

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ПОЛІСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ, ОБЛІКУ ТА ФІНАНСІВ

Кафедра комп'ютерних технологій і моделювання систем

Кваліфікаційна робота
на правах рукопису

Чернюк Владислав Валерійович
(прізвище, ім'я, по батькові здобувача освіти)

УДК 004.046

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Модель системи рекомендацій аніме-контенту на основі класифікації
користувачів і жанрових переваг

(тема роботи)

122 «Комп'ютерні науки»
(шифр і назва спеціальності)

Подається на здобуття освітнього ступеня магістр

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

(підпис, ініціали та прізвище здобувача вищої освіти)

Керівник роботи
Молодецька Катерина Валеріївна
(прізвище, ім'я, по батькові)
доктор технічних наук, професор
(науковий ступінь, вчене звання)

Висновок кафедри комп'ютерних технологій і моделювання систем:

за результатами попереднього захисту: _____

Протокол засідання кафедри комп'ютерних технологій і моделювання систем

№ _____ від «_____» _____ 20____ р.

Завідувач кафедри комп'ютерних технологій і моделювання систем

К.П.Н., доцент

(науковий ступінь, вчене звання)

(підпис)

М. О. Ковальчук

(прізвище, ім'я, по батькові)

«_____» _____ 20____ р.

Результати захисту кваліфікаційної роботиЗдобувач вищої освіти _____ захистив (ла)
(прізвище, ім'я, по батькові)

кваліфікаційну роботу з оцінкою:

сума балів за 100-бальною шкалою _____

за шкалою ECTS _____

за національною шкалою _____

Секретар ЕК

лаборант кафедри

(науковий ступінь, вчене звання)

(підпис)

В. В. Корольчук

(прізвище, ім'я, по батькові)

АНОТАЦІЯ

Чернюк В.В. Модель системи рекомендацій аніме-контенту на основі класифікації користувачів і жанрових переваг. – Кваліфікаційна робота на правах рукопису.

Кваліфікаційна робота на здобуття освітнього ступеня магістр за спеціальністю 122 – «Комп'ютерні науки». – Поліський національний університет, Житомир, 2025.

Обсяг кваліфікаційної роботи: 38 сторінок (9 – рисунків, 3 – таблиць, 1 – додатків, 34 – джерел)

Ключові слова: (аніме, рекомендаційні системи, колаборативна фільтрація)

У кваліфікаційній роботі розроблено прототип системи рекомендацій аніме-контенту на основі класифікації користувачів і жанрових переваг, який надає користувачам персоналізовані пропозиції щодо перегляду аніме. Запропоновано та реалізовано алгоритм рекомендацій, що базується на методах колаборативної фільтрації та аналізу вмісту аніме. Розглянуто особливості використання технік машинного навчання для покращення якості рекомендацій.

Практична цінність роботи полягає у створенні зручного та ефективного інструменту для вибору аніме, що враховує індивідуальні вподобання користувача. Результати роботи можуть бути використані для подальшого розвитку сервісів рекомендацій аніме.

SUMMARY

Cherniuk V.V. Model of anime content recommendation system based on user classification and genre preferences. – Qualification work as a manuscript.

Qualification work for obtaining a master's degree in specialty 122 – "Computer Science". – Polissya National University, Zhytomyr, 2024.

Volume of qualification work: 38 pages (9 – figures, 3 – tables, 1 – appendices, 34 – sources)

Keywords: anime, recommendation systems, collaborative filtering.

This qualification work presents the development a prototype of an anime content recommendation system based on user classification and genre preferences, which provides users with personalized suggestions for watching anime. A recommendation algorithm based on the methods of collaborative filtering and anime content analysis is proposed and implemented. Features of using machine learning techniques to improve the quality of recommendations are considered.

The practical value of the work lies in the creation of a convenient and effective tool for choosing anime that takes into account the individual preferences of the user. The results of the work can be used for the further development of anime recommendation services.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	5
ВСТУП	6
РОЗДІЛ 1 ОГЛЯД СИСТЕМ РЕКОМЕНДАЦІЙ АНІМЕ-КОНТЕНТУ	9
1.1 Особливості аніме як предметної області для рекомендацій	9
1.2 Аналіз існуючих систем рекомендацій аніме	11
1.3. Постановка завдання	12
Висновки до першого розділу	13
РОЗДІЛ 2 РОЗРОБЛЕННЯ МОДЕЛІ ПО ТЕМІ	14
2.1 Архітектура системи рекомендацій	14
2.2 Формування датасету	16
2.3 Модель сегментації користувачів	18
2.4. Модель динамічної еволюції жанрових вподобань	19
2.5. Рекомендаційний модуль на основі класифікації та жанрових профілів	21
2.6. Метрики оцінювання якості моделі	23
Висновки до другого розділу	24
РОЗДІЛ 3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ	25
3.1 Опис експериментального середовища.....	25
3.2 Результати сегментації користувачів	27
3.3. Результати моделі часової еволюції вподобань.....	29
3.4. Порівняння базових та запропонованих моделей.....	31
Висновки до третього розділу	32
ВИСНОВКИ	34
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	35
ДОДАТКИ	

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

Тайтл – медіа контент аніме;

ШІ	—	штучний	інтелект;
МН	—	машинне	навчання;
БД	—	база	даних.

ВСТУП

Актуальність теми дослідження. Стрімке зростання обсягів цифрового контенту та популярність стримінгових платформ зумовлюють необхідність розроблення ефективних систем рекомендацій, які здатні персоналізувати контент для кожного користувача. Аніме-контент є однією з найбільш динамічних і специфічних медіа категорій, що формується під впливом культурних, жанрових та стилістичних особливостей. На відміну від класичних кіно- чи серіальних платформ, аудиторія аніме має виражену схильність до нішевих жанрів, сезонної активності, режимів перегляду та унікальних поведінкових патернів. Це створює виклик для традиційних рекомендаційних алгоритмів, які не завжди враховують швидкоплинність жанрових інтересів користувачів, їх еволюцію в часі, а також можливість природної класифікації аудиторії на сегменти зі схожими уподобаннями.

Попри наявність великих платформ із рекомендаційними механізмами (MyAnimeList, AniList, Crunchyroll), дослідники часто зосереджуються на класичних підходах – колаборативній фільтрації, контентно-орієнтованих методах або гібридних моделях. Проте недостатньо вивченими залишаються моделі, які одночасно враховують класифікацію користувачів, їх поведінкову динаміку та жанрові профілі, що потенційно може підвищити точність рекомендацій та адаптивність до змін інтересів.

Мета і завдання роботи. Метою кваліфікаційної роботи є створення та дослідження моделі системи рекомендацій аніме-контенту, що використовує класифікацію користувачів за поведінковими та жанровими характеристиками, а також враховує часову еволюцію їхніх уподобань. Для досягнення цієї мети було поставлено наступні завдання:

1. Аналіз існуючих систем рекомендацій та визначення їхніх обмежень.
2. Сформувати датасет, що містить інформацію про користувачів, історію переглядів і жанрові характеристики аніме.
3. Розробити модель сегментації користувачів з урахуванням жанрових профілів і поведінкових патернів.

4. Побудувати модель динамічної еволюції жанрових вподобань, що відображає зміни інтересів у часі.
5. Розробити рекомендаційний модуль, який поєднує результати класифікації користувачів та інформацію про жанрові профілі.
6. Провести експериментальне дослідження, оцінити якість роботи моделі та порівняти її з базовими підходами.

Предмет та об'єкт дослідження. Предметом дослідження є моделі та алгоритми класифікації користувачів і формування рекомендацій на основі жанрових уподобань та поведінкових характеристик. Об'єктом дослідження є процес персоналізованої рекомендації аніме-контенту користувачам.

Методи дослідження. У роботі були використані такі методи дослідження:

- методи кластеризації та класифікації користувачів;
- статистичний аналіз поведінкових патернів;
- моделі часових рядів та послідовностей для аналізу динаміки уподобань;
- методи побудови рекомендаційних систем: контентно-орієнтовані, колаборативні та гібридні підходи;
- метрики для оцінювання якості рекомендацій, включаючи Precision@k, Recall@k, NDCG, MAP тощо.

Перелік публікацій автора за темою дослідження. У процесі роботи над кваліфікаційною роботою було підготовлено та опубліковано наступні матеріали:

1. “Сегментація користувачів аніме за поведінковими патернами та жанровими профілями і її вплив на точність рекомендацій”, Сьома науково-практична конференція «Безпека енергетики в епоху цифрової трансформації», 2025. С. 96–99 [1].
2. “Модель рекомендацій аніме з урахуванням часової еволюції жанрових вподобань і сесійної поведінки”, X Міжнародної наукової конференції «Традиційні та інноваційні підходи до наукових досліджень», 2025 [2].
3. “Прототип і системи рекомендацій аніме-контенту на основі класифікації користувачів і жанрових переваг”, V Міжнародна наукова

конференція «Глобальні виклики та інновації: шляхи розвитку сучасної науки», 2026. [3].

