

ДОДАТОК А

Перелік джерел посилання за науковими напрямками керівника та науковців
кафедри програмної інженерії

8. Chalyi S., Leshchynskyi V. Method of constructing explanations for recommender systems based on the temporal dynamics of user preferences. EUREKA: Physics and Engineering. 2020. Vol. 3. P. 43–50. DOI: <https://doi.org/10.21303/2461-4262.2020.001228> (дата звернення: 25.05.2024).

9. Chalyi S., Leshchynskyi V., Leshchynska I. Method of forming recommendations using temporal constraints in a situation of cyclic cold start of the recommender system. EUREKA: Physics and Engineering. 2019. Vol. 4. P. 34–40. DOI: <https://doi.org/10.21303/2461-4262.2019.00952> (дата звернення: 25.05.2024).

10. Chalyi S., Leshchynskyi V Temporal modeling of user preferences in recommender system Chalyi S., Leshchynskyi V. CEUR Workshop Proceedings, 2020, 2711, с. 518-528.

ДОДАТОК Б

Звіт результатів перевірки на унікальність тексту в базі ХНУРЕ



UNICHECK
by Turnitin

Ім'я користувача:
Кардаш Євген Вікторович каф.ПІ

Дата перевірки:
10.06.2024 16:05:29 EEST

Дата звіту:
10.06.2024 16:26:55 EEST

ID перевірки:
1016343122

Тип перевірки:
Doc vs Internet + Library

ID користувача:
100013622

Назва документа: 2024_М_ПІ_ІПЗззм-22-1_Семенова_Н_В_скорочений

Кількість сторінок: 33 Кількість слів: 5168 Кількість символів: 39971 Розмір файлу: 1.00 MB ID файлу: 1016144439

Виявлено модифікації тексту (можуть впливати на відсоток схожості)

1.68%

Схожість

Найбільша схожість: 0.39% з джерелом з Бібліотеки (ID файлу: 1011027862)

0.95% Джерела з Інтернету

107

Сторінка 35

1.28% Джерела з Бібліотеки

46

Сторінка 35

0% Цитат

Вилучення цитат вимкнене

Вилучення списку бібліографічних посилань вимкнене

0%

Вилучень

Немає вилучених джерел

Модифікації

Виявлено модифікації тексту. Детальна інформація доступна в онлайн-звіті.

