

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ  
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ  
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА ТЕХНОЛОГІЙ**

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**  
на тему: **Алгоритми рекомендацій освітнього  
контенту для онлайн-платформ**

на здобуття освітнього ступеня бакалавра (магістра)  
зі спеціальності 24, Системний аналіз  
(код, найменування спеціальності)  
освітньо-професійної програми Інтелектуальні системи управління  
(назва)

*Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень.  
Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання  
на відповідне джерело*

\_\_\_\_\_ **Бойко Назарій Павлович**  
(підпис) *Ім'я, ПРІЗВИЩЕ здобувача*

Виконав: здобувач(ка) вищої освіти гр. САДМ-61  
**Бойко Назарій Павлович**  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
Керівник: **Патракеєв Ігор Михайлович**  
науковий ступінь, Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
вчене звання

Рецензент: \_\_\_\_\_  
науковий ступінь, Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
вчене звання

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**  
**Навчально-науковий інститут інформаційних технологій**

Кафедра Інформаційних систем та технологій

Ступінь вищої освіти Магістр

Спеціальність 124, Системний аналіз

Освітньо-професійна програма Інтелектуальні системи управління

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедрою ІСТ

Каміла СТОРЧАК

« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2026 р.

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Бойку Назарію Павловичу

*(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)*

1. Тема кваліфікаційної роботи: Алгоритми рекомендацій освітнього контенту для онлайн-платформ

керівник кваліфікаційної роботи Патракесєв Ігор Михайлович, Доцент, Кандидат технічних наук  
*(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ, науковий ступінь, вчене звання)*

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій  
Від «30» жовтня 2025 р. № 467

2. Строк подання кваліфікаційної роботи «27» грудня 2025 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи:

Рекомендації освітнього контенту, архітектура гібридних рекомендаційних систем, методи системного аналізу та інтелектуального управління, науково-технічна література

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Аналіз сучасних підходів до побудови алгоритмів рекомендацій освітнього контенту

2. Моделювання та розробка гібридного алгоритму рекомендацій з використанням системного аналізу

3. Експериментальна перевірка ефективності алгоритму та аналіз результатів

5. Перелік ілюстративного матеріалу: *презентація*

6. Дата видачі завдання «30» жовтня 2025 р.

## РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня магістра:  
57 стор., 8 рис., 1 табл., 53 джерел.

*Мета роботи* – підвищення ефективності навчального процесу в онлайн-платформах на основі побудови алгоритмів рекомендацій освітнього контенту з використанням методів системного аналізу та інтелектуальних систем управління.

*Об'єкт дослідження* – інформаційна система рекомендації освітнього контенту в онлайн-навчальних платформах як складової інтелектуальної системи управління навчальним процесом.

*Предмет дослідження* – методи, моделі та алгоритми формування рекомендацій освітнього контенту на основі даних про користувачів, що використовуються в інтелектуальних системах управління навчанням.

*Короткий зміст роботи:* У роботі проведено аналіз сучасних підходів до побудови рекомендаційних систем для онлайн-освітніх платформ (ОСП). Розглянуто контентно-орієнтований, колаборативний та гібридний підходи. Обґрунтовано доцільність використання системного підходу та інтелектуального управління освітнім контентом. Розроблено модель рекомендаційної системи як підсистеми інтелектуальної системи управління з замкненим контуром зворотного зв'язку. Проведено формалізацію процесу рекомендацій, визначено базові множини та функцію релевантності. Запропоновано гібридну модель з адаптивним зважуванням контентної та колаборативної складових. Розроблено алгоритм рекомендацій освітнього контенту (АРОК), що включає етапи збору даних, оновлення профілю, обчислення релевантності, ранжування та адаптації на основі зворотного зв'язку. Побудовано функціональну модель алгоритму у нотації IDEF0. Експериментальне дослідження, проведене в середовищі Python, підтвердило ефективність гібридного підходу. Запропонований алгоритм показав вищі значення метрик Precision@5, Recall@5 та F1@5 порівняно з чистими методами, а також

продемонстрував здатність до адаптації в процесі навчання. Результати роботи можуть бути використані для вдосконалення онлайн-освітніх платформ та розробки інтелектуальних систем підтримки навчання.

**КЛЮЧОВІ СЛОВА:** онлайн-освітні платформи, рекомендаційні системи, освітній контент, гібридний алгоритм, системний аналіз, інтелектуальне управління, адаптивні рекомендації, персоналізація навчання.

## ABSTRACT

Text part of the master's qualification work: 57 pages, 8 pictures, 1 table, 53 sources.

*The purpose of the work* – to improve the effectiveness of the learning process in online platforms by developing educational content recommendation algorithms using methods of system analysis and intelligent control systems.

*Object of research* – the information system of educational content recommendation in online learning platforms as a component of an intelligent learning process control system.

*Subject of research* – methods, models, and algorithms for forming educational content recommendations based on user data used in intelligent learning management systems.

*Summary of the work:* The work analyzes modern approaches to building recommendation systems for online educational platforms (OEP). Content-based, collaborative, and hybrid approaches are considered. The appropriateness of using a system approach and intelligent management of educational content is substantiated. A model of a recommendation system as a subsystem of an intelligent control system with a closed feedback loop has been developed. The recommendation process is formalized, basic sets and a relevance function are defined. A hybrid model with adaptive weighting of content and collaborative components is proposed. An algorithm for recommending educational content (AREC) has been developed, including stages of data collection, profile updating, relevance calculation, ranking, and adaptation based on feedback. A functional model of the algorithm in IDEF0 notation has been built. Experimental research conducted in the Python environment confirmed the effectiveness of the hybrid approach. The proposed algorithm showed higher values of Precision@5, Recall@5, and F1@5 metrics compared to pure methods and demonstrated the ability to adapt during the learning process. The results of the work can be used to improve online educational platforms and develop intelligent learning support systems.

**KEYWORDS:** online educational platforms, recommendation systems, educational content, hybrid algorithm, system analysis, intelligent control, adaptive recommendations, personalized learning





## ВСТУП

Сучасний етап розвитку інформаційних технологій характеризується активним впровадженням онлайн-освітніх платформ у навчальний процес. Цифровізація освіти сприяє розширенню доступу до навчальних ресурсів, підвищенню гнучкості освітніх траєкторій та створенню умов для безперервного навчання. Разом з тим, зростання обсягу освітнього контенту призводить до ускладнення процесу його вибору, що знижує ефективність навчання та потребує застосування інтелектуальних методів управління освітнім процесом

Одним із перспективних напрямів вирішення зазначеної проблеми є використання рекомендаційних систем, які забезпечують адаптивний підбір освітнього контенту відповідно до особливостей навчального процесу. Алгоритми рекомендацій широко застосовуються в різних інформаційних системах, зокрема в електронній комерції, мультимедійних сервісах та соціальних мережах. В освітніх онлайн-платформах рекомендаційні алгоритми виконують функцію інтелектуального інструмента управління, що дозволяє оптимізувати подання навчального матеріалу та підвищити результативність навчання.

З позицій системного аналізу онлайн-освітня платформа може розглядатися як складна динамічна система, яка включає навчальний контент, механізми його подання, правила взаємодії та зворотний зв'язок. У такій системі рекомендаційний модуль виступає елементом інтелектуальної системи управління, який здійснює аналіз стану навчального процесу та формує керуючі впливи у вигляді рекомендацій освітнього контенту. Це обумовлює доцільність дослідження алгоритмів рекомендацій саме в контексті методів системного аналізу та інтелектуальних систем управління.

Незважаючи на наявність значної кількості наукових праць, присвячених рекомендаційним системам, питання їх застосування в освітніх онлайн-платформах з урахуванням системного підходу та принципів інтелектуального управління залишаються актуальними. Особливої уваги

потребує аналіз структури рекомендаційних алгоритмів, методів їх побудови та оцінювання ефективності в умовах навчального процесу. Це зумовлює необхідність комплексного дослідження зазначеної проблематики.

Актуальність магістерської роботи визначається необхідністю підвищення ефективності управління навчальним процесом в онлайн-освітніх платформах на основі інтелектуалізації алгоритмів рекомендацій освітнього контенту. Застосування методів системного аналізу дозволяє формалізувати процес рекомендацій, визначити його структуру, основні компоненти та функціональні взаємозв'язки, а використання елементів інтелектуальних систем управління забезпечує адаптацію рекомендацій до змін стану навчального процесу та умов його функціонування.

Метою дослідження є підвищення ефективності навчального процесу в онлайн-платформах на основі побудови алгоритмів рекомендацій освітнього контенту з використанням методів системного аналізу

Об'єктом дослідження є інформаційна система рекомендації освітнього контенту в онлайн-навчальних платформах як складової інтелектуальної системи управління навчальним процесом.

Предметом дослідження є методи, моделі та алгоритми формування рекомендацій освітнього контенту на основі даних про користувачів, які використовуються в інтелектуальних системах управління навчанням..

Методи дослідження. В роботі використано методи системного аналізу для дослідження структури та функціонування рекомендаційної системи; методи декомпозиції та структурного моделювання при побудові архітектури системи рекомендацій; алгоритмічні методи формування рекомендацій (контентно-орієнтований та колаборативний підходи); методи теорії прийняття рішень для вибору релевантного освітнього контенту; елементи інтелектуальних систем управління для адаптації рекомендацій до поведінки користувача; методи математичної статистики для аналізу результатів роботи алгоритмів; методи комп'ютерного моделювання та візуалізації результатів дослідження.

Структура роботи. Кваліфакаційна робота складається з 3 розділів, 8 рисунків, однієї таблиці та використано 53 літературних джерел.

# 1. АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО ПОБУДОВИ АЛГОРИТМІВ РЕКОМЕНДАЦІЙ ОСВІТНЬОГО КОНТЕНТУ ДЛЯ ОНЛАЙН-ПЛАТФОРМ

## 1.1. Освітні онлайн платформи як об'єкт аналізу

Сучасні онлайн-освітні платформи (ОСП) є складними інформаційними системами, призначеними для організації, підтримки та управління навчальним процесом у цифровому середовищі. Такі платформи забезпечують доступ до навчального контенту, засобів взаємодії, контролю результатів навчання та зворотного зв'язку, що дозволяє реалізовувати різні форми дистанційного та змішаного навчання.

З точки зору системного аналізу ОСП може розглядатися як цілісна система, що складається з взаємопов'язаних компонентів і функціонує для досягнення визначеної мети — забезпечення ефективного навчального процесу. Основними елементами такої системи є освітній контент, програмні засоби його подання, механізми управління навчанням, а також інструменти аналізу результатів навчальної діяльності.

ОСП характеризуються наявністю інформаційних потоків, що виникають у процесі взаємодії між компонентами системи. До таких потоків належать дані про навчальні матеріали, результати виконання завдань, часові параметри навчання та інші показники, які можуть бути використані для аналізу стану навчального процесу. Наявність зворотного зв'язку дозволяє адаптувати функціонування платформи до змінних умов та підвищувати ефективність управління навчанням.

Важливою особливістю сучасних онлайн-платформ є динамічний характер їх функціонування. Навчальний процес у цифровому середовищі змінюється в часі, що обумовлює необхідність використання адаптивних механізмів управління. У цьому контексті рекомендаційні алгоритми

розглядаються як інструмент підтримки прийняття рішень щодо подання освітнього контенту та організації навчального процесу.

В межах інтелектуальних систем управління ОСП можуть розглядатися як системи, що здійснюють аналіз поточного стану навчального процесу та формують керуючі впливи. Такими впливами можуть бути зміна послідовності подання навчального матеріалу, коригування складності завдань або рекомендації щодо вибору освітнього контенту. Рекомендаційні алгоритми в цьому випадку виконують роль інструмента підтримки прийняття рішень та сприяють оптимізації навчального процесу.

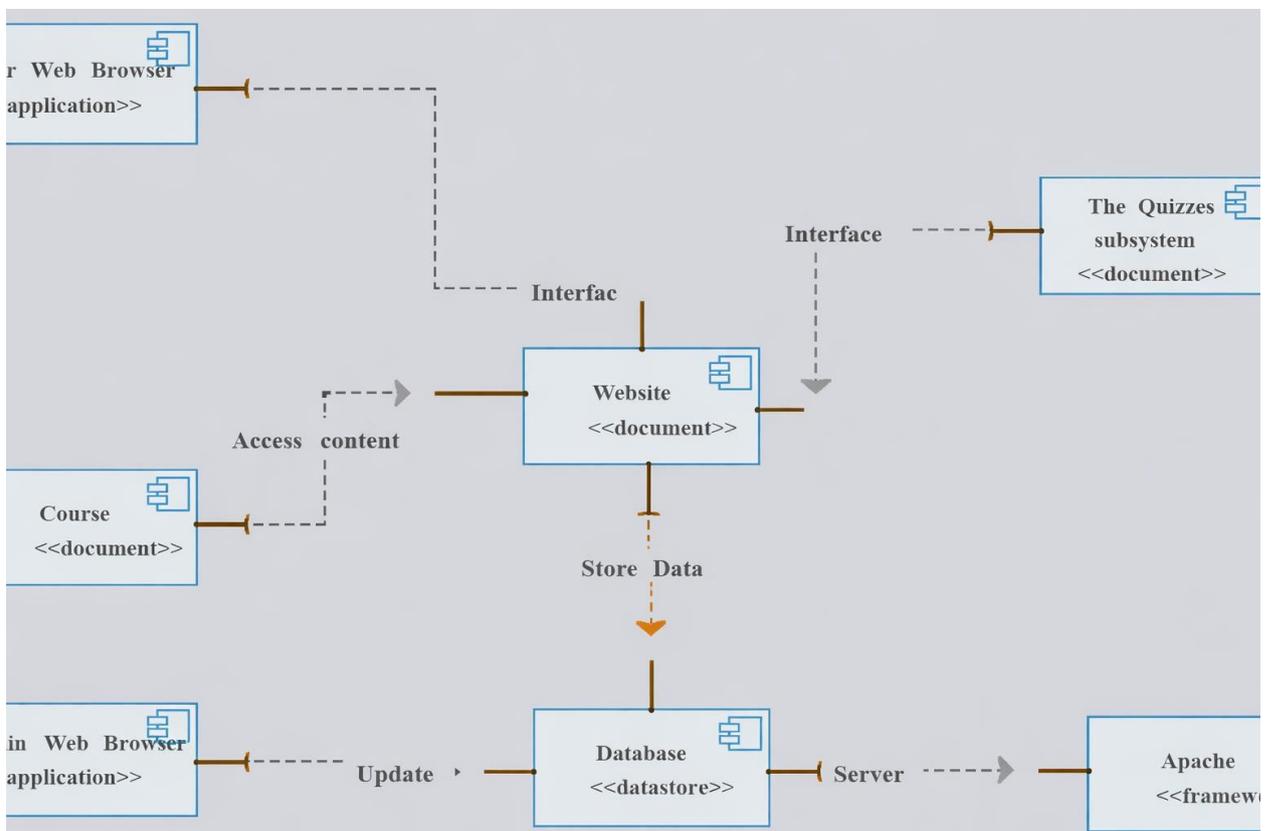


Рис.1.1 Узагальнена структурна діаграма онлайн-освітньої платформи

Наведена діаграма на рис 1.1 відображає загальну структуру ОСП та взаємодію її основних компонентів у процесі функціонування навчальної системи. Діаграма ілюструє платформу як інформаційну систему, що забезпечує доступ до освітнього контенту, управління даними та підтримку

навчального процесу.

Центральним елементом системи є вебсайт платформи, який виступає основним інтерфейсом взаємодії між користувачами та функціональними підсистемами. Через вебсайт здійснюється доступ до навчального контенту, проходження тестів, а також взаємодія з базою даних. Вебсайт виконує роль керуючого компонента, що координує обмін інформацією між іншими елементами системи.

Доступ до платформи здійснюється через веббраузер користувача, який дозволяє отримувати навчальні матеріали та взаємодіяти з функціоналом системи. Аналогічно, веббраузер адміністратора використовується для управління контентом, оновлення даних та підтримки працездатності платформи. Таким чином, у системі реалізовано розмежування ролей, що є характерною ознакою сучасних онлайн-освітніх платформ.

Навчальний контент представлений у вигляді окремого компонента, що включає курси та освітні матеріали, до яких користувачі отримують доступ через вебсайт. Це дозволяє централізовано зберігати та оновлювати навчальні ресурси, забезпечуючи їх актуальність та доступність.

Окремою функціональною частиною системи є підсистема тестування, яка забезпечує контроль знань та оцінювання результатів навчання. Взаємодія з цією підсистемою здійснюється через вебінтерфейс платформи, що дозволяє інтегрувати процес оцінювання в загальну структуру навчального процесу.

Зберігання та обробка інформації здійснюється за допомогою бази даних, у якій накопичуються відомості про навчальний контент, результати тестування та інші параметри функціонування системи. База даних забезпечує підтримку зворотного зв'язку та є основою для аналізу стану навчального процесу. Обмін даними між вебсайтом і базою даних відбувається через серверну частину платформи.

Серверна інфраструктура, реалізована на основі відповідного програмного забезпечення, забезпечує обробку запитів, доступ до даних та

стабільну роботу платформи. Така архітектура дозволяє розглядати онлайн-освітню платформу як розподілену інформаційну систему з чітко визначеними функціональними зв'язками між компонентами.

У цілому представлена діаграма ілюструє онлайн-освітню платформу як об'єкт системного аналізу, що поєднує користувацькі інтерфейси, функціональні підсистеми, механізми зберігання даних та серверну інфраструктуру. Така структура створює передумови для впровадження рекомендаційних алгоритмів як елементів інтелектуальної системи управління навчальним процесом.

Особливу роль у функціонуванні ОСП відіграє зворотний зв'язок. Результати навчальної діяльності дозволяють оцінювати ефективність застосованих підходів та коригувати подальші дії системи. Наявність зворотного зв'язку є однією з ключових ознак систем управління та створює передумови для інтелектуалізації окремих компонентів платформи, зокрема алгоритмів рекомендацій освітнього контенту.

Наведена схема відображає узагальнену структуру системи дистанційного навчання та взаємодію основних учасників освітнього процесу в цифровому середовищі. Дана структура дозволяє розглядати дистанційне навчання як керовану інформаційну систему, що функціонує на основі сучасних онлайн-платформ та цифрових інструментів.

Центральним елементом схеми є автоматизована система управління навчальним **процесом**, яка забезпечує координацію взаємодії між основними учасниками — студентами та викладачами. Через цю систему здійснюється обмін інформацією, управління навчальним контентом, фіксація результатів навчання та підтримка зворотного зв'язку.

З боку здобувачів освіти доступ до системи реалізується через електронний кабінет студента, який надає можливість перегляду розкладу, отримання навчальних матеріалів та ознайомлення з результатами оцінювання. Аналогічно, електронний кабінет викладача використовується

для організації навчального процесу, надання завдань, оцінювання та аналізу навчальної діяльності.

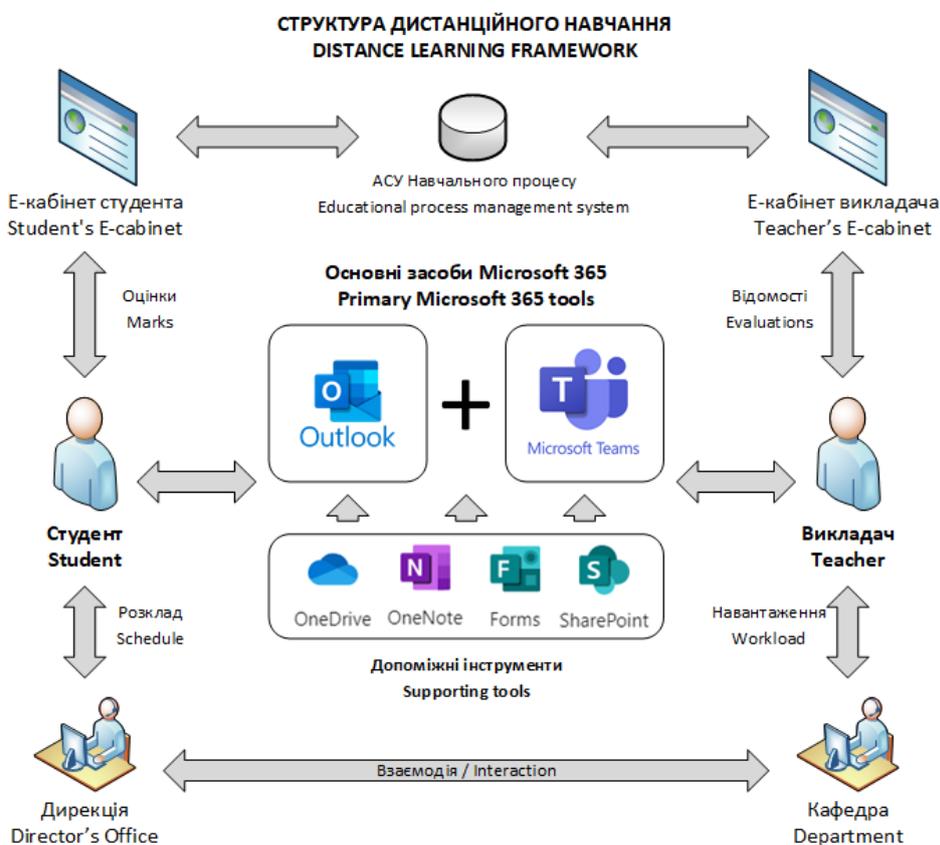


Рис. 1.2. Опис структурної схеми системи дистанційного навчання

Схема також відображає використання хмарних сервісів як інструментальної основи онлайн-освітньої платформи. Основні засоби забезпечення навчального процесу реалізовані на базі сервісів Microsoft 365, зокрема для комунікації, обміну матеріалами та спільної роботи. Додаткові інструменти підтримують зберігання даних, створення навчального контенту та організацію взаємодії між учасниками освітнього процесу.

Важливим елементом представленої структури є інформаційні потоки, що виникають у процесі взаємодії між компонентами системи. До них належать передача навчальних матеріалів, обмін повідомленнями, фіксація результатів оцінювання та управління навчальним навантаженням. Наявність

таких потоків створює передумови для аналізу стану навчального процесу та прийняття управлінських рішень.