Практичне значення отриманих результатів. Практична цінність роботи полягає у можливості застосування розробленої моделі в реальних рекомендаційних платформах, орієнтованих на аніме-контент. Побудований прототип системи може стати основою для впровадження персоналізованих рекомендацій у стримінгових сервісах, фан-спільнотах або інформаційних порталах, що працюють із аніме. Модель сегментації користувачів дозволяє глибше розуміти структуру аудиторії та виділяти групи з подібними інтересами, а врахування динаміки жанрових уподобань підвищує адаптивність рекомендацій. Таким чином, результати дослідження можуть бути використані для підвищення точності рекомендацій, покращення користувацького досвіду та оптимізації взаємодії між платформою й аудиторією.

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, переліку посилань та додатка. Загальний обсяг роботи становить 38 сторінок, включаючи 9 ілюстрацій, 3 таблиць та 1 додатка.

РОЗДІЛ 1 ОГЛЯД СИСТЕМ РЕКОМЕНДАЦІЙ АНІМЕ-КОНТЕНТУ

1.1 Особливості аніме як предметної області для рекомендацій

Аніме як окрема форма аудіовізуального мистецтва вирізняється специфічною культурною, жанровою та естетичною структурою, що впливає на процес побудови рекомендаційних систем [4]. На відміну від традиційного кінематографа або серіального контенту, аніме має значну внутрішню різноманітність, містить унікальні жанрові комбінації, нішеві сюжети та органічно поєднує елементи молодіжної субкультури, фантастики, гумору, психологізму й наративних експериментів. Це створює своєрідні особливості предметної області, які слід враховувати при розробці моделей рекомендацій [11].

Однією з ключових особливостей є багатовимірність жанрової структури. Більшість аніме-проектів класифікуються за десятками жанрів і піджанрів, зокрема бойових аніме для підлітків (сьонен), романтичних історій для дівчат (шьоджьо), серйозніших творів для дорослої чоловічої аудиторії (сейнен) та жіночої аудиторії (дзьосей), а також напрямів, пов'язаних із фантастикою, повсякденним життям, психологією, надприродними явищами, романтикою, науковою фантастикою, комедією та драмою. На відміну від класичних жанрових систем, де твір зазвичай має обмежену жанрову приналежність, аніме часто поєднує 4-6 жанрів, формуючи складні жанрові профілі. Це ускладнює аналіз контенту та вимагає багатовимірного подання жанрових характеристик.

Важливою особливістю є також історично сформоване демографічне спрямування аніме. Попри те, що сучасна глобальна аудиторія виходить за межі традиційних цільових груп, демографічні патерни продовжують впливати на тематичну структуру творів і поведінку користувачів. Це робить демографічний фактор значущим для класифікації користувачів і побудови рекомендаційних моделей.

Ще однією характерною рисою є сезонність виробництва та споживання аніме. Більшість нових аніме зазвичай виходять у межах сезонних циклів (зимових, весняних, літніх та осінніх), що призводить до пікових періодів інтересу та циклічних змін популярності жанрів. Унаслідок цього

рекомендаційні системи повинні враховувати часову динаміку переглядів і зміну інтересів користувачів залежно від сезону [17].

Аніме-контент також характеризується значною кількістю довготривалих франшиз, які можуть включати численні сезони, повнометражні фільми та спін-офи. Користувачі, залучені до перегляду таких серій, часто демонструють тривалу й вузько спрямовану взаємодію з контентом, що формує специфічні поведінкові патерни [5].

Окрему роль відіграють фан-спільноти та активна участь користувачів на спеціалізованих платформах. Окрім оцінювання та переглядів, користувачі ведуть списки, пишуть рецензії, беруть участь в обговореннях і формують добірки. Така багатоформатна активність може містити додаткову інформацію про вподобання, але водночас ускладнює структуру даних [33].

Додаткову складність створює використання специфічної термінології та субкультурних категорій, пов'язаних із типажми персонажів, стилістикою та особливостями анімації. Ці елементи не завжди формально представлені в метаданих, що ускладнює їх автоматичне врахування в рекомендаційних системах [20].

Важливою характеристикою аніме-аудиторії є динамічний характер формування жанрових уподобань. Користувачі часто починають із масових жанрів і з часом переходять до складніших або нішевих напрямів. Така еволюція має часову природу та потребує використання моделей, здатних відображати зміну інтересів у процесі накопичення досвіду перегляду.

Отже, аніме як предметна область для рекомендаційних систем вирізняється складною жанровою структурою, демографічними та сезонними особливостями, наявністю довготривалих франшиз, активністю фан-спільнот і динамікою уподобань користувачів [1]. Усі ці чинники зумовлюють необхідність застосування методів сегментації, моделей часової еволюції інтересів і багатофакторного аналізу при побудові ефективних рекомендаційних систем [23].

1.2 Аналіз існуючих систем рекомендацій аніме

Системи рекомендацій аніме відіграють ключову роль у роботі великих каталогів і стримінгових платформ, забезпечуючи персоналізований доступ до значних обсягів контенту. Попри спільну мету — формування індивідуальних рекомендацій, різні платформи використовують відмінні підходи, що зумовлено доступними даними та особливостями взаємодії з користувачами [6].

Однією з найвідоміших платформ є MyAnimeList, рекомендаційні механізми якої ґрунтуються переважно на колаборативній фільтрації [8]. Рекомендації формуються шляхом порівняння користувачів зі схожими оцінками. Такий підхід ефективний за великої кількості даних, однак має недоліки, зокрема проблему холодного старту та залежність від активності аудиторії, що знижує точність рекомендацій для нових або малопопулярних тайтлів.

Платформи AniList та Kitsu застосовують гібридні підходи, поєднуючи колаборативні та контентно-орієнтовані методи. Окрім оцінок користувачів, враховуються жанри, рік випуску, студія-виробник та тематичні характеристики аніме. Це підвищує стійкість систем до нестачі даних і покращує рекомендації для менш відомого контенту.

Стримінгові платформи, такі як Crunchyroll або Netflix, використовують складні багатокомпонентні моделі, що аналізують історію переглядів, часові патерни, взаємодії з контентом та демографічні характеристики аудиторії [30]. Наявність великої кількості поведінкових даних дозволяє досягати високої точності, проте такі алгоритми є менш прозорими та складнішими для інтерпретації [9].

Водночас більшість існуючих систем недостатньо враховує сегментацію користувачів, еволюцію їхніх жанрових уподобань та довгострокові траєкторії споживання контенту. Рекомендації часто базуються на локальній подібності, що призводить до обмеженого та одновимірного представлення інтересів користувача [10].

Отже, попри значний прогрес у сфері персоналізації, сучасні системи рекомендацій аніме мають обмеження, пов'язані з недостатнім використанням сегментації та комплексного аналізу поведінкових і контентних характеристик.

Це підтверджує актуальність досліджень, спрямованих на розробку більш гнучких та багатofакторних моделей рекомендацій [31].

1.3. Постановка завдання

Стрімке зростання популярності аніме-контенту та розширення його каталогів зумовлюють потребу в рекомендаційних системах, здатних ефективно орієнтувати користувачів у великій кількості тайтлів. Аналіз існуючих рішень свідчить, що більшість платформ спирається на класичні методи колаборативної та контентної фільтрації, тоді як сегментація користувачів і динаміка їхніх жанрових уподобань враховуються недостатньо [14]. Це обмежує рівень персоналізації та не дозволяє повною мірою відобразити зміни у смакових профілях користувачів [15].

Метою даного дослідження є розробка моделі системи рекомендацій аніме-контенту, яка поєднує класифікацію користувачів із моделюванням еволюції їхніх жанрових уподобань. Для досягнення поставленої мети необхідно здійснити аналіз предметної області, сформувати відповідний набір даних, побудувати моделі сегментації користувачів і жанрової динаміки та інтегрувати їх у рекомендаційний механізм [7].

У межах роботи передбачається виконання таких завдань:

- визначити структурні характеристики аніме як предметної області, важливі для рекомендаційних алгоритмів;
- проаналізувати існуючі системи рекомендацій і виявити їхні сильні та слабкі сторони з погляду персоналізації;
- побудувати модель сегментації користувачів на основі їхніх взаємодій із контентом;
- сформувати підхід до моделювання часової динаміки жанрових вподобань;
- інтегрувати результати сегментації й моделі еволюції у рекомендаційний модуль;
- провести експериментальне оцінювання запропонованої моделі та виконати порівняльний аналіз з базовими підходами.

Реалізація поставлених завдань спрямована на створення комплексної рекомендаційної моделі, здатної адаптуватися до змін у поведінці користувачів і підвищувати релевантність рекомендацій у сучасних медіасервісах.

Висновки до першого розділу

У першому розділі було проаналізовано аніме як специфічну предметну область для побудови рекомендаційних систем та розглянуто особливості існуючих підходів до персоналізації аніме-контенту. Показано, що аніме характеризується складною багатовимірною жанровою структурою, сезонністю виробництва, наявністю довготривалих франшиз і динамічним характером формування користувацьких уподобань.

