та розширення їх інформаційного горизонту. Результати дослідження можуть слугувати як теоретичною основою для подальших наукових робіт, так і практичним підґрунтям для розробки та впровадження рекомендаційних систем.

Ключові слова: рекомендаційна система, контент-орієнтована фільтрація, колаборативна фільтрація, сервіси підтримки досліджень, бібліотечні сервіси, інформаційна система

Постановка проблеми. Упродовж останніх десятиліть цифрова модернізація бібліотек суттєво змінила способи організації доступу до інформаційних ресурсів та взаємодії з користувачами. Сучасні бібліотеки функціонують в умовах інформаційного перевантаження. Електронні каталоги, повнотекстові бази даних, цифрові архіви, репозитарії та відкриті наукові ресурси формують багатомільйонні масиви документів. У такому середовищі традиційні пошукові механізми (ключові слова, рубрики, класифікаційні індекси) вже не забезпечують достатнього рівня персоналізації та релевантності результатів. Рекомендаційні системи дозволяють переходити від реактивного пошуку до проактивного інформування, пропонуєючи ресурси відповідно до інтересів, історії запитів та профілю користувача. У цьому контексті рекомендаційні системи, що вже є невід’ємною складовою комерційних цифрових платформ, дедалі частіше розглядаються як інструмент інформаційного забезпечення користувачів бібліотек.

В умовах конкуренції з комерційними цифровими сервісами (стрімінгові платформи, маркетплейси, наукові агрегатори) формуються нові очікування користувачів щодо персоналізації інформаційного обслуговування. Механізми, подібні до тих, що використовуються в комерційних системах на кшталт Amazon або Netflix, активно впроваджуються в бібліотеках з метою цифрової взаємодії з користувачами. Відсутність персоналізованих рекомендацій у бібліотечних сервісах може знижувати залученість аудиторії, особливо молоді.

Огляд публікацій за темою дослідження. У сучасних дослідженнях рекомендаційних систем переважає підхід, відповідно до

якого прогнозування майбутніх інтересів користувачів здійснюється на основі аналізу їхніх попередніх взаємодій з інформаційними об'єктами. Ключовим завданням таких систем є формування ефективних та персоналізованих рекомендацій, разом з тими об'єктами, що не були оцінені користувачами, проте є релевантними.

Підходи колаборативної фільтрації, зокрема ті, що базуються на подібності між користувачами чи об'єктами, зазвичай демонструють високі показники точності за стандартними метриками оцінювання. Водночас орієнтація виключно на точність може призводити до зниження різноманітності рекомендацій та посилення ефекту популярності, що знижує різноманіття. Вирішення цієї проблеми призводить до пошуку альтернативних підходів та алгоритмів.

У роботі [1] досліджено так звану дилему «точності-різноманітності». Автори запропонували гібридний підхід з використанням алгоритму «теплорозподілу», розроблений спеціально для вирішення проблеми різноманітності та високої ефективності. Запропонований метод забезпечує баланс між точністю та різноманітністю рекомендацій без використання додаткової семантичної або контекстно-специфічної інформації.

Подальші перспективи розвитку рекомендаційних систем спрямовані на зменшення впливу ефекту популярності та підвищення «справедливості» рекомендацій. Зокрема, у роботі [2] запропоновано гібридну систему книжкових рекомендацій, що поєднує підходи колаборативної та контент-орієнтованої фільтрації з урахуванням семантичних зв'язків між об'єктами, що допомагає виявити приховані залежності.

Треба зазначити, що значна частина сучасних досліджень зосереджена на алгоритмічних аспектах рекомендаційних систем або на описі окремих прикладів їх реалізації в конкретних інформаційних системах. Водночас бракує узагальнювальних теоретичних робіт, які б аналізували досвід використання рекомендаційних систем у бібліотеках з урахуванням особливостей цієї сфери.