З точки зору системного аналізу дана схема демонструє дистанційне навчання як багаторівневу систему управління, що включає користувацькі інтерфейси, керуючий центр, інструментальні засоби та організаційні підрозділи. Така структура дозволяє розглядати онлайн-освітню платформу як об'єкт аналізу, в межах якого можливе впровадження інтелектуальних механізмів, зокрема алгоритмів рекомендацій освітнього контенту. Показана на рис. 1.2 схема підтверджує доцільність розгляду ОСП, як інформаційних систем та створює методологічне підґрунтя для подальшого аналізу підходів до побудови алгоритмів рекомендацій у системах дистанційного навчання.

З позицій інтелектуальних систем управління ОСП може бути представлена як система, що здійснює аналіз поточного стану навчального процесу та формує керуючі впливи у вигляді рекомендацій освітнього контенту. Такі рекомендації спрямовані на оптимізацію навчального процесу та підвищення його результативності. Інтелектуалізація окремих компонентів платформи, зокрема рекомендаційних алгоритмів, дозволяє враховувати динаміку процесу навчання та адаптувати подання матеріалу до змінних умов функціонування системи.

Таким чином, сучасні ОСП доцільно розглядати як об'єкти системного аналізу, в межах яких рекомендаційні механізми виконують роль елементів інтелектуальної системи управління навчальним процесом. Це створює підґрунтя для подальшого аналізу підходів до побудови алгоритмів рекомендацій освітнього контенту та обґрунтування необхідності їх інтелектуалізації.

## 1.2. Основні підходи до формування рекомендацій освітнього контенту

Рекомендаційні системи є важливим інструментом підтримки навчального процесу в онлайн-освітніх платформах, оскільки вони дозволяють здійснювати добір освітнього контенту відповідно до умов функціонування системи та особливостей навчального процесу. Формування рекомендацій базується на аналізі наявної інформації та застосуванні відповідних алгоритмічних підходів. У сучасних онлайн-платформах найбільш поширеними є контентно-орієнтований, колаборативний та гібридний підходи.

Наведена схема на рис.1.3 відображає узагальнену класифікацію підходів до побудови рекомендаційних систем, які застосовуються в онлайн-освітніх платформах. У верхній частині схеми представлено рекомендаційну систему як цілісний функціональний модуль, що забезпечує формування рекомендацій освітнього контенту.

Згідно зі схемою, основними підходами до формування рекомендацій є контентно-орієнтований, колаборативний та гібридний. Контентно-орієнтований підхід ґрунтується на аналізі характеристик навчального контенту та використовується для формування рекомендацій на основі властивостей освітніх матеріалів. Такий підхід забезпечує логічну послідовність подання навчального матеріалу, проте має обмеження щодо адаптації до змін у навчальному процесі.

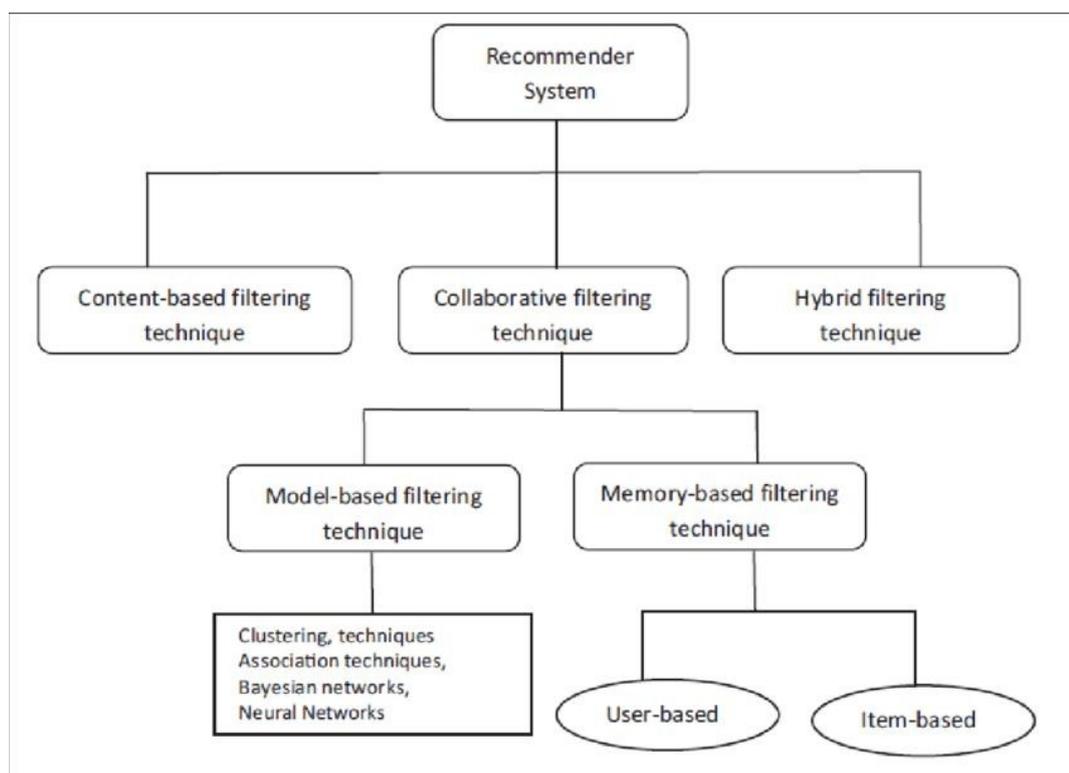


Рис.1.3. Класифікація підходів до побудови рекомендаційних систем

*Контентно-орієнтований підхід.* Контентно-орієнтований підхід (рис. 1.4) ґрунтується на аналізі характеристик навчального контенту та його відповідності певним параметрам навчального процесу. У межах даного підходу кожен освітній ресурс описується набором ознак, таких як тематика, рівень складності, формат подання та обсяг матеріалу. Рекомендації формуються шляхом порівняння поточного стану навчального процесу з характеристиками доступного контенту. Застосування контентно-орієнтованого підходу дозволяє забезпечити логічну послідовність подання навчального матеріалу та уникнути випадкових рекомендацій. Водночас такий підхід має обмеження, пов'язані з необхідністю формалізації навчального контенту та можливістю надмірної одноманітності рекомендацій.



Рис. 1.4. Ілюстрація контентно-орієнтованого підходу до побудови рекомендаційних систем

*Колаборативний підхід.* Колаборативний підхід (рис. 1.5) базується на аналізі колективного досвіду взаємодії з освітнім контентом. Рекомендації формуються на основі подібності навчальних траєкторій або результатів навчання, що дозволяє враховувати непрямі закономірності у навчальному процесі. У межах даного підходу використовується інформація про результати виконання завдань, проходження тестів та інші показники ефективності навчання.

Перевагою колаборативного підходу є здатність виявляти приховані залежності між елементами навчального процесу. Разом з тим, його застосування ускладнюється проблемами недостатності даних та необхідністю забезпечення стабільності результатів рекомендацій.

*Гібридні підходи до рекомендацій.* Гібридні підходи поєднують елементи контентно-орієнтованих та колаборативних методів з метою підвищення точності та надійності рекомендацій. Такі підходи дозволяють компенсувати недоліки окремих методів та забезпечити більш гнучке формування рекомендацій освітнього контенту.



Рис. 1.5. Ілюстрація колаборативного підходу до побудови рекомендаційних систем

В контексті онлайн-освітніх платформ гібридні рекомендаційні системи можуть враховувати як характеристики навчального матеріалу, так і результати функціонування навчального процесу. Це створює передумови для адаптації рекомендацій до змін стану системи та використання елементів інтелектуальних систем управління.

*Рекомендаційні алгоритми в контексті системного аналізу.* З позицій системного аналізу алгоритми рекомендацій можуть розглядатися як елемент механізму управління навчальним процесом. Вони здійснюють обробку інформаційних потоків, аналізують поточний стан системи та формують керуючі впливи у вигляді рекомендацій освітнього контенту. Такий підхід дозволяє інтегрувати рекомендаційні алгоритми в загальну структуру онлайн-освітньої платформи та забезпечити їх взаємодію з іншими компонентами системи.

Наведена схема на рис.1.6. ілюструє загальний підхід до формування рекомендацій контенту в рекомендаційних системах та відображає основні етапи обробки інформації, характерні для сучасних ОСП. Схема демонструє

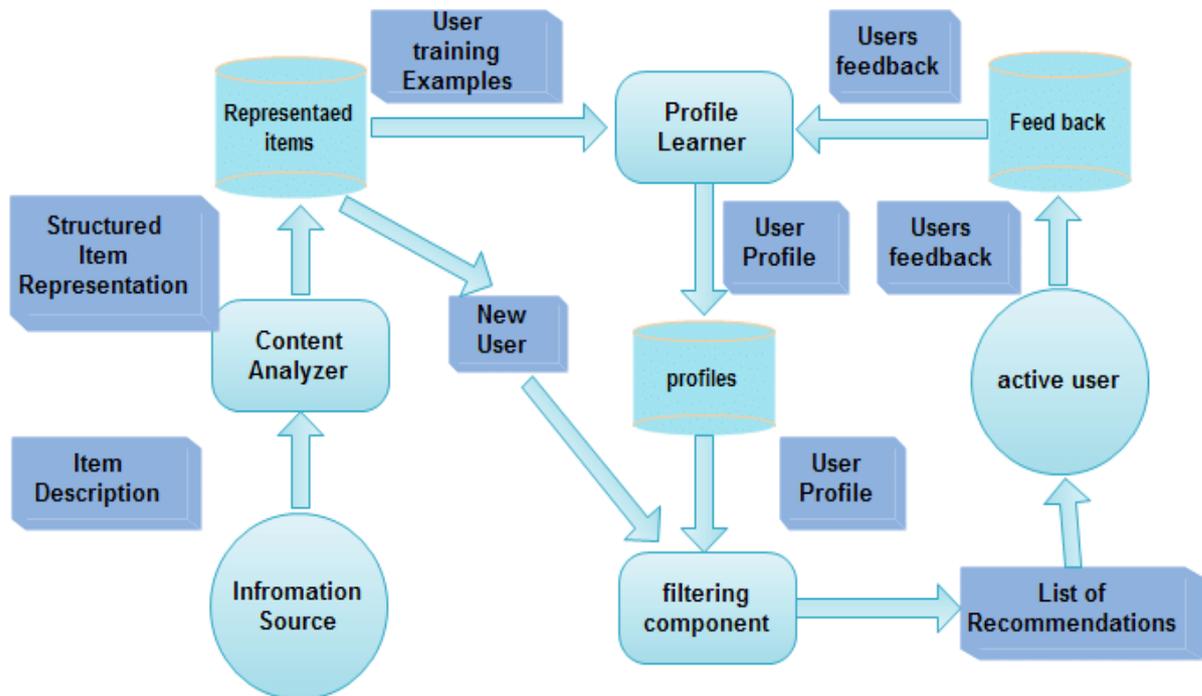


Рис.1.6. Узагальнена схема формування рекомендацій освітнього контенту

поєднання контентно-орієнтованого та профільного підходів до рекомендацій, що є типовим для більшості практичних систем.

На початковому етапі відбувається формування структурованого представлення навчального контенту на основі його опису та джерел інформації. Для цього використовується аналіз вмісту, у результаті якого навчальні матеріали подаються у вигляді набору формалізованих ознак. Такий підхід відповідає контентно-орієнтованому методу рекомендацій.

Далі система здійснює формування та оновлення профілю, який відображає параметри навчального процесу та результати взаємодії з контентом. Профіль формується на основі навчальних прикладів та зворотного зв'язку, що надходить у процесі функціонування системи.

Застосування механізму навчання профілю дозволяє адаптувати рекомендації до змінних умов навчального процесу.

Важливим елементом представленої схеми є компонент фільтрації, який здійснює добір релевантного контенту на основі зіставлення профілю з наявними освітніми ресурсами. Результатом роботи цього компонента є список рекомендацій, що формується з урахуванням поточного стану системи та накопиченої інформації.

Таким чином, наведена схема відображає типовий підхід до побудови рекомендаційних алгоритмів, що поєднують аналіз контенту, формування профілю та механізми фільтрації. У контексті системного аналізу такі алгоритми можуть розглядатися як елементи управління, які формують керуючі впливи у вигляді рекомендацій освітнього контенту.

Таким чином, аналіз основних підходів до формування рекомендацій освітнього контенту свідчить про доцільність використання комбінованих та адаптивних методів у складі інтелектуальних систем управління навчальним процесом. Це створює методологічну основу для подальшої розробки моделей та алгоритмів рекомендацій, що розглядаються в наступних розділах магістерської роботи.

### **1.3. Застосування інтелектуальних підходів у рекомендаційних системах навчання**

В сучасних ОСП рекомендаційні системи поступово переходять від статичних алгоритмів до більш складних інтелектуальних підходів, що дозволяють враховувати динаміку навчального процесу. Інтелектуалізація рекомендаційних систем полягає у використанні механізмів аналізу, адаптації та прийняття рішень, які забезпечують гнучке формування рекомендацій освітнього контенту.

З позицій інтелектуальних систем управління рекомендаційна система може розглядатися як підсистема, що здійснює аналіз поточного стану навчального процесу та формує керуючі впливи у вигляді рекомендацій. Такі системи використовують інформацію про результати навчальної діяльності, часові характеристики та зворотний зв'язок для коригування подання навчального матеріалу.

Одним із ключових аспектів інтелектуалізації рекомендаційних алгоритмів є адаптивність. Адаптивні рекомендаційні системи здатні змінювати стратегію формування рекомендацій залежно від змін у навчальному процесі. Це дозволяє забезпечити відповідність рекомендованого контенту поточному стану системи та підвищити ефективність управління навчанням.

Важливу роль у застосуванні інтелектуальних підходів відіграє використання механізмів зворотного зв'язку. Результати виконання навчальних завдань, проходження тестів та інші показники ефективності навчання використовуються для уточнення параметрів рекомендаційної системи. Такий підхід дозволяє реалізувати замкнений контур управління, у межах якого рекомендації коригуються на основі аналізу результатів їх застосування.

Інтелектуальні рекомендаційні системи також можуть використовувати елементи підтримки прийняття рішень, які дозволяють обирати оптимальні варіанти подання навчального контенту. У цьому випадку рекомендаційний алгоритм виконує роль інструмента, що забезпечує узгодження цілей навчального процесу з доступними освітніми ресурсами.

Наведена діаграма на рис. 1.7 відображає узагальнену структуру інтелектуальної рекомендаційної системи та основні етапи формування рекомендацій освітнього контенту. Схема демонструє перехід від вихідних даних та знань до процесу прийняття рішень, що відповідає принципам інтелектуальних систем управління.

На вхід системи надходить інформація з джерел знань, яка включає контекст навчального процесу, характеристики освітнього контенту та інші релевантні параметри. Ці дані використовуються на етапі набуття знань, у межах якого здійснюється навчання системи та накопичення інформації, необхідної для подальшої обробки.

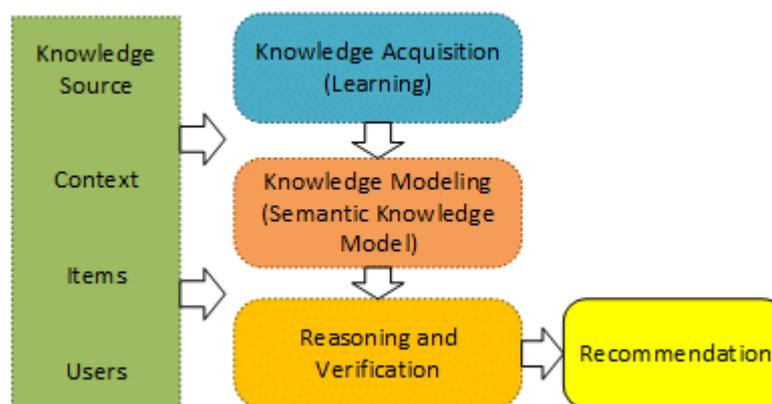


Рис.1.7 Концептуальна схема інтелектуальної рекомендаційної системи

Наступним етапом є моделювання знань, де формується семантична модель, що відображає взаємозв'язки між елементами навчального процесу. Використання семантичних моделей дозволяє перейти від простого зберігання даних до їх осмисленого представлення, що є характерною ознакою інтелектуальних рекомендаційних систем.

На основі сформованої моделі знань здійснюється етап міркування та перевірки, у межах якого система аналізує поточний стан навчального процесу та визначає найбільш доцільні рекомендації. Саме на цьому етапі реалізуються інтелектуальні механізми прийняття рішень, які забезпечують обґрунтованість та адаптивність рекомендацій.

Завершальним елементом схеми є формування рекомендацій, що розглядається як результат інтелектуальної обробки знань. Таким чином, рекомендації освітнього контенту виступають керуючими впливами в системі управління навчальним процесом

Представлена діаграма підтверджує доцільність застосування інтелектуальних підходів у рекомендаційних системах навчання та узгоджується з положеннями системного аналізу. Вона демонструє рекомендаційну систему як елемент інтелектуальної системи управління, що здійснює аналіз знань, моделювання та прийняття рішень у процесі формування рекомендацій освітнього контенту.

Застосування інтелектуальних підходів створює передумови для інтеграції рекомендаційних алгоритмів у загальну архітектуру онлайн-освітньої платформи. Це дозволяє розглядати рекомендаційну систему не як окремий модуль, а як елемент інтелектуальної системи управління навчальним процесом, що взаємодіє з іншими компонентами платформи.

Таким чином, використання інтелектуальних підходів у рекомендаційних системах навчання забезпечує адаптацію рекомендацій до змінних умов навчального процесу, підвищує ефективність управління навчанням та створює методологічне підґрунтя для подальшої розробки моделей і алгоритмів рекомендацій освітнього контенту.

## **2. МОДЕЛЮВАННЯ ТА РОЗРОБКА АЛГОРИТМУ РЕКОМЕНДАЦІЙ ОСВІТНЬОГО КОНТЕНТУ**

### **2.1. Модель рекомендаційної системи як підсистеми інтелектуальної системи управління освітнім контентом.**

В роботі рекомендаційна система розглядається як підсистема інтелектуальної системи управління освітнім контентом в ОСП. Такий підхід дозволяє формалізувати процес формування рекомендацій та розглядати їх як керуючі впливи, спрямовані на оптимізацію подання навчального матеріалу.

Наведена діаграма на рис.2.1. відображає узагальнену модель рекомендаційної системи, побудованої за принципом замкнутого контуру управління з зворотним зв'язком, де об'єктом управління є освітній контент, а рекомендації виступають керуючими впливами.

У верхній частині схеми визначено цілі управління освітнім контентом, які задають бажаний стан системи. До таких цілей можуть належати підвищення релевантності контенту, оптимізація його структури або адаптація подання навчальних матеріалів до поточних умов навчального процесу. Задані цілі надходять до блоку оцінювання відповідності, де здійснюється порівняння бажаного та фактичного стану подання контенту.

Центральним елементом моделі є рекомендаційний алгоритм, який виконує функцію керуючої підсистеми. На основі результатів оцінювання відповідності та наявної інформації про стан системи алгоритм формує керуючі впливи у вигляді рекомендацій освітнього контенту. Таким чином, рекомендаційний алгоритм реалізує логіку інтелектуального управління контентом.

Об'єктом управління в представленій моделі виступає освітній контент, який подається користувачам відповідно до сформованих рекомендацій. Результатом функціонування системи є впорядкований та адаптований

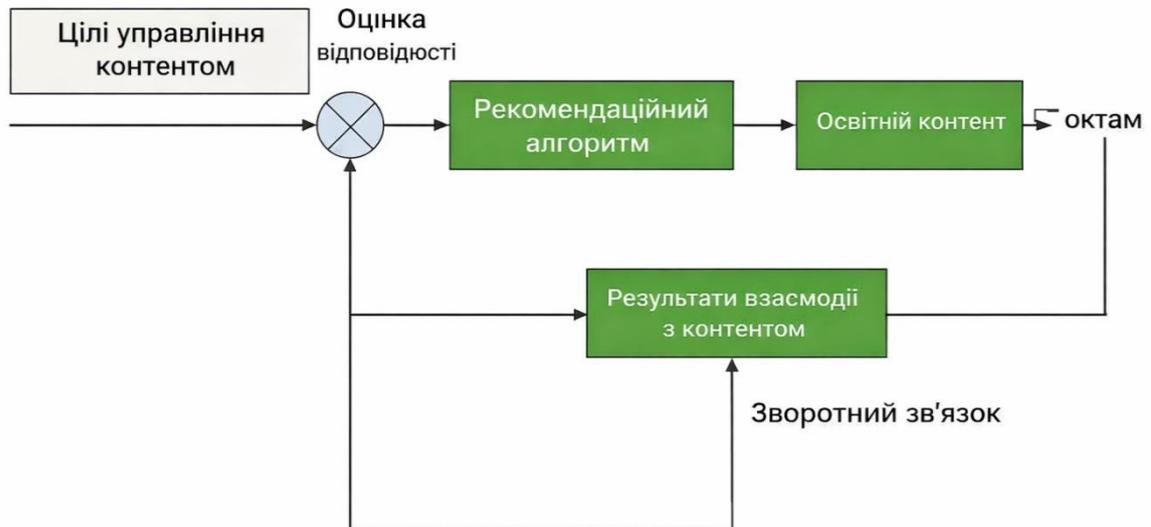


Рис. 2.1. Модель рекомендаційної системи як підсистеми управління освітнім контентом

освітній контент, що відповідає встановленим цілям управління

Важливим елементом моделі є блок результатів взаємодії з контентом, який формує інформацію про фактичне використання рекомендованих матеріалів. Ці результати надходять до системи у вигляді зворотного зв'язку, що дозволяє коригувати подальше формування рекомендацій. Наявність зворотного зв'язку забезпечує адаптацію системи до змінних умов та реалізацію замкнутого контуру управління.

З позицій системного аналізу інтелектуальна система управління освітнім контентом може бути подана у вигляді замкнутого контуру управління, що включає механізми аналізу стану системи, формування керуючих впливів та зворотного зв'язку. У межах цього контуру рекомендаційна система виконує функцію інтелектуального керуючого модуля, який на основі обробки інформації формує рекомендації освітнього контенту.

Наведена діаграма на рис. 2.1 відображає **структурно-функціональну модель гібридної рекомендаційної системи**, що використовується для формування рекомендацій освітнього контенту. Система поєднує контентно-

орієнтований та колаборативний підходи, що дозволяє підвищити точність та адаптивність рекомендацій.