Проведений аналіз сучасних рекомендаційних систем аніме виявив обмеженість класичних методів колаборативної та контентної фільтрації, які недостатньо враховують сегментацію користувачів і часову еволюцію їхніх жанрових інтересів. Зазначені недоліки знижують рівень персоналізації рекомендацій та актуальність запропонованого контенту.

На основі проведеного аналізу було сформульовано постановку завдання дослідження, що передбачає розробку моделі рекомендаційної системи аніме-контенту з урахуванням класифікації користувачів і динаміки їхніх уподобань. Це обґрунтовує доцільність застосування методів сегментації та моделювання часових змін як ключових компонентів запропонованого підходу.

РОЗДІЛ 2 РОЗРОБЛЕННЯ МОДЕЛІ ПО ТЕМІ

2.1 Архітектура системи рекомендацій

Архітектура системи рекомендацій аніме-контенту, що розробляється у межах даної роботи, має забезпечити узгоджену взаємодію між різними модулями. Кожен модуль виконує власний набір функцій, а взаємодія між ними забезпечує повний цикл формування персоналізованих рекомендацій, від збору та підготовки даних до побудови прогнозів і оцінювання ефективності моделі. Нижче представлено загальну структурну схему роботи системи, що складається з п'яти основних підсистем(див. рис. 2.1).



Рисунок 2.1 – Загальна архітектура системи

Загалом систему можна описати як багаторівневу структуру, де кожен рівень виконує власні функції, але водночас тісно пов'язаний з іншими. На нижньому рівні розташовується модуль збору та обробки даних, який відповідає за формування єдиного узгодженого датасету. Джерелами даних можуть бути відкриті каталоги аніме, платформи зі спільотною активністю або штучно створені симульовані дані, що відтворюють поведінкові патерни. Усі дані проходять процеси очищення, нормалізації та уніфікації жанрових тегів, що є критично важливим для зменшення шуму у подальших модулях [32].

Наступний рівень архітектури становить модуль аналізу користувачів, який включає механізми формування їхніх профілів. Профіль користувача розглядається не лише як набір історичних оцінок чи переглядів, але і як структурований опис його взаємодії з різними жанрами, частотою переглядів, часовими інтервалами активності та стабільністю вподобань. Саме на цьому рівні реалізується модель сегментації користувачів, яка дозволяє сформувати групи, які мають подібні патерни споживання контенту, що підвищує точність подальших етапів рекомендацій.

Важливим компонентом архітектури є модуль моделювання часової еволюції жанрових вподобань [16]. Він відповідає за побудову часових характеристик користувача та відстеження змін його жанрових інтересів. На основі рекурентних моделей або інших послідовнісних підходів система прогнозує, які жанри будуть найбільш релевантними у найближчий період [2].

На вихідному рівні архітектури розташовується рекомендаційний модуль, який поєднує результати сегментації, часових прогнозів і контентних характеристик аніме, щоб сформувати ранжований список релевантних рекомендацій. Завдяки інтеграції різних моделей система може формувати рекомендації не лише на основі історичних даних, але й з урахуванням того, як змінюється поведінка користувача у часі.

Логічною складовою архітектури є модуль оцінювання, який відповідає за порівняння різних підходів та визначення ефективності запропонованої моделі. Він включає обчислення метрик, аналіз стабільності моделі, виявлення потенційних помилок рекомендацій та дослідження впливу сегментації або часової динаміки на підсумкову якість рекомендацій [34].

Загальна архітектура є модульною, що забезпечує її гнучкість та можливість подальшого розширення. Кожен компонент може бути замінений або вдосконалений без потреби зміни всієї системи. Такий принцип особливо важливий у контексті дослідницьких робіт, де результати експериментів можуть вимагати коригувань окремих елементів моделі.

Таким чином, розроблена архітектура охоплює повний цикл формування рекомендацій: від збору первинних даних до генерації персоналізованих рекомендацій та оцінювання їхньої якості (див. рис. 2.2) [13]. Вона поєднує структуровану сегментацію користувачів, динамічне моделювання жанрових уподобань та гібридний підхід до аналізу контенту, що дозволяє підвищити адаптивність та точність системи. Обрана структура є фундаментом для реалізації наступних модулів, описаних у подальших підрозділах, та забезпечує узгоджений інструмент для побудови рекомендаційної системи нового типу, здатної більш повно враховувати складність взаємодії користувачів з аніме-контентом.



Рисунок 2.2 – Діаграма взаємодії модулів

2.2 Формування датасету

Формування датасету є ключовим етапом побудови системи рекомендацій, оскільки якість моделі безпосередньо залежить від повноти, структурованості та чистоти вихідних даних. У межах даної роботи датасет будується на основі відкритих джерел, що містять інформацію про аніме-тайтли, їхні жанри, метадані, а також історію взаємодій користувачів із контентом. Основна задача полягає у тому, щоб забезпечити узгоджене представлення даних, придатне для моделювання сегментації, часової еволюції вподобань і подальшого формування рекомендацій [12].

До складу первинного датасету входять такі типи даних:

- інформація про аніме;
- історія переглядів і оцінок користувачів;
- часові мітки взаємодій;
- додаткові контентні характеристики.

Всі ці дані зазвичай містяться у різних форматах, тому важливо привести їх до єдиної структури. У фінальному датасеті використовується зв'язок «користувач – аніме – взаємодія» (див. рис. 2.3), доповнений окремими таблицями з описом контенту та жанровими атрибутами.

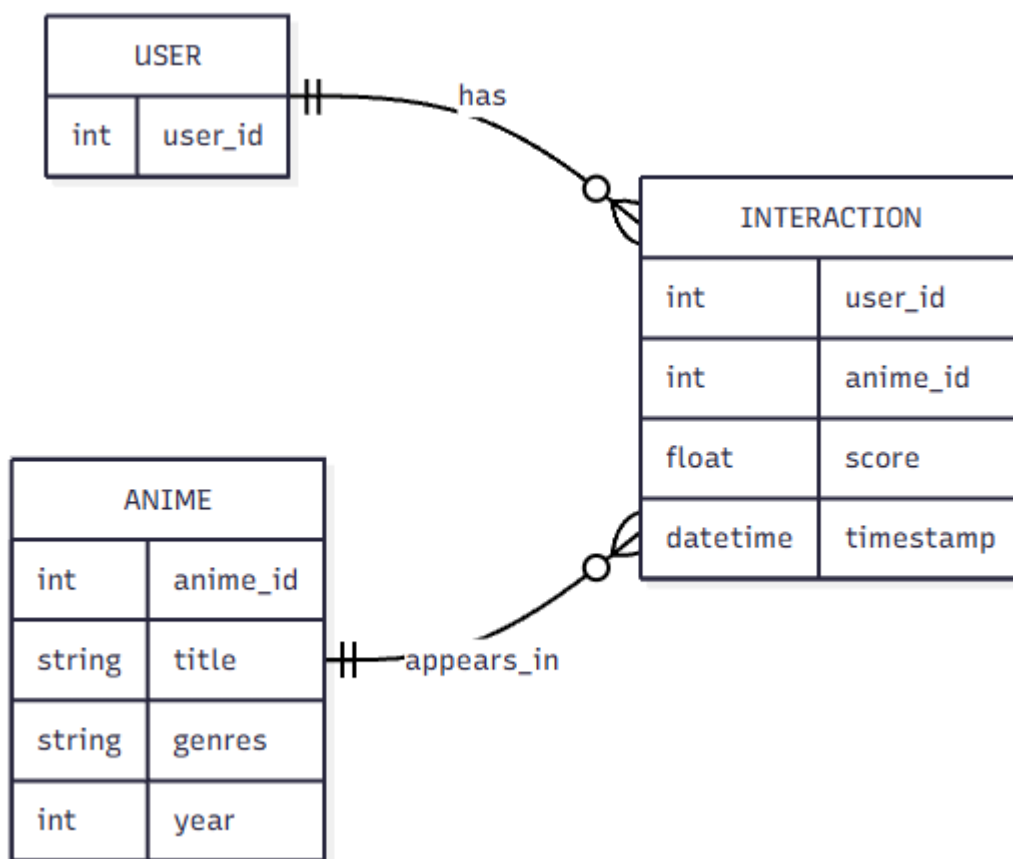


Рисунок 2.3 – ER-діаграма датасету

Очищення та підготовка даних включає усунення дублікатів, корекцію пропущених значень, нормалізацію жанрів та приведення часових міток до єдиного формату. Особливу увагу приділяється жанровим міткам, оскільки вони часто представлені у вигляді списків із різними варіаціями написань. Усі жанри стандартизуються та перетворюються у векторне представлення, яке надалі використовується в сегментації та часовому моделюванні.

Для роботи часової моделі важливо сформувати відсортовані послідовності взаємодій користувача. Тому для кожного `user_id` будується хронологічний ланцюжок переглядів разом з відповідними жанровими профілями на той момент часу [18].