Замінені символи

4

Підозріле форматування

5 сторінок

ДОДАТОК В
Апробація роботи

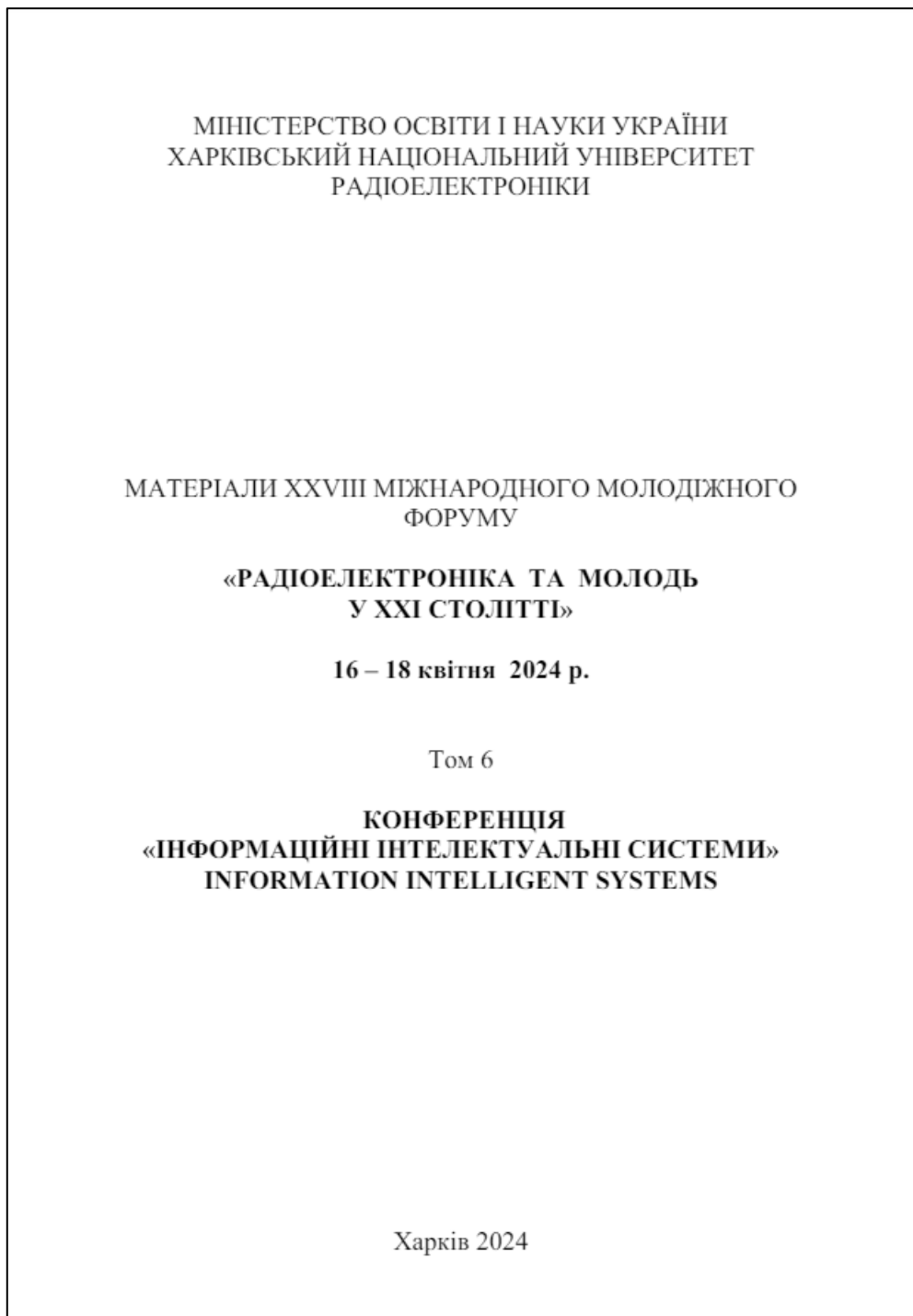


Рисунок В.1 – 28-й Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка та молодь у ХХІ столітті», Збірник. матеріалів форуму – Харків, ХНУРЕ, 2024 (титульна сторінка)

УДК 004.89

DOI: <https://doi.org/10.30837/IYF.IIS.2024.804>**ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ РОЗРОБКИ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ В СФЕРІ АНІМЕ**

Семенова Н. В.

Науковий керівник – д.т.н., проф., Смеляков К. С.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ПІ

м. Харків, Україна

email: nataliia.semenova.cpe@nure.ua

The work examines the intersection of anime as a cultural phenomenon and the evolution of recommendation systems enhanced by artificial intelligence. It specifically highlights collaborative and content-based filtering methods, emphasizing their role in tailoring recommendations to diverse viewer preferences. The challenges such as the "cold start" problem and the potential for a "filter bubble" are discussed, alongside the benefits of hybrid systems that integrate both approaches for more accurate and diverse recommendations. The work underscores the necessity for continuous technological advancement to adapt to the dynamic preferences of the anime audience.

У сучасному світі аніме стало не просто розвагою, але й культурним явищем, яке поширюється по всьому світові, залучаючи десятки мільйонів прихильників різного віку та культурного багажу. Розвиток та популяризація аніме призводить до потреби у вдосконаленні методів рекомендації контенту, щоб задовольнити різноманітні запити глядачів. Значення штучного інтелекту у сфері рекомендаційних систем постійно зростає, оскільки ці системи забезпечують персоналізований підхід до вибору контенту.