Метою статті є аналіз досвіду бібліотек щодо використання рекомендаційних систем та виявлення особливостей їх функціонування. Для досягнення мети слід проаналізувати практику впрова-

дження рекомендаційних систем у бібліотеках різних країн світу та типів підходів до генерування рекомендацій на основі наукових публікацій, професійних звітів, документації і відкритих матеріалів бібліотечних установ.

Виклад основного матеріалу дослідження. Рекомендаційні системи посідають важливе місце в сучасних інформаційних системах, оскільки вони спрямовані на підтримку користувачів у процесі вибору релевантних інформаційних об'єктів у середовищах із великим обсягом даних [4, 5].

У класичному визначенні рекомендаційна система розглядається як програмний засіб, що автоматично генерує пропозиції щодо ресурсів, які з високою ймовірністю відповідатимуть інформаційним потребам користувача, на основі аналізу даних про об'єкти, користувачів або контекст їхньої взаємодії [3].

У науковій літературі існує кілька усталених підходів до класифікації рекомендаційних систем. Найпоширенішою є класифікація за принципом формування рекомендацій, яка була запропонована у фундаментальних роботах та надалі уточнювалася в численних дослідженнях [3, 6, 7, 8].

Контент-орієнтована фільтрація формує рекомендації на основі аналізу властивостей інформаційних об'єктів. Користувачеві пропонуються об'єкти, подібні за своїми характеристиками до тих, з якими він взаємодівав раніше. Такі рекомендації не залежать від поведінки інших користувачів [3, 6, 8, 9].

Перевагами контент-орієнтованої фільтрації є незалежність від інших користувачів [8, 11], прозорість механізму рекомендацій [11] та здатність рекомендувати нові об'єкти в системі [8, 11]. Оскільки система адаптує пропозиції під конкретного користувача на основі його дій, то такий підхід є актуальним для невеликих бібліотек, де кількість користувачів та взаємодій є незначною. Серед недоліків варто виділити обмежену кількість рекомендацій [8, 11], необхідність якісних і деталізованих метаданих [8, 12] та неточність рекомендацій для нових користувачів (проблема «холодного старту») [11]. Система не пропонуватиме об'єкти, що виходять за межі попередніх дій користувача, що зменшує відкриття нових тем чи авторів (так звана бульбашка фільтрів) [8, 11].

У бібліотечних інформаційних системах контент-орієнтована фільтрація може спиратися на бібліографічні описи (метадані про документ), які традиційно є структурованими та стандартизованими. Ефективність підходу сильно залежить від їх повноти та точності [8, 12]. Проблемою є й ефект «інформаційної бульбашки», що призводить до надмірної спеціалізації рекомендацій [4, 8, 11].

На основі *колаборативної фільтрації* формуються рекомендації, що ґрунтуються на аналізі взаємодій багатьох користувачів з об'єктами, виявляючи схожі патерни в їхній поведінці [3, 6, 8, 13]. Тобто такий підхід припускає, що користувачі з подібними вподобаннями у минулому обирали схожі об'єкти і в майбутньому [14]. При цьому не відбувається аналізу властивостей інформаційних об'єктів.

Дані про вподобання у такому підході можуть збиратись *явним* або *неявним* способами. Явний спосіб передбачає, що користувачі самостійно оцінюють об'єкти, наприклад книги чи товари, надаючи числові або рейтингові оцінки, які безпосередньо застосовуються для обчислення схожості між користувачами та об'єктами. Неявний спосіб ґрунтується на аналізі поведінкових даних, таких як історія переглядів, покупок або взаємодій з об'єктом, і дає змогу формувати рекомендації навіть за відсутності явних оцінок [3, 14].