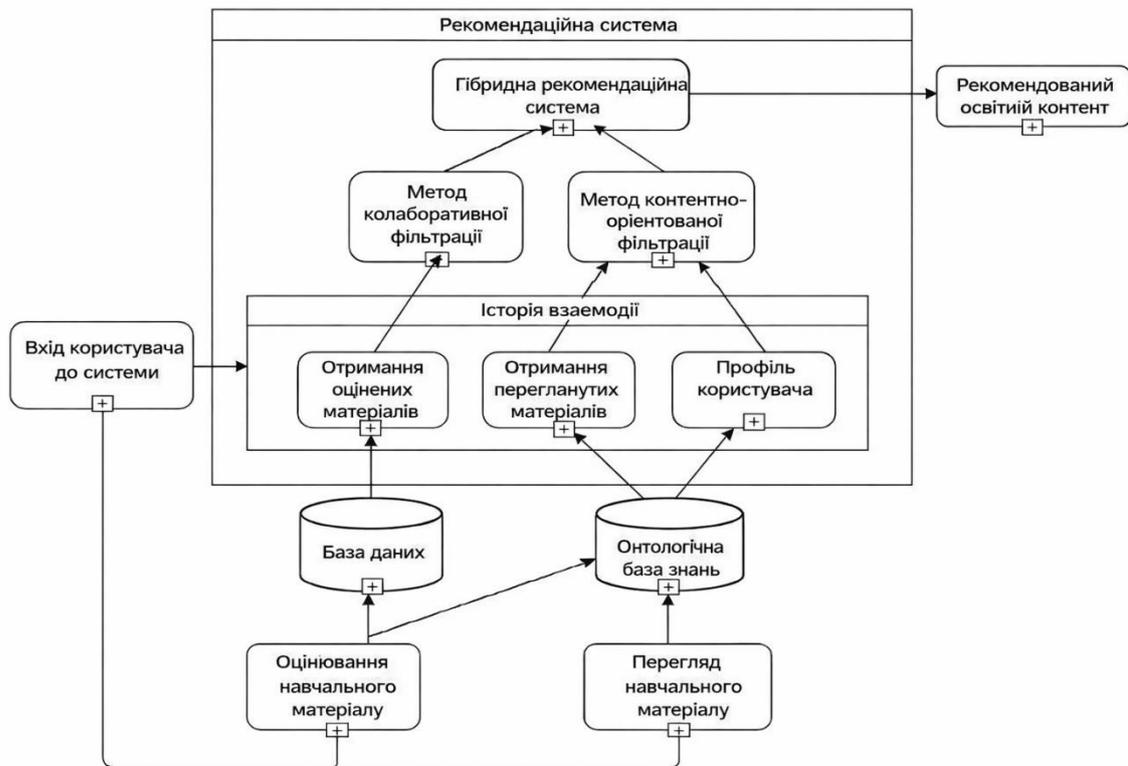


Рис. 2.2. Структурна модель гібридної рекомендаційної системи освітнього контенту

На початковому етапі взаємодії користувач здійснює вхід до системи, після чого відбувається фіксація дій користувача у вигляді історії взаємодії. До таких дій належать перегляд навчальних матеріалів та їх оцінювання. Інформація про ці дії зберігається у базі даних та використовується для подальшого аналізу.

Центральним елементом моделі є гібридний рекомендаційний модуль, який формує список рекомендованого контенту. Для цього використовуються результати роботи двох підсистем: колаборативної фільтрації та контентно-орієнтованої фільтрації. Колаборативний підхід базується на аналізі спільних закономірностей у поведінці користувачів, зокрема на основі даних про оцінювання та перегляди навчальних матеріалів. Контентно-орієнтований підхід, у свою чергу, використовує інформацію про характеристики

освітнього контенту та профіль користувача.

Важливу роль у функціонуванні системи відіграє *онтологічна база знань*, яка містить структуроване подання навчального контенту та зв'язків між його елементами. Використання онтології дозволяє здійснювати семантичний аналіз освітніх матеріалів та підвищує обґрунтованість рекомендацій. Дані з онтологічної бази використовуються як у контентно-орієнтованому підході, так і для уточнення профілю користувача.

Процес формування рекомендацій реалізується як замкнений контур управління освітнім контентом. Результати взаємодії користувача з рекомендованими матеріалами знову надходять до системи у вигляді зворотного зв'язку, що дозволяє оновлювати профіль користувача та коригувати параметри рекомендаційного алгоритму. Таким чином забезпечується адаптація рекомендацій до змінних умов функціонування системи.

Наведена блок-схема (рис.2.3) відображає узагальнений алгоритм формування рекомендацій освітнього контенту в адаптивній системі навчання з використанням інтелектуальних підходів. Процес роботи системи організований у вигляді послідовності взаємопов'язаних етапів, що забезпечують адаптацію рекомендацій на основі даних про взаємодію користувача з освітнім середовищем.

На початковому етапі здійснюється збір даних про користувача, які включають інформацію про взаємодію з освітнім контентом та поведінкові показники. Зібрані дані надходять до модуля аналізу, де виконується розпізнавання емоційних та поведінкових станів, що дозволяє уточнити поточний стан користувача в навчальному процесі

На основі отриманих результатів відбувається оновлення профілю користувача, до якого додаються емоційні та поведінкові характеристики. Профіль користувача є ключовим елементом рекомендаційної системи та використовується для персоналізації подання освітнього контенту.

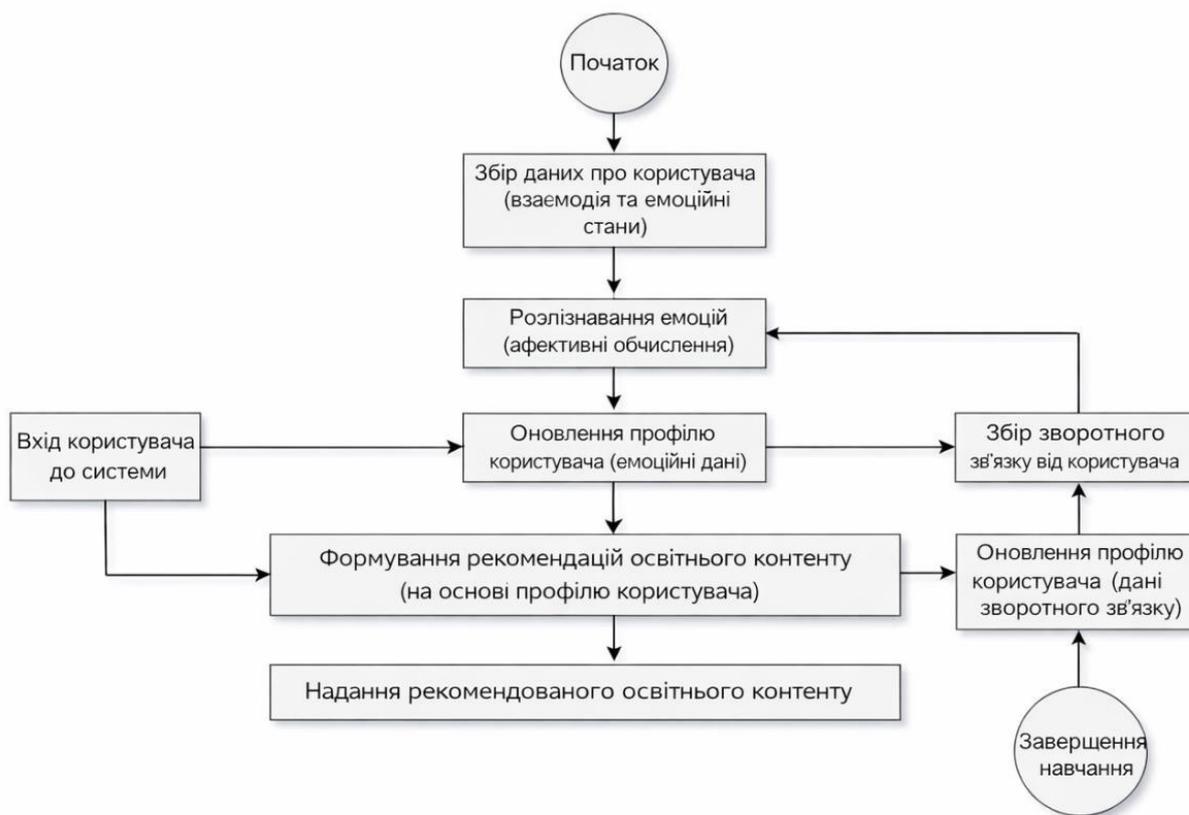


Рис. 2.3. Блок-схема формування рекомендацій освітнього контенту в адаптивній системі навчання

Наступним етапом є формування рекомендацій освітнього контенту, яке здійснюється на основі оновленого профілю користувача. Рекомендаційний модуль аналізує наявні освітні ресурси та визначає найбільш доцільні матеріали для подальшого опрацювання. Сформовані рекомендації передаються користувачу у вигляді адаптованого освітнього контенту.

Важливою складовою алгоритму є механізм зворотного зв'язку, що передбачає збір відгуків користувача та оцінювання результатів взаємодії з рекомендованими матеріалами. Отриманий зворотний зв'язок використовується для подальшого оновлення профілю користувача, що забезпечує адаптацію рекомендацій до змінних умов навчального процесу. Завершальним етапом алгоритму є оцінювання прогресу навчання та завершення навчального циклу. Наявність замкненого контуру зворотного

зв'язку дозволяє розглядати представлену модель як елемент інтелектуальної системи управління освітнім контентом.

Таким чином, дана блок-схема ілюструє алгоритм функціонування рекомендаційної системи, у межах якого рекомендації освітнього контенту виступають керуючими впливами, а результати взаємодії з користувачем — основою для адаптації та підвищення ефективності навчального процесу.

## 2.2. Формалізація процесу формування рекомендацій освітнього контенту

### 2.2.1. Вхідні дані та основні множини

Розглянемо онлайн-платформу, яка містить множину освітнього контенту:

$$\mathcal{I} = \{i_1, i_2, \dots, i_M\},$$

та множину користувачів:

$$\mathcal{U} = \{u_1, u_2, \dots, u_N\}.$$

Кожний елемент контенту  $i \in \mathcal{I}$  описується вектором ознак (метаданих):

$$\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}) \in \mathbb{R}^d,$$

де ознаки можуть включати тематику, рівень складності, тип матеріалу, тривалість тощо.

Для кожного користувача  $u \in \mathcal{U}$  визначається профіль:

$$\mathbf{p}_u = (p_{u1}, p_{u2}, \dots, p_{ud}) \in \mathbb{R}^d,$$

який відображає поточні потреби/інтереси в навчанні (у спрощеному вигляді — «вектор переваг»).

Також фіксується історія взаємодій:

$$\mathcal{H}_u = \{(i, a, t)\},$$

де  $a$  — тип дії (перегляд, виконання, оцінювання),  $t$  — час.

### 2.2.2. Функція релевантності та постановка задачі рекомендації

Метою рекомендаційної підсистеми є побудова ранжованого списку  $K$  елементів контенту:

$$\mathcal{R}_u = \langle i_{(1)}, i_{(2)}, \dots, i_{(K)} \rangle,$$

на основі максимізації функції релевантності:

$$s(u, i) = \text{Rel}(u, i),$$

де  $s(u, i)$  — оцінка відповідності контенту  $i$  поточному стану навчання користувача  $u$ .

Тоді задача рекомендації формулюється як:

$$\mathcal{R}_u = \text{TopK}_{i \in \mathcal{I} \setminus \mathcal{I}_u} s(u, i),$$

де  $\mathcal{I}_u$  — множина елементів контенту, з якими користувач уже взаємодіяв.

### 2.2.3. Контентно-орієнтована модель

В контентно-орієнтованому підході оцінка релевантності задається через схожість профілю користувача та ознак контенту. Поширений і простий варіант — косинусна схожість:

$$s_{CB}(u, i) = \cos(\mathbf{p}_u, \mathbf{x}_i) = \frac{\mathbf{p}_u \cdot \mathbf{x}_i}{\|\mathbf{p}_u\| \|\mathbf{x}_i\|}.$$

Оновлення профілю користувача може виконуватися як усереднення ознак переглянутого/оціненого контенту:

$$\mathbf{p}_u = \frac{1}{|\mathcal{I}_u|} \sum_{i \in \mathcal{I}_u} \mathbf{x}_i.$$

(За потреби можна врахувати ваги за типами дій.)

### 2.2.4. Колаборативна модель (memory-based)

Нехай існує матриця взаємодій (наприклад, оцінок):

$$R = [r_{ui}], \quad r_{ui} \in \mathbb{R} \cup \{\emptyset\}.$$

User-based прогноз. User-based підхід до прогнозування належить до методів колаборативної фільтрації та ґрунтується на припущенні, що користувачі з подібною історією навчальної діяльності мають схожі освітні потреби. У межах даного підходу для поточного користувача визначається множина інших користувачів, поведінка яких у навчальному процесі є подібною.

На основі результатів взаємодії цих користувачів з освітнім контентом здійснюється прогноз релевантності матеріалів, з якими поточний користувач ще не взаємодіяв. Таким чином, рекомендації формуються з урахуванням колективного досвіду навчання, що дозволяє адаптувати подання освітнього контенту до поточного стану навчального процесу:

$$\hat{r}_{ui} = \bar{r}_u + \frac{\sum_{v \in \mathcal{N}(u)} w_{uv} (r_{vi} - \bar{r}_v)}{\sum_{v \in \mathcal{N}(u)} |w_{uv}|},$$

де  $\mathcal{N}(u)$  — множина найближчих користувачів,

$w_{uv}$  — міра схожості (наприклад, косинус/Пірсон),

$\bar{r}_u$  — середня оцінка користувача.

Item-based прогноз. Item-based підхід до прогнозування належить до методів колаборативної фільтрації та ґрунтується на аналізі подібності між елементами освітнього контенту. У межах даного підходу рекомендації формуються на основі зіставлення навчальних матеріалів, з якими користувач уже взаємодіяв, з іншими елементами контенту, що мають схожі характеристики або використовувалися в подібних навчальних ситуаціях.

Таким чином, освітній контент, подібний до раніше опрацьованого або оціненого користувачем, розглядається як потенційно релевантний і може бути рекомендований для подальшого навчання.

$$\hat{r}_{ui} = \frac{\sum_{j \in \mathcal{I}_u} w_{ij} r_{uj}}{\sum_{j \in \mathcal{I}_u} |w_{ij}|},$$

де  $w_{ij}$  — схожість між елементами контенту.

Для рекомендації використовуються  $s_{CF}(u, i) = r_{ui}$ .

### 2.2.5. Гібридна модель (інтелектуалізація через зважування)

Щоб поєднати контентний і колаборативний підходи, введемо гібридну оцінку:

$$s(u, i) = \alpha s_{CB}(u, i) + (1 - \alpha) s_{CF}(u, i), \quad \alpha \in [0, 1].$$

Інтелектуалізація (адаптація) може бути реалізована через зміну  $\alpha$  залежно від кількості даних у профілі:

$$\alpha(u) = \frac{1}{1 + \gamma |\mathcal{I}_u|}, \quad \gamma > 0.$$

Тоді для нового користувача (мало даних)  $\alpha$  більша (опора на контент), а при накопиченні історії  $\alpha$  зменшується (більше колаборативності).

Таким чином, здійснено формалізацію процесу формування рекомендацій освітнього контенту в ОСП. Процес рекомендацій подано у вигляді системи, що оперує визначеними множинами користувачів та освітнього контенту, а також використовує формалізовані описи профілів користувачів і характеристик навчальних матеріалів.

В роботі визначено функцію релевантності, яка дозволяє формалізувати задачу рекомендації як задачу ранжування освітнього контенту відповідно до поточного стану навчального процесу. Розглянуто контентно-орієнтовану модель рекомендацій, що базується на аналізі схожості між профілем користувача та характеристиками освітнього контенту, а також колаборативні підходи user-based та item-based, які використовують колективний досвід навчальної діяльності.

Для підвищення ефективності рекомендацій запропоновано гібридну модель, яка поєднує контентно-орієнтований та колаборативний підходи з використанням зважування. Такий підхід забезпечує адаптацію рекомендацій залежно від обсягу наявної інформації та дозволяє реалізувати елементи інтелектуального управління освітнім контентом.

Запропонована формалізація створює основу для подальшої розробки алгоритму рекомендацій освітнього контенту та його програмної реалізації, що розглядається у наступному підрозділі магістерської роботи.

### **2.3. Алгоритм рекомендацій освітнього контенту та опис його функціонування**

#### *2.3.1. Загальна постановка алгоритму рекомендацій освітнього контенту в ОСП*

Алгоритм рекомендацій освітнього контенту (АРОК) в онлайн-освітній платформі розглядається як ключовий елемент рекомендаційної підсистеми, яка входить до складу інтелектуальної системи управління освітнім контентом. Основним призначенням алгоритму є формування впорядкованого переліку освітніх матеріалів, які найбільшою мірою відповідають поточному стану навчального процесу та умовам функціонування платформи.

В межах даної роботи алгоритм рекомендацій реалізує функцію підтримки прийняття рішень щодо вибору та подання освітнього контенту. При цьому рекомендації розглядаються як керуючі впливи, спрямовані на оптимізацію структури та послідовності подання навчальних матеріалів. АРОК не здійснює прямого управління діями користувачів, а формує рекомендації, які використовуються для адаптації освітнього контенту в ОСП.

Загальна постановка АРОК базується на використанні формалізованих моделей рекомендацій, розглянутих у підрозділі 2.2. АРОК використовує інформацію про:

- характеристику освітнього контенту;
- профіль користувача;
- історію взаємодії з навчальними матеріалами для обчислення оцінок релевантності;
- подальше ранжування контенту.

Таким чином, бізнес-процес рекомендацій подається як послідовність обчислювальних та логічних операцій, що виконуються у визначеному порядку.

З позицій системного аналізу алгоритм рекомендацій функціонує у межах замкнутого контуру управління, у якому результати взаємодії з рекомендованим контентом використовуються як зворотний зв'язок для коригування подальших рекомендацій. Наявність зворотного зв'язку забезпечує адаптацію алгоритму до змінних умов навчального процесу та дозволяє реалізувати елементи інтелектуального управління освітнім контентом.

Таким чином, загальна постановка алгоритму рекомендацій освітнього контенту в ОСП передбачає формування рекомендацій на основі аналізу поточного стану системи, використання формалізованих моделей релевантності та забезпечення адаптації рекомендацій шляхом урахування зворотного зв'язку. Запропонований підхід створює основу для подальшого детального опису вхідних і вихідних даних алгоритму, а також основних етапів його функціонування, що розглядаються у наступних підрозділах.

### *2.3.2. Вхідні дані та вихідні результати алгоритму*

Алгоритм рекомендацій освітнього контенту в онлайн-освітній платформі використовує комплекс вхідних даних, що відображають як характеристики освітнього контенту, так і стан навчального процесу. До основних вхідних параметрів алгоритму належать:

1. Ідентифікатор користувача, що дозволяє однозначно визначити поточний профіль у системі.

2. Профіль користувача, який включає узагальнені відомості про навчальні інтереси та рівень підготовки.

3. Рівень складності освітнього контенту, що використовується для узгодження матеріалів із поточним рівнем навчання.

4. Тематика та предметна область контенту, що характеризує зміст навчальних матеріалів.

5. Тип освітнього матеріалу (лекція, практичне завдання, тест, відеоматеріал тощо).

6. Історія взаємодії з контентом, яка відображає попередні перегляди, виконання завдань та оцінювання.

7. Результати навчальної діяльності, зокрема успішність виконання завдань або тестів.

8. Часові параметри навчання, які характеризують інтенсивність та регулярність навчальної активності.

9. Поточний стан навчального процесу, що може включати етап курсу або навчального модуля.

10. Результати попередніх рекомендацій, які використовуються як зворотний зв'язок для адаптації алгоритму.

11. Обмеження платформи, зокрема доступність контенту або технічні умови його використання.

12. Налаштування рекомендаційної системи, які визначають параметри роботи алгоритму (вагові коефіцієнти, порогові значення тощо).

## Розширені вхідні та вихідні дані алгоритму рекомендацій

<b>№</b>	<b>Вхідні дані</b>	<b>Опис</b>
1	Ідентифікатор користувача	Однозначна ідентифікація профілю
2	Профіль користувача	Узагальнені навчальні характеристики
3	Рівень складності контенту	Відповідність рівню підготовки
4	Тематика контенту	Предметна область матеріалу
5	Тип контенту	Формат подання матеріалу
6	Історія взаємодії	Дані про попередню активність
7	Результати навчання	Показники успішності
8	Часові параметри	Інтенсивність навчання
9	Стан навчального процесу	Етап курсу або модуля
10	Зворотний зв'язок	Результати використання рекомендацій
11	Обмеження платформи	Технічні та організаційні умови
12	Параметри алгоритму	Налаштування роботи системи

Алгоритм використовує комплекс параметрів, що відображають як характеристики освітнього контенту, так і поточний стан навчального процесу, що забезпечує адаптацію рекомендацій.

### *2.3.3. Основні етапи формування рекомендацій*

Формування рекомендацій освітнього контенту в ОСП здійснюється у вигляді послідовності взаємопов'язаних етапів, кожен з яких виконує визначену функцію в межах рекомендаційного алгоритму. Запропонована послідовність етапів забезпечує узгодженість роботи алгоритму та дозволяє реалізувати адаптацію рекомендацій до змінного стану навчального процесу.

*Етап 1. Збір та попередня обробка вхідних даних.* На першому етапі здійснюється збір вхідних даних, що надходять з різних компонентів онлайн-освітньої платформи. До таких даних належать характеристики освітнього контенту, профіль користувача, історія взаємодії з навчальними матеріалами та результати попередніх рекомендацій. Отримані дані проходять попередню обробку, яка включає фільтрацію, нормалізацію та підготовку до подальшого аналізу.

*Етап 2. Оновлення профілю користувача.* На другому етапі на основі актуальних даних виконується оновлення профілю користувача. Профіль користувача розглядається як узагальнене представлення його навчальних інтересів, рівня підготовки та поточного стану навчального процесу. Оновлення профілю дозволяє враховувати динаміку навчальної діяльності та забезпечує персоналізацію рекомендацій.