Існує широкий спектр методів, які можуть бути застосовані для розвитку рекомендаційних систем. Аналіз цих методів допомагає не тільки зрозуміти сучасний стан галузі, але й визначити найбільш перспективні напрямки для подальшого розвитку рекомендаційних систем у сфері аніме.

Колаборативна фільтрація є одним з найбільш популярних методів у сфері рекомендаційних систем, особливо у контексті аніме [1]. Цей метод дозволяє виявляти неявні взаємозв'язки між користувачами та контентом, базуючись на історії їхніх взаємодій. Основною перевагою цього методу є здатність до формування рекомендацій на основі колективних переваг, що дозволяє враховувати різноманітність смаків та інтересів.

Однак, існують певні проблеми, пов'язані з колаборативною фільтрацією. Найбільш поширеною є явище «холодного старту», яке виникає, коли новий користувач або новий контент додається до системи, а достатньо інформації для формування рекомендацій ще немає. Це може призвести до недостатньої точності рекомендацій у початковий період користування системою.

804

Рисунок В.2 – 28-й Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті», Збірник. матеріалів форуму – Харків, ХНУРЕ, 2024 (перша сторінка тез доповіді)

Для вирішення цієї проблеми можна використовувати різні підходи, наприклад, введення методів «холодного старту», які включають опитування користувача щодо його переваг або аналіз невеликої кількості його взаємодій. Також важливою є здатність системи швидко адаптуватися до змін у перевагах користувачів, що вимагає постійного оновлення та оптимізації моделей.

Вмістова фільтрація заснована на аналізі характеристик об'єктів контенту, таких як жанр, тематика, режисери, сюжет аніме тощо. Цей метод використовує детальний опис контенту для створення рекомендацій, що відповідають інтересам та перевагам користувачів. Основна перевага вмістової фільтрації полягає у її здатності рекомендувати новий контент, який ще не отримав значної уваги від інших користувачів [2].

Однак, недоліки вмістової фільтрації включають можливість обмеження різноманітності рекомендацій. Цей метод схильний до створення «фільтраційної бульбашки», де користувачі отримують рекомендації, які суворо відповідають їхнім попереднім перевагам, але не відкривають їм нових жанрів або стилів аніме. Також існує проблема точного та всебічного опису контенту, який вимагає детального аналізу та класифікації характеристик аніме.

Для покращення вмістової фільтрації можна використовувати розширені методи обробки природної мови та семантичний аналіз для глибшого розуміння контенту [3]. Це дозволить системі краще інтерпретувати тематичні зв'язки та нюанси в контенті, що може забезпечити більш точні та різноманітні рекомендації.

Для використання переваг обох підходів та уникнення їх недоліків існують гібридні системи. Вони забезпечують більш гнучке та точне формування рекомендацій, враховуючи як схожість між користувачами, так і характеристики самого контенту.

Ефективність гібридних систем залежить від їх здатності правильно інтегрувати та зважувати різні види даних. Наприклад, система може використовувати колаборативну фільтрацію для визначення загальних тенденцій серед користувачів, а вмістову фільтрацію – для адаптації рекомендацій до конкретних інтересів окремих користувачів. Це особливо ефективно у контексті аніме, де велика різноманітність жанрів та стилів може впливати на переваги користувачів.

Список використаних джерел:

1. Konstan J. A., Ekstrand M. D., Riedl J. T. Collaborative Filtering Recommender Systems. Now Publishers, 2011. 108 p.
2. Jannach D. Recommender systems: An introduction. New York : Cambridge University Press, 2010.
3. Kane F. Building Recommender Systems with Machine Learning and AI. Independently Published, 2018.

