

ДОДАТОК А

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

1. Застосування активного навчання в ситуації циклічного холодного старту рекомендаційної системи / В.О. Лещинський, І.О. Лещинська 2018, № С. 66-70.

2. Доповнення вхідних даних рекомендаційної системи з часовими обмеженнями типу "next" у випадках періодичного холодного запуску / В.О. Лещинський, І.О. Лещинська // Системи управління, навігації та зв'язку. науковий журнал - Полтава: 4 (56). с. 105-109. doi: 10.1016/j.poltava.2011.09.004. - С. 105-109. doi:<https://doi.org/10.26906/SUNZ.2019.4.105.s>.

ДОДАТОК Б

Звіт результатів перевірки на унікальність тексту в базі ХНУРЕ



Ім'я користувача:
Кардаш Євген Вікторович каф.ПІ

ID перевірки:
1016319163

Дата перевірки:
04.06.2024 14:12:45 EEST

Тип перевірки:
Doc vs Internet + Library

Дата звіту:
04.06.2024 14:23:36 EEST

ID користувача:
100013622

Назва документа: 2024_М_ПІ_ІПЗм-22-3_Сопун_А_І_скорочений

Кількість сторінок: 55 Кількість слів: 8786 Кількість символів: 68877 Розмір файлу: 2.11 MB ID файлу: 1016117220

2.11% Схожість

Найбільша схожість: 1.64% з джерелом з Бібліотеки (ID файлу: 1013068083)

0.81% Джерела з Інтернету

20

Сторінка 57

1.64% Джерела з Бібліотеки

1

Сторінка 57

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

6

ДОДАТОК В

Слайди презентації



Моделювання вибору користувача в умовах обмежень холодного старту рекомендаційної системи

Сопун Артьом Іванович, ІПЗм-22-3

Науковий керівник:
кандидат технічних наук, доцент
Лещинський Володимир Олександрович



13 червня 2024

Дослідження

- Рекомендаційні системи у сучасному інформаційному віці відіграють важливу роль у вирішенні проблеми інформаційного перенасичення.
- Їхнє завдання полягає у наданні користувачам персоналізованих рекомендацій, спрямованих на задоволення їхніх індивідуальних потреб та уподобань.
- Ця кваліфікаційна робота спрямована на аналіз та дослідження моделей, призначених для подолання проблеми холодного старту у рекомендаційних системах



Постановка задачі

Недостатність інформації про нових користувачів створює проблему при побудові їхніх профілів та визначенні індивідуальних уподобань.

Проблема холодного старту є суттєвим викликом, оскільки вона сильно обмежує здатність систем до адаптації та реагування на новий контент і нових користувачів.

Розв'язання цієї проблеми має велике значення для покращення якості рекомендацій, задоволення потреб користувачів та підвищення ефективності систем.

Дослідження націлене на розгляд, аналіз та порівняння різних моделей та підходів, які спрямовані на подолання проблеми холодного старту у рекомендаційних системах. Мета полягає в виявленні найбільш ефективних та точних підходів для рекомендацій користувачам з обмеженою або відсутньою історією взаємодії з системою.



Методологія

Рекомендаційні системи зазвичай класифікують відповідно до того, як вони відбирають дані користувача, а для побудови РС використовують один з двох підходів - CF або фільтрацію на основі контенту. На практиці, однак, часто використовуються гібридні методи, які поєднують переваги цих підходів

Існує дві основні категорії колаборативної фільтрації та гібриди обох категорій:

- Колаборативна фільтрація на основі найближчого сусіда;
- Колаборативна фільтрація на основі моделей;
- Гібрид CF на основі пам'яті та CF на основі моделей.

Гібридні системи можуть подолати багато з цих проблем, поєднуючи переваги обох підходів CF, допомагаючи уникнути обмежень оригінального підходу, з якими стикаються підходи на основі районів, і покращуючи якість результатів рекомендацій.



Архітектура системи для проведення експериментального дослідження

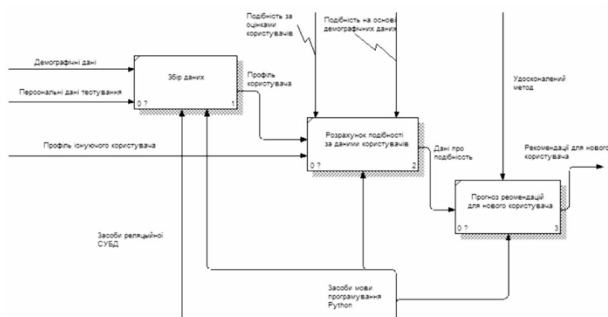


Схема технології удосконаленого методу



Збір, зберігання та обробка даних є етапом для отримання та обробки інформації про користувачів з врахуванням демографічних та особистісних даних нових користувачів.

При отриманні висновку самої рекомендації, прогнозування, її оцінки, ми отримуємо позитивно оцінені рекомендації від сусідніх користувачів і надаємо їх цільовим користувачам. Очікується, що користувачі з подібними демографічними показниками та рисами особистості оцінюватимуть варіанти рекомендацій однаково. На основі результатів отриманих прогнозів створюється ряд впорядкованих об'єктів з врахуванням інтересів цільового користувача.

Опис програмного забезпечення, що було використано у дослідженні

Програмна реалізація рекомендаційної системи буде представлена у вигляді веб-додатку, котрий буде складатися з клієнтської на серверній частини. Серверна частина включатиме в себе два модулі:

- Модуль для обробки інформації про користувачів з анкетування, вподобань тощо.
- Модуль, відповідний за формування рекомендацій.