*Етап 3. Обчислення оцінок релевантності.* На третьому етапі алгоритм здійснює обчислення оцінок релевантності освітнього контенту відносно поточного профілю користувача. Для цього використовуються контентно-

орієнтовані, колаборативні або гібридні підходи, формалізовані в підрозділі 2.2. Результатом етапу є множина оцінок, що відображають ступінь відповідності кожного елемента контенту навчальним потребам користувача.

*Етап 4. Агрегація та ранжування результатів.* На четвертому етапі виконується агрегація отриманих оцінок релевантності та формування впорядкованого списку освітнього контенту. Контент ранжується за спаданням оцінок релевантності з урахуванням додаткових обмежень, таких як рівень складності, етап навчального курсу або доступність матеріалів.

*Етап 5. Формування рекомендацій.* На п'ятому етапі алгоритм формує остаточний перелік рекомендованого освітнього контенту, який передається до відповідних компонентів онлайн-освітньої платформи. Сформовані рекомендації використовуються для управління поданням навчальних матеріалів та виступають керуючими впливами в інтелектуальній системі управління освітнім контентом.

*Етап 6. Отримання зворотного зв'язку та адаптація.* Завершальним етапом є отримання зворотного зв'язку за результатами взаємодії користувача з рекомендованим контентом. Дані зворотного зв'язку використовуються для коригування профілю користувача та параметрів алгоритму рекомендацій, що забезпечує адаптацію рекомендацій до змінних умов навчального процесу та реалізацію замкненого контуру управління.

Запропонована послідовність етапів формування рекомендацій забезпечує логічну цілісність алгоритму та дозволяє реалізувати персоналізоване управління освітнім контентом в онлайн-освітній платформі. Описані етапи створюють основу для подальшого розгляду механізмів адаптації та зворотного зв'язку, що аналізуються в наступних підрозділах.



Рис. 2.4. Блок-схема алгоритму формування рекомендацій освітнього контенту

#### *2.3.4. Реалізація адаптації та зворотного зв'язку в алгоритмі рекомендацій освітнього контенту*

Адаптація та зворотний зв'язок є ключовими складовими функціонування рекомендаційного алгоритму в онлайн-освітній платформі та забезпечують його відповідність принципам інтелектуальних систем управління. Реалізація цих механізмів дозволяє враховувати динамічний характер навчального процесу та змінювати рекомендації відповідно до результатів взаємодії користувача з освітнім контентом.

Зворотний зв'язок формується на основі даних про фактичне використання рекомендованого освітнього контенту. До таких даних належать результати перегляду навчальних матеріалів, виконання завдань, успішність тестування та інші показники навчальної активності. Отримана інформація використовується для оцінювання відповідності сформованих рекомендацій поточному стану навчального процесу.

Адаптація алгоритму рекомендацій реалізується шляхом оновлення профілю користувача та коригування параметрів рекомендаційної моделі. Зміни в профілі користувача відображають нові навчальні інтереси, рівень засвоєння матеріалу та динаміку навчальної активності. На основі оновленого профілю здійснюється повторне обчислення оцінок релевантності освітнього контенту, що забезпечує персоналізацію подальших рекомендацій.

Важливим аспектом адаптації є можливість зміни вагових коефіцієнтів між контентно-орієнтованими та колаборативними складовими рекомендаційного алгоритму. Це дозволяє підвищити гнучкість алгоритму та адаптувати його роботу до різних умов, зокрема у випадках обмеженої кількості даних або змінної інтенсивності навчального процесу.

Реалізація замкненого контуру управління, у якому результати взаємодії з освітнім контентом використовуються як зворотний зв'язок, забезпечує безперервне вдосконалення рекомендацій. Таким чином, алгоритм рекомендацій освітнього контенту не лише формує статичний перелік матеріалів, а й адаптується до змін у навчальному процесі, що відповідає концепції інтелектуального управління освітнім контентом в онлайн-освітніх платформах.

### *2.3.5. Особливості функціонування алгоритму рекомендацій в ОСП*

Функціонування алгоритму рекомендацій освітнього контенту в онлайн-освітній платформі має низку особливостей, зумовлених специфікою

організації навчального процесу в цифровому середовищі. На відміну від статичних інформаційних систем, онлайн-освітні платформи характеризуються динамічністю, різноманіттям освітнього контенту та постійною зміною навчальної активності користувачів.

Однією з ключових особливостей є неповнота та нерівномірність вхідних даних. На різних етапах навчання обсяг інформації про користувача може суттєво відрізнятись, що потребує використання адаптивних механізмів рекомендацій. Запропонований алгоритм враховує цю особливість за рахунок поєднання контентно-орієнтованих і колаборативних підходів, що дозволяє формувати рекомендації навіть за обмеженої історії взаємодії.

Ще однією особливістю функціонування алгоритму в ОСП є динамічність освітнього контенту. Навчальні матеріали можуть оновлюватися, доповнюватися або змінювати свою структуру в процесі функціонування платформи. У зв'язку з цим алгоритм рекомендацій має враховувати актуальність контенту та його відповідність поточному етапу навчального процесу.

Важливу роль відіграє також необхідність підтримки безперервного навчального процесу. Алгоритм рекомендацій повинен забезпечувати послідовне подання освітнього контенту з урахуванням рівня складності та логіки навчальних модулів. Це дозволяє уникнути надмірного навантаження на користувача та сприяє підвищенню ефективності засвоєння навчального матеріалу.

Функціонування алгоритму в онлайн-освітній платформі також пов'язане з обмеженнями обчислювальних ресурсів та вимогами до оперативності формування рекомендацій. У реальних умовах рекомендації мають формуватися в режимі, близькому до реального часу, що зумовлює необхідність використання відносно простих і стійких обчислювальних процедур.

Наведена на рис. 2.5 діаграма відображає структуру адаптивної рекомендаційної системи освітнього контенту, що функціонує в складі ОСП.

Система побудована на основі використання взаємопов'язаних моделей, які забезпечують персоналізоване та адаптивне подання навчальних матеріалів здобувачу освіти.

В лівій частині діаграми представлено компоненти, пов'язані з формуванням та наповненням освітнього контенту. Викладач здійснює наповнення та коригування освітнього контенту, який формалізується у межах предметної моделі. Предметна модель визначає структуру навчальних матеріалів, їх тематичні зв'язки та відповідність навчальним цілям. На її основі формується модель цілей навчання, яка задає бажані результати навчального процесу.

Центральним елементом системи є механізм адаптації, який поєднує модель користувача, модель адаптації та рекомендаційну складову. Модель користувача відображає поточний стан навчання, рівень підготовки та індивідуальні особливості здобувача освіти. Модель адаптації визначає правила та механізми коригування рекомендацій відповідно до змін у навчальному процесі.

В межах механізму адаптації функціонують механізм адаптивної навігації та рекомендаційна система навчальних матеріалів. Механізм адаптивної навігації забезпечує впорядкування та логічну послідовність подання контенту, тоді як рекомендаційна система формує перелік навчальних матеріалів, найбільш релевантних поточному профілю користувача.

Результати роботи рекомендаційної системи передаються до моделі подання контенту, яка відповідає за відображення освітніх матеріалів користувачу. Здобувач освіти (користувач) взаємодіє з рекомендованим контентом, а результати цієї взаємодії формують зворотний зв'язок, що надходить до системи та використовується для оновлення моделі користувача й подальшої адаптації рекомендацій.

Діаграма ілюструє замкнений контур адаптивного управління освітнім контентом, у якому рекомендаційна система виступає інструментом.

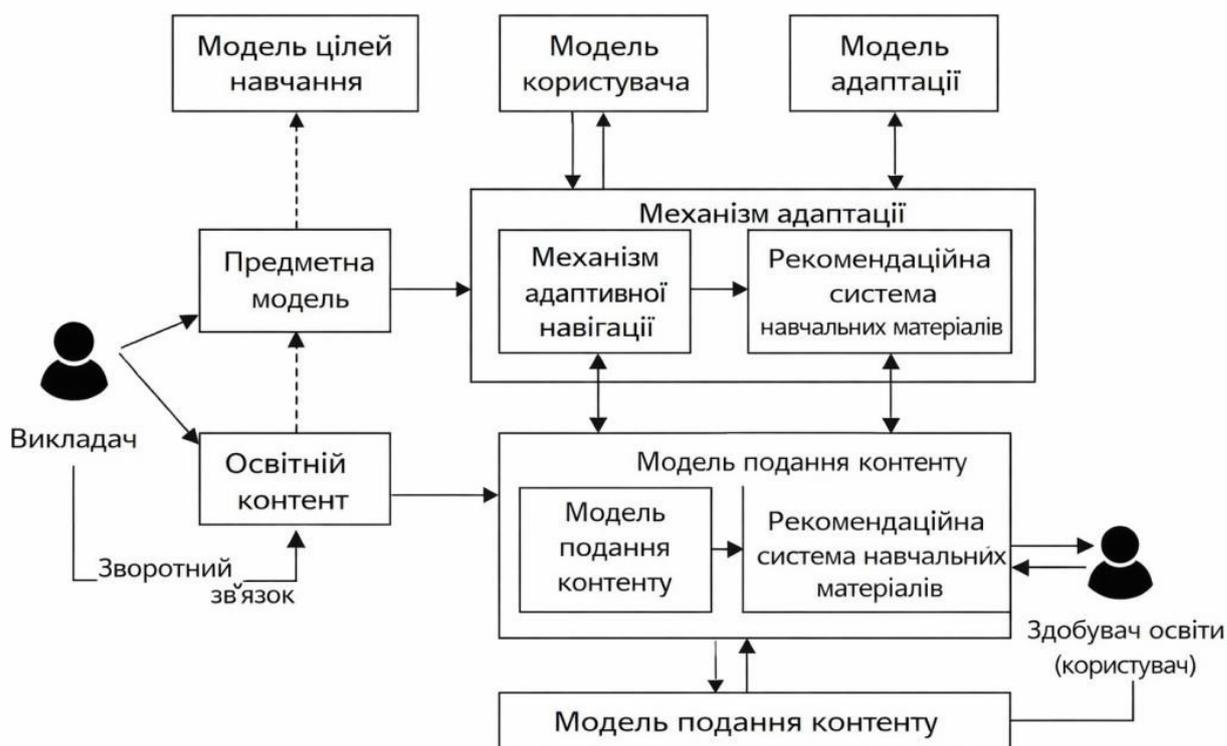


Рисунок 2.5. Структура адаптивної рекомендаційної системи освітнього контенту

інтелектуального управління, а зворотний зв'язок забезпечує безперервне уточнення та персоналізацію навчального процесу в ОСП.

Таким чином, представлена діаграма ілюструє замкнений контур адаптивного управління освітнім контентом, у якому рекомендаційна система виступає інструментом інтелектуального управління, а зворотний зв'язок забезпечує безперервне уточнення та персоналізацію навчального процесу в онлайн-освітній платформі.

### 2.3.6. Функціональна модель алгоритму рекомендацій освітнього контенту на основі IDEF0

На рис. 2.6 подано контекстну IDEF0-діаграму (рівень A0), яка відображає алгоритм рекомендацій освітнього контенту як єдину узагальнену

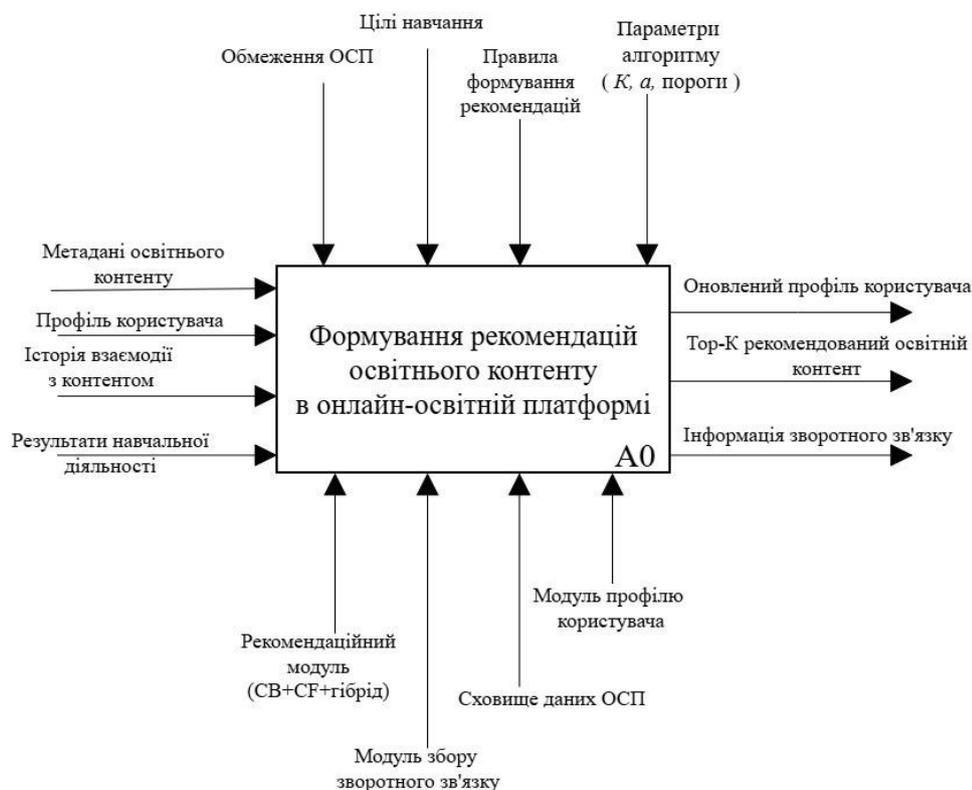


Рисунок 2.6. Функціональна модель IDEF0 процесу формування рекомендацій освітнього контенту

функцію в межах онлайн-освітньої платформи. Центральною функцією є процес «Формування рекомендацій освітнього контенту в онлайн-освітній платформі», що реалізується з урахуванням вхідних даних, керуючих впливів, механізмів та вихідних результатів.

До вхідних даних алгоритму належать метадані освітнього контенту, профіль користувача, історія взаємодії з навчальними матеріалами та результати навчальної діяльності. Зазначені дані формують інформаційну основу для подальшого аналізу та персоналізації рекомендацій.

Керуючі впливи визначають правила функціонування алгоритму та включають цілі навчання, обмеження онлайн-освітньої платформи, правила формування рекомендацій, а також параметри алгоритму, зокрема кількість рекомендацій  $K$ , вагові коефіцієнти та порогові значення. Керуючі впливи

забезпечують узгодженість роботи алгоритму з вимогами навчального процесу.

Механізмами реалізації функції виступають рекомендаційний модуль, побудований на поєднанні контентно-орієнтованих та колаборативних підходів, модуль профілю користувача, сховище даних онлайн-освітньої платформи та модуль збору зворотного зв'язку. Сукупність цих компонентів забезпечує практичну реалізацію алгоритму рекомендацій.

До вихідних результатів алгоритму належать ранжований перелік рекомендованого освітнього контенту (Тор -К), оновлений профіль користувача та інформація зворотного зв'язку, яка використовується для подальшої адаптації рекомендацій.

Таким чином, контекстна IDEF0-діаграма дозволяє формалізувати алгоритм рекомендацій як елемент інтелектуальної системи управління освітнім контентом.

Друга діаграма (рис 2.7.) є IDEF0-діаграмою деталізації функції рівня А0 та відображає внутрішню структуру алгоритму рекомендацій освітнього контенту. Загальна функція декомпозиється на чотири взаємопов'язані підфункції, що реалізують послідовні етапи обробки даних та формування рекомендацій.

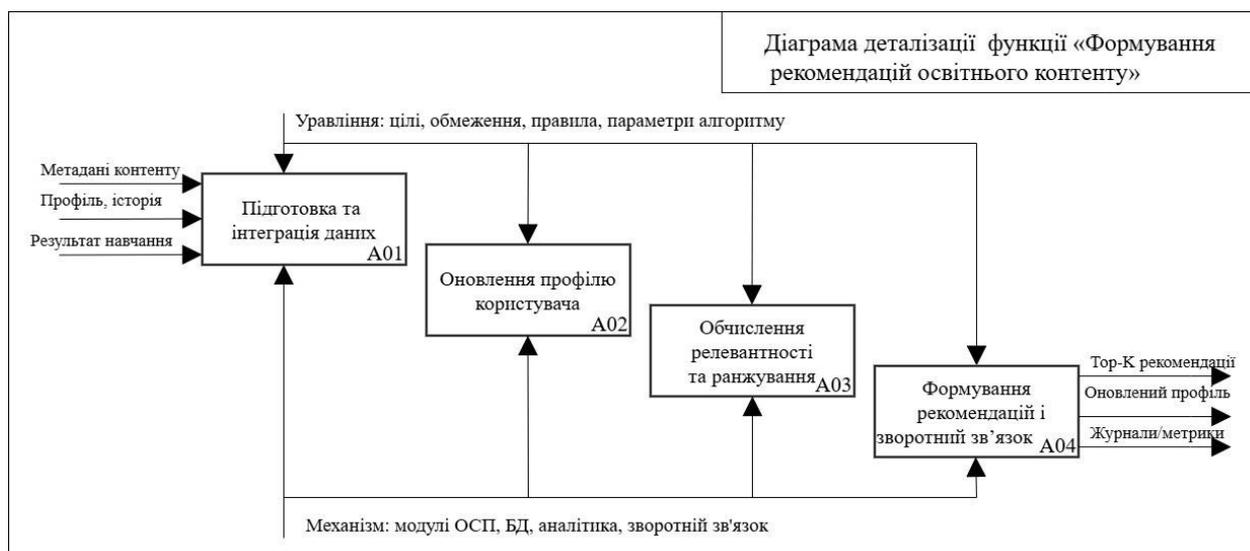


Рисунок 2.7. IDEF0 діаграма деталізації (декомпозиції) функції А0

## «Формування рекомендацій освітнього контенту» (A01–A04)

Підфункція A01 «Підготовка та інтеграція даних» відповідає за збір, узгодження та попередню обробку вхідної інформації, зокрема метаданих контенту, профілю користувача, історії взаємодії та результатів навчання. На цьому етапі формується узгоджений набір даних для подальшого аналізу.

Підфункція A02 «Оновлення профілю користувача» реалізує актуалізацію індивідуального профілю користувача з урахуванням нових даних про навчальну активність. Оновлений профіль використовується як основа для персоналізованого формування рекомендацій.

У межах підфункції A03 «Обчислення релевантності та ранжування» здійснюється оцінювання відповідності освітнього контенту поточному профілю користувача. На основі отриманих оцінок формується впорядкований список навчальних матеріалів з урахуванням заданих правил і обмежень.

Підфункція A04 «Формування рекомендацій і зворотний зв'язок» забезпечує подання користувачу Top-K рекомендованого освітнього контенту та збір інформації про результати його використання. Отриманий зворотний зв'язок використовується для оновлення профілю користувача та накопичення аналітичних даних, що формує замкнений контур адаптації алгоритму.

Наявність зворотних зв'язків між підфункціями підтверджує адаптивний характер алгоритму та його відповідність принципам інтелектуального управління освітнім контентом.

Таким чином сформовано узагальнену модель рекомендаційної системи, що поєднує контентно-орієнтовані та колаборативні підходи, а також обґрунтовано доцільність використання гібридного підходу для підвищення стабільності та якості рекомендацій в умовах неповних та динамічних даних. Проведено формалізацію процесу формування рекомендацій, визначено вхідні та вихідні дані алгоритму й основні етапи

його функціонування.

Окрему увагу приділено реалізації механізмів адаптації та зворотного зв'язку, що забезпечують замкнений контур управління освітнім контентом та дозволяють алгоритму адаптуватися до змінного стану навчального процесу. Для наочного подання логіки роботи алгоритму побудовано функціональну модель у нотації IDEF0, яка включає контекстну діаграму та діаграму декомпозиції.

Отримані результати створюють методичну основу для подальшого аналізу ефективності алгоритму рекомендацій освітнього контенту, який буде здійснено в наступному розділі роботи.

### **3. АНАЛІЗ ФУНКЦІОНУВАННЯ АЛГОРИТМУ РЕКОМЕНДАЦІЙ ОСВІТНЬОГО КОНТЕНТУ**

#### **3.1. Організація експериментального дослідження алгоритму рекомендацій**

Експериментальне дослідження алгоритму рекомендацій освітнього контенту проводиться з метою аналізу логіки його функціонування та перевірки взаємодії основних компонентів рекомендаційної системи в умовах онлайн-освітньої платформи. Дослідження має імітаційний характер та базується на використанні структурних і алгоритмічних моделей, представлених у вигляді діаграм.

У межах експерименту розглядаються три взаємопов'язані аспекти: структура гібридної рекомендаційної системи, алгоритм формування адаптивної навчальної траєкторії та архітектура персоналізованої рекомендаційної системи.

##### *3.1.1. Опис структури гібридної рекомендаційної системи*

На рисунку 3.1 представлено структуру гібридної рекомендаційної системи, яка поєднує індивідуально-орієнтований та колаборативний підходи до формування рекомендацій. Діаграма ілюструє процес формування адаптивних тег-орієнтованих профілів користувача та об'єктів контенту на основі їх взаємодії.

В процесі експерименту аналізується механізм накопичення інформації про переглянутий контент та поширення тегів, що дозволяє формувати профіль інтересів користувача. Паралельно формується профіль об'єктів контенту, який відображає їх тематичні характеристики. На основі

зазначених профілів індивідуально-орієнтована рекомендаційна система формує персоналізовані рекомендації, тоді як колаборативна рекомендаційна система використовує інформацію про колективну поведінку користувачів. Остаточний результат формується в межах гібридної рекомендаційної системи шляхом об'єднання результатів обох підходів.