ДОДАТОК Г

Слайди презентації

МІНІСТЕРСТВО
ОСВІТИ І НАУКИ
УКРАЇНИ

ХАРКІВСЬКИЙ
НАЦІОНАЛЬНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ
РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

1

Дослідження методів штучного інтелекту для розробки рекомендаційної системи в сфері аніме

Виконала:
ст. гр. ІПЗдм-22-1
Семенова Наталія Валеріївна

Керівник кваліфікаційної роботи:
проф., д.т.н.
Смеляков Кирило Сергійович

Харків 2024

2

Предмет дослідження - методи штучного інтелекту, які використовуються для створення рекомендаційних систем та їх застосування до аніме-контенту.

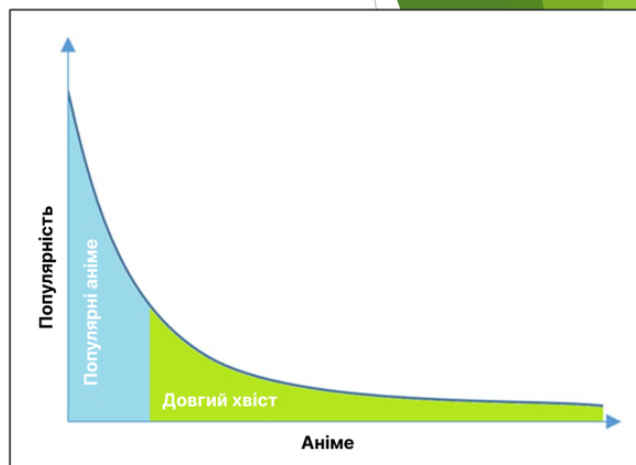
Мета дослідження - аналіз існуючих методів штучного інтелекту при розробці рекомендаційних систем у сфері аніме та розробка удосконаленого методу пошуку рекомендацій на основі гібридного підходу.

Методи дослідження включають аналіз існуючих алгоритмів, розробку нових підходів та їх тестування на основі реальних даних. Зокрема, буде розглянуто колаборативну фільтрацію, фільтрацію на основі вмісту, гібридні системи.



3 Актуальність

Згідно з останніми звітами, аніме-індустрія продемонструвала стійке зростання, особливо у сегментах стрімінгових платформ і цифрового дистрибуції. Це призвело до збільшення кількості доступного контенту та різноманітності жанрів.



4 Постановка задачі

В процесі виконання роботи необхідно розглянути наступні питання:

- аналіз методу колаборативної фільтрації на основі користувачів;
- аналіз методу колаборативної фільтрації на основі об'єктів;
- аналіз фільтрації на основі вмісту;
- нормалізація даних, приведення до єдиного формату;
- поєднання результатів, методом зваженого середнього;
- оцінка ефективності методу.



5

Колаборативна фільтрація



Глядач \ Аніме	«Берсерк»	«Боку но Піко»	«Євангеліон»	«Ковбой Бібоп»
Яна	2	5	?	2
Андрій	?	5	5	2
Настя	4	?	5	?

6

Коефіцієнт Пірсона

Коефіцієнт кореляції Пірсона – це коефіцієнт кореляції, який вимірює лінійну кореляцію між двома наборами даних.

$$\text{sim}(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^n (A_i - \bar{A})(B_i - \bar{B})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i - \bar{A})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i - \bar{B})^2}}$$

де A_i і B_i – елементи векторів A і B ,

$\bar{A}$ і $\bar{B}$ – середні значення векторів A і B .

7

Фільтрація на основі користувачів

Колаборативна фільтрація на основі користувачів визначає користувачів зі схожими вподобаннями на основі їх оцінок і запитів.