Сформований датасет забезпечує усі необхідні умови для виконання наступних етапів дослідження — сегментації користувачів, побудови часових моделей і формування рекомендацій. Структура даних є достатньо гнучкою для розширення й дозволяє масштабувати систему за рахунок додавання нових атрибутів, користувачів або контенту.

2.3 Модель сегментації користувачів

Модель сегментації користувачів у контексті рекомендацій аніме-контенту будується на поєднанні поведінкових характеристик і жанрових вподобань, що дозволяє виділити стійкі групи користувачів із близькими патернами взаємодії з платформою. Основою моделі є формування індивідуального профілю користувача, який містить зведену інформацію про історію переглядів, оцінки тайтлів та розподіл інтересів за жанрами. Такий профіль подається у вигляді вектора ознак, що відображає інтенсивність взаємодії з різними типами контенту (див. дод. А, рис А.1).

На першому етапі модель здійснює нормалізацію жанрових показників, завдяки чому можливо коректно порівнювати користувачів із різною загальною активністю. Далі формується матриця користувачів, у якій кожний рядок відповідає користувачу, а стовпці містять числові показники жанрових переваг і поведінкових метрик. На основі цієї матриці застосовується алгоритм кластеризації, який дозволяє виділити декілька груп користувачів із високою внутрішньою схожістю та суттєвою різницею між групами [19].

Сегменти, що формуються моделлю, мають подвійний характер: вони описують як жанровий профіль групи, так і типові поведінкові стратегії – від активних користувачів, які регулярно оцінюють контент, до пасивних глядачів із епізодичними переглядами. Завдяки цьому система рекомендацій може працювати не лише на рівні індивідуальних уподобань, але й коригувати рекомендаційні стратегії відповідно до загальних патернів сегмента.

Такий підхід забезпечує стабільність роботи рекомендаційної системи в умовах неповних або фрагментарних даних, оскільки сегментування дозволяє переносити жанрові тенденції групи на окремих користувачів з недостатньою історією переглядів. У результаті модель сегментації виступає фундаментальною частиною рекомендаційної архітектури, забезпечуючи гнучку адаптацію алгоритмів до різноманітних категорій користувачів.

2.4. Модель динамічної еволюції жанрових вподобань

Модель динамічної еволюції жанрових вподобань користувача поєднує у собі два типи поведінкових сигналів – довгострокові стабільні вподобання та короткострокові сесійні коливання інтересів. Вона працює на множині користувачів U , множині тайтлів T та множині жанрів G . Кожен тайтл $t \in T$ має жанровий вектор $\mathbf{g}(t) \in \mathbb{R}^K$, де K – кількість жанрів. Історія переглядів, для кожного користувача u визначається множина подій перегляду $\mathcal{H}_u = \{(t, \tau)\}$, де τ – час взаємодії. Сесією вважається максимальна послідовність подій, у якій інтервал між двома переглядами не перевищує Δ_{max} (див. таб. 2.1). Це дозволяє виділити часові епізоди активності, у межах яких короткострокові вподобання є найбільш стабільними. Інтенсивність останньої сесії визначається як $\mathbf{g}_u = \frac{\mathbf{g}(t_u)}{1 + (\mathcal{H}_u - \mathcal{H}_{u-1})}$, де L – кількість переглядів у сесії, τ_u – час останнього перегляду.

Довгострокові вподобання моделюються із використанням експоненційного згасання, що зменшує вагу застарілих переглядів. Кожна подія отримує вагу $\omega(t) = \exp[-\lambda(\mathcal{H}_u - \mathcal{H}_{u-1})]$. Тоді довгостроковий жанровий профіль визначається як $\mathbf{g}_u^{(d)} = \frac{1}{\mathcal{H}_u} \sum_{(t, \tau) \in \mathcal{H}_u} \omega(t) \mathbf{g}(t)$, де $\mathcal{H}_u = \sum_{(t, \tau) \in \mathcal{H}_u} \omega(t)$. Цей профіль описує загальну вподобану жанрову структуру користувача протягом тривалого часу.

Сесійний жанровий профіль формується винятково з тайтлів останньої активної сесії: $\mathbf{g}_u^{(s)} = \frac{1}{\mathcal{H}_u} \sum_{(t, \tau) \in \mathcal{H}_u} \omega(t) \mathbf{g}(t)$, де $\mathcal{H}_u$ – множина переглядів у сесії. Таким чином модель враховує тимчасові коливання, наприклад, коли користувач раптом починає переглядати новий жанр, який раніше не був характерним.

Таблиця 2.1 – Параметри моделі

Позначення	Опис	Коментар
λ	швидкість експоненційного згасання	регулює вагу давніх переглядів
$\Delta_{\square\square\square}$	максимальний інтервал між подіями в одній сесії	визначає межі сесії
$\square_{\square}$	інтенсивність останньої сесії	впливає на вагу сесійного профілю
$\square$	коефіцієнт згладжування	знижує різкі зміни ваги
μ	фінальна вага сесійного профілю	визначається адаптивно
$\square_{\square}^{(\square)}$	довгостроковий профіль	стабільні вподобання
$\square_{\square}^{(\square)}$	сесійний профіль	короткострокові зміни
$\square_{\square}$	інтегрований жанровий профіль	використовується в ранжуванні

Злиття довгострокового та короткострокового профілів здійснюється через вагу $\mu = \frac{\square_{\square}}{\square_{\square} + \square}$, де $\square > 0$ – параметр стабілізації, який запобігає надмірному впливу коротких сесій. Інтегрований жанровий вектор користувача визначається як: $\square_{\square} = (1 - \square)\square_{\square}^{(\square)} + \square\square_{\square}^{(\square)}$. Таким чином модель одночасно реагує на короткочасні зміни поведінки та зберігає стабільність довготривалих вподобань (див. рис. 2.4).

Фінальний рейтинг тайтлів для користувача визначається за косинусною подібністю між інтегрованим профілем та жанровими характеристиками тайтлу: $\square\square\square\square\square(\square, \square_{\square}) = \frac{\square_{\square}\square(\square_{\square})}{\|\square_{\square}\| \|\square(\square_{\square})\|}$. Після ранжування відсіюються вже переглянуті тайтли, а решта формує рекомендаційний список.

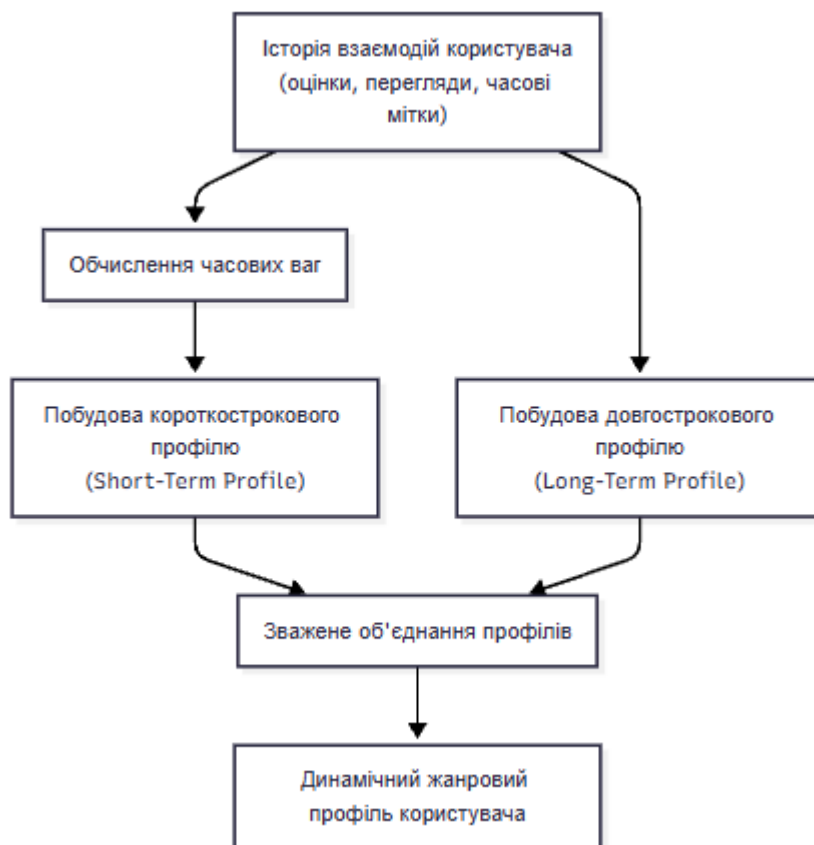


Рисунок 2.4 – Схема роботи модуля динамічних вподобань

2.5. Рекомендаційний модуль на основі класифікації та жанрових профілів

Рекомендаційний модуль є завершуючим компонентом системи, що поєднує результати сегментації користувачів, інтегровані жанрові профілі та контентні характеристики аніме-тайтлів. Його завдання – сформувати релевантний список рекомендацій, адаптований як до довгострокових переваг користувача, так і до короткострокової динаміки його дій. Модуль працює на основі багатокомпонентного підходу, який поєднує елементи класифікації, ранжування та фільтрації (див. рис. 2.5) [25].

