

ДОДАТОК А
Звіт результатів перевірки на унікальність тексту в базі ХНУРЕ



Ім'я користувача:
Кардаш Євген Вікторович каф.ПІ

ID перевірки:
1016350569

Дата перевірки:
12.06.2024 08:05:43 EEST

Тип перевірки:
Doc vs Internet + Library

Дата звіту:
12.06.2024 08:09:03 EEST

ID користувача:
100013622

Назва документа: 2024_M_ПІ_ІПЗм-22-3_Русанов_І_С_скорочений

Кількість сторінок: 45 Кількість слів: 8819 Кількість символів: 68840 Розмір файлу: 1.67 MB ID файлу: 1016154235

3.92% Схожість

Найбільша схожість: 2.02% з Інтернет-джерелом (<http://science.ipnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2019/feb/15581>).

3.48% Джерела з Інтернету 28 Сторінка 47

2.46% Джерела з Бібліотеки 20 Сторінка 47

0% Цитат

Вилучення цитат вимкнено

Вилучення списку бібліографічних посилань вимкнено

0% Вилучень

Немає вилучених джерел

Модифікації

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

Замінені символи 7

ДОДАТОК Б

Слайди презентації

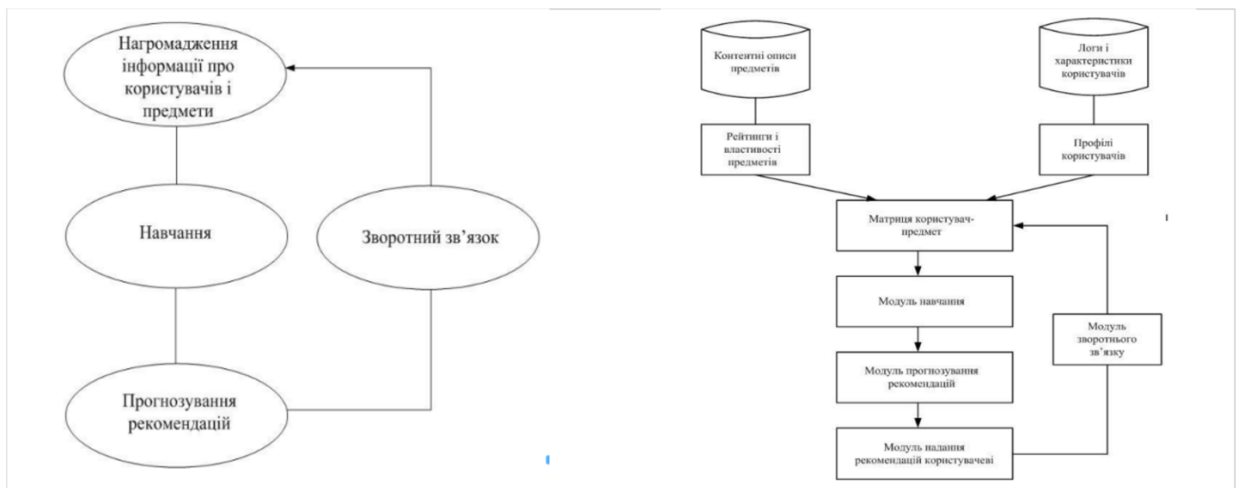
Дослідження методів прогнозування для рекомендаційних систем

Виконав:
Русанов І.С., група ПЗМ-22-3
Науковий керівник:
доц. каф. ПІ Лещинська І.О.