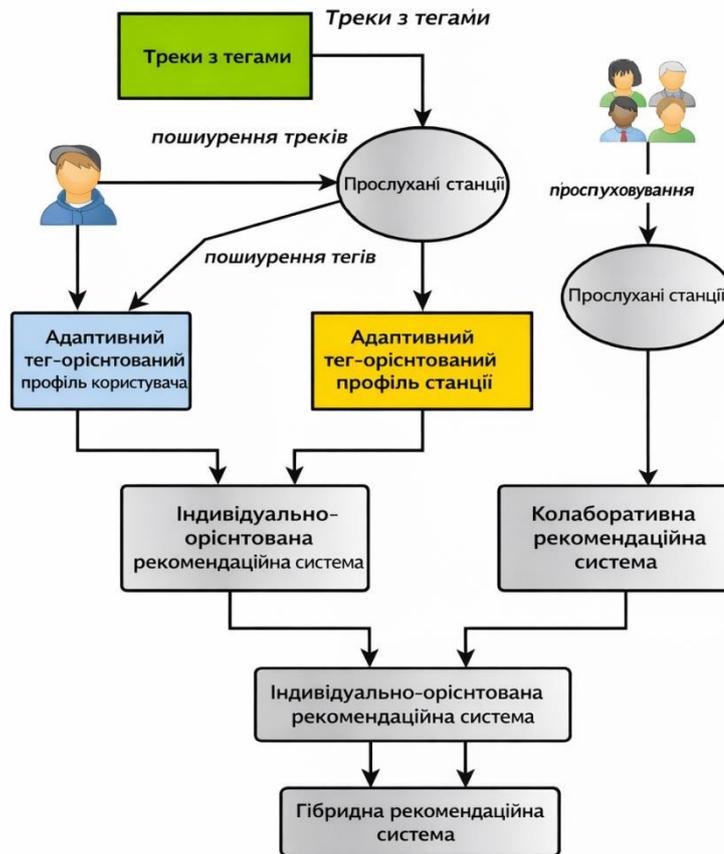


Рис.3.1 Структура гібридної рекомендаційної системи на основі тег-орієнтованих профілів

### 3.1.2. Опис алгоритму формування адаптивної траєкторії навчання

На рисунку 3.2 наведено блок-схему алгоритму формування адаптивної траєкторії навчання, який використовується для персоналізації подання освітнього контенту. Алгоритм отримує на вході дані про здобувача освіти та

навчальні матеріали курсу, після чого ініціалізує персоналізовану навчальну траєкторію.

Подальша робота алгоритму здійснюється в ітераційному режимі. Для кожної теми навчального матеріалу виконується визначення рівня знань користувача та вибір відповідного освітнього контенту. Обрані матеріали додаються до персоналізованої навчальної траєкторії, що забезпечує поступову адаптацію навчального процесу. Завершення алгоритму відповідає формуванню повної персоналізованої траєкторії навчання, яка використовується в рекомендаційній системі.

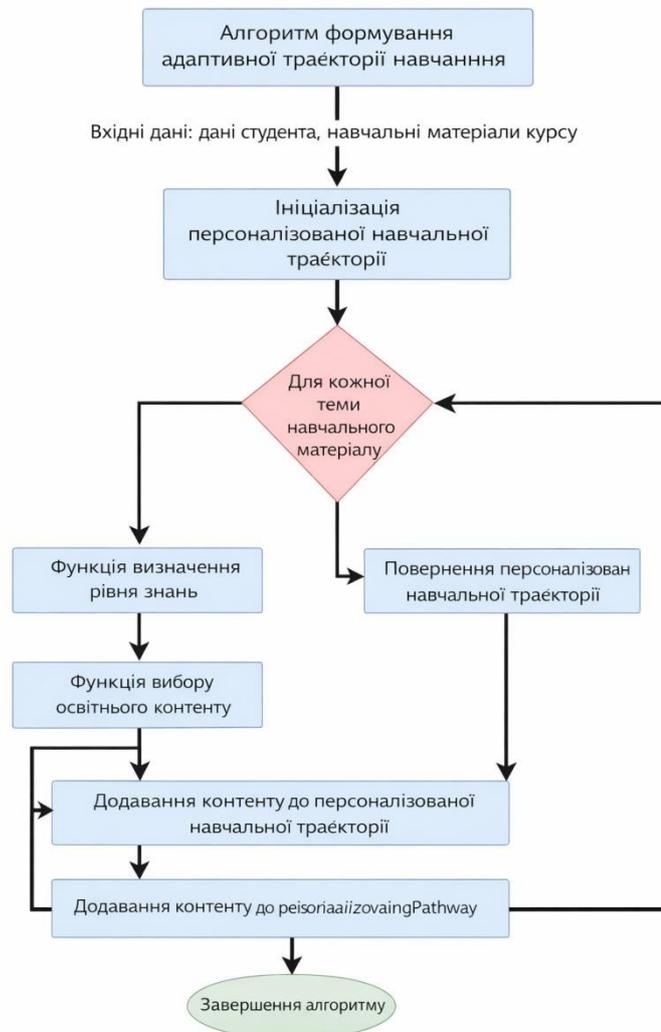


Рис. 3.2. Блок-схема алгоритму формування адаптивної траєкторії навчання

### 3.1.3. Опис архітектури персоналізованої рекомендаційної системи

На рисунку 3.3 представлено архітектуру персоналізованої рекомендаційної системи освітнього контенту, яка визначає основні джерела даних та функціональні модулі системи. Як джерела даних використовуються бази даних онлайн-освітньої платформи, соціальні навчальні мережі та результати попередньої навчальної діяльності здобувачів освіти.

У межах експериментального дослідження аналізується процес попередньої обробки даних та застосування методів асоціативного інтелектуального аналізу для формування комбінованих правил рекомендацій. Центральним елементом архітектури є персоналізована рекомендаційна система, яка на основі профілю здобувача освіти та отриманих правил формує рекомендації освітнього контенту. Сформовані рекомендації передаються користувачу через інтерфейс модуля та використовуються для подальшого збору зворотного зв'язку.

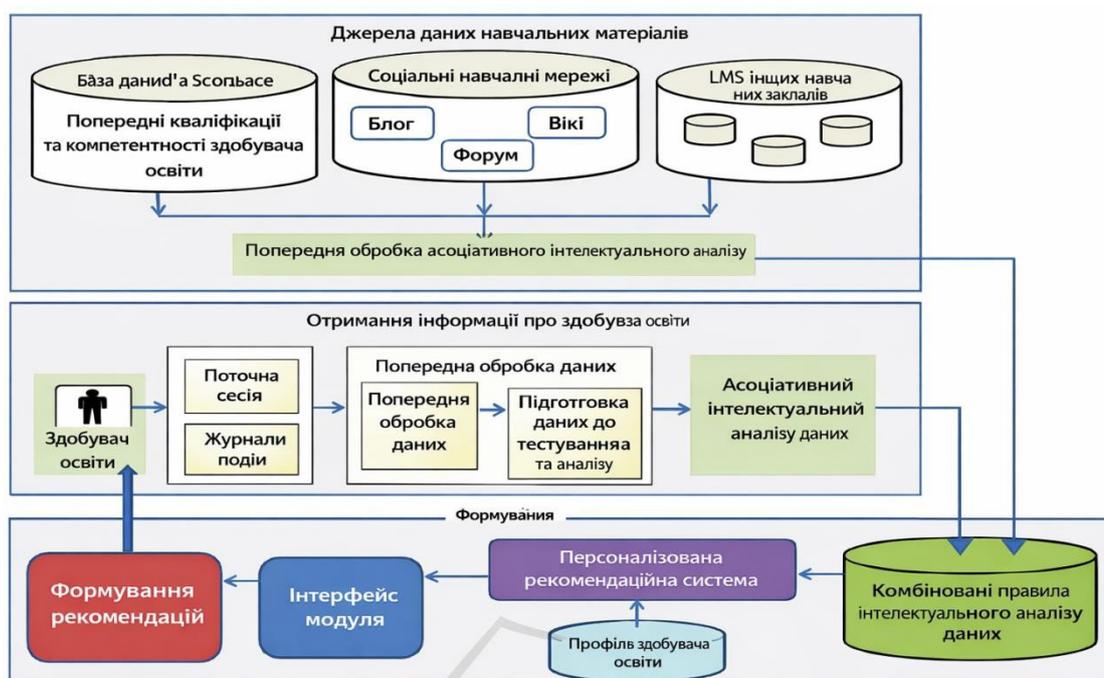


Рис.3.3 Взаємодія компонентів ОСР під час проведення есперименту

Таким чином, експериментальне дослідження організовано як послідовний аналіз структурних, алгоритмічних та архітектурних аспектів рекомендаційної системи освітнього контенту. Описані діаграми дозволяють наочно представити логіку функціонування алгоритму рекомендацій та створюють основу для кількісного оцінювання його ефективності, яке буде розглянуто в наступному підрозділі.

Оцінювання ефективності алгоритму рекомендацій здійснювалося шляхом імітаційного експерименту з використанням середовища Python. У межах експерименту моделювалася робота рекомендаційної системи для різних підходів до формування рекомендацій. На основі отриманих експериментальних даних обчислювалися показники Precision@5, Recall@5 та F1@5, а результати були представлені у вигляді таблиць і графіків.

### **3.2. Програмні засоби експерименту**

Для проведення експериментального дослідження та оцінювання ефективності алгоритму рекомендацій освітнього контенту використовувалися програмні засоби загального призначення, орієнтовані на імітаційне моделювання, аналіз даних і візуалізацію результатів.

Основним програмним середовищем для реалізації експерименту обрано мову програмування Python, яка широко застосовується для досліджень у галузі аналізу даних, машинного навчання та рекомендаційних систем. Використання Python дозволило реалізувати експериментальні сценарії без прив'язки до конкретної онлайн-освітньої платформи та зосередитися на аналізі властивостей алгоритму рекомендацій.

У межах експерименту застосовувалися стандартні програмні бібліотеки Python, зокрема:

- бібліотеки для роботи з числовими даними та масивами значень, що використовувалися для зберігання результатів експериментальних ітерацій;

- засоби для обчислення показників ефективності рекомендацій, таких як Precision@K, Recall@K та F1@K;

- бібліотеки для побудови графіків і діаграм, які забезпечили наочне подання результатів експериментального дослідження.

Експериментальні дані формувалися в результаті імітаційного моделювання роботи рекомендаційної системи. Для цього задавалися сценарії взаємодії користувачів з освітнім контентом, а також параметри алгоритму рекомендацій. На основі отриманих даних виконувалося обчислення показників якості рекомендацій для різних підходів та їх подальший аналіз.

Результати експерименту було представлено у вигляді таблиць і графічних залежностей, що дозволило порівняти ефективність різних підходів до рекомендацій та оцінити вплив механізмів адаптації на якість рекомендацій. Застосування зазначених програмних засобів забезпечило достатню точність та наочність результатів експериментального дослідження.

### **3.3. Оцінювання ефективності алгоритму рекомендацій**

Оцінювання ефективності алгоритму рекомендацій освітнього контенту здійснюється на основі результатів експериментального дослідження, організація якого описана в підрозділі 3.1. Метою роботи є системний аналіз та дослідження алгоритму рекомендацій. Тому було застосовано імітаційне моделювання, яке дозволяє оцінити властивості алгоритму без прив'язки до конкретної реалізації або платформи.

З огляду на імітаційний характер експерименту, оцінювання проводиться з використанням узагальнених показників якості рекомендацій, що широко застосовуються в рекомендаційних системах та дозволяють виконати коректне порівняння різних підходів без прив'язки до конкретної програмної реалізації.

### 3.3.1. Показники ефективності рекомендацій

Для оцінювання ефективності алгоритму рекомендацій у роботі використано такі основні показники:

- Precision@K — частка релевантного освітнього контенту серед рекомендованих елементів;
- Recall@K — частка релевантного контенту, який було рекомендовано системою;
- F1@K — узагальнений показник якості рекомендацій, що поєднує точність і повноту.
- стабільність рекомендацій — здатність алгоритму зберігати якість рекомендацій при зміні вхідних даних;
- динаміка адаптації — зміна показників якості в процесі послідовних ітерацій роботи алгоритму.

Зазначені показники дозволяють комплексно оцінити ефективність рекомендаційної системи в умовах онлайн-освітньої платформи.

Для наочного представлення результатів експериментального дослідження та спрощення їх аналізу отримані значення показників ефективності алгоритму рекомендацій подано у вигляді таблиць і графіків. Візуалізація результатів дозволяє порівняти якість рекомендацій для різних підходів, а також оцінити динаміку зміни показників у процесі адаптації алгоритму.

У більшості онлайн-освітніх платформ користувачеві одночасно відображається обмежена кількість рекомендацій. Практика показує, що оптимальною є кількість від 3 до 7 елементів, оскільки більша кількість призводить до перевантаження користувача. Значення  $K = 5$  є компромісним та найбільш поширеним у реальних рекомендаційних системах. В роботі використано показник Precision@5, оскільки саме перші кілька рекомендацій мають найбільший вплив на користувача, а значення  $K = 5$  є типовим для освітніх рекомендаційних систем.

На наступних рисунках наведено графічне подання значень показників Precision@5, Recall@5 та F1@5 для різних підходів до рекомендацій, а також

динаміку зміни точності рекомендацій у процесі послідовних ітерацій роботи алгоритму. Таке подання результатів забезпечує більш наочну інтерпретацію ефективності запропонованого алгоритму рекомендацій освітнього контенту.

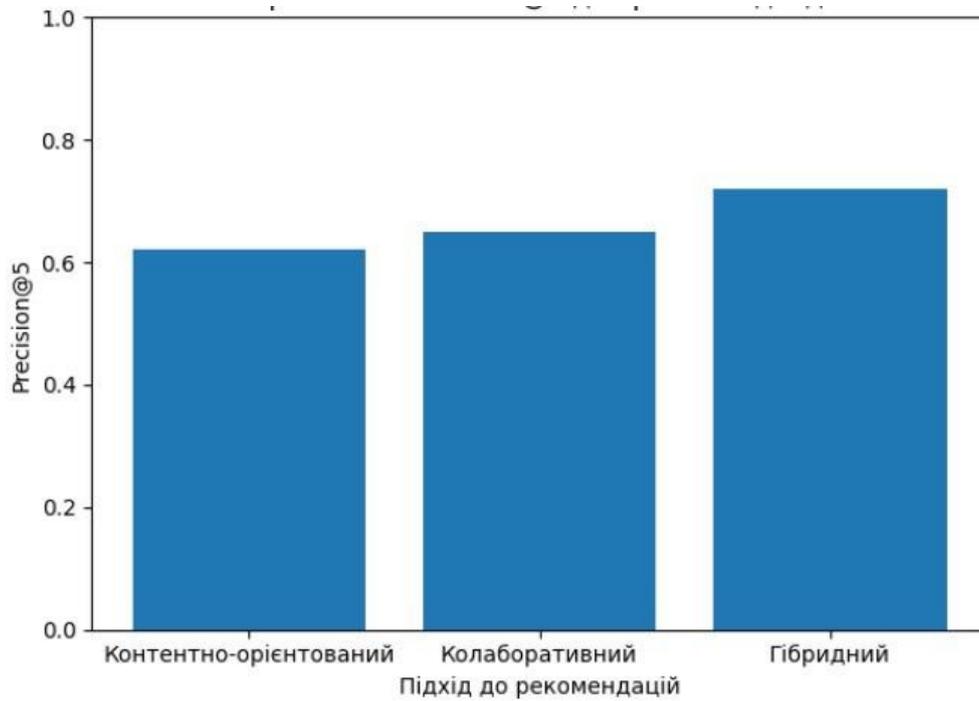


Рис.3.4 Порівняння значень Precision@5 для різних підходів до рекомендацій

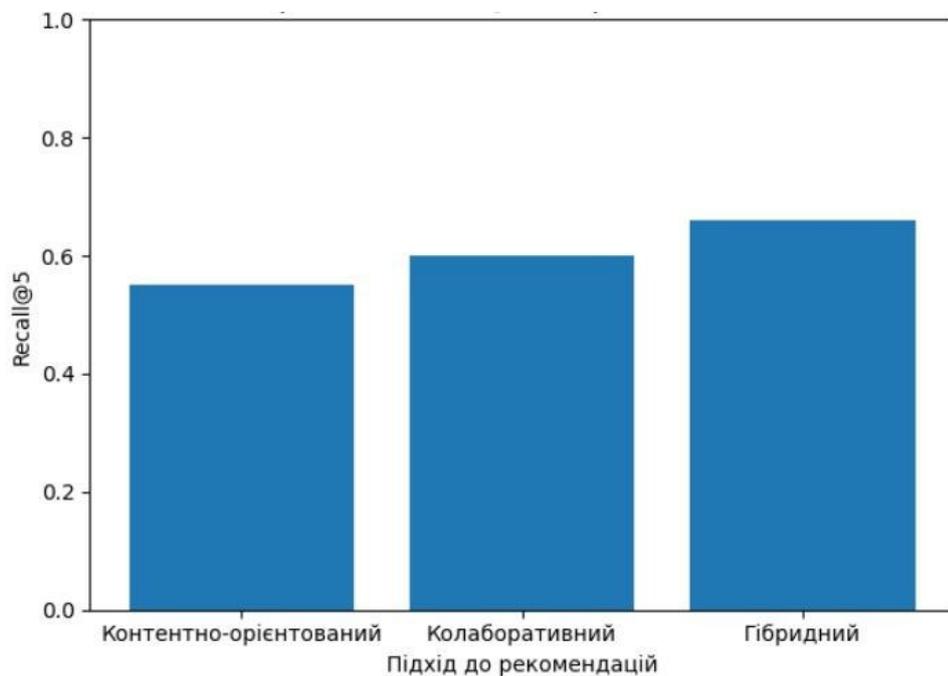


Рис.3.5 Порівняння значень Recall@5 для різних підходів до рекомендацій

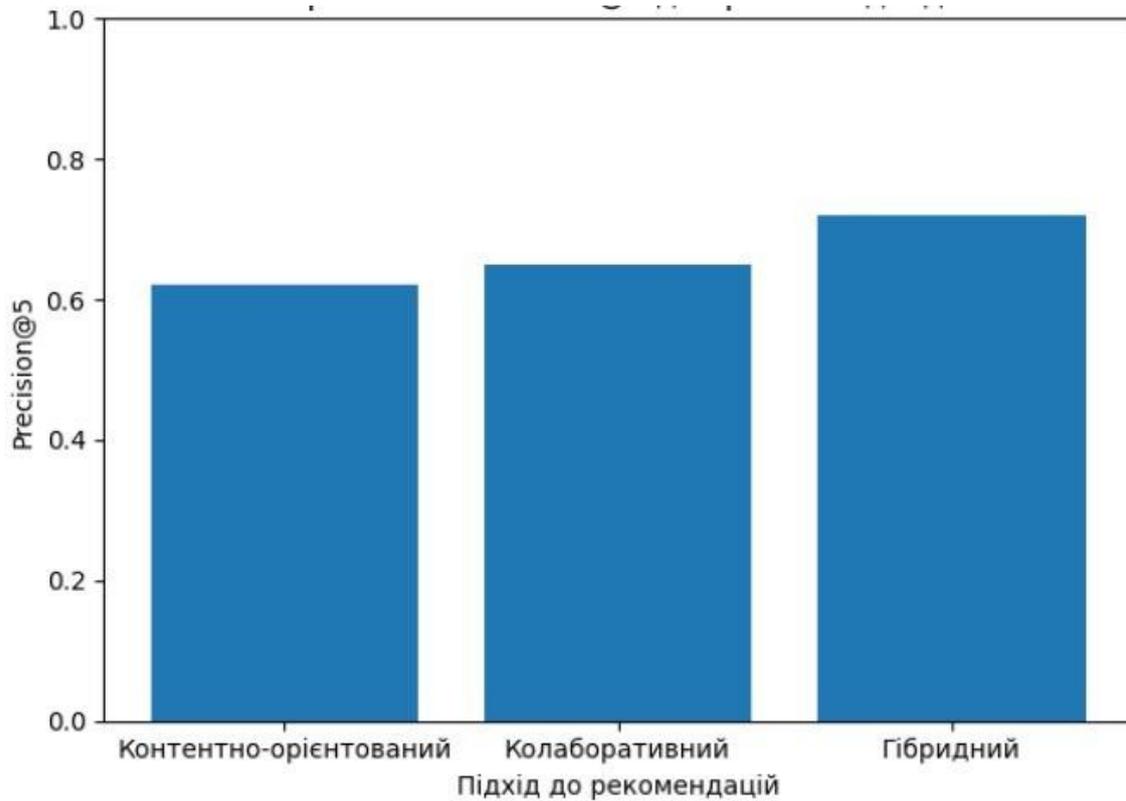


Рис.3.6 Порівняння значень  $F1@5$  для різних підходів до рекомендацій

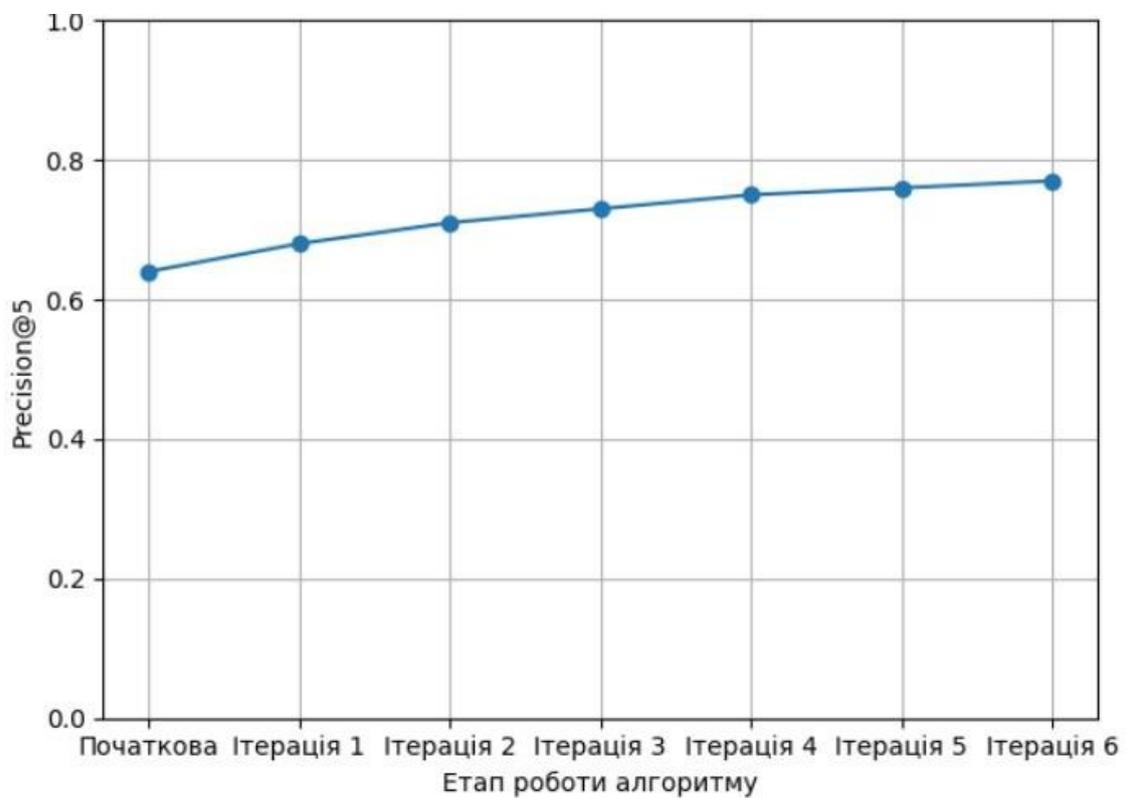


Рис.3.7 Динаміка зміни  $Precision@5$  в процесі адаптації алгоритму рекомендацій

Було проведено оцінювання ефективності розробленого алгоритму рекомендацій на основі стандартних метрик якості, зокрема  $Precision@K$ ,  $Recall@K$  та  $F1-score$ . Для аналізу результатів було виконано серію експериментів із різною кількістю ітерацій навчання, що дало змогу простежити динаміку зміни точності рекомендацій залежно від глибини моделі.