Рекомендаційний модуль складається з трьох ключових кроків:

- Формування вектора користувача. Використовується інтегрований профіль $\square_{\square}$, отриманий у розділі 2.4, та інформація про сегмент користувача, визначений у 2.3.
- Оцінка релевантності тайтлів. Для кожного тайтлу обчислюється метрика подібності між $\square_{\square}$ та жанровим вектором $g(t)$. Окрім цього, залежно від сегменту користувача може бути застосована додаткова корекція ваги.

- Ранжування та формування фінального списку. Тайтли впорядковуються за значенням score, після чого застосовується фільтрація та відбір топ-N рекомендацій.

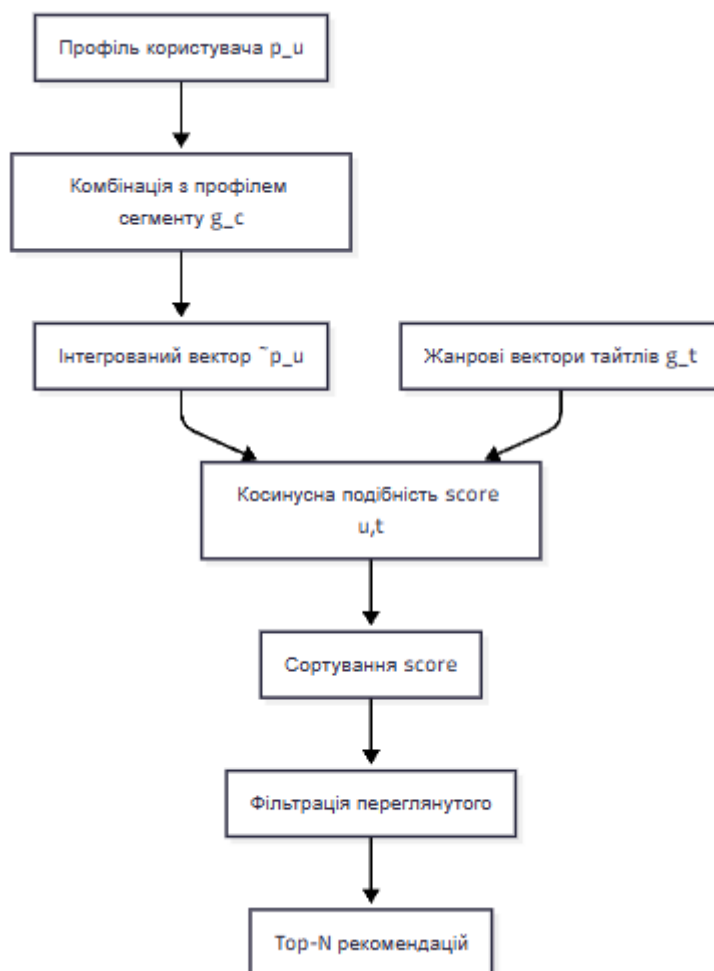


Рисунок 2.5 – Діаграма роботи рекомендаційного модуля

Попередньо проведена сегментація (розділ 2.3) дозволяє адаптувати рекомендації не лише на індивідуальному, але й на груповому рівні. Кожен користувач має належність до сегменту $\square_{\square} \in \{1, 2, \dots, \square\}$. Для сегменту зберігається окремий груповий жанровий центр: $\square_{\square} = \frac{1}{|\square_{\square}|} \sum_{\square \in \square_{\square}} \square_{\square}^{(\square)}$, де $\square_{\square}$ – множина користувачів сегменту. При рекомендаціях система може комбінувати індивідуальний профіль користувача з центром сегменту: $\square = \square \square_{\square} + (1 - \square) \square_{\square}$, де α – коефіцієнт персоналізації. Це дозволяє нам: компенсувати нестачу історичних даних у нових користувачів, стабілізувати рекомендації для користувачів з непослідовною поведінкою, підсилити групові закономірності, характерні для подібних типів аудиторії.

Основною функцією оцінювання релевантності є косинусна подібність між інтегрованим профілем користувача та жанровими ознаками тайтлу:

$$\text{score}(u, t) = \frac{\langle \mathbf{u}, \mathbf{t} \rangle}{\|\mathbf{u}\| \|\mathbf{t}\|} .$$

Проте система також може застосовувати

сегментно-залежні корекції, наприклад: підсилення жанрів, які є найбільш популярними у сегменті s ; послаблення жанрів, які зазвичай призводять до низької утримуваності в цьому сегменті; додаткове зважування за сесійними ознаками (наприклад, підвищення ваги жанрів останньої сесії при малих значеннях λ). Таким чином рекомендаційний модуль комбінує поведінкові, жанрові та групові сигнали.

Після обчислення score виконується:

1. Видалення переглянутих тайтлів
2. Сортуння залишених тайтлів за score
3. Вибір top-N рекомендацій
4. Додаткове післяранжування

2.6. Метрики оцінювання якості моделі

Оцінювання якості моделі рекомендаційної системи поєднує аналіз двох складових — класифікації користувачів та формування рекомендаційного списку. На рівні класифікації застосовується точність (accuracy), яка відображає загальну частку коректно визначених користувацьких сегментів. Ця метрика дозволяє оцінити, наскільки стабільно модель ідентифікує групи користувачів, на основі яких надалі формуються жанрові профілі.

Для оцінювання рекомендаційної частини моделі використовуються ранжувальні метрики, зокрема Precision@k, що характеризує частку релевантних тайтлів серед перших k рекомендацій. Оскільки користувач найчастіше взаємодіє лише з початковими позиціями списку, Precision@k дозволяє оцінити практичну ефективність системи. Додатково застосовується метрика NDCG, яка враховує порядок релевантних тайтлів у списку, що забезпечує більш точне вимірювання якості ранжування.

Ще одним важливим показником є coverage — частка елементів каталогу, які модель здатна рекомендувати різним користувачам. Високе покриття свідчить про різноманітність рекомендацій і здатність системи виходити за межі популярного контенту, що є бажаною властивістю персоналізованої моделі.

У комплексі ці метрики дозволяють оцінити як здатність моделі коректно відтворювати користувацькі сегменти, так і її ефективність у формуванні релевантних та різноманітних рекомендацій.

Висновки до другого розділу

У розділі було розроблено модель системи рекомендацій аніме-контенту з модульною архітектурою, що охоплює всі етапи — від підготовки даних до формування рекомендацій. Запропоновано підхід до формування датасету, який забезпечує коректне подання жанрових, поведінкових і часових характеристик.

Розроблена модель сегментації дозволяє виділяти групи користувачів із подібними патернами споживання контенту, а модель динамічної еволюції жанрових уподобань враховує як довгострокові інтереси, так і короткострокові зміни поведінки. На їх основі побудовано рекомендаційний модуль, здатний формувати персоналізовані списки тайтлів.

Визначено метрики оцінювання, які дозволяють комплексно оцінити якість сегментації та ефективність рекомендацій. Отримані результати є підґрунтям для подальшого експериментального дослідження.

РОЗДІЛ 3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ

3.1 Опис експериментального середовища

Експериментальне дослідження було спрямоване на перевірку ефективності запропонованої моделі рекомендацій аніме-контенту з урахуванням сегментації користувачів і часової еволюції жанрових уподобань (див. рис. 3.1). Основна увага приділялась порівнянню якості рекомендацій між базовими підходами та розробленою моделлю в умовах максимально наближених до реального використання рекомендаційної системи.