Перевагами колаборативної фільтрації є виявлення неочевидних кореляцій, що не завжди впливають з формальних властивостей об'єктів [14], та явне незастосування метаданих об'єктів [8, 15]. Недоліки – пріоритет популярних об'єктів (так званий ефект популярності) [16] та масштабованість, оскільки при великій кількості користувачів необхідні значні обчислювальні ресурси [15]. Характерними є неточні рекомендації для нових користувачів та об'єктів (проблема «холодного старту») [6, 8, 15], а також для тих користувачів, які взаємодіють з унікальними та нішевіми об'єктами (проблема «сірих овець») [6, 15].

Методи колаборативної фільтрації традиційно поділяють на дві великі категорії: *методи на основі пам'яті* та *методи на основі моделей* [4, 8, 13, 15].

Методи на основі пам'яті, які також часто називають *методами на основі сусідства*, формують рекомендації шляхом безпосереднього

аналізу всієї матриці «користувач-об'єкт», послуговуючись наявними історичними даними про взаємодії користувачів з об'єктами. Такий підхід у свою чергу поділяється на два типи: *на основі користувачів* та *на основі об'єктів*. Перший дає змогу формувати рекомендації для конкретного користувача на основі вподобань інших, але схожих за профілем користувачів (так званих сусідів). Другий ґрунтується на визначенні подібності між об'єктами, а не між користувачами. Система аналізує об'єкти, що зазвичай споживаються разом, та рекомендує користувачеві той, який найбільше відповідає його потребам [8, 13].

Методи на основі моделей використовують алгоритми аналізу даних та машинного навчання для побудови моделей, що здатні узагальнювати закономірності у взаємодіях користувачів та прогнозувати, чи входить об'єкт до вподобань користувача [4, 8, 15].

Застосування колаборативної фільтрації у бібліотечних системах має свою специфіку, оскільки зазвичай замість звичних рейтингів (які є типовими, наприклад, для комерційних інформаційних систем) використовують неявні дані [18] у поведінці користувачів (історія позик, пошуку, переглядів, завантажень електронних копій тощо) [17]. Для підвищення точності необхідно враховувати і часовий аспект, оскільки актуальність одних документів з часом суттєво змінюється, а інших – залишається на певному рівні. І хоча колаборативна фільтрація дає змогу формувати більш точні рекомендації, проте існує низка проблем. Бібліотечні системи часто стикаються з проблемою розрідженості даних [4, 17], оскільки користувачі переважно взаємодіють лише з невеликою частиною фонду. Іншим викликом є проблема «холодного старту» для нових документів чи користувачів, коли недостатньо даних для формування точних рекомендацій [17]. Тому для подолання цих обмежень часто використовують різноманітні стратегії [4], зокрема звертаються до гібридних підходів [4, 6].

У літературі описують і підходи, що здебільшого мають допоміжний характер. У цьому абзаці перелічено найбільш фундаментальні з них. *Демографічна фільтрація* формує рекомендації на основі соціально-демографічних характеристик користувача (віку, статі, освіти, професії, місця проживання, тощо) шляхом поділу їх

на класи [3, 6]. *Підхід на основі знань* спирається на специфічну експертизу про предметну область та чіткі правила, що визначають відповідність об'єкта запитам користувача [3, 6]. *Підхід на основі спільнот* є еволюцією колаборативної фільтрації, але замість абстрактної математичної схожості користувачів він враховує реальні соціальні зв'язки (система друзів, колег, підписок, тощо) [3]. *Підходи, засновані на корисності*, ґрунтуються на обчисленні функції, що оцінює, наскільки кожен об'єкт на основі атрибутів (навіть тих, що безпосередньо йому не належать) може задовольнити конкретного користувача [6].

Гібридний підхід комбінує два або більше згаданих вище підходів, щоб ефективно використовувати їхні переваги та долати недоліки [3, 4, 6]. Найбільш поширеним є поєднання колаборативної фільтрації з іншими підходами для подолання проблеми «холодного старту» [6].