18 червня 2024



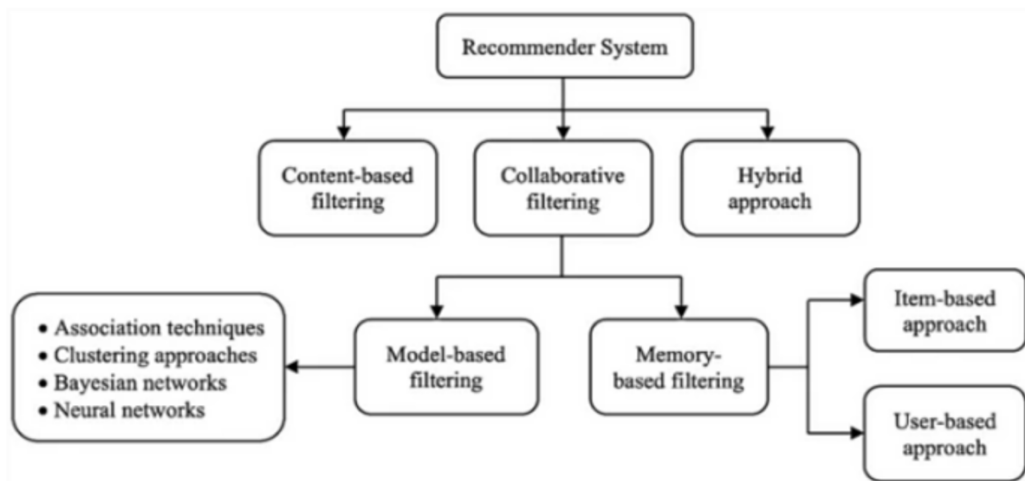
Загальна архітектура рекомендаційної системи



Проблеми рекомендаційних систем

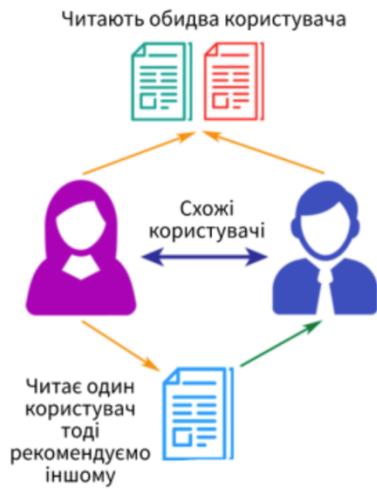
- проблема “холодного старту”
- проблема розрідженості
- проблема масштабованості
- проблема “довгого хвоста”

Методи прогнозування рекомендаційних систем



Принцип роботи

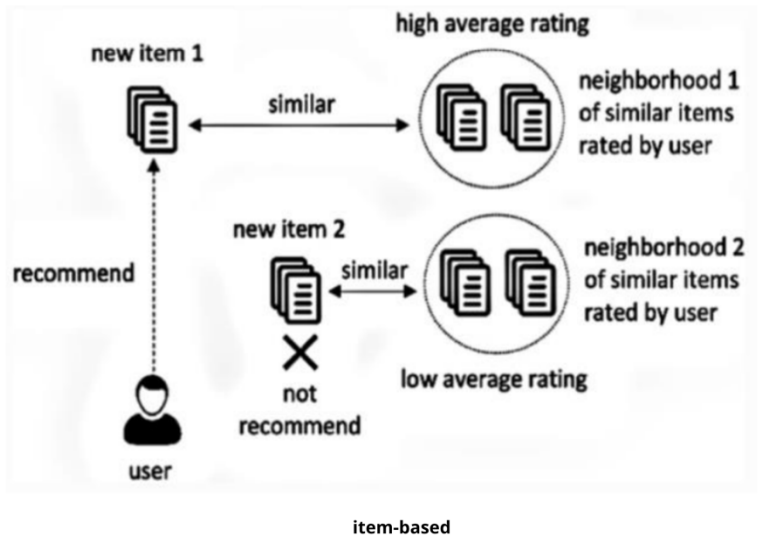
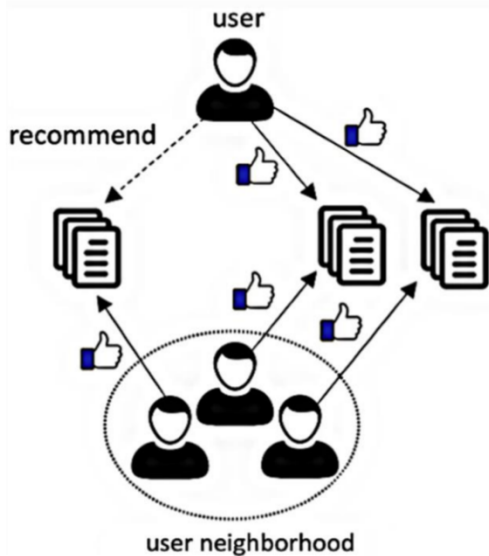
Collaborative filtering