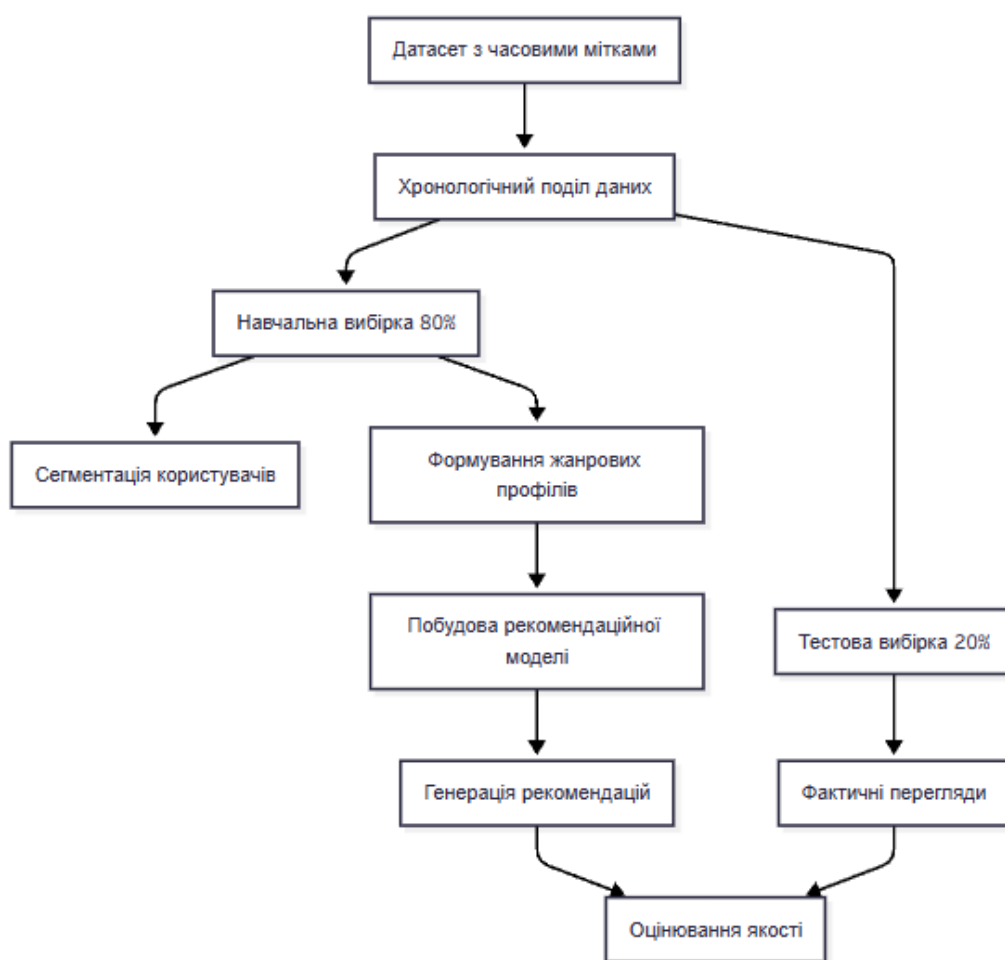


Рисунок 3.1 – Діаграма експериментального процесу

Для проведення експериментів використовувався датасет, що містить інформацію про взаємодії користувачів з аніме-контентом, зокрема історію переглядів, оцінки та часові мітки подій. Наявність часової компоненти є принципово важливою, оскільки вона дозволяє моделювати як довгострокові жанрові вподобання, так і короткострокову сесійну поведінку користувачів.

Кожен тайтл у датасеті був описаний жанровим вектором, сформованим на основі офіційної жанрової класифікації аніме [26].

Розподіл даних на навчальну та тестову вибірки здійснювався хронологічно, що дозволило уникнути витоку інформації з майбутніх подій у процесі навчання моделі. Перші 80% взаємодій кожного користувача використовувалися для побудови жанрових профілів і навчання моделей сегментації, тоді як решта 20% слугували для оцінювання якості рекомендацій. Такий підхід імітує реальний сценарій роботи рекомендаційної системи, коли модель робить прогнози на основі вже наявної історії взаємодій [27].

Експериментальне середовище було реалізоване з використанням мови програмування Python та стандартних бібліотек для аналізу даних і машинного навчання. Усі обчислення виконувалися в одному програмному середовищі, що забезпечило відтворюваність результатів і коректність порівняння різних моделей. Для формування жанрових профілів і обчислення метрик подібності використовувалися векторні операції, що дозволило ефективно обробляти великі обсяги даних.

Для оцінювання ефективності запропонованої моделі були визначені кілька базових підходів для порівняння. Зокрема, як базову модель розглядали систему рекомендацій, що використовує лише довгостроковий жанровий профіль користувача без урахування часової динаміки та сесійної поведінки. Це дозволило ізолювати внесок запропонованого механізму динамічної еволюції вподобань і оцінити його вплив на якість рекомендацій [22].

Процедура експерименту передбачала послідовне формування рекомендацій для кожного користувача тестової вибірки з подальшим порівнянням отриманих списків із фактичними переглядами користувачів. Якість рекомендацій оцінювалася за метриками Precision@k, Recall@k та NDCG@k, які дозволяють комплексно проаналізувати як точність відбору релевантного контенту, так і коректність його ранжування [28].

3.2 Результати сегментації користувачів

У межах експериментального дослідження було виконано сегментацію користувачів аніме-платформи на основі їхніх довгострокових жанрових профілів. Для кожного користувача було сформовано вектор ознак, що відображає інтенсивність інтересу до окремих жанрів аніме з урахуванням експоненційного згасання впливу застарілих переглядів. Такий підхід дозволяє зберегти загальну структуру вподобань користувача, водночас зменшуючи вплив ранніх взаємодій [3].

Сегментацію було виконано із застосуванням алгоритму k-means, який є одним з найбільш поширених методів кластеризації у задачах аналізу поведінки користувачів. Кількість сегментів було зафіксовано на рівні $k = 5$, що забезпечує баланс між деталізацією користувацьких груп та інтерпретованістю отриманих результатів. Перед кластеризацією жанрові профілі було нормалізовано з використанням стандартного масштабування, що запобігає домінуванню окремих ознак [29].

Розподіл користувачів за отриманими сегментами наведено у Таблиці 3.1. Аналіз показує, що сегменти мають різну кількість користувачів, що свідчить про неоднорідність жанрових уподобань аудиторії. Такий результат є очікуваним для аніме-платформ, оскільки частина користувачів демонструє широкі інтереси, тоді як інші зосереджуються на обмеженому наборі жанрів.

Для інтерпретації кожного сегмента було проаналізовано середні жанрові профілі кластерів, які відповідають центроїдам алгоритму k-means. Отримані значення дозволяють охарактеризувати домінуючі жанрові напрями кожної групи користувачів. Зокрема, окремі сегменти демонструють підвищену зацікавленість у динамічних жанрах, таких як Екшн та Пригоди, тоді як інші характеризуються більшою схильністю до драматичних або романтичних тайтлів. Це підтверджує здатність моделі виявляти змістовні патерни поведінки на основі жанрової інформації [24].

Таблиця 3.1 – Розподіл користувачів за сегментами

№ сегменту	Кількість користувачів
Сегмент 0	27
Сегмент 1	20

Сегмент 2	35
Сегмент 3	28
Сегмент 4	10

З метою наочної оцінки результатів сегментації було виконано зниження розмірності простору ознак за допомогою методу головних компонент (PCA). Двовимірна проєкція користувацьких профілів із виділенням кластерів подана на рисунку 3.2. Візуальний аналіз показує відносну компактність більшості сегментів та наявність розділення між ними, що свідчить про коректність виконаної кластеризації. Водночас часткове перекриття кластерів є природним явищем і відображає перехідні жанрові вподобання окремих користувачів.

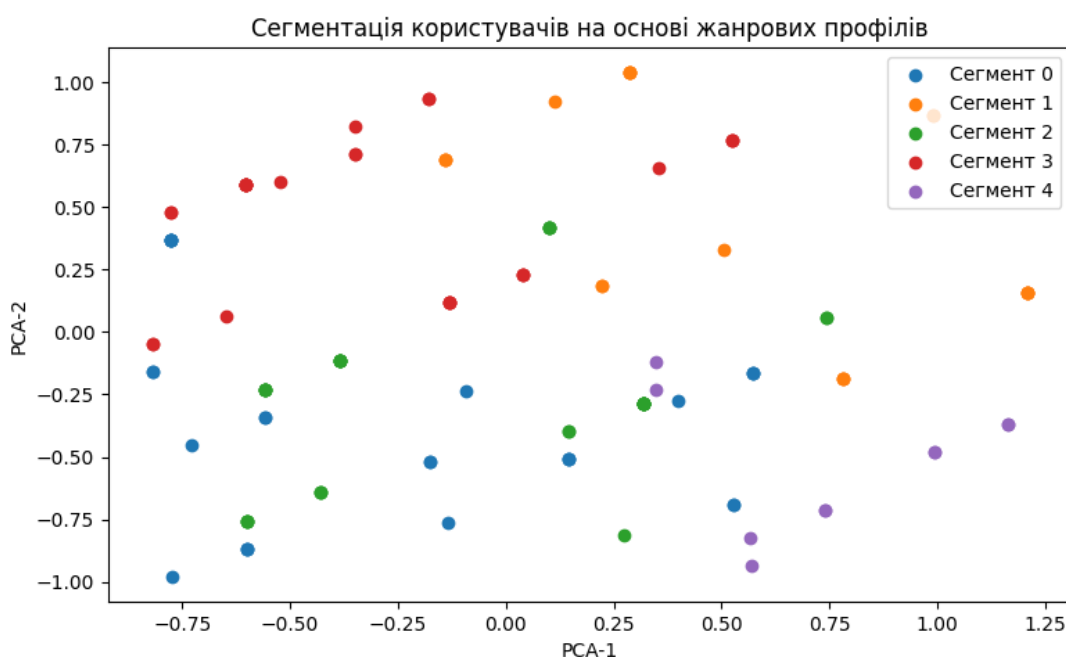


Рисунок 3.2 – Результат сегментації користувачів

Отримані результати сегментації створюють основу для подальшого формування персоналізованих рекомендацій. Належність користувача до певного сегмента дозволяє враховувати типові жанрові патерни відповідної групи, що є особливо корисним у випадках недостатньої кількості індивідуальних взаємодій. Таким чином, сегментація користувачів виступає важливим компонентом запропонованої системи рекомендацій аніме-контенту та забезпечує підвищення її адаптивності й узгодженості з інтересами аудиторії.