Побудовані графіки наочно демонструють зростання значень метрик зі збільшенням кількості ітерацій, що свідчить про поступове покращення якості рекомендацій. Зокрема, найбільш стабільні результати спостерігаються після досягнення певного порогового значення ітерацій, після чого приріст точності уповільнюється. Це вказує на доцільність вибору оптимальної кількості ітерацій з метою уникнення перенавчання та зменшення обчислювальних витрат.

Аналіз значень  $Precision@5$  підтверджує ефективність алгоритму при формуванні коротких списків рекомендацій, що є особливо важливим для практичного використання в реальних інформаційних системах, де користувач зазвичай взаємодіє з обмеженою кількістю запропонованих елементів. Отримані результати демонструють, що алгоритм здатний забезпечувати достатньо високу точність уже на малих значеннях  $K$ .

В даному пункті магістерської роботи здійснено узагальнений аналіз результатів роботи рекомендаційної системи освітнього контенту, отриманих у межах експериментального дослідження, описаного в підрозділах 3.1–3.3. Метою аналізу є інтерпретація отриманих показників ефективності та оцінювання доцільності використання запропонованого алгоритму рекомендацій в онлайн-освітніх платформах.

На основі результатів оцінювання ефективності встановлено, що рекомендаційна система демонструє стабільне підвищення якості рекомендацій у процесі адаптації. Зокрема, зростання значень показників  $Precision@5$ ,  $Recall@5$  та  $F1@5$  у ході ітерацій свідчить про ефективність використання механізмів зворотного зв'язку та оновлення профілю користувача. Це підтверджує здатність системи враховувати індивідуальні особливості навчальної діяльності та коригувати рекомендації відповідно до змін у поведінці користувачів.

Порівняльний аналіз різних підходів до формування рекомендацій показав, що гібридний підхід забезпечує вищу якість рекомендацій порівняно з контентно-орієнтованим і колаборативним підходами. Поєднання інформації про освітній контент та колективні закономірності взаємодії користувачів дозволяє компенсувати обмеження кожного з підходів окремо та підвищити релевантність рекомендованих матеріалів.

На рисунку 3.8 подано узагальнену структуру гібридної рекомендаційної системи освітнього контенту, яка поєднує колаборативну та контентно-орієнтовану фільтрацію. Система використовує оцінки користувача та візуальні характеристики освітніх матеріалів як основні джерела вхідних даних. Адаптивні модулі фільтрації забезпечують персоналізовану обробку кожного типу інформації. Подальше злиття результатів у модулі інтеграції дозволяє підвищити якість рекомендацій та зменшити обмеження окремих підходів. Така архітектура є гнучкою та придатною для використання в онлайн-освітніх платформах.

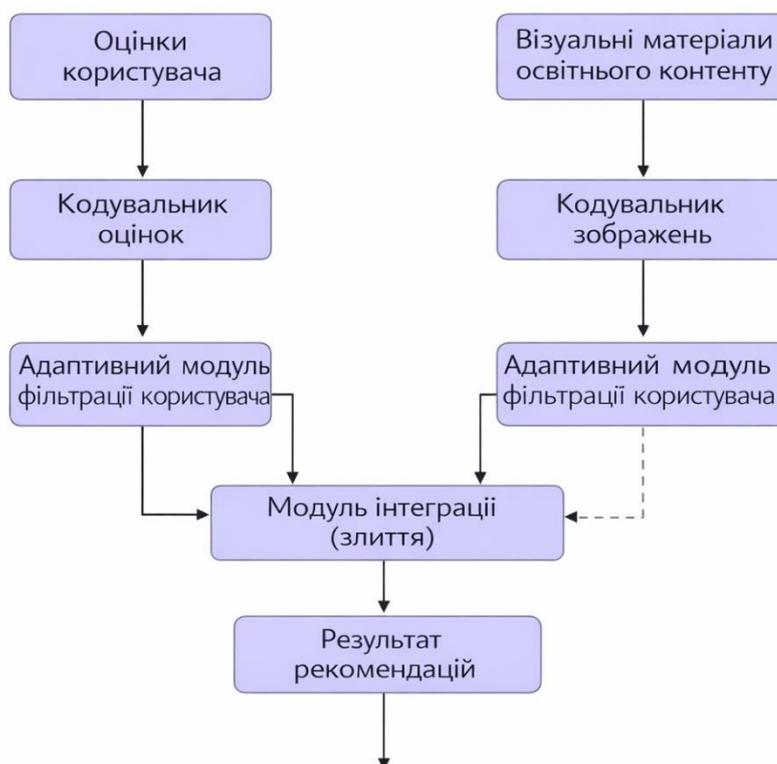


Рис. 3. 8. Структура гібридної рекомендаційної системи освітнього контенту

Рисунок 3.9 ілюструє основні підходи до побудови рекомендаційних систем, зокрема колаборативну, контентно-орієнтовану та гібридну фільтрацію. Колаборативна фільтрація базується на аналізі поведінки схожих користувачів, тоді як контентно-орієнтований підхід використовує характеристики об'єктів рекомендацій. Гібридний підхід поєднує переваги обох методів, що дозволяє підвищити точність рекомендацій і зменшити вплив проблеми холодного старту. Саме тому в межах даної роботи було обрано гібридний підхід як найбільш доцільний для задач персоналізованого навчання.



Рис. 3.9. Класифікація рекомендаційних систем та основні підходи до формування рекомендацій

На рисунку 3.10 показано залежність показників точності рекомендацій та їх різноманітності від кількості рекомендованих елементів. Аналіз графіка свідчить, що зі збільшенням кількості рекомендацій точність зростає до певного рівня, після чого стабілізується. Одночасно спостерігається поступове зростання показника різноманітності, що вказує на розширення

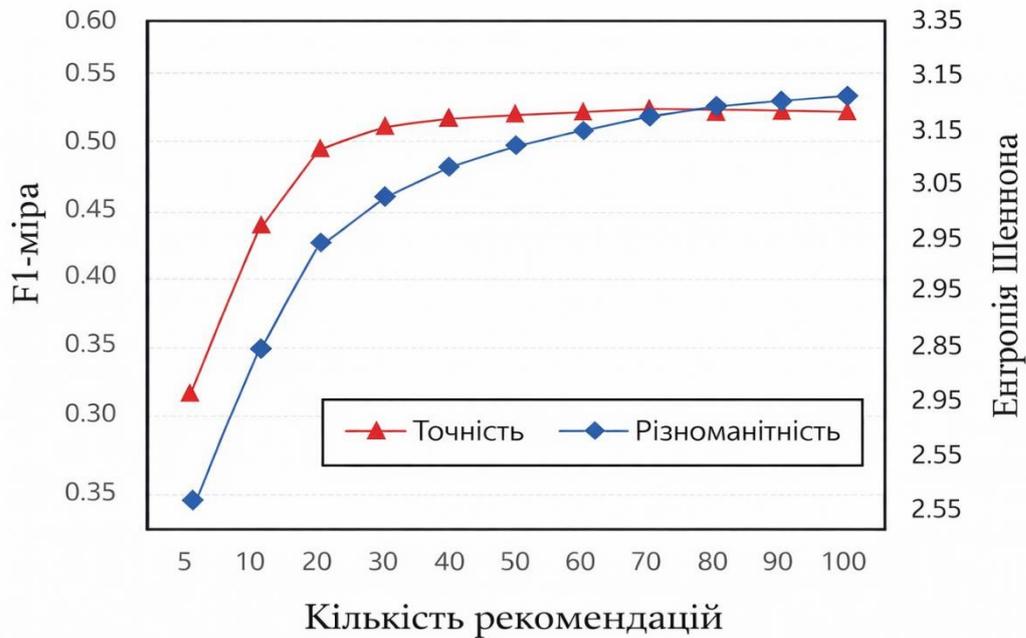


Рис. 3. 10. Структура гібридної рекомендаційної системи освітнього контенту

спектра рекомендованого контенту. Це підтверджує наявність компромісу між точністю та різноманітністю рекомендацій. Запропонований алгоритм дозволяє досягти збалансованого співвідношення між цими показниками.

Важливим результатом експериментального дослідження є виявлення ефекту стабілізації показників якості рекомендацій після кількох ітерацій роботи алгоритму. Це свідчить про досягнення системою відносно сталого стану, у якому рекомендації відповідають поточному профілю користувача та цілям навчання. Така властивість є важливою для практичного застосування рекомендаційних систем в освітньому середовищі, оскільки забезпечує передбачуваність і надійність результатів.

Отримані результати підтверджують, що запропонований алгоритм рекомендацій може розглядатися як ефективний інструмент інтелектуального управління освітнім контентом. Його використання створює передумови для підвищення рівня персоналізації навчання та ефективності онлайн-освітніх платформ загалом.

## ВИСНОВКИ

В кваліфікаційній роботі було здійснено комплексне дослідження процесу формування рекомендацій освітнього контенту в онлайн-освітніх платформах з позицій системного аналізу та інтелектуальних систем управління. Метою роботи було підвищення ефективності навчального процесу шляхом розробки та обґрунтування алгоритмів рекомендацій освітнього контенту, що адаптуються до умов навчання та індивідуальних особливостей користувачів.

В ході проведеного дослідження встановлено, що сучасні онлайн-освітні платформи доцільно розглядати як складні динамічні системи з розвиненими інформаційними потоками та механізмами зворотного зв'язку. Показано, що рекомендаційні алгоритми в таких системах виконують функцію елементів інтелектуального управління, забезпечуючи адаптацію навчального процесу та оптимізацію подання освітнього контенту.

В першому розділі проаналізовано існуючі підходи до побудови рекомендаційних систем, зокрема контентно-орієнтований, колаборативний та гібридний. Встановлено, що кожен із підходів має власні переваги та обмеження, а найбільш ефективним для освітніх платформ є їх поєднання. Обґрунтовано доцільність використання системного підходу до побудови рекомендаційних алгоритмів та необхідність їх інтеграції в структуру інтелектуальної системи управління навчальним процесом.

В другому розділі розроблено модель рекомендаційної системи як підсистеми інтелектуального управління освітнім контентом. Запропоновано гібридну модель формування рекомендацій, що поєднує контентно-орієнтовані та колаборативні методи з урахуванням зворотного зв'язку. Проведено формалізацію процесу рекомендацій, визначено множини користувачів і контенту, функцію релевантності, а також алгоритми оцінювання та ранжування освітніх матеріалів.

Розроблено алгоритм рекомендацій освітнього контенту, який реалізує замкнений контур управління та включає етапи збору даних, оновлення профілю користувача, обчислення релевантності, формування рекомендацій і адаптації на основі зворотного зв'язку. Запропонований алгоритм дозволяє враховувати динаміку навчального процесу, рівень підготовки користувача та результати його навчальної діяльності.

В третьому розділі виконано аналіз функціонування розробленого алгоритму в умовах онлайн-освітньої платформи. Побудовано структурні та функціональні моделі рекомендаційної системи, зокрема у нотації IDEF0, що дозволило наочно відобразити логіку роботи алгоритму, взаємодію його компонентів та механізм адаптації. Показано, що застосування зворотного зв'язку забезпечує безперервне уточнення рекомендацій і підвищує ефективність навчального процесу.

В результаті виконаної роботи:

- обґрунтовано доцільність використання рекомендаційних систем як елементів інтелектуального управління навчанням;
- розроблено модель гібридної рекомендаційної системи для онлайн-освітніх платформ;
- формалізовано процес формування рекомендацій освітнього контенту;
- запропоновано алгоритм рекомендацій із механізмами адаптації та зворотного зв'язку;
- побудовано функціональні моделі алгоритму з використанням нотації IDEF0.

Отримані результати можуть бути використані при проектуванні та вдосконаленні онлайн-освітніх платформ, а також при розробці інтелектуальних систем підтримки навчання. Запропонований підхід створює передумови для подальших досліджень у напрямі впровадження методів машинного навчання, аналізу навчальної аналітики та побудови адаптивних освітніх середовищ.

**СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ**

1. Xiao J., Wang M., Jiang B., and Li J., A personalized recommendation system with combinational algorithm for online learning, *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. (2018) 9, no. 3, 667–677, <https://doi.org/10.1007/s12652-017-0466-8,2-s2.0-85048263409>
2. Zhang H., Huang T., Lv Z., Liu S., and Zhou Z., MCRS: a course recommendation system for MOOCs, *Multimedia Tools and Applications*. (2018) 77, no. 6, 7051-7069, <https://doi.org/10.1007/s11042-017-4620-2,2-s2.0-85016930205>
3. Pang Y., Jin Y., Zhang Y., and Zhu T., Collaborative filtering recommendation for MOOC application, *Computer Applications in Engineering Education*. (2017) 25, no. 1, 120-128, <https://doi.org/10.1002/cae.21785,2-s2.0-85010451170>
4. Han J.-W., Jo J.-C., Ji H.-S., and Lim H.-S., A collaborative recommender system for learning courses considering the relevance of a learner's learning skills, *Cluster Computing*. (2016) 19, no. 4, 2273-2284, <https://doi.org/10.1007/s10586-016-0670-x,2-s2.0-84992407485>
5. Jiang L., Cheng Y., Yang L., Li J., Yan H., and Wang X., A trust-based collaborative filtering algorithm for E-commerce recommendation system, *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. (2019) 10, no. 8, 3023-3034, <https://doi.org/10.1007/s12652-018-0928-7,2-s2.0-85049556104>
6. Najafabadi M. K., Mohamed A., and Onn C. W., An impact of time and item influencer in collaborative filtering recommendations using graph-based model, *Information Processing and Management*. (2019) 56, no. 3, 526–540, <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2018.12.007,2-s2.0-85059583017>
7. Agbonifo O. C. and Akinsete M., Development of an ontology-based personalised E-learning recommender system, *International Journal of Computer (IJC)*. (2020) 38, no. 1, 102-112. DOI: [https://www.researchgate.net/publication/342078893\\_Development\\_of\\_an\\_Ontolo](https://www.researchgate.net/publication/342078893_Development_of_an_Ontolo)

[IY- Based Personalised E- Learning Recommender System](#)

8. Wei P. and Li L., Online education recommendation model based on user behavior data analysis, Journal of Intelligent and Fuzzy Systems. (2019) 37, no. 4, 4725-4733, <https://doi.org/10.3233/jifs-179307>.

9. Tang Y. and Wang W., A literature review of personalized learning algorithm, Open Journal of Social Sciences. (2018) 06, no. 1, 119-127, <https://doi.org/10.4236/jss.2018.61009>.

10. da Silva, F.L.; Slodkowski, B.K.; da Silva, K.K.A.; Cazella, S.C. A systematic literature review on educational recommendersystems for teaching and learning: Research trends, limitations and opportunities. Educ. Inf. Technol. 2022,28, 3289-3328. [https://www.researchgate.net/publication/363541459\\_A\\_systematic\\_literature\\_review\\_on\\_educational\\_recommender\\_systems\\_for\\_teaching\\_and\\_learning\\_research\\_trends\\_limitations\\_and\\_opportunities](https://www.researchgate.net/publication/363541459_A_systematic_literature_review_on_educational_recommender_systems_for_teaching_and_learning_research_trends_limitations_and_opportunities)

11. Askarbekuly, N.; Lukovi'c, I. Learning Outcomes, Assessment, and Evaluation in Educational Recommender Systems: ASystematic Review. arXiv 2024, arXiv:2407.09500 [https://www.researchgate.net/publication/382270204\\_Learning\\_Outcomes\\_Assessment\\_and\\_Evaluation\\_in\\_Educational\\_Recommender\\_Systems\\_A\\_Systematic\\_Review](https://www.researchgate.net/publication/382270204_Learning_Outcomes_Assessment_and_Evaluation_in_Educational_Recommender_Systems_A_Systematic_Review)

12. Marras, M.; Boratto, L.; Ramos, G.; Fenu, G. Equality of Learning Opportunity via Individual Fairness in PersonalizedRecommendations. Int. J. Artif. Intell. Educ. 2021,32, 636-684 [https://www.researchgate.net/publication/355172807\\_Equality\\_of\\_Learning\\_Opportunity\\_via\\_Individual\\_Fairness\\_in\\_Personalized\\_Recommendations](https://www.researchgate.net/publication/355172807_Equality_of_Learning_Opportunity_via_Individual_Fairness_in_Personalized_Recommendations)

13. Zhu, Hongqi. Analysis and Research on E-commerce User Behavior Based on Implicit Feedback Recommendation Algorithm[D]. Nanjing Post and Communications University, 2023: Page. DOI: 166.62.7.99/assets/default/article/2021/04/07/article\_1617799560.pdf

14. Zhan, Jingbo. Research and Legitimacy Exploration of Personalized

Recommendation Algorithm for E-commerce Based on Big Data [J]. E-Commerce Review, 2024, 13(2): 1494-502. DOI: 10.12677/ecl.2024.132182

15. Chen Jiemin, Tang Yong, Li Jianguo, and CaiYibin. Survey of Personalized Recommendation Algorithms[J]. Journal of South China Normal University (Natural Science Edition), 2014, 46(5): 8. DOI: <http://journal-n.scnu.edu.cn/en/article/doi/10.6054/j.jscnun.2014.06.021>

16. Barajas, M.; Gannaway, G. Implementing e-learning in the traditional higher education institution. Higher Educ. Eur. 2007, 32, 111–119. [https://www.researchgate.net/publication/240523726\\_Implementing\\_E-learning\\_in\\_the\\_Traditional\\_Higher\\_Education\\_Institutions](https://www.researchgate.net/publication/240523726_Implementing_E-learning_in_the_Traditional_Higher_Education_Institutions)

17. Muñoz-Merino, P.J.; Delgado-Kloos, C.; Fernández-Naranjo, J. Enabling interoperability for LMS educational services. Comput. Stand. Interfaces 2009, 31, 484-498. <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1016/j.csi.2008.06.009>

18. Edutools. Available online: <http://www.edutools.info/index.jsp?pj=1> (accessed on 8 July 2011).

19. Hauger, D.; Kock, M. State of the Art of Adaptivity in E-Learning Platforms. Proceedings of the Workshop Adaptivity and User Modeling in Interactive Systems (ABIS), Halle/Salle, Germany, 24-26 September 2007. [https://www.researchgate.net/publication/221146966\\_State\\_of\\_the\\_Art\\_of\\_Adaptivity\\_in\\_E-Learning\\_Platforms](https://www.researchgate.net/publication/221146966_State_of_the_Art_of_Adaptivity_in_E-Learning_Platforms)

20. Dagger, D.; O'Connor, A.; Lawless, S.; Walsh, E.; Wade, V.P. Service-oriented e-learning platforms. From Monolithic systems to flexible services. IEEE Internet Comput. 2007, 3, 28-35. [https://www.researchgate.net/publication/3419928\\_Service-Oriented\\_E-Learning\\_Platforms\\_From\\_Monolithic\\_Systems\\_to\\_Flexible\\_Services](https://www.researchgate.net/publication/3419928_Service-Oriented_E-Learning_Platforms_From_Monolithic_Systems_to_Flexible_Services)

Berners-Lee, T.; Hendler, J.; Lassila, O. The semantic web. Sci. Am. Mag. 2001, 5. [https://www.researchgate.net/publication/225070375\\_The\\_Semantic\\_Web\\_A\\_New\\_Form\\_of\\_Web\\_Content\\_That\\_is\\_Meaningful\\_to\\_Computers\\_Will\\_Unleash\\_a\\_Revolution\\_of\\_New\\_Possibilities](https://www.researchgate.net/publication/225070375_The_Semantic_Web_A_New_Form_of_Web_Content_That_is_Meaningful_to_Computers_Will_Unleash_a_Revolution_of_New_Possibilities)

21. Santos, O.C.; Boticario, J.G.; Raffenne, E.; Granado, J.; Rodríguez-Ascaso, A.; Gutiérrez y Restrepo, E. A Standards-Based Framework to Support Personalisation, Adaptation and Interoperability in Inclusive Learning Scenarios. In Handbook of Research on E-Learning Standards and Interoperability: Frameworks and Issues; Lazarinis, F., Green, S., Person, E., Eds.; IGI Publisher: Hershey, PA, USA, 2010; pp. 126-169.