Перевагами гібридного підходу вважають підвищення точності та релевантності рекомендацій завдяки ширшому спектру факторів [6, 18], а також можливість подолання проблем окремо взятого підходу [3, 4, 6], наприклад, розрідженості даних та «холодного старту» [6]. Серед недоліків треба визнати складність архітектури системи, що потребує більших обчислювальних ресурсів, проблему масштабованості та зменшення інтерпретованості результатів рекомендацій, що може у свою чергу потребувати більш складних метрик для оцінки їх ефективності [18].

У контексті бібліотечної практики гібридний підхід до побудови рекомендаційних систем розглядається як один із найперспективніших напрямів розвитку. У дослідженні [2] такий підхід успішно адаптовано шляхом поєднання колаборативної та контенторієнтованої фільтрацій із використанням семантичних зв'язків між книгами для виявлення прихованих кореляцій. Запропонований алгоритм спрямований на подолання проблеми «холодного старту» та зменшення ефекту популярності, що є актуальним для бібліотечних інформаційних систем.

Крім класичних підходів до побудови рекомендаційних систем, згаданих вище, в сучасних дослідженнях розвинуто кілька альтернативних парадигм, які здатні показувати хороші результати в різних задачах, зокрема з використанням *графових нейронних мереж* [22, 23],

контекстно залежних моделей [24], *глибокого навчання* [25], *штучного інтелекту* [10, 26] тощо.

Попри ґрунтовну розробку моделей та алгоритмів рекомендаційних систем їх реальна ефективність у бібліотечній сфері визнається насамперед результатами практичного застосування. Саме інтеграція у бібліотечні інформаційні системи дає змогу оцінити їх продуктивність, масштабованість та вплив на якість інформаційного обслуговування користувачів. Тому доцільно проаналізувати сучасні наукові дослідження, що стосуються практичного впровадження рекомендаційних систем у бібліотеках різних типів.

Система Fab (від «forwarding agents for browsing») була одним із ранніх масштабних проєктів цифрової бібліотеки Стенфордського університету, що використовувала гібридний підхід (поєднання контентно орієнтованого та колаборативного підходів) для формування рекомендацій для Всесвітньої павутини [19]. Архітектура складалася з трьох елементів: *агентів збору* контенту за специфічними тематиками, *агентів відбору*, що формували профілі користувачів відповідно до вподобань, та *центрального маршрутизатора* для координації їх взаємодії. Це дало змогу масштабувати систему для великої кількості вебдокументів і користувачів, а також визначати вподобання останніх. Як результат – Fab стала прикладом успішної реалізації гібридної рекомендаційної системи та на основі проведених експериментів показала ефективність обслуговування користувачів бібліотеки.

На початку 2010-х років було проведено дослідження стану застосування рекомендаційних систем, імплементованих в онлайн-каталоги у бібліотеках Великої Британії [20]. Зокрема описано три рекомендаційні системи, що мали практичне застосування.

Перша – внутрішня система Гаддерсфілдського університету, яка формувала рекомендації на основі аналізу історії книговидачі, є практичним прикладом колаборативної фільтрації. При перегляді певного документа система ідентифікувала користувачів, які з ним працювали, та рекомендувала ті документи, які асоційовані з документами, що найчастіше зустрічались у їхніх історіях.

Друга – система, розроблена в межах проєкту BibTip, реалізованого в університеті Карлсруе [30], яка, окрім даних про книго-

видачу, використовувала неявні дані за допомогою трьох агентів: *агента спостереження, агента агрегації та агента рекомендацій*. Кожна з них використовувала статистичні оцінки для визначення зв'язку між користувачами та переглянутими документами. Користувачі прототипу цієї системи оцінили якість рекомендацій на 4.21 бала за шкалою Лайкерта від 1 до 5. Слід також зазначити, що систему BibTір використовує й низка німецьких бібліотек, зокрема Німецька національна бібліотека в місті Франкфурт-на-Майні, бібліотеки університетів у Фрайбургу, Брауншвейгу, Берліні, бібліотека Університету Гельмута Шмідта, Державна бібліотека Бадена та бібліотеки коледжів у Бадені-Вюртембергу та Берліні [30].