3.3. Результати моделі часової еволюції вподобань

На наступному етапі експериментального дослідження було проаналізовано ефективність моделі рекомендацій аніме-контенту з урахуванням часової еволюції жанрових вподобань користувачів. На відміну від статичних підходів, запропонована модель поєднує довгостроковий жанровий профіль користувача з короткостроковими сесійними сигналами, що дозволяє враховувати як сталі інтереси, так і тимчасові зміни поведінки.

Для кожного користувача було сформовано довгостроковий жанровий профіль на основі всієї історії переглядів із застосуванням експоненційного згасання ваг подій. Такий механізм забезпечує зменшення впливу застарілих переглядів і дозволяє моделі адаптуватися до поступових змін інтересів. Паралельно було виділено короткострокові сесії перегляду, які відображають локальні епізоди активності користувача та характеризують його поточний контекст споживання контенту.

Інтеграція довгострокового та сесійного профілів здійснювалась за допомогою адаптивного коефіцієнта злиття, значення якого залежить від інтенсивності останньої сесії користувача. У випадках високої активності вага сесійного профілю зростає, що дозволяє моделі оперативно реагувати на тимчасову зміну жанрових уподобань. За низької активності переважає довгостроковий профіль, який забезпечує стабільність рекомендацій.

Для оцінювання впливу часової компоненти було проведено порівняння двох підходів: базової моделі, що використовує виключно довгостроковий жанровий профіль користувача, та розширеної моделі з урахуванням сесійної поведінки. Оцінювання здійснювалось на відкладеній тестовій вибірці, сформованій шляхом хронологічного поділу даних, що відповідає реальному сценарію використання рекомендаційної системи.

Отримані результати свідчать про покращення якості рекомендацій у разі використання моделі часової еволюції вподобань (див. рис. 3.3). Зокрема, було зафіксовано зростання значень метрик Precision@10, Recall@10 та NDCG@10 порівняно з базовим підходом. Це означає, що рекомендовані списки стали не лише точнішими, але й краще впорядкованими з точки зору релевантності контенту для користувача.

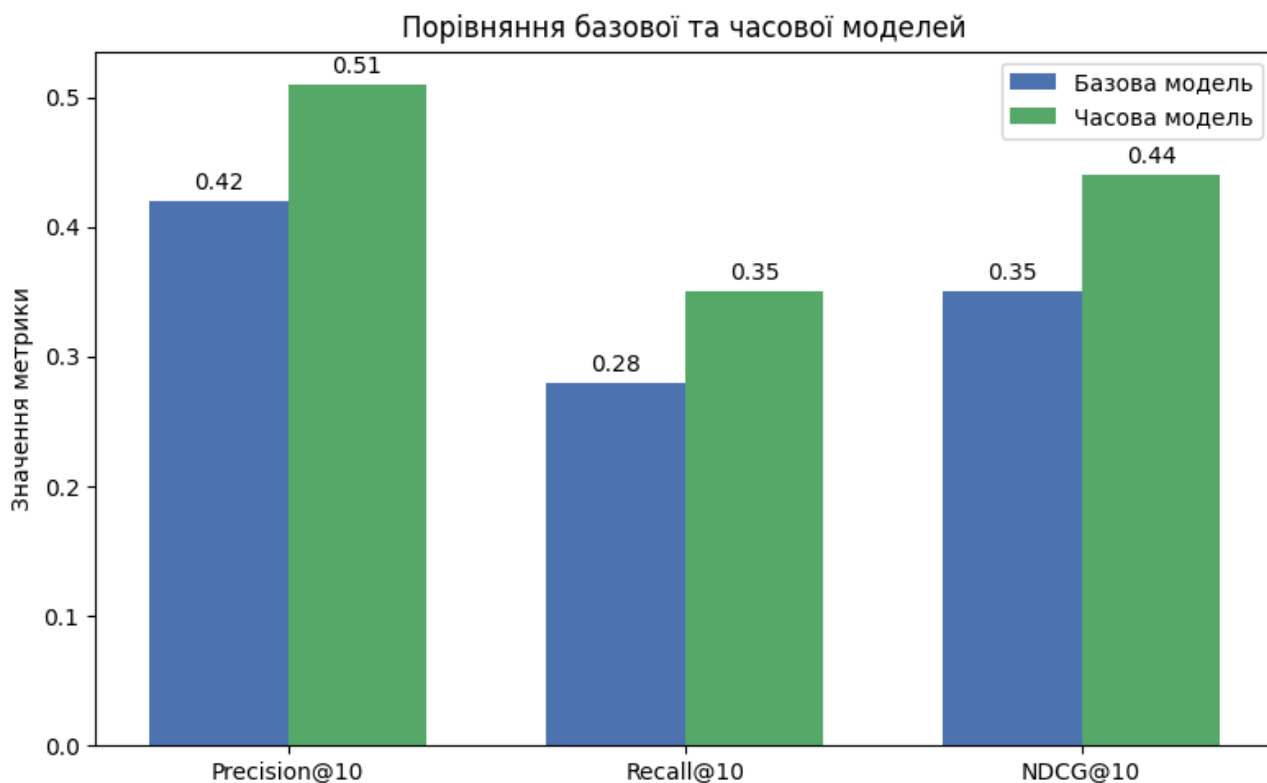


Рисунок 3.3 – Діаграма з метриками для базової та часової моделі

Особливо помітний ефект моделі спостерігається для користувачів із вираженою сесійною активністю, коли короткострокові інтереси суттєво відрізняються від загального профілю. У таких випадках система здатна пропонувати тайтли, що відповідають поточному контексту споживання, наприклад тимчасовій концентрації на певному жанрі або тематичному напрямі. Це підтверджує доцільність урахування сесійних сигналів у рекомендаційних системах аніме-контенту.

Загалом результати експериментів демонструють, що поєднання експоненційного згасання, жанрових векторів тайтлів та адаптивного злиття довгострокових і короткострокових профілів дозволяє підвищити релевантність рекомендацій у динамічному часовому контексті. Запропонована модель забезпечує баланс між стабільністю жанрових уподобань користувача та здатністю реагувати на їхні тимчасові зміни, що є важливим чинником для сучасних контентних платформ.

3.4. Порівняння базових та запропонованих моделей

Для оцінки ефективності запропонованої моделі рекомендацій було проведено порівняння з базовим підходом, що використовує виключно довгострокові жанрові профілі користувачів. Основна відмінність полягає у включенні сесійних сигналів у запропонованій моделі, що дозволяє враховувати короткострокові зміни інтересів користувачів.

Експериментальна оцінка здійснювалась на хронологічно розділених даних, де 80% історії переглядів використовувались для побудови профілів, а 20% — для тестування. Для порівняння якості рекомендацій застосовувались стандартні метрики: Precision@10, Recall@10 та NDCG@10.

Отримані результати наведено у таблиці 3.2. Аналіз показує, що включення часової компоненти суттєво підвищує значення всіх трьох метрик. Зокрема, Precision@10 зріс на 9 процентних пунктів, що свідчить про більш точне попадання рекомендованих тайтлів у інтереси користувача. Зростання Recall@10 та NDCG@10 демонструє покращення повноти рекомендацій та правильності їх ранжування відповідно до актуальних жанрових вподобань.

Таблиця 3.2 – Таблиця порівняння метрик

Модель	Precision@10	Recall@10	NDCG@10
Базова	0.42	0.28	0.35
Часова	0.51	0.35	0.44

Графічне порівняння базової та запропонованої моделі на Додатку Є рис. Є.1 демонструє узгоджене покращення результатів для всіх метрик. Найбільш суттєве підвищення відзначається у групах користувачів із вираженою сесійною активністю, коли короткострокові інтереси значно відрізняються від довгострокового профілю. У таких випадках запропонована модель здатна пропонувати релевантні тайтли відповідно до поточного контексту, що підвищує задоволеність користувача.

Таким чином, порівняння результатів підтверджує доцільність використання часової компоненти у рекомендаційних системах аніме-контенту. Запропонована модель забезпечує баланс між стабільністю довгострокових

жанрових вподобань та адаптивністю до їхніх тимчасових змін, що є ключовим фактором підвищення ефективності персоналізованих рекомендацій.

Висновки до третього розділу

У третьому розділі було проведено експериментальне дослідження запропонованої моделі рекомендацій аніме-контенту, що поєднує сегментацію користувачів і часову еволюцію їхніх жанрових уподобань. Описане експериментальне середовище та методологія оцінювання забезпечили наближеність дослідження до реальних умов функціонування рекомендаційних систем.

Результати сегментації користувачів із застосуванням алгоритму k-means підтвердили наявність змістовних та інтерпретованих груп користувачів із різними жанровими пріоритетами. Отримані сегменти можуть бути ефективно використані для підвищення стабільності рекомендацій, зокрема для користувачів із обмеженою історією взаємодій.