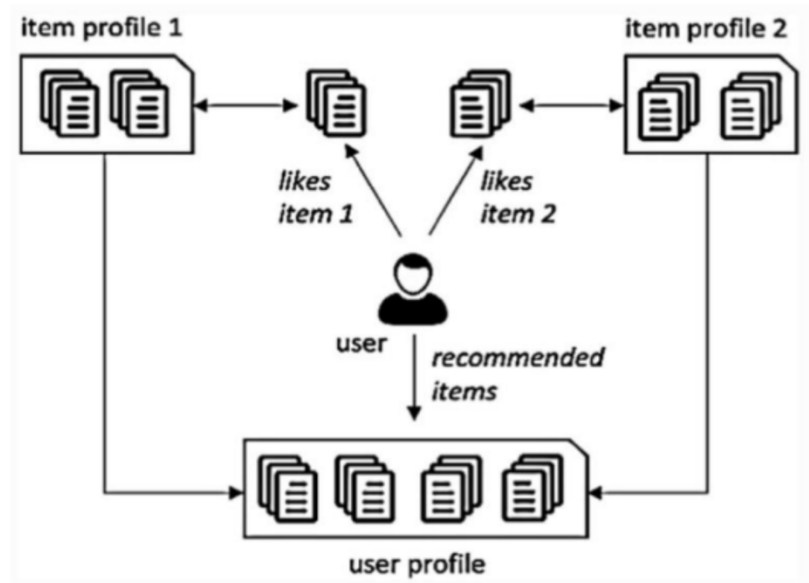
Content filtering



Memory-based collaborative filtering



Content filtering



Умови проведеного експерименту

Обрані моделі - user-KNN, item-KNN, collaborative filtering, PMF, NCF.

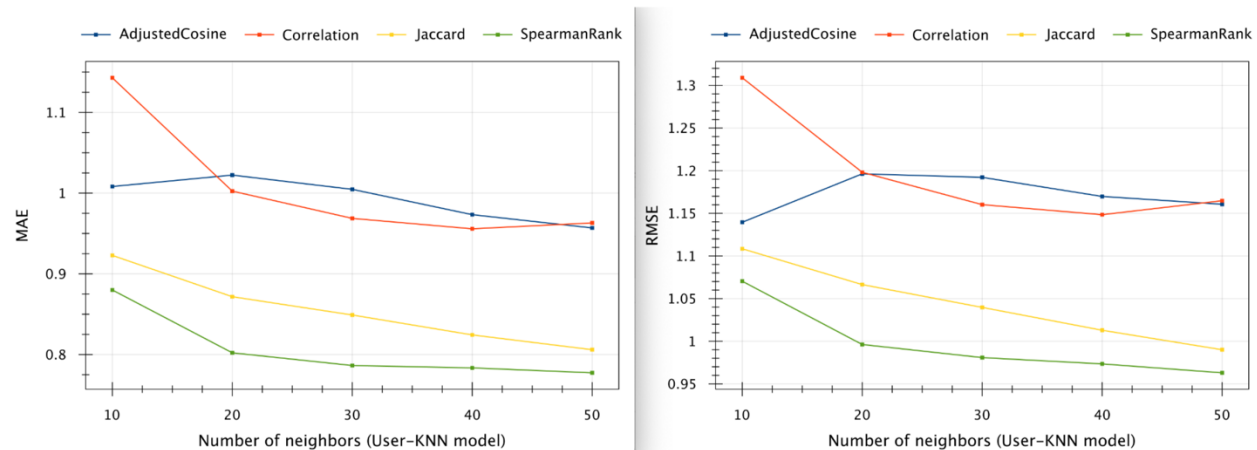
Вхідні дані - датасет MovieLens 100k.