Ще одна рекомендаційна система є онлайн сервісом LibraryThing for Libraries. Вона дає змогу користувачам залишати явні дані – відгуки й оцінки – та на їх основі реалізовувати підхід колаборативної фільтрації.

Дослідники проаналізували ступінь використання рекомендаційних систем бібліотечних онлайн-каталогів 118 британських університетів, представлених у рейтингу Guardian University League Table за 2011 р., а також 211 вебсайтів публічних бібліотек місцевих громад. Метою було з'ясувати, чи отримують користувачі рекомендації, та визначити підхід до їх формування. Встановлено, що дуже мало бібліотек використовували рекомендаційні системи в онлайн-каталогах – лише 2 % публічних та 11 % університетських бібліотек. Тому, з одного боку, це дослідження показало, що впровадження рекомендаційних систем є відносно рідкісним, але практичні приклади їх застосування підтверджують покращення рівня обслуговування користувачів.

У центральній бібліотеці Oodi у Гельсінкі (Фінляндія) було впроваджено мобільний застосунок, що створює персоналізовані рекомендації для користувачів. Він складається з шести віртуальних асистентів (ботів) на основі штучного інтелекту [27, 28]. Кожен асистент функціонує як окремий «персонаж», здатний пропонувати літературу на основі інтересів користувача та введенного ним запиту, що реалізовано через чат-подібний інтерфейс користувача. Такий підхід спрощує взаємодію, робить процес отримання рекомендацій швидким та доступним, а також суттєво підвищує ефективність

обслуговування. Завдяки рекомендаціям на основі штучного інтелекту користувачі можуть легко виявляти та відкривати для себе нову літературу, яку вони могли б пропустити, користуючись засобами класичного пошуку. Це сприяє розширенню інформаційного горизонту користувачів та підвищенню інтересу до бібліотечних ресурсів.

Показовим є ще одне дослідження практичного впровадження рекомендаційних систем у мережі публічних бібліотек Турина (Італія) в рамках проєкту ReadingMachine [21]. Мета проєкту – допомагати користувачам у виборі книг, що відповідають їхнім інтересам, через графічний інтерфейс на основі віртуальної реальності. Для формування рекомендацій використовували два джерела даних: історію книговидачі у публічних бібліотеках Турина, зокрема у Центральній бібліотеці міста, за дев'ять років, та інформацію з онлайн-спільноти для читачів Anobii за сім років, де більш ніж мільйон користувачів діляться відгуками про прочитані книги.

На основі цих даних автори порівнювали два підходи: контент-орієнтовану та колаборативну фільтрації. Експериментальне оцінювання показало, що розробники зазначеного застосунку надали перевагу колаборативній фільтрації, яка перевершує контент-орієнтовану, підвищуючи релевантність рекомендацій до 47 %. Інтеграція даних з платформи Anobii дала змогу значно покращити результати обох підходів: колаборативна фільтрація забезпечила релевантне інформаційне обслуговування більшої кількості користувачів, а контент-орієнтована фільтрація сприяла рекомендуванню більшої множини метаданих книг. Окрім цього, дослідження показало, що ефективність контент-орієнтованої фільтрації сильно залежить від кількості прочитаних користувачем книг, водночас цей чинник не впливає на результати колаборативної фільтрації.

У 2025 р. Національна бібліотека Австралії опублікувала документ, у якому окреслено стратегічні напрями використання штучного інтелекту, що передбачатиме впровадження персоналізованих рекомендацій для покращення взаємодії з користувачами [29]. Документ містить загальні напрями розвитку інноваційних сервісів бібліотеки без опису алгоритмів чи деталей технічної реалізації. Проте таке стратегічне планування свідчить про важливість розвитку

цифрових сервісів у напрямі персоналізації інформаційних потреб користувачів.