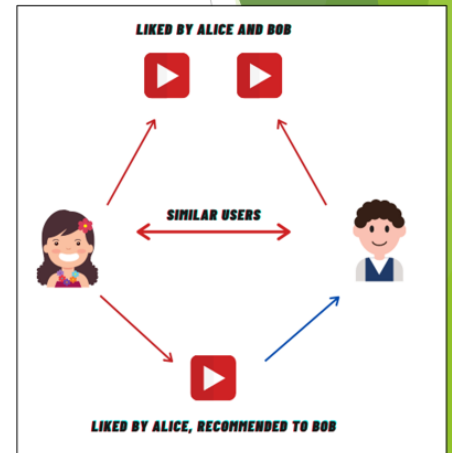
$$p_{a,i} = \bar{r}_a + \frac{\sum_{u=1}^n (r_{u,i} - \bar{r}_u) w_{a,u}}{\sum_{u=1}^n w_{a,u}}$$

де $\bar{r}_a$ – середня оцінка користувача а,

$w_{a,u}$ – ступінь схожості між користувачем а та користувачем u,

$r_{u,i}$ – реальний рейтинг користувача u для елемента i,

$\bar{r}_u$ – середній рейтинг користувача u.



8

Фільтрація на основі елементів

Колаборативна фільтрація на основі елементів базується на виявленні елементів, які мають схожість з іншими елементами, що визначається оцінками користувачів.

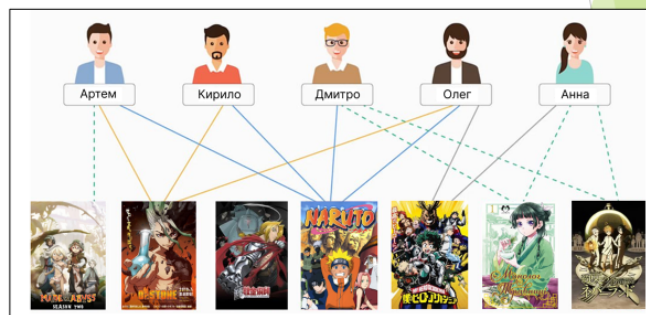
$$\text{score}(u, i) = \frac{\sum_j \text{sim}(i, j)(r_{u,i} - \bar{r}_j)}{\sum_j \text{sim}(i, j)} + \bar{r}_i$$

де u – користувач, для якого генерується рекомендація,

i – елемент, про який йде мова, тобто чи слід рекомендувати аніме чи ні,

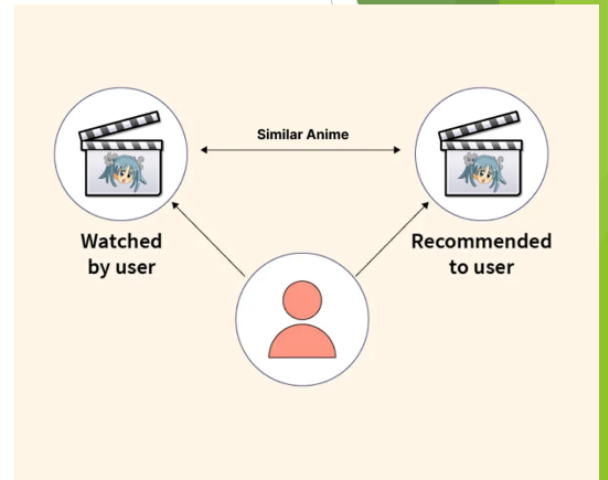
j – об'єкти, подібні до головного елемента i,

$\bar{r}_j$ – середня оцінка для елемента j.



Фільтрація на основі вмісту

У випадках, коли колаборативна фільтрація ускладнена, найкраще підходять методи, засновані на вмісті. Здатність підлаштовуватися під змінні уподобання користувача та динамічний контент робить такий підхід дуже ефективним.