Метрики подібності – косинусна подібність, кореляція Пірсона, індекс Жаккара, кореляція Спірмана.

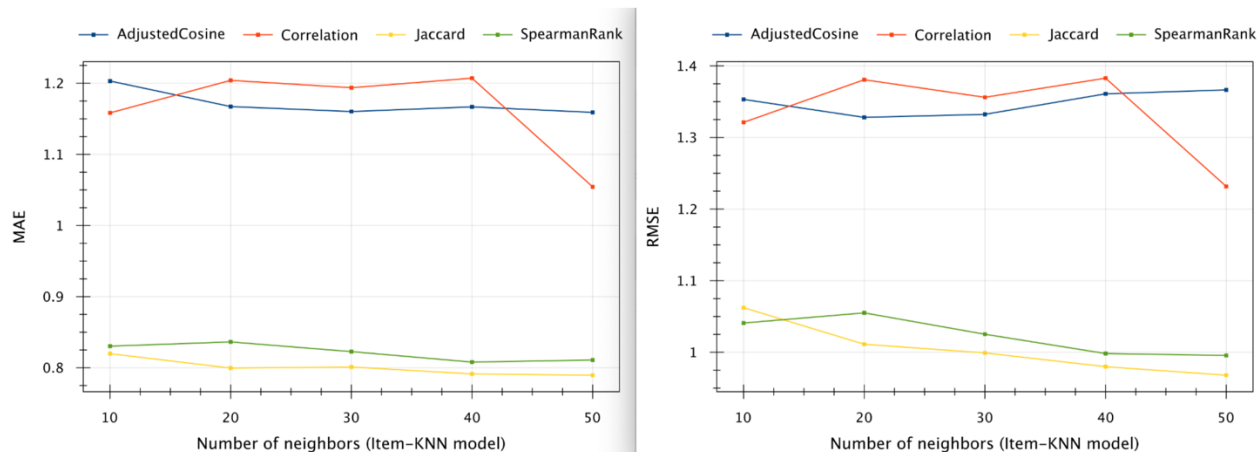
Критерії оцінювання - показники похибок MAE та RMSE.

Діапазон вимірювання - від 10 до 50 сусідів (для NCF та PMF прихованих факторів) з кроком 10.

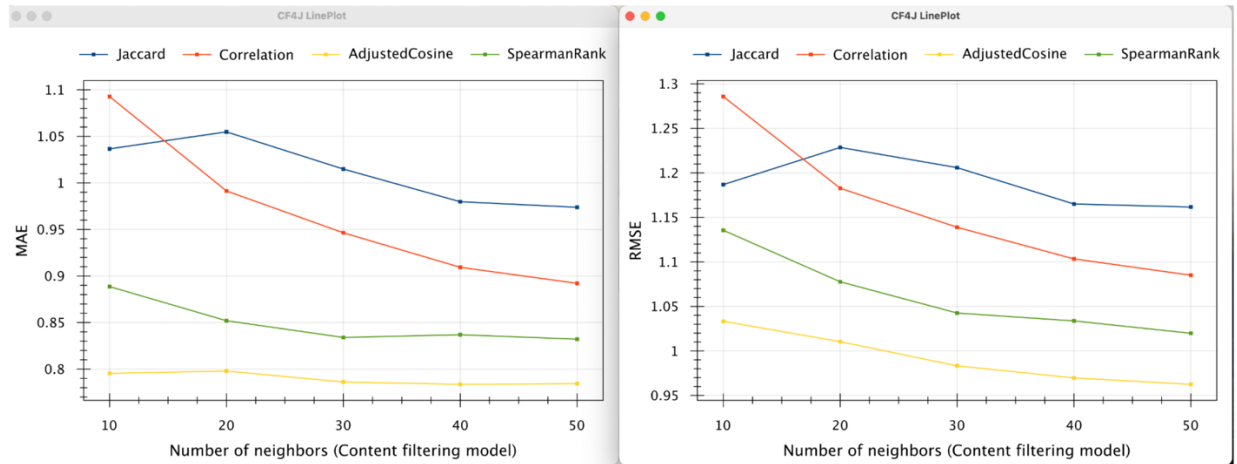
Результати дослідження метрик подібності