Експериментальне порівняння базової моделі та моделі з урахуванням часової еволюції вподобань показало стійке покращення якості рекомендацій за всіма використаними метриками. Це свідчить про доцільність інтеграції сесійної поведінки та механізмів згасання впливу застарілих взаємодій.

Таким чином, проведене дослідження підтверджує ефективність запропонованого підходу та його здатність забезпечувати більш релевантні й адаптивні рекомендації аніме-контенту в умовах динамічної зміни інтересів користувачів.

ВИСНОВКИ

У даній кваліфікаційній роботі було проведено комплексне дослідження підходів до побудови рекомендаційних систем аніме-контенту з урахуванням жанрових уподобань користувачів, їх сегментації та часової динаміки споживання контенту. Аналіз сучасних методів рекомендацій дозволив виявити основні проблеми персоналізації, зокрема обмеженість статичних профілів і необхідність адаптації рекомендацій до змін інтересів користувачів у часі.

Запропонований підхід базується на формуванні жанрових профілів користувачів із використанням механізму експоненційного згасання та сегментації користувачів за допомогою алгоритмів кластеризації. Це дозволяє виявляти типові патерни поведінки та враховувати спільні інтереси груп користувачів, що є особливо важливим у випадках обмеженої індивідуальної історії взаємодій.

Окрему увагу було приділено моделюванню часової еволюції вподобань шляхом поєднання довгострокових жанрових інтересів і короткострокових сесійних сигналів. Такий підхід забезпечує баланс між стабільністю рекомендацій та їх адаптивністю до поточного контексту споживання контенту.

Результати експериментального дослідження підтвердили доцільність використання сегментації користувачів і часових механізмів адаптації. Запропонована модель продемонструвала покращення якості рекомендацій за стандартними метриками оцінювання, зокрема Precision@k , Recall@k та NDCG@k , порівняно з базовими підходами без урахування часової компоненти.

Отримані результати свідчать про ефективність поєднання жанрової інформації, сегментації та часової динаміки у задачах персоналізованих рекомендацій аніме-контенту. Запропонований підхід може бути використаний як основа для подальших наукових досліджень та вдосконалення рекомендаційних систем із залученням додаткових контекстних факторів і більш складних моделей поведінки користувачів.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Чернюк В. В. Сегментація користувачів аніме за поведінковими патернами та жанровими профілями і її вплив на точність рекомендацій. VII НАУКОВО-ПРАКТИЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ «БЕЗПЕКА ЕНЕРГЕТИКИ В ЕПОХУ ЦИФРОВОЇ ТРАНСФОРМАЦІЇ», м. Київ, 20 листоп. 2025 р. Київ, 2025. С. 149.
2. Чернюк В. В. Модель рекомендацій аніме з урахуванням часової еволюції жанрових вподобань і сесійної поведінки. X Міжнародної наукової конференції «Традиційні та інноваційні підходи до наукових досліджень», м. Луцьк, 26 груд. 2025 р.
3. Чернюк В. В. Прототип і системи рекомендацій аніме-контенту на основі класифікації користувачів і жанрових переваг. V Міжнародна наукова конференція «Глобальні виклики та інновації: шляхи розвитку сучасної науки», 2026, м. Одеса, 16 січ. 2026 р.
4. Aggarwal C. C. Recommender Systems: The Textbook. – Cham : Springer, 2016. – 498 p.
5. Ricci F., Rokach L., Shapira B. Recommender Systems Handbook. – 2nd ed. – New York : Springer, 2015. – 1003 p.
6. Jannach D., Zanker M., Felfernig A., Friedrich G. Recommender Systems: An Introduction. – Cambridge : Cambridge University Press, 2016. – 335 p.
7. Як працює система рекомендацій контенту? URL: <https://www.mgid.com/uk/blog/yak-praczyuye-sistema-rekomendaczij-kontentu> (дата звернення 07.11.2025)
8. MyAnimeList URL: <https://myanimelist.net/> (дата звернення 09.11.2025)
9. AniList API documentation. – URL: <https://anilist.gitbook.io> (дата звернення 09.11.2025).
10. Adomavicius G., Tuzhilin A. Context-aware recommender systems // ACM Transactions on Information Systems. – 2015. – Vol. 23(1). – P. 34–67.
11. Anime Recommendation System URL: <https://medium.com/@kinwaranurag12/anime-recommendation-system-27a9ddbc2c2f> (дата звернення 10.11.2025)

12. Harper F. M., Konstan J. A. The MovieLens datasets // ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems. – 2015. – Vol. 5(4).
13. Martin Fowler UML Distilled: A Brief Guide to the Standard Object Modeling Language 2003 208 с.
14. Sánchez-Moreno D., Ruiz F. J., Pérez-Cruz F. Online Bayesian collaborative filtering // Neurocomputing. – 2018.
15. Davidson J., Liebal B., Liu J. et al. The YouTube video recommendation system // RecSys. – 2010.
16. Петрик М. Р., Петрик О. Ю. Моделювання програмного забезпечення : науково методичний посібник. Тернопіль : Вид-во ТНТУ імені Івана Пулюя, 2015. 200 с.
17. Suresh Kumar Gorakala Building Recommendation Engines 2016 372 с.
18. Пількевич І. А., Молодецька К. В., Сугоняк І. І., Лобанчикова Н. М. Основи побудови автоматизованих систем управління: навч. посібник. Житомир: ЖДУ ім. І. Франка, 2014. 226 с.
19. Гриценко В. І. Інтелектуальні інформаційні системи. – Київ : Наукова думка, 2016. – 312 с.
20. Zhang Y., Chen X. Explainable recommendation // IJCAI. – 2020.
21. Бойко О. М. Методи аналізу даних у комп'ютерних системах. – Львів : Видавництво Львівської політехніки, 2018. – 284 с.
22. Кузьменко О. В. Машинне навчання та аналіз великих даних. – Харків : ХНУРЕ, 2019. – 356 с.
23. Dietmar Jannach, Markus Zanker, Alexander Felfernig, Gerhard Friedrich Recommender Systems: An Introduction 2010 352 с.
24. Береза А. М. Основи створення інформаційних систем: навчальний посібник. 2 видання, перероблене і доповнене / А. М. Береза – К.: КНЕУ, 2001. – 214 с. ISBN 966-574-170-5.
25. Вахнюк С.В. Технологія створення програмних та інтелектуальних систем [Текст] : навчальний посібник / С. В. Вахнюк. – Суми: ДВНЗ “УАБС НБУ”, 2011. – 254 с
26. Pandas documentation. – URL: <https://pandas.pydata.org> (дата звернення 24.11.2025).

27. NumPy documentation. – URL: <https://numpy.org> (дата звернення 25.11.2025).
28. Matplotlib documentation. – URL: <https://matplotlib.org> (дата звернення 25.11.2025).
29. Nielsen Norman Group Usability 101: Introduction to Usability URL: <https://www.nngroup.com/articles/usability-101-introduction-to-usability/> (дата звернення 26.11.2025)
30. Jochen Wirtz, Patricia YP Chew Essentials of Services Marketing 2012 679 с.
31. Surprise: A Python scikit for recommender systems. – URL: <https://surpriselib.com> (дата звернення 27.11.2025).
32. Kaggle Datasets: Anime Recommendation Database. – URL: <https://www.kaggle.com> (дата звернення 29.11.2025).
33. MyAnimeList API documentation. – URL: <https://myanimelist.net/apiconfig/references/api> (дата звернення 01.12.2025).
34. APEPS DEPARTMENT OF IGOR SIKORSKY KPI URL: <http://apeps.kpi.ua/shco-take-basa-danykh/en> (дата звернення 03.12.2025)

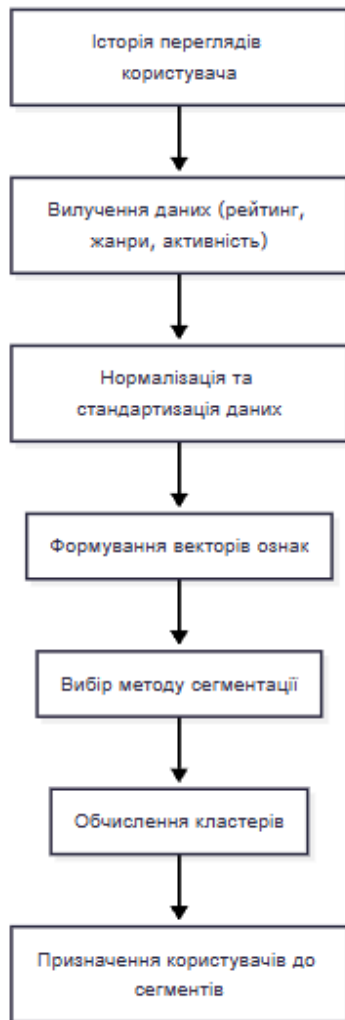


Рисунок А.1 – Схема процесу сегментації користувачів