Метод зважених середніх

Зважене середнє – метод обчислення середнього значення, в якому кожному елементу, в даному випадку, прогнозованій оцінці, надається певна коефіцієнт, який відображає його важливість.

$$\hat{r}_{ui} = 0.6 \cdot \hat{r}_i^{\text{user-based}} + 0.3 \cdot \hat{r}_i^{\text{item-based}} + 0.1 \cdot \hat{r}_i^{\text{content-based}}$$

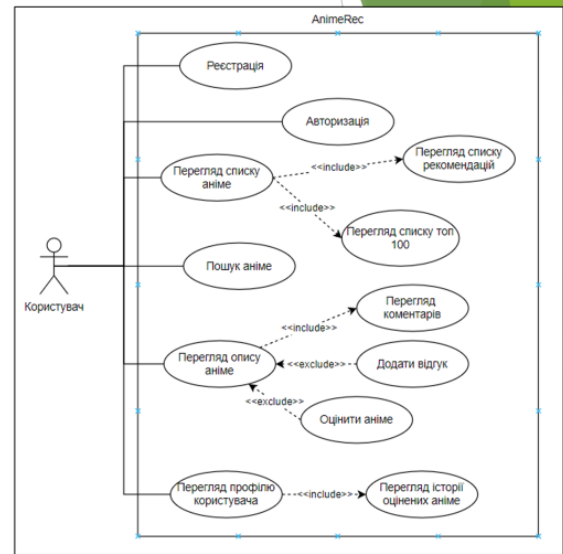
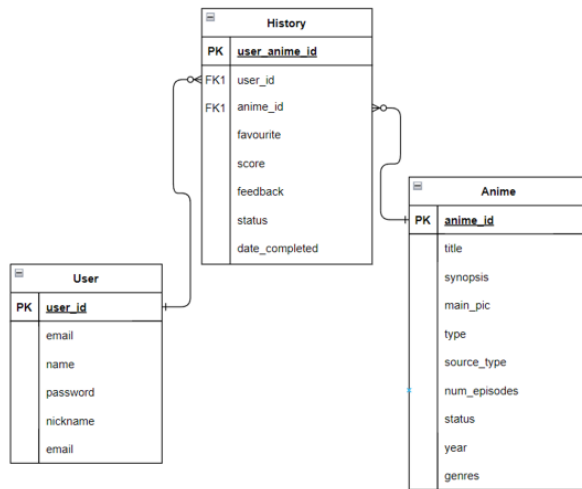
де $\hat{r}_i^{\text{user-based}}$ – прогнозована оцінка за фільтрацією на основі користувачів,

$\hat{r}_i^{\text{item-based}}$ – прогнозована оцінка за фільтрацією на основі елементів,

$\hat{r}_i^{\text{content-based}}$ – прогнозована оцінка за фільтрацією на основі вмісту.