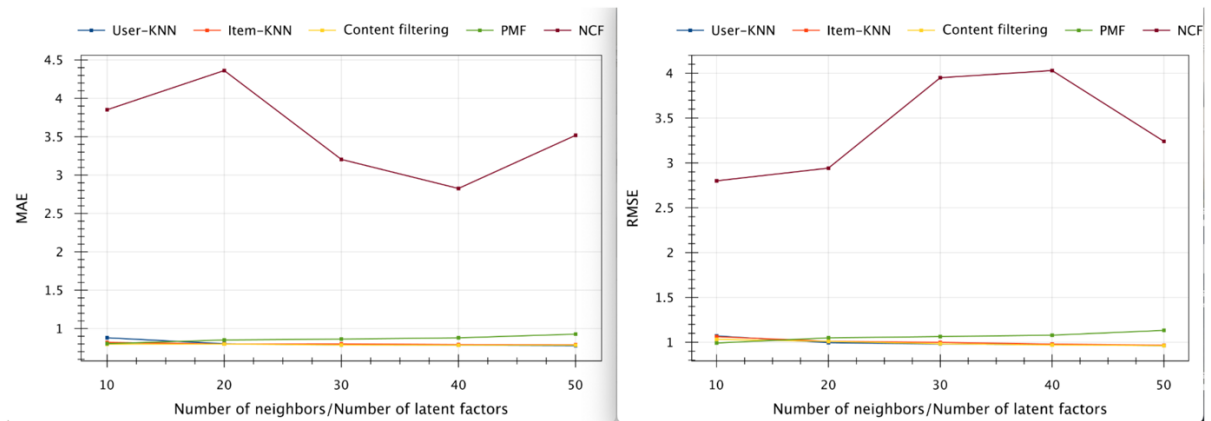
Результати дослідження метрик подібності



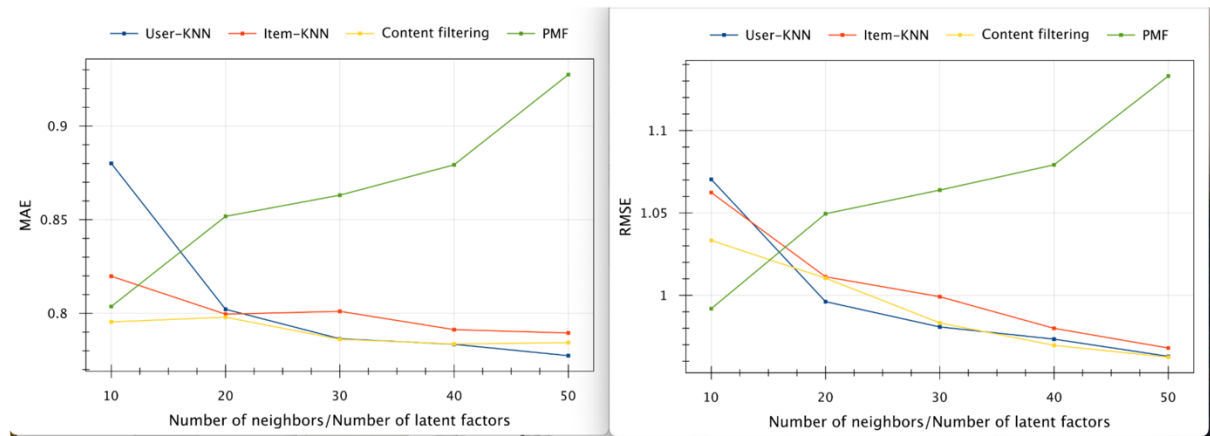
Результати дослідження метрик подібності