Підсумовуючи зазначимо, що сучасний стан впровадження рекомендаційних систем у бібліотеках характеризується обмеженням, але поступово зростаючим практичним застосуванням. Попри активний розвиток наукових досліджень щодо алгоритмів та підходів до генерування персоналізованих рекомендацій, масове впровадження їх у бібліотечні інформаційні системи поки що не спостерігається. Ймовірно, багато практичних рішень різноманітних бібліотек залишаються неопублічними, що ускладнює науковий аналіз повної картини. Водночас усе перспективнішими стають дослідження, пов'язані із розробленням інформаційних технологій, великих мовних моделей, нових підходів до опрацювання даних про цифрові колекції, мобільних сервісів, що здатні трансформувати бібліотеки у сучасні, адаптивні та зручні інформаційні середовища, тощо.

Висновки. У статті здійснено комплексний аналіз підходів до побудови рекомендаційних систем та їх інтеграції у бібліотечні інформаційні системи. Розглянуто класичні підходи до формування рекомендацій, такі як контент-орієнтована фільтрація, колаборативна фільтрація, гібридний підхід, а також визначено сучасні альтернативні методи. Кожен з класичних підходів оцінений щодо переваг, недоліків, обмежень та специфіки застосування у бібліотечному середовищі.

Аналіз міжнародного досвіду впровадження рекомендаційних систем у бібліотеках різних типів засвідчив, що попри активний розвиток наукових досліджень, спрямованих на удосконалення алгоритмічних рішень, практичне застосування їх у бібліотечних інформаційних системах залишається недостатнім. З іншого боку, вже реалізовані рекомендаційні системи демонструють підвищення ефективності інформаційного обслуговування користувачів та сприяють розширенню їхніх інформаційних горизонтів.

Результати дослідження можуть слугувати базою для подальших наукових робіт, а також практичним підґрунтям для впровадження рекомендаційних систем. Перспективи подальших досліджень пов'язані з покращенням точності та релевантності рекомендацій,

соціальними та поведінковими аспектами використання, інтеграцією з сучасними технологіями. Також не менш важливим напрямом є вивчення етичних аспектів персоналізації, зокрема питань конфіденційності, анонімності, алгоритмічної прозорості, проблеми маніпуляції тощо.

Список використаних джерел / References

1. Zhou, T., Lü, L., & Zhang, Y.-C. (2010). Solving the apparent diversity-accuracy dilemma of recommender systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 107(10), 4511-4515. <https://doi.org/10.1073/pnas.1000488107>
2. Wayesa, F., Leranso, M., Asefa, G., & Kedir, A. (2023). Pattern-based hybrid book recommendation system using semantic relationships. *Scientific Reports*, 13(1), 3693. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-30987-0>
3. Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (Eds.). (2015). *Recommender Systems Handbook*. New York: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6>
4. Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 17(6), 734-749. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2005.99>
5. Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2011). Context-Aware Recommender Systems. In F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira, & P. Kantor (Eds.), *Recommender Systems Handbook* (pp. 217-253). Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_7
6. Burke, R. (2002). Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12(4), 331-370. <https://doi.org/10.1023/A:1021240730564>
7. Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A., & Gutiérrez, A. (2013). Recommender systems survey. *Knowledge-Based Systems*, 46, 109-132. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.03.012>
8. Roy, D., & Dutta, M. (2022). A systematic review and research perspective on recommender systems. *Journal of Big Data*, 9(1), 59. <https://doi.org/10.1186/s40537-022-00592-5>