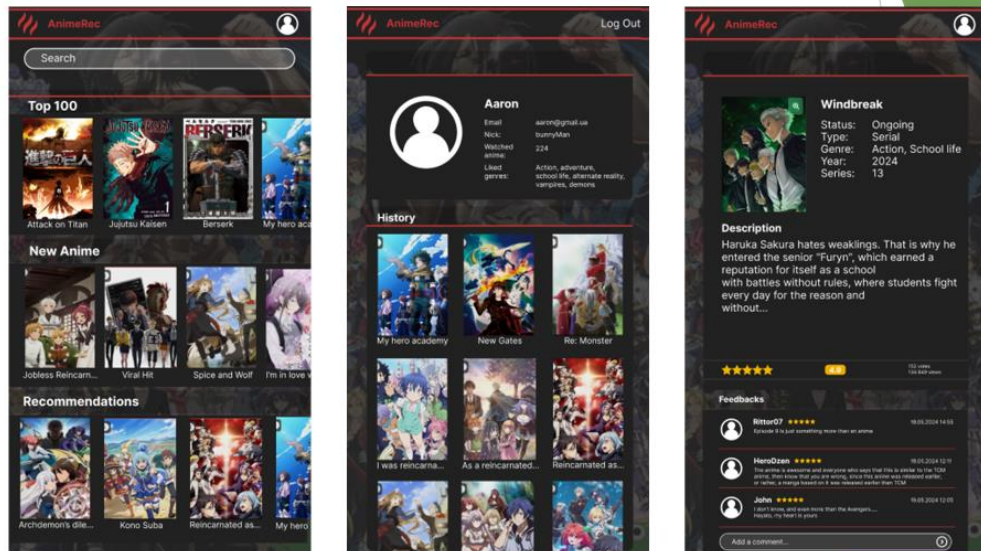
11

Прототип системи: UML-проекування



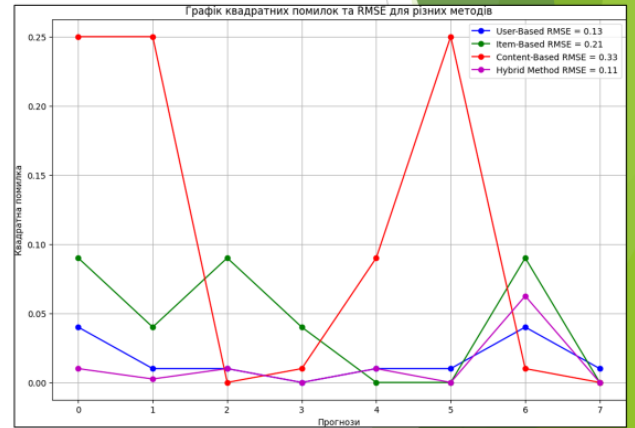
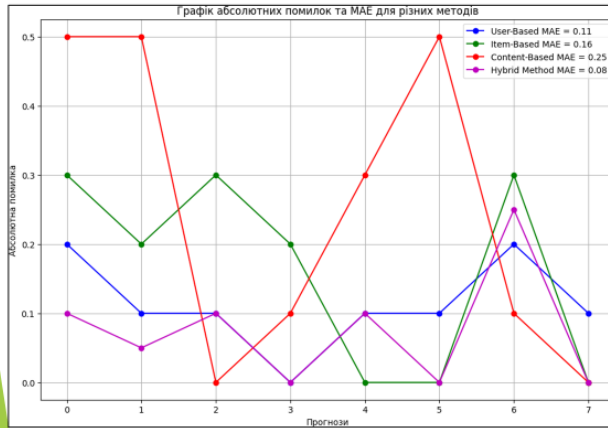
12