[https://www.researchgate.net/publication/235724338\\_A\\_Standard\\_Based\\_Framework\\_to\\_Support\\_Personalisation\\_Adaptation\\_and\\_Interoperability\\_in\\_Inclusive\\_Learning\\_Scenarios](https://www.researchgate.net/publication/235724338_A_Standard_Based_Framework_to_Support_Personalisation_Adaptation_and_Interoperability_in_Inclusive_Learning_Scenarios)

21. Boticario, J.G.; Santos, O.C. An open IMS-based user modelling approach for developing adaptive LMS. J. Interact. Media Educ. 2007, 2, 1 - 19. <https://www.semanticscholar.org/paper/An-open-IMS-based-user-modelling-approach-for-Boticario-Santos/62a1c4f1da39b24a0b178c679e5ae98b5f69741f>

22. Drachsler, H. Navigation Support for Learners in Informal Learning Networks; Open Universiteit Nederland: Heerlen, The Netherlands, 2009. [https://www.researchgate.net/publication/221141136\\_Navigation\\_support\\_for\\_learners\\_in\\_informal\\_learning\\_environments](https://www.researchgate.net/publication/221141136_Navigation_support_for_learners_in_informal_learning_environments)

23. Drachsler, H.; Bogers, T.; Vuorikari, R.; Verbert, K.; Duval, E.; Manouselis, N.; Beham, G.; Lindstaedt, S.; Stern, H.; Friedrich, M.; Wolpers, M. Issues and Considerations Regarding Sharable Data Sets for Recommender Systems in Technology Enhanced Learning. Proceedings of the 1st Workshop on Recommender Systems for Technology Enhanced Learning (RecSysTEL 2010), Barcelona, Spain, 29-30 September 2010; pp. 2849-2858. [https://www.researchgate.net/publication/220307705\\_Issues\\_and\\_considerations\\_regarding\\_sharable\\_data\\_sets\\_for\\_recommender\\_systems\\_in\\_technology\\_enhanced\\_learning](https://www.researchgate.net/publication/220307705_Issues_and_considerations_regarding_sharable_data_sets_for_recommender_systems_in_technology_enhanced_learning)

24. Bozo, J.; Alarcón, R.; Iribarra, S. Recommending Learning Objects According to a Teachers' Context Model. In Sustaining TEL: From Innovation to Learning and Practice; Lecture Notes in Computer Science; Springer: Berlin, Germany, 2010; Volume 6383, pp. 470-475.

[https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-16020-2\\_39](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-16020-2_39)

25. Verbert, K.; Drachsler, H.; Manouselis, N.; Wolpers, M.; Vuorikari, R.; Duval, E. Dataset-driven Research for Improving Recommender Systems for Learning. Proceedings of the 1st International Conference Learning Analytics & Knowledge, Banff, Canada, 27 February-1 March 2011.

[https://www.researchgate.net/publication/220956630\\_Dataset-driven\\_research\\_for\\_improving\\_recommender\\_systems\\_for\\_learning](https://www.researchgate.net/publication/220956630_Dataset-driven_research_for_improving_recommender_systems_for_learning)

26. Herlocker, J.; Konstan, J.; Terveen, L.; Riedl, J. Evaluating collaborative filtering recommender systems. ACM Trans. Inf. Syst. 2004, 22, 5-53.

[https://www.researchgate.net/publication/215470714\\_Evaluating\\_collaborative\\_filtering\\_recommender\\_systems](https://www.researchgate.net/publication/215470714_Evaluating_collaborative_filtering_recommender_systems)

27. Manouselis, N.; Vuorikari, R.; Van Assche, F. Collaborative recommendation of e-learning resources: An experimental investigation. J. Comput. Assist. Learn. 2010, 26, 227-242.

[https://www.researchgate.net/publication/229730142\\_Collaborative\\_recommendation\\_of\\_e-learning\\_resources\\_An\\_experimental\\_investigation](https://www.researchgate.net/publication/229730142_Collaborative_recommendation_of_e-learning_resources_An_experimental_investigation)

28. Peis, E.; Morales-del-Castillo, J.M.; Delgado-López, J.A. Analysis of the state of the topic. Hipertext.net 2008, 6.

[https://www.researchgate.net/publication/37764044\\_Semantic\\_Recommender\\_Systems\\_Analysis\\_of\\_the\\_state\\_of\\_the\\_topic](https://www.researchgate.net/publication/37764044_Semantic_Recommender_Systems_Analysis_of_the_state_of_the_topic)

29. Q. Yuan, "Network education recommendation and teaching resource sharing based on improved neural network," Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, vol. 39, no. 4, pp. 5511-5520, 2020.

[https://www.researchgate.net/publication/346800932\\_Network\\_education\\_recommendation\\_and\\_teaching\\_resource\\_sharing\\_based\\_on\\_improved\\_neural\\_network](https://www.researchgate.net/publication/346800932_Network_education_recommendation_and_teaching_resource_sharing_based_on_improved_neural_network)

30. Y. Han, "Educational resource online evaluation system based on neural network dynamic feedback algorithm[J]," Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, vol. 38, no. 2, pp. 1-13, 2020.

[https://www.researchgate.net/publication/341263155\\_Educational\\_resource\\_online\\_evaluation\\_system\\_based\\_on\\_neural\\_network\\_dynamic\\_feedback\\_algorithm](https://www.researchgate.net/publication/341263155_Educational_resource_online_evaluation_system_based_on_neural_network_dynamic_feedback_algorithm)

31. J. Cao, “Mode optimization and rule management of intellectual property rights protection of educational resource databased on machine learning algorithm,” *Complexity*, vol. 18, no. 4, pp. 1-12, 2021.

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1155/2021/1909518>

32. H. Yu and L. Sun, “Accurate recommendation algorithm of agricultural massive information resources based on knowledge map[J],” *Computer Simulation*, vol. 38, no. 12, pp. 485-489, 2021.

[https://www.researchgate.net/publication/365384189\\_Personalized\\_Accurate\\_Recommendation\\_Algorithm\\_of\\_Ideological\\_and\\_Political\\_Teaching\\_Multimedia\\_Resources\\_Based\\_on\\_Mobile\\_Learning](https://www.researchgate.net/publication/365384189_Personalized_Accurate_Recommendation_Algorithm_of_Ideological_and_Political_Teaching_Multimedia_Resources_Based_on_Mobile_Learning)

33. F. Liu, F. Tian, L. Xin, and L. Lin, “A collaborative filtering recommendation method for online learning resources incorporating the learner model,” *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, vol. 16, no. 06, pp. 1117-1125, 2021.

<https://tis.hrbeu.edu.cn/en/oa/DArticle.aspx?type=view>  
[HYPERLINK](#)

34. H. Li, Z. Zhang, and P. Zhang, “Personalized learning resource recommendation method based on three-dimensional feature cooperative domination,” *Computer Science*, vol. 46, no. 01, pp. 461-467, 2019.

[https://www.researchgate.net/publication/346364122\\_Personalized\\_Learning\\_Resource\\_Recommendation\\_Method\\_Based\\_on\\_Dynamic\\_Collaborative\\_Filtering](https://www.researchgate.net/publication/346364122_Personalized_Learning_Resource_Recommendation_Method_Based_on_Dynamic_Collaborative_Filtering)

35. H. Li, L. Yang, and P. Zhang, “Method of online learning resource recommendation based on multi-objective optimization strategy,” *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 32, no. 04, pp. 306-316, 2019

<https://www.aimspress.com/article/doi/10.3934/era.2023153?viewType=HTML>

36. Alsolami F., Amin T., Moshkov M., Zielosko B., and Żabiński K., Comparison of heuristics for optimization of association rules, *Fundamenta Informaticae*. (2019) 166, no. 1, 1-14, <https://doi.org/10.3233/fi-2019-1791,2-s2.0-85063324389>

37. Fan G., Dong Y., Chen D., and Chen F., New method for forest resource data collection based on smartphone fusion with multiple sensors, *Mobile*

Information Systems. (2020) 2020, no. 4, 1-11,  
<https://doi.org/10.1155/2020/5736978>.

38. Brajevic I. and Ignjatović J., An upgraded firefly algorithm with feasibility-based rules for constrained engineering optimization problems, Journal of Intelligent Manufacturing. (2019) 30, no. 6, 2545-2574,  
<https://doi.org/10.1007/s10845-018-1419-6,2-s2.0-85044723572>

39. Toharudin T., Caraka R. E., Chen R. C., and Bakar S. A., Some new construction of seasonal smooth support vector regression firefly algorithm in electrical load forecasting[J], Sylwan. (2019) 163, no. 11, 314-321.  
[https://www.researchgate.net/publication/337463881\\_Some\\_New\\_Construction\\_of\\_Seasonal\\_Smooth\\_Support\\_Vector\\_Regression\\_Firefly\\_Algorithm\\_in\\_Electrical\\_Load\\_Forecasting](https://www.researchgate.net/publication/337463881_Some_New_Construction_of_Seasonal_Smooth_Support_Vector_Regression_Firefly_Algorithm_in_Electrical_Load_Forecasting)

40. Xia H., Yang Y., Ding F., Alsaedi A., and Hayat T., Maximum likelihood-based recursive least-squares estimation for multivariable systems using the data filtering technique, International Journal of Systems Science. (2019) 50, no. 6, 1121-1135, <https://doi.org/10.1080/00207721.2019.1590664,2-s2.0-85063063878>

41. Belwal R. C., Rai S., and Gupta A., Text summarization using topic-based vector space model and semantic measure, Information Processing & Management. (2021) 58, no. 3, 102536-102542,  
<https://doi.org/10.1016/j.ipm.2021.102536>.

42. Wu L., Collaborative filtering recommendation algorithm for MOOC resources based on deep learning, Complexity. (2021) 2021, no. 46, 1-11,  
<https://doi.org/10.1155/2021/5555226>.

43. Huang Z. and Stakhiyevich P., A time-aware hybrid approach for intelligent recommendation systems for individual and group users, Complexity. (2021) 2021, no. 2, 1-19, <https://doi.org/10.1155/2021/8826833>.

44. Harsasi, M. (2015). The use of open educational resources in online learning: a study of students' perceptions. Turk. Online J. Dist. Educ. 9, 74-87. doi: 10.17718/tojde.46469 <https://files.eric.ed.gov/fulltext/EJ1092848.pdf>

45. Lin, Y. J., and Tang, H. (2017). Exploring student perceptions of the use

of open educational resources to reduce statistics anxiety. *J. Format. Design Learn.* 1, 110-125. doi: <https://link.springer.com/article/10.1007/s41686-017-0007-z>

46. Cheung, K. S. (2017). "Distance-learning students' perception on usefulness of open educational resources" in *Blended Learning: New Challenges and Innovative Practices*. eds. K. S. Cheung, L. F. Kwok, W. K. Ma, L. K. Lee, and H. Yang, *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 10309 (Switzerland: Springer), 389-399.

<https://www.frontiersin.org/journals/psychology/articles/10.3389/fpsyg.2022.1004459/full>

47. Cheung, K. S. (2018). "Perceived usefulness of open educational resources between full-time and distance-learning students" in *Blended Learning: Enhancing Learning Success*. eds. K. S. Cheung, L. F. Kwok, K. Kubota, L. K. Lee, and J. Tokito, *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 10949 (Switzerland: Springer), 357-367.

[https://www.researchgate.net/publication/325910401\\_Perceived\\_Usefulness\\_of\\_Open\\_Educational\\_Resources\\_Between\\_Full-Time\\_and\\_Distance-Learning\\_Students](https://www.researchgate.net/publication/325910401_Perceived_Usefulness_of_Open_Educational_Resources_Between_Full-Time_and_Distance-Learning_Students)

48. Cheung, K. S. (2019). "A study on the university students' use of open educational resources for learning purposes" in *Technology in Education: Pedagogical Innovations, Communications in Computer and Information Science*, 1048. eds. K. S. Cheung, J. L. Jiao, L. K. Lee, X. B. Zhang, K. C. Li, and Z. H. Zhan (Singapore: Springer), 146-155.

[https://www.researchgate.net/publication/334405226\\_A\\_Study\\_on\\_the\\_University\\_Students'\\_Use\\_of\\_Open\\_Educational\\_Resources\\_for\\_Learning\\_Purposes](https://www.researchgate.net/publication/334405226_A_Study_on_the_University_Students'_Use_of_Open_Educational_Resources_for_Learning_Purposes)

49. Yu, J., Luo, G., Xiao, T., Zhong, Q., Wang, Y., Feng, W., et al. (2020) Mooccube: A Large-Scale Data Repository for NLP Applications in Moocs. *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, Online, 5-10 July 2020, 3135-3142. <https://aclanthology.org/2020.acl-main.285.pdf>

50. Zhang, J., Hao, B., Chen, B., Li, C., Chen, H. and Sun, J. (2019)

Hierarchical Reinforcement Learning for Course Recommendation in Moocs. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, Honolulu, 27 January-1 February 2019, 435-442.

[https://www.researchgate.net/publication/335808646\\_Hierarchical\\_Reinforcement\\_Learning\\_for\\_Course\\_Recommendation\\_in\\_MOOCs](https://www.researchgate.net/publication/335808646_Hierarchical_Reinforcement_Learning_for_Course_Recommendation_in_MOOCs)

51. Li, J., Zhang, K., Yang, X., Wei, P., Wang, J., Mitra, K., et al. (2019).

Category preferred canopy-k-means based collaborative filtering algorithm. Future Generat. Comput. Syst. 93, 1046–1054. doi:

[https://www.researchgate.net/publication/325371999\\_Category\\_Preferred\\_Canopy-K-means\\_based\\_Collaborative\\_Filtering\\_algorithm](https://www.researchgate.net/publication/325371999_Category_Preferred_Canopy-K-means_based_Collaborative_Filtering_algorithm)

## ДОДАТОК А

-----  
# Імітаційна модель роботи рекомендаційної системи  
# для оцінювання ефективності алгоритму рекомендацій  
# -----

```
# -----  
# Функції обчислення метрик  
# -----  
def precision_at_k(recommended, relevant, k):  
    """Обчислення Precision@K"""  
    recommended_k = recommended[:k]  
    relevant_set = set(relevant)  
    hits = sum(1 for item in recommended_k if item in relevant_set)  
    return hits / k  
  
def recall_at_k(recommended, relevant, k):  
    """Обчислення Recall@K"""  
    recommended_k = recommended[:k]  
    relevant_set = set(relevant)  
    hits = sum(1 for item in recommended_k if item in relevant_set)  
    return hits / len(relevant_set) if relevant_set else 0  
  
def f1_score(precision, recall):  
    """Обчислення F1-міри"""  
    if precision + recall == 0:  
        return 0  
    return 2 * precision * recall / (precision + recall)  
  
# -----
```



```
# -----  
# Імітація процесу рекомендацій  
# -----  
precision_values = []  
recall_values = []  
f1_values = []  
  
for iteration in range(NUM_ITERATIONS):  
    precision_iter = []  
    recall_iter = []  
    f1_iter = []  
  
    for user_id in range(NUM_USERS):  
        # Релевантні елементи (імітація)  
        relevant_items = np.where(interaction_matrix[user_id] == 1)[0]  
  
        # Рекомендовані елементи (імітація з адаптацією)  
        noise = np.random.normal(0, 1 / (iteration + 1), NUM_ITEMS)  
        scores = interaction_matrix[user_id] + noise  
        recommended_items = np.argsort(scores)[::-1]
```

```

# Обчислення метрик
p = precision_at_k(recommended_items, relevant_items, TOP_K)
r = recall_at_k(recommended_items, relevant_items, TOP_K)
f = f1_score(p, r)

precision_iter.append(p)
recall_iter.append(r)
f1_iter.append(f)

# Середні значення по ітерації
precision_values.append(np.mean(precision_iter))
recall_values.append(np.mean(recall_iter))
f1_values.append(np.mean(f1_iter))

# -----
# Візуалізація результатів
# -----
iterations = range(NUM_ITERATIONS)

plt.figure()
plt.plot(iterations, precision_values, marker='o', label='Precision@5')
plt.plot(iterations, recall_values, marker='s', label='Recall@5')
plt.plot(iterations, f1_values, marker='^', label='F1@5')

```

```

plt.xlabel('Ітерація алгоритму')
plt.ylabel('Значення метрик')
plt.title('Динаміка ефективності рекомендаційної системи')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()

```

```

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# -----
# Параметри експерименту
# -----
NUM_USERS = 100          # кількість користувачів
NUM_ITEMS = 200         # кількість освітніх матеріалів
TOP_K = 5               # кількість рекомендацій
NUM_ITERATIONS = 7      # кількість ітерацій адаптації

# -----
# Генерація імітаційних даних

```

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ ДЕРЖАВНИЙ  
УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ  
ТЕХНОЛОГІЙ

# ПРЕЗЕНТАЦІЯ ДО КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ ДИПЛОМНОЇ РОБОТИ

НА ТЕМУ:

«АЛГОРИТМИ РЕКОМЕНДАЦІЙ ОСВІТНЬОГО  
КОНТЕНТУ ДЛЯ ОНЛАЙН-ПЛАТФОРМ»

Виконав: Бойко Назарій Павлович

Керівник: Патракеєв Ігор Михайлович

# ВСТУП

Онлайн-платформи забезпечують доступ до величезної кількості контенту, але ускладнюють його вибір.

Це знижує ефективність навчання.

Результат проблеми:

- Користувачі втрачаються в інформації
- Навчання стає неефективним
- Знижується мотивація

Мета роботи: підвищити ефективність навчання в онлайн-платформах через розробку адаптивного алгоритму рекомендацій контенту.

Завдання:

- Проаналізувати існуючі підходи до рекомендаційних систем.
- Розробити модель рекомендаційної системи з гібридним підходом.
- Формалізувати процес формування рекомендацій.
- Розробити алгоритм рекомендацій освітнього контенту.
- Провести експеримент та оцінити ефективність.

Об'єкт дослідження:

- Інформаційна система рекомендацій освітнього контенту в онлайн-платформах як частина інтелектуальної системи управління.

Предмет дослідження:

- Методи, моделі та алгоритми формування рекомендацій на основі даних про користувачів.

Методи: системний аналіз, моделювання, гібридні алгоритми, комп'ютерний експеримент.

# Освітні онлайн платформи як об'єкт аналізу

Сучасні онлайн-освітні платформи (ОСП) є складними інформаційними системами, призначеними для організації, підтримки та управління навчальним процесом у цифровому середовищі. З точки зору системного аналізу ОСП може розглядатися як цілісна система, що складається з взаємопов'язаних компонентів і функціонує для досягнення визначеної мети — забезпечення ефективного навчального процесу.

## Основні підходи до формування рекомендацій освітнього контенту

Рекомендаційні системи є важливим інструментом підтримки навчального процесу в онлайн-освітніх платформах, оскільки вони дозволяють здійснювати добір освітнього контенту відповідно до умов функціонування системи та особливостей навчального процесу.

Наведена схема на рис.1.3 відображає узагальнену класифікацію підходів до побудови рекомендаційних систем, які застосовуються в онлайн-освітніх платформах.

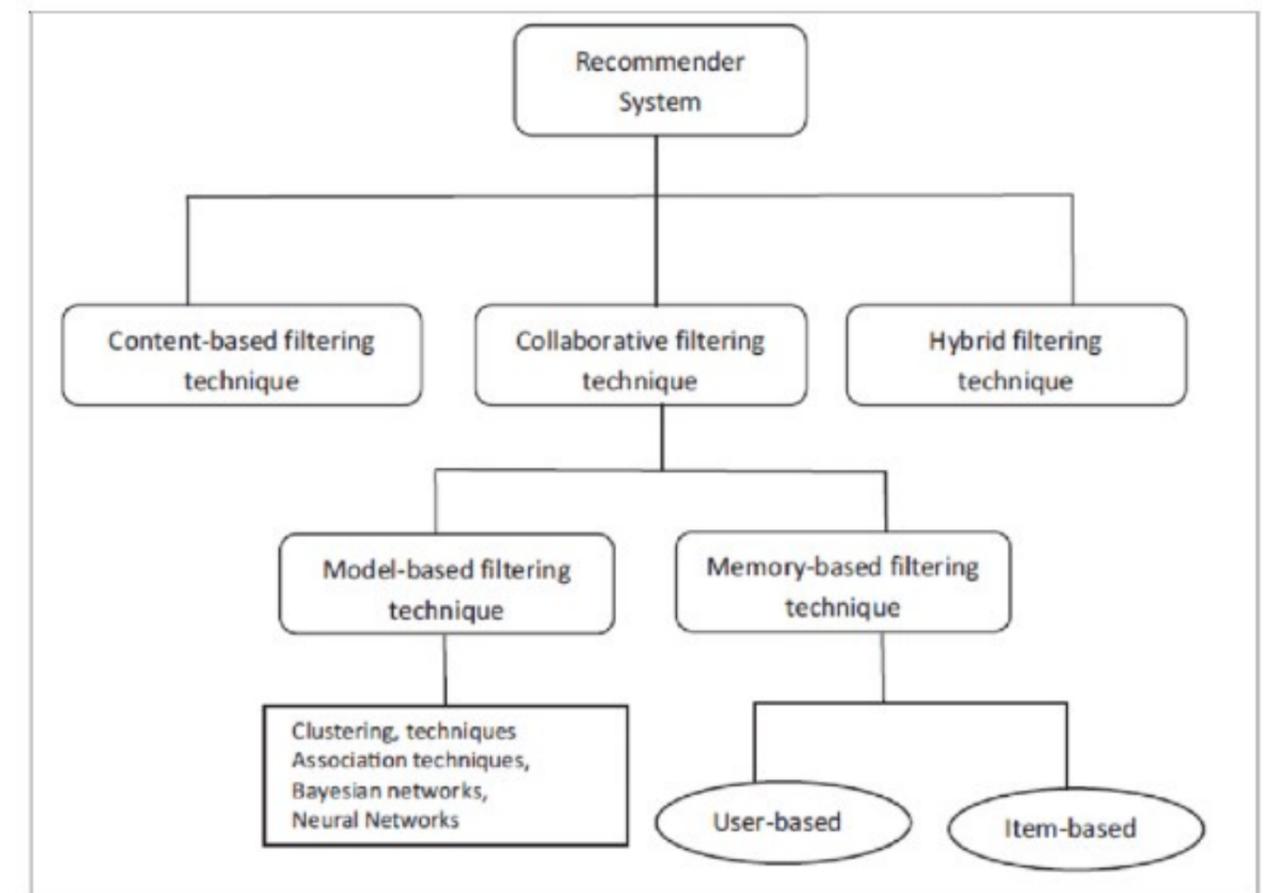


Рис.1.3. Класифікація підходів до побудови рекомендаційних систем

## Контентно-орієнтований підхід

Контентно-орієнтований підхід ґрунтується на аналізі характеристик навчального контенту та його відповідності певним параметрам навчального процесу. У межах даного підходу кожен освітній ресурс описується набором ознак, таких як тематика, рівень складності, формат подання та обсяг матеріалу. Рекомендації формуються шляхом порівняння поточного стану навчального процесу з характеристиками доступного контенту.

## Колаборативний підхід

Колаборативний підхід базується на аналізі колективного досвіду взаємодії з освітнім контентом. Рекомендації формуються на основі подібності навчальних траєкторій або результатів навчання, що дозволяє враховувати непрямі закономірності у навчальному процесі.