9. Pazzani, M. J., & Billsus, D. (2007). Content-Based Recommendation Systems. In P. Brusilovsky, A. Kobsa, & W. Nejdl (Eds), *The Adaptive Web. Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4321. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-72079-9_10
10. How National Libraries Are Embracing AI for Digital Transformation. Retrieved February 11, 2026, from <https://librarin.eu/how-national-libraries-are-embracing-ai-for-digital-transformation/>
11. Lops, P., de Gemmis, M., & Semeraro, G. (2015). Content-based Recommender Systems: State of the Art and Trends. In *Recommender Systems Handbook* (pp. 73-105). Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_3
12. Chris, E., Joe, E., & Grace, A. Metadata in Recommender Systems. Retrieved February 11, 2026, from https://www.researchgate.net/publication/385774403_Metadata_in_Recommender_Systems
13. Wu, X. (2024). Review of collaborative filtering recommendation systems. *Applied and Computational Engineering*, 43(1), 76-82. <https://doi.org/10.54254/2755-2721/43/20230811>
14. Nilashi, M., Ibrahim, O., & Bagherifard, K. (2013). Collaborative Filtering Recommender Systems. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 5(16), 4168-4182. <https://doi.org/10.19026/rjaset.5.4644>
15. Su, X., & Khoshgoftaar, T. M. (2009). A Survey of Collaborative Filtering Techniques. *Advances in Artificial Intelligence*, 421425, 1-22. <https://doi.org/10.1155/2009/421425>
16. Abdollahpouri, H., Mansoury, M., Burke, R., & Mobasher, B. (2019). The Unfairness of Popularity Bias in Recommendation. *Proceedings of the 13th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys 2019)*. Copenhagen, Denmark: ACM. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.13286>
17. Yuldashev, M., Venkatachalam, A. M., Muthukumar, R. R., Turdikhujaeva, M., Shodmonova, D., & Sobirovich, N. B. (2025). Collaborative Filtering in Real-Time Library Catalog Recommendations. *Indian Journal of Information Sources and Services*, 15(4), 266-274. <https://doi.org/10.51983/ijiss-2025.IJISS.15.4.30>
18. Sabiri, B., Khtira, A., El Asri, B., & Rhanoui, M. (2023). Hybrid Quality-Based Recommender Systems: A Systematic Literature Review. *Journal of Imaging*, 11(1). <https://doi.org/10.3390/jimaging11010012>

19. Balabanović, M., & Shoham, Y. (1997). Fab: Content-Based, Collaborative Recommendation. *Communications of the ACM*, 40(3), 66-72. <https://doi.org/10.1145/245108.245124>
20. Sen, B. A., Wakeling, S., Clough, P., & Connaway, L. S. (2012). "Readers who borrowed this also borrowed...": Recommender systems in UK libraries. *Library Hi Tech*, 30(1), 134-150. <http://dx.doi.org/10.1108/07378831211213265>
21. Speciale, A., Vallero, G., Vassio, L., & Mezzavilla, M. (2023). Recommendation Systems in Libraries: an Application with Heterogeneous Data Sources. *Proceedings of EDBT/ICDT 2023 Joint Conference*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.11746>
22. Huang, Z., Chung, W., Ong, T. H., & Chen, H. (2002). A graph-based recommender system for digital library. *Proceedings of the Second ACM/IEEE-CS Joint Conference on Digital Libraries* (pp. 65-73). New York: ACM. <https://doi.org/10.1145/544220.544231>
23. Hongwei Wang, Fuzheng Zhang, Mengdi Zhang, Jure Leskovec, Miao Zhao, Wenjie Li, Zhongyuan Wang. (2019). Knowledge-aware Graph Neural Networks with Label Smoothness Regularization for Recommender Systems. *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '19)*. Anchorage, USA: ACM. <https://doi.org/10.1145/3292500.3330836>
24. Jeong, S.-Y., & Kim, Y.-K. (2023). Deep Learning-Based Context-Aware Recommender System Considering Change in Preference. *Electronics*, 12(10), 2337. <https://doi.org/10.3390/electronics12102337>
25. Mu, R. (2018). A Survey of Recommender Systems Based on Deep Learning. *IEEE Access*, 6, 69009-69022. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2880197>
26. Ayemowa, M. O., Sadiq, F. I., & Khan, M. M. (2024). Analysis of Recommender System Using Generative Artificial Intelligence: A Systematic Literature Review. *IEEE Access*, 12, 87742-87766. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3416962>
27. Hammais, E., Ketamo, H., & Koivisto, A. (2019). Virtual information assistants on mobile app to serve visitors at Helsinki Central Library Oodi. *World Library and Information Congress: 85th IFLA General Conference and Assembly*. Athens, Greece. Retrieved February 11, 2026, from <https://www.theseus.fi/handle/10024/303597>