Результати експерименту



Результати експерименту



Абсолютні значення похибок

Number of N/LF	User-KNN	Item-KNN	Content filtering	PMF	NCF
10	0.8800	0.8198	0.7954	0.8037	4.5584
20	0.8022	0.7996	0.7979	0.8518	4.0679
30	0.7864	0.8011	0.7862	0.8631	3.5097
40	0.7835	0.7913	0.7836	0.8793	3.3459
50	0.7774	0.7895	0.7844	0.9274	3.0277

Number of N/LF	User-KNN	Item-KNN	Content filtering	PMF	NCF
10	1.0704	1.0623	1.0333	0.9919	3.4854
20	0.9962	1.0113	1.0104	1.0495	3.5378
30	0.9808	0.9992	0.9833	1.0639	3.7684
40	0.9734	0.9800	0.9697	1.0792	3.2284
50	0.9630	0.9680	0.9625	1.1330	3.5803

Аналіз отриманих результатів

- NCF моделі можуть бути неефективними на невеликому наборі даних
- PMF моделі потроху стають менш точними при масштабуванні
- В моделях з метриками подібності найважливіше підібрати найефективнішу
- При виборі між контентною фільтрацією, user-KNN та item-KNN моделями треба в першу чергу звертати увагу на домен рекомендаційної системи і вибирати ту систему, для якої домен зможе дати найбільше інформації



Публікація результатів



Секція 2 – Інформаційні системи та технології в поліграфії.
Інтелектуальні системи



КРИТЕРІЇ ОЦІНЮВАННЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Русанов І.С., магістр, кафедра ПІ, ХНУРЕ
Лециньська І.О., доцент, кафедра ПІ, ХНУРЕ

Рекомендаційні системи грають вирішальну роль у персоналізації досвіду користувачів, пропонуючи контент, який відповідає їхнім уподобанням та поведінковим патернам. Використання точних методів прогнозування є критично важливим для досягнення високої задоволеності користувачів. Основними критеріями оцінювання цих методів є точність, кількість факторів, швидкість навчання, кількість епох навчання та F1-оцінка.



Підсумки

Дослідження демонструє, що:

- більш прості і традиційні методи можуть бути більш ефективними у певних сценаріях
- важливість правильного вибору та налаштування параметрів рекомендаційних систем
- важливість врахування домену рекомендаційної системи при виборі моделі прогнозування

Подальші дослідження:

- дослідження гібридних моделей
- дослідження інших реалізацій матричної факторизації та нейронних мереж
- збільшення діапазону дослідження



ДОДАТОК В
Апробація результатів роботи

**КРИТЕРІЇ ОЦІНЮВАННЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ
РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

Русанов І.С.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Лещинська І. О.
Харківський національний університет радіоелектроніки
Харків, пр. Науки, 14, каф. ПІ,
E-mail: ivan.rusanov1@nure.ua

This thesis explores the evaluation criteria for forecasting methods in recommendation systems, focusing on key metrics such as accuracy, number of factors, learning rate, number of epochs, and the F1-score, which are essential for assessing their effectiveness in providing user-specific content recommendations.

Рекомендаційні системи грають вирішальну роль у персоналізації досвіду користувачів, пропонуючи контент, який відповідає їхнім уподобанням та поведінковим патернам. Використання точних методів прогнозування є критично важливим для досягнення високої задоволеності користувачів. Основними критеріями оцінювання цих методів є точність, кількість факторів, швидкість навчання, кількість епох навчання та F1-оцінка.