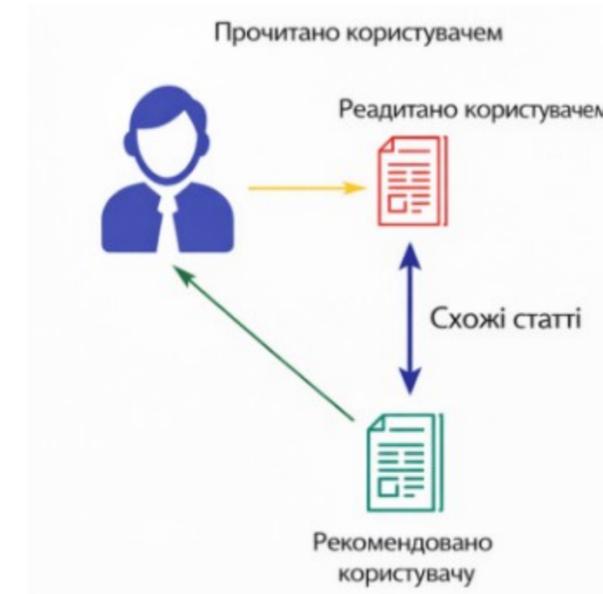


Рис. 1.4. Ілюстрація контентно-орієнтованого підходу до побудови рекомендаційних систем

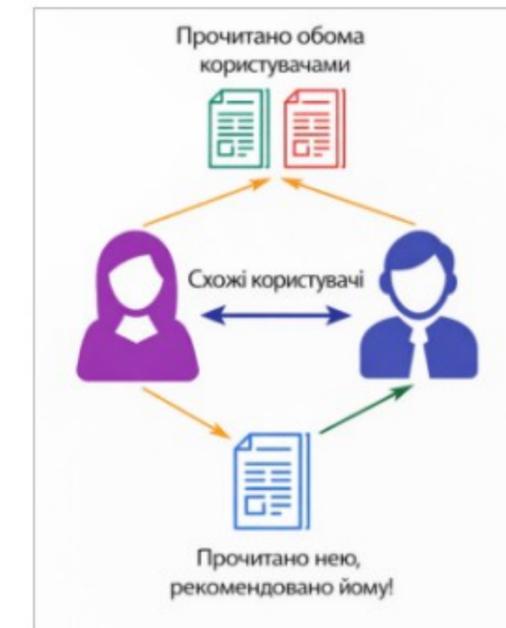


Рис. 1.5. Ілюстрація колаборативного підходу до побудови рекомендаційних систем

## *Гібридні підходи до рекомендацій*

Гібридні підходи поєднують елементи контентно-орієнтованих та колаборативних методів з метою підвищення точності та надійності рекомендацій. Такі підходи дозволяють компенсувати недоліки окремих методів та забезпечити більш гнучке формування рекомендацій освітнього контенту.

В контексті онлайн-освітніх платформ гібридні рекомендаційні системи можуть враховувати як характеристики навчального матеріалу, так і результати функціонування навчального процесу. Це створює передумови для адаптації рекомендацій до змін стану системи та використання елементів інтелектуальних систем управління.

# Формалізація процесу формування рекомендацій освітнього контенту

*Вхідні дані та основні множини*

Розглянемо онлайн-платформу, яка містить множину освітнього контенту:

$$\mathcal{I} = \{i_1, i_2, \dots, i_M\},$$

та множину користувачів:

$$\mathcal{U} = \{u_1, u_2, \dots, u_N\}.$$

Кожний елемент контенту  $i \in \mathcal{I}$  описується вектором ознак (метаданих):

$$\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}) \in \mathbb{R}^d,$$

де ознаки можуть включати тематику, рівень складності, тип матеріалу, тривалість тощо.

Для кожного користувача  $u \in \mathcal{U}$  визначається профіль:

$$\mathbf{p}_u = (p_{u1}, p_{u2}, \dots, p_{ud}) \in \mathbb{R}^d,$$

який відображає поточні потреби/інтереси в навчанні (у спрощеному вигляді — «вектор переваг»).

Також фіксується історія взаємодій:

$$\mathcal{H}_u = \{(i, a, t)\},$$

де  $a$  — тип дії (перегляд, виконання, оцінювання),  $t$  — час.

Метою рекомендаційної підсистеми є побудова ранжованого списку  $K$  елементів контенту:

$$\mathcal{R}_u = \langle i_{(1)}, i_{(2)}, \dots, i_{(K)} \rangle,$$

на основі максимізації функції релевантності:

$$s(u, i) = \text{Rel}(u, i),$$

де  $s(u, i)$  — оцінка відповідності контенту  $i$  поточному стану навчання користувача  $u$ .

Тоді задача рекомендації формулюється як:

$$\mathcal{R}_u = \text{TopK}_{i \in \mathcal{I} \setminus \mathcal{I}_u} s(u, i),$$

де  $\mathcal{I}_u$  — множина елементів контенту, з якими користувач уже взаємодіяв.

## *Контентно-орієнтована модель*

### *2.2.3. Контентно-орієнтована модель*

В контентно-орієнтованому підході оцінка релевантності задається через схожість профілю користувача та ознак контенту. Поширений і простий варіант — косинусна схожість:

$$s_{CB}(u, i) = \cos(\mathbf{p}_u, \mathbf{x}_i) = \frac{\mathbf{p}_u \cdot \mathbf{x}_i}{\|\mathbf{p}_u\| \|\mathbf{x}_i\|}.$$

Оновлення профілю користувача може виконуватися як усереднення ознак переглянутого/оціненого контенту:

$$\mathbf{p}_u = \frac{1}{|\mathcal{I}_u|} \sum_{i \in \mathcal{I}_u} \mathbf{x}_i.$$

(За потреби можна врахувати ваги за типами дій.)

## Колаборативна модель

Нехай існує матриця взаємодій (наприклад, оцінок):

$$R = [r_{ui}], \quad r_{ui} \in \mathbb{R} \cup \{\emptyset\}.$$

User-based прогноз. User-based підхід до прогнозування належить до методів колаборативної фільтрації та ґрунтується на припущенні, що користувачі з подібною історією навчальної діяльності мають схожі освітні потреби. У межах даного підходу для поточного користувача визначається множина інших користувачів, поведінка яких у навчальному процесі є подібною.

На основі результатів взаємодії цих користувачів з освітнім контентом здійснюється прогноз релевантності матеріалів, з якими поточний користувач ще не взаємодіяв. Таким чином, рекомендації формуються з урахуванням колективного досвіду навчання, що дозволяє адаптувати подання освітнього контенту до поточного стану навчального процесу:

$$\hat{r}_{ui} = \bar{r}_u + \frac{\sum_{v \in \mathcal{N}(u)} w_{uv} (r_{vi} - \bar{r}_v)}{\sum_{v \in \mathcal{N}(u)} |w_{uv}|},$$

де  $\mathcal{N}(u)$  — множина найближчих користувачів,

$w_{uv}$  — міра схожості (наприклад, косинус/Пірсон),

$\bar{r}_u$  — середня оцінка користувача.

## Колаборативна модель

Item-based прогноз. Item-based підхід до прогнозування належить до методів колаборативної фільтрації та ґрунтується на аналізі подібності між елементами освітнього контенту. У межах даного підходу рекомендації формуються на основі зіставлення навчальних матеріалів, з якими користувач уже взаємодіяв, з іншими елементами контенту, що мають схожі характеристики або використовувалися в подібних навчальних ситуаціях.

Таким чином, освітній контент, подібний до раніше опрацьованого або оціненого користувачем, розглядається як потенційно релевантний і може бути рекомендований для подальшого навчання.

Для рекомендації використовуються  $SCF(u, i) = r_{ui}$ .

$$\hat{r}_{ui} = \frac{\sum_{j \in \mathcal{I}_u} w_{ij} r_{uj}}{\sum_{j \in \mathcal{I}_u} |w_{ij}|},$$

де  $w_{ij}$  — схожість між елементами контенту.

## Гібридна модель

Щоб поєднати контентний і колаборативний підходи, введемо гібридну оцінку:

$$s(u, i) = \alpha s_{CB}(u, i) + (1 - \alpha) s_{CF}(u, i), \quad \alpha \in [0, 1].$$

Інтелектуалізація (адаптація) може бути реалізована через зміну  $\alpha$  залежно від кількості даних у профілі:

$$\alpha(u) = \frac{1}{1 + \gamma |\mathcal{I}_u|}, \quad \gamma > 0.$$

Тоді для нового користувача (мало даних)  $\alpha$  більша (опора на контент), а при накопиченні історії  $\alpha$  зменшується (більше колаборативності).

Таким чином, здійснено формалізацію процесу формування рекомендацій освітнього контенту в ОСП. Процес рекомендацій подано у вигляді системи, що оперує визначеними множинами користувачів та освітнього контенту, а також використовує формалізовані описи профілів користувачів і характеристик навчальних матеріалів.

## Основні етапи формування рекомендацій



Рис. 2.4. Блок-схема алгоритму формування рекомендацій освітнього контенту

## Організація експериментального дослідження алгоритму рекомендацій

Для проведення експериментального дослідження та оцінювання ефективності алгоритму рекомендацій освітнього контенту використовувалися програмні засоби загального призначення, орієнтовані на імітаційне моделювання, аналіз даних і візуалізацію результатів. Основним програмним середовищем для реалізації експерименту обрано мову програмування Python, яка широко застосовується для досліджень у галузі аналізу даних, машинного навчання та рекомендаційних систем.

У межах експерименту застосовувалися стандартні програмні бібліотеки Python, зокрема:

- бібліотеки для роботи з числовими даними та масивами значень, що використовувалися для зберігання результатів експериментальних ітерацій;
- засоби для обчислення показників ефективності рекомендацій, таких як Precision@K, Recall@K та F1@K;
- бібліотеки для побудови графіків і діаграм, які забезпечили наочне подання результатів експериментального дослідження.

Для оцінювання ефективності алгоритму рекомендацій у роботі використано такі основні показники:

- Precision@K — частка релевантного освітнього контенту серед рекомендованих елементів;
- Recall@K — частка релевантного контенту, який було рекомендовано системою;
- F1@K — узагальнений показник якості рекомендацій, що поєднує точність і повноту.
- стабільність рекомендацій — здатність алгоритму зберігати якість рекомендацій при зміні вхідних даних;
- динаміка адаптації — зміна показників якості в процесі послідовних ітерацій роботи алгоритму.

У більшості онлайн-освітніх платформ користувачеві одночасно відображається обмежена кількість рекомендацій. Практика показує, що оптимальною є кількість від 3 до 7 елементів, оскільки більша кількість призводить до перевантаження користувача. Значення  $K = 5$  є компромісним та найбільш поширеним у реальних рекомендаційних системах. В роботі використано показник Precision@5, оскільки саме перші кілька рекомендацій мають найбільший вплив на користувача, а значення  $K = 5$  є типовим для освітніх рекомендаційних систем.

На наступних рисунках наведено графічне подання значень показників Precision@5, Recall@5 та F1@5 для різних підходів до рекомендацій, а також динаміку зміни точності рекомендацій у процесі послідовних ітерацій роботи алгоритму.

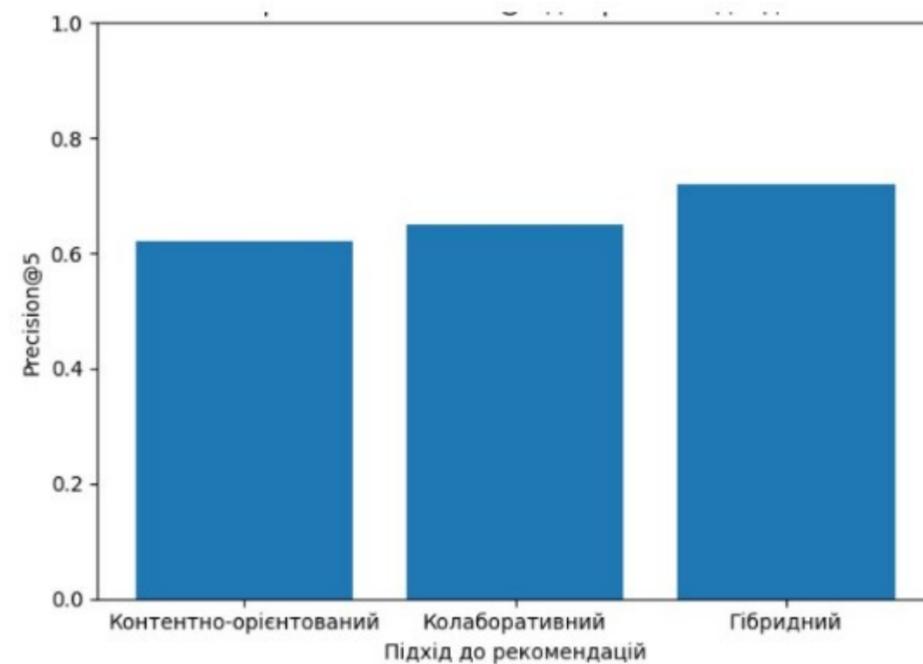


Рис.3.4 Порівняння значень Precision@5 для різних підходів до рекомендацій

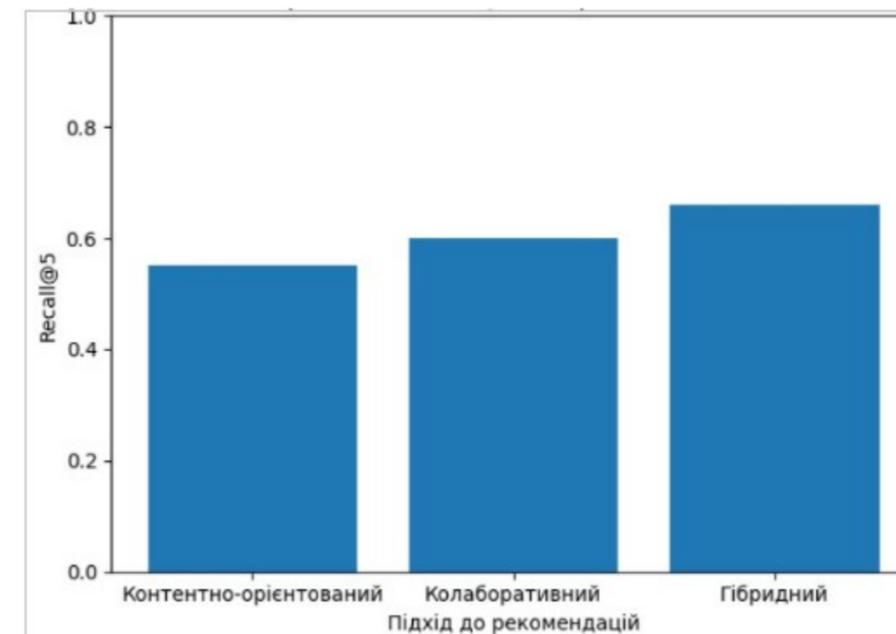


Рис.3.5 Порівняння значень Recall@5 для різних підходів до рекомендацій

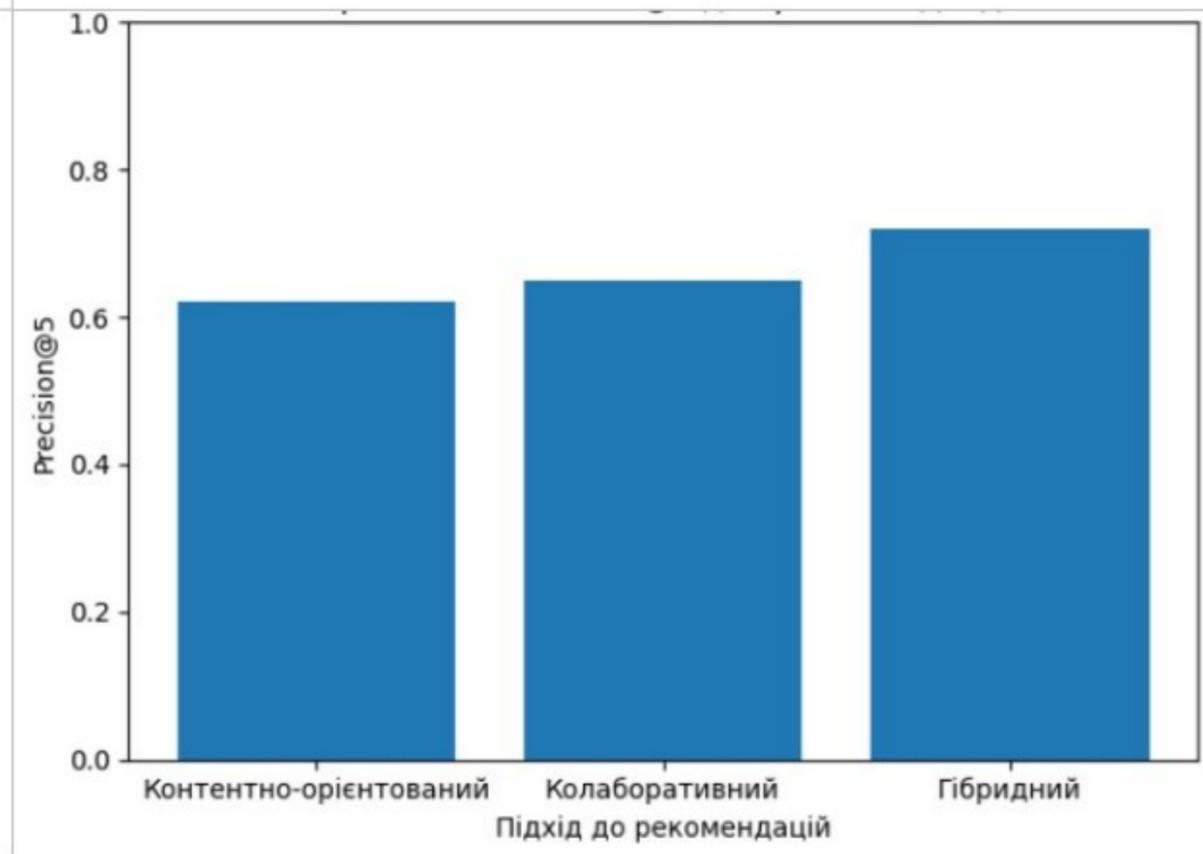


Рис.3.6 Порівняння значень F1@5 для різних підходів до рекомендацій

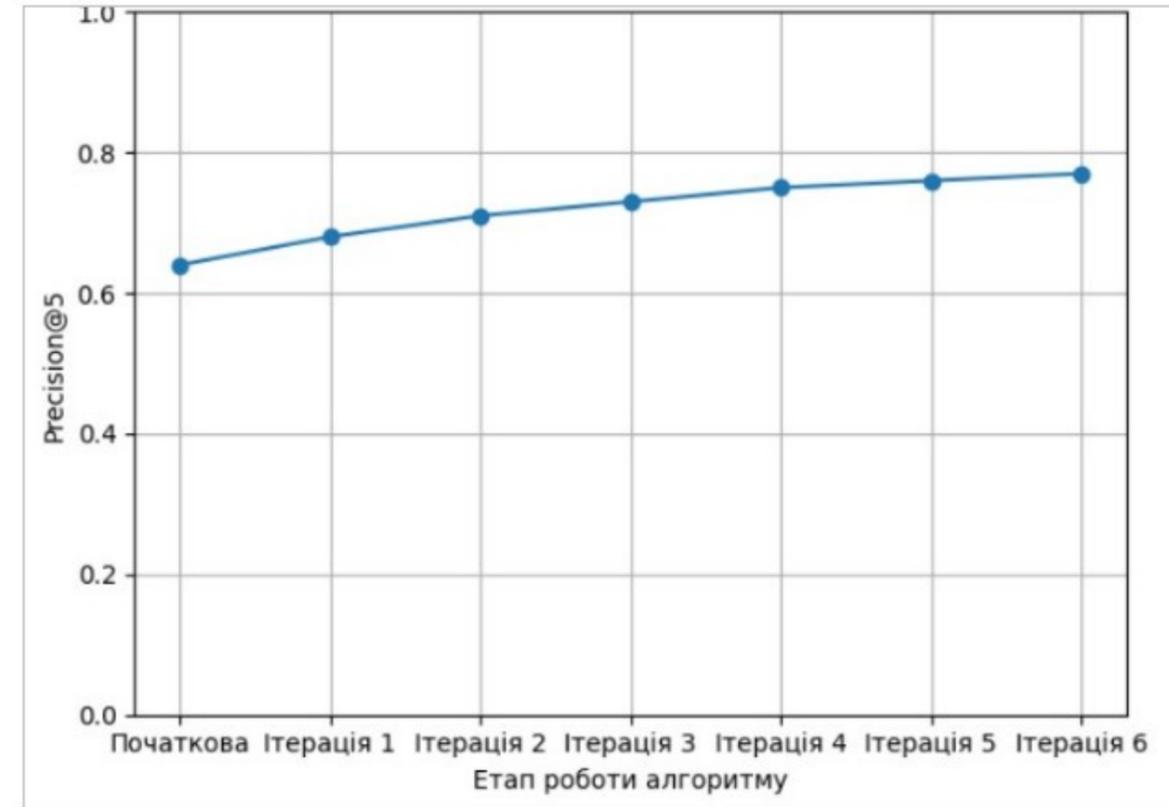


Рис.3.7 Динаміка зміни Precision@5 в процесі адаптації алгоритму рекомендацій

На основі результатів оцінювання ефективності встановлено, що рекомендаційна система демонструє стабільне підвищення якості рекомендацій у процесі адаптації. Зокрема, зростання значень показників Precision@5, Recall@5 та F1@5 у ході ітерацій свідчить про ефективність використання механізмів зворотного зв'язку та оновлення профілю користувача.

## Висновки

В кваліфікаційній роботі було здійснено комплексне дослідження процесу формування рекомендацій освітнього контенту в онлайн-освітніх платформах з позицій системного аналізу та інтелектуальних систем управління. Метою роботи було підвищення ефективності навчального процесу шляхом розробки та обґрунтування алгоритмів рекомендацій освітнього контенту, що адаптуються до умов навчання та індивідуальних особливостей користувачів.

В ході проведеного дослідження встановлено, що сучасні онлайн-освітні платформи доцільно розглядати як складні динамічні системи з розвиненими інформаційними потоками та механізмами зворотного зв'язку. Показано, що рекомендаційні алгоритми в таких системах виконують функцію елементів інтелектуального управління, забезпечуючи адаптацію навчального процесу та оптимізацію подання освітнього контенту.



**ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!**