28. Oodi's book recommendation service Obotti. *City of Helsinki AI Register*. Retrieved February 11, 2026, from <https://ai.hel.fi/en/oodis-book-recommendation-service-obotti/>

29. National Library of Australia. (2025). Artificial Intelligence Framework. Canberra: National Library of Australia. 20 p. Retrieved February 24, 2026, from <https://www.library.gov.au/visit/about-us/corporate-information/corporate-strategies/artificial-intelligence-framework>

30. Mönnich, M., & Spiering, J. (2008). Adding Value to the Library Catalog by Implementing a Recommendation System. *D-Lib Magazine*, 14(5/6). <https://doi.org/10.1045/may2008-monnich>

Отримано / Received 10.03.2026

Прийнято / Accepted 20.03.2026

Опубліковано онлайн / Published online 28.07.2026

Valentyn Malenchak,

PhD student,

V. I. Vernadskyi National Library of Ukraine

3 Holosiivskyi Ave., Kyiv 03039, Ukraine

email: valentyn17@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-8575-8956>

Serhii Harahulia,

PhD (Soc. Comms.), Head of Information Technologies Institute,

V. I. Vernadskyi National Library of Ukraine

3 Holosiivskyi Ave., Kyiv 03039, Ukraine

e-mail: garahulia@nbuv.gov.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5564-9494>

Web of Science Researcher ID: AAE-8791-2020

Scopus Author ID: 59960763800

Nataliia Kunanets,

Dr. Sci. (Soc. Comms.),

Professor of the Department of Information Systems and Networks,

Lviv Polytechnic National University

12 S. Bandery St., Lviv 79013, Ukraine

email: neklviv@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3007-2462>

Web of Science Researcher ID: R-5222-2017

Scopus Author ID: 57189375884

RECOMMENDER SYSTEMS AS A COMPONENT OF LIBRARY INFORMATION SYSTEMS: ANALYSIS OF APPROACHES AND IMPLEMENTATION EXPERIENCE

The authors examine the role of recommender systems as an important component of modern library information systems, and explore their potential to enhance user-oriented services in libraries. In the context of rapid digital modernization and the growing amount of available information, libraries are increasingly seeking software tools that can assist users in discovering relevant resources efficiently. The study reviews the main approaches to generating recommendations, including content-based filtering, collaborative filtering, hybrid models, and alternative approaches. Particular attention is paid to the principles underlying these approaches, their advantages and limitations, and their suitability for library environments.

The research is based on an analysis of international experience in implementing recommender systems in libraries of various types, including academic, public, and digital libraries. The study identifies the specific features of adapting recommendation technologies to library needs. It is emphasized that, despite the proven effectiveness of recommender systems in commercial platforms, their adoption in libraries remains relatively limited. However, existing practical examples demonstrate positive outcomes, including improved efficiency of user services, more personalized information support, increased visibility of library collections, and broader information horizons for users.

The findings suggest that recommender systems can significantly contribute to the modernization of library services and the development of user-centered information systems. The results of this study may serve both as a theoretical foundation for further academic research in the field of library and information science, and as a practical basis for the design, implementation, and evaluation of recommender systems in library settings.

Keywords: recommender system, content-based filtering, collaborative filtering, research support services, library services, information system