Точність оцінює відсоток правильно ідентифікованих рекомендацій серед усіх пропозицій системи. Цей показник дозволяє оцінити загальну здатність системи правильно класифікувати об'єкти як рекомендовані або нерекондовані. Вона є фундаментальним показником, що вимірює здатність системи коректно класифікувати рекомендації як позитивні чи негативні. Висока точність свідчить про те, що система ефективно виконує свою основну функцію — доставляти релевантний контент користувачам.

Кількість факторів визначає об'єм складових, які модель використовує для представлення кожного об'єкта в системі рекомендацій. Більша кількість факторів може забезпечити детальніше представлення характеристик користувачів і об'єктів, але також може збільшити складність моделі і час навчання.

Швидкість навчання являє собою коефіцієнт, який визначає розмір кроку, який модель приймає при коригуванні своїх ваг за допомогою градієнтного спуску під час тренування. Правильно вибрана швидкість навчання може значно покращити процес тренування, забезпечуючи швидке досягнення оптимального рішення.

Кількість епох навчання означає кількість разів, коли весь навчальний набір пройшов через модель під час тренування. Більша кількість епох може допомогти моделі краще адаптуватися до складних даних, але також збільшує ризик перенавчання.

Критерії, такі як швидкість навчання та кількість епох навчання, мають стратегічне значення, оскільки вони впливають на швидкість та ефективність тренування моделей. Правильно налаштовані параметри тренування можуть значно знизити час та ресурси, потрібні для виходу

моделі на оптимальний рівень продуктивності, що є важливим у динамічно змінюваних ринкових умовах.

F1-оцінка є гармонічним середнім між 'precision' (точність вибірки, яка визначає, яка частина рекомендацій є релевантною) і 'recall' (повнота, яка вимірює здатність системи виявити всі релевантні елементи), що дозволяє оцінити загальну балансованість системи між не додаванням нерелевантних об'єктів і не пропусканням релевантних. Висока F1-оцінка свідчить про те, що система ефективно балансує між цими двома аспектами, що є особливо важливим у висококонкурентних середовищах, де кожен тип помилки може мати значні наслідки.

Таким чином, можна прийти до висновку, що вибір критеріїв для оцінки рекомендаційних систем має базуватися на специфіці задач, які перед системою ставляться, та особливостях даних, з якими вона працює. Це дослідження підкреслює важливість правильного вибору моделі прогнозування для рекомендаційних систем. Розуміння призначення кожного критерія та доцільність його використання у конкретному випадку дозволяє не лише оцінити наявні системи, але й направляти розробку нових, більш вдосконалених рекомендаційних систем.

Список використаних джерел

1. Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G., & Riedl, J. T. (2004). Evaluating collaborative filtering recommender systems. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 22(1), 5-53 с.
2. Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2011). *Introduction to Recommender Systems Handbook*. Springer.

ДОДАТОК Г

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

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи

студент
(посада)

програмної інженерії
(кафедра)

ІІЗМ-22-3
(група)

Русанов І.С.

(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	
7.7.2	Якщо подають переліки одного рівня підпорядкованості, на які у звіті немає посилань, то перед кожним із переліків ставлять знак «тире». Якщо у звіті є посилання на переліки, підпорядкованість позначають малими літерами української абетки, далі — арабськими цифрами, далі — через знаки «тире». Після цифри або літери певної позиції переліку ставлять круглу дужку.	19
	7.8 Примітки	
	7.9 Виноски	
	7.10 Формули та рівняння	
7.10.6	Пояснення познач, які входять до формули чи рівняння, треба подавати безпосередньо під формулою або рівнянням у тій послідовності, у якій їх наведено у формулі або рівнянні. Пояснення познач треба подавати без абзацного відступу з нового рядка, починаючи зі слова «де» без двокрапки. Позначки, яким встановлюють визначення чи пояснення, рекомендовано ви-рівнювати у вертикальному напрямку.	32, далі за текстом.
	7.11 Посилання	
	7.13 Список авторів	
	7.14 Скорочення та умовні позначки	
	7.15 Додатки	