Прототип системи: дизайн



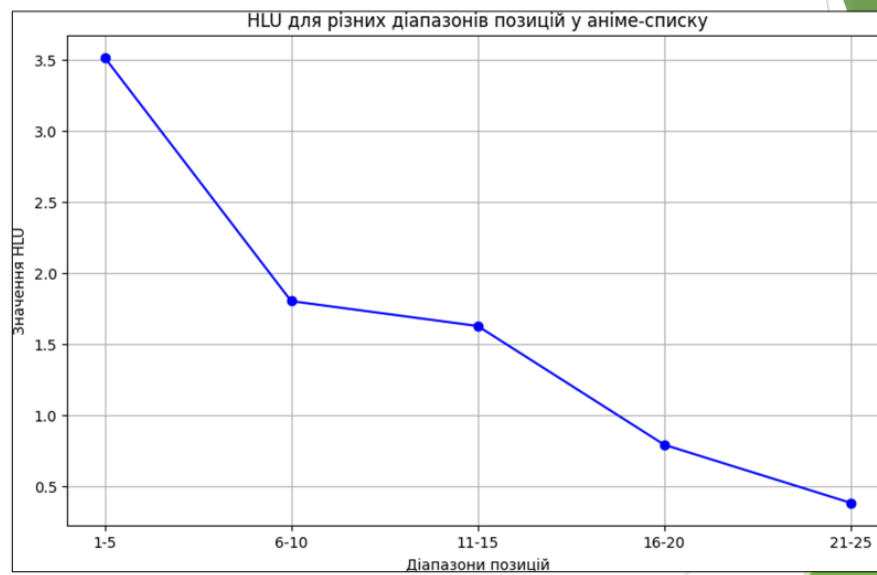
13

Експеримент: MAE та RMSA

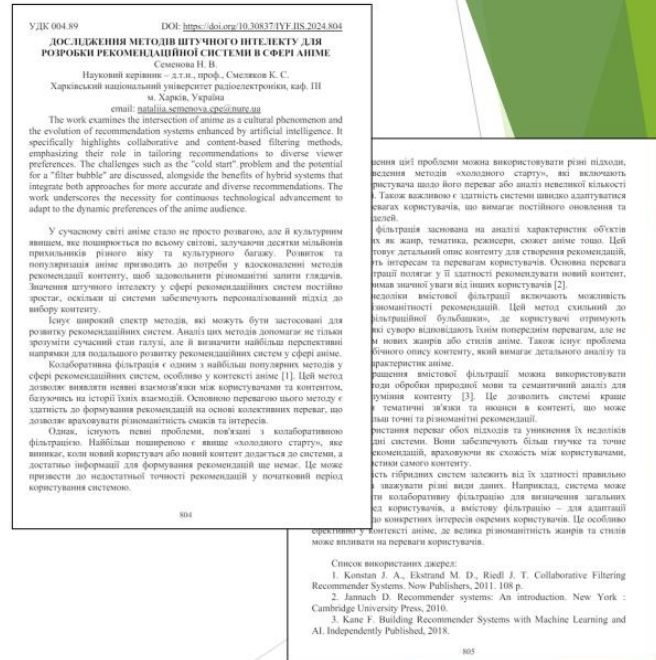


14

Експеримент: HLU



- 28-й Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті»



- Проаналізовано методи колаборативної фільтрації та фільтрації на основі вмісту.
- Визначено, що колаборативна фільтрація на основі користувачів враховує вподобання схожих користувачів, фільтрація на основі елементів дозволяє визначати схожість між аніме, забезпечуючи високий рівень персоналізації рекомендацій.
- Фільтрація на основі вмісту базується на аналізі характеристик аніме, що дозволяє надавати рекомендації навіть для нових користувачів або нових аніме.
- Запропоновано використання гібридного підходу, що поєднує результати трьох методів за допомогою зваженого середнього.
- Розроблено мобільний додаток, в який інтегровано та протестовано гібридний метод.
- Проведено експерименти з використанням метрик MAE, RMSE та HLU для оцінки ефективності.
- Встановлено, що гібридний метод продемонстрував найнижчі значення MAE та RMSE, що вказує на високу точність у прогнозуванні оцінок користувачів.
- Використання метрики HLU показало, що рекомендації на верхніх позиціях списку є найбільш корисними для користувачів.

Таким чином, гібридний метод рекомендаційної системи для аніме-контенту працює відповідно до вимог та демонструє високу ефективність.

Дякую за увагу!



ДОДАТОК Д

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи на
відповідність оформлення вимогам ДСТУ 3008:2015

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи

студент
(посада)

програмної інженерії
(кафедра)

ІПЗдм-22-1
(група)

Семенова Наталія Валеріївна

(прізвище, ім'я, по батькові)

Зауваження

Пункт ДСТУ 3008-2015	Зміст пункту	Сторінка кваліфікаційної роботи
1	2	3
	7.1 Загальні положення	
	7.3 Нумерація сторінок звіту	
	7.4 Нумерація розділів, підрозділів, пунктів, підпунктів	
	7.5 Рисунки	
	7.6 Таблиці	
	7.7 Переліки	
	7.8 Примітки	
	7.9 Випоски	
	7.10 Формули та рівняння	
	7.11 Посилання	
	7.13 Список авторів	
	7.14 Скорочення та умовні позначки	
	7.15 Додатки	

зауважень немає

Експерт

(підпис)

Олена ОЛІЙНИК
(прізвище, ініціали)

12.06.2024