Алгоритм буде реалізовано з використанням мови програмування Python, яка є інтерпретованою та об'єктно-орієнтованою мовою високого рівня. Вибір на користь Python зроблено через його швидкість та зручність у процесі розробки.

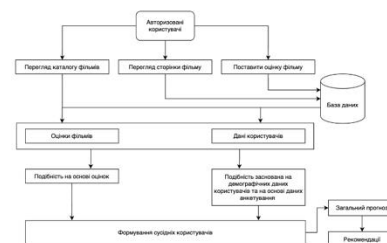
```

121 recommendation_df = pandas.DataFrame()
122 recommendation_df['weighted_average_recommendation_score'] = temp['sum_weighted_rating'] / temp['sum_corr']
123 recommendation_df['movie_id'] = temp.movie
124 recommendation_df = recommendation_df.sort_values(by='weighted_average_recommendation_score', ascending=False)
125 recommendation_df.head(5)
126 recommendation_df
127
128 movies = pandas.read_csv('dataset/movies.csv')
129 movies_from_user_based = movies.loc[movies['movie_id'].isin(recommendation_df['movie_id'].head(10))]
130 movies_from_user_based.head(5)
131 movies_from_user_based[5].values
132
133 user_similarity = matrix_norm.T.corr()
134 user_similarity.head()

```



Щоб урахувати таких користувачів у процесі формування матриці подібності, ми збираємося використовувати їх демографічні дані та особисті характеристики, що покращить точність нашої моделі, оскільки ми зможемо адаптувати рекомендації під індивідуальні вподобання і потреби кожного користувача, навіть якщо вони ще не мають історії взаємодії з платформою.



Зміст проведеного експерименту

$$s(x, y) = \frac{\sum_{e=1}^n (R_{x,e} - \bar{R}_x)(R_{y,e} - \bar{R}_y)}{\sqrt{\sum_{e=1}^n (R_{x,e} - \bar{R}_x)^2} \sqrt{\sum_{e=1}^n (R_{y,e} - \bar{R}_y)^2}},$$

Формула розрахунку кореляції Пірсона

$$s(x, y) = \frac{\sum_{e=1}^n \text{Esim}(e, \rho) \times t(x, \rho) \times (R_{x,e} - \bar{R}_x)(R_{y,e} - \bar{R}_y)}{\sqrt{\sum_{e=1}^n \text{Esim}(e, \rho) \times t(x, \rho)^2} \sqrt{\sum_{e=1}^n \text{Esim}(e, \rho) \times t(y, \rho)^2}},$$

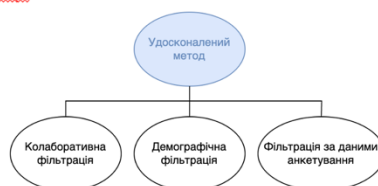
Формула розрахунку подібності на основі кореляції Пірсона

$$D_{sim}(x, y) = \cos_{sim}(\bar{x}, \bar{y}) = \frac{\bar{x} \cdot \bar{y}}{|\bar{x}| \cdot |\bar{y}|} = \frac{\sum_{e=1}^n x_e y_e}{\sqrt{\sum_{e=1}^n x_e^2} \sqrt{\sum_{e=1}^n y_e^2}},$$

Формула для обчислення схожості користувачів

$$x_e \text{ and } y_e = \{d, a, g, c, l\},$$

Демографічні характеристики користувачів



Розроблений метод об'єднує декілька методів фільтрації в один. Таким чином, поєднуючи переваги представлених методів, можна більш точно вирішувати завдання створення рекомендацій для нових користувачів.

$$sp(x, y) = \frac{\sum_m (P_x - \bar{P}_x)(P_y - \bar{P}_y)}{\sqrt{\sum_m (P_x - \bar{P}_x)^2} \sqrt{\sum_m (P_y - \bar{P}_y)^2}},$$

Формула обчислення подібності

$$Ed_{sim}(x, y) = D_{sim}(x, y) + sp(x, y),$$

$$Ed_{sim}(x, y) = \frac{\sum_{x,y} x_e y_e}{\sqrt{\sum_{x,y} x_e^2} \sqrt{\sum_{x,y} y_e^2}} + \frac{\sum_m (P_x - \bar{P}_x)(P_y - \bar{P}_y)}{\sqrt{\sum_m (P_x - \bar{P}_x)^2} \sqrt{\sum_m (P_y - \bar{P}_y)^2}},$$

Формула розрахунку коефіцієнту подібності

$$P_{x,e} = \bar{R}_x + \frac{\sum_{y=1}^b (R_{y,e} - \bar{R}_y) \times Ed_{sim}(x, y)}{\sum_{y=1}^b |Ed_{sim}(x, y)|},$$

Формула знаходження прогнозу користувача

Результати експерименту

movieId	title	genres
0	1 Toy Story (1995)	Adventure/Animation/Children/Comedy/Fantasy
1	2 Jumanji (1995)	Adventure/Children/Fantasy
2	3 Grumpier Old Men (1995)	Comedy/Romance
3	4 Walking to Exhale (1995)	Comedy/Drama/Romance
4	5 Father of the Bride Part II (1995)	Comedy

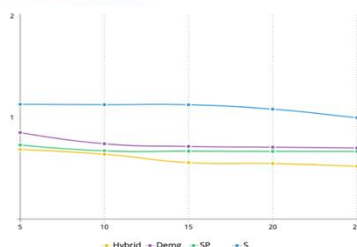
Отримані об'єкти фільмів з MovieLens

title	mean_rating	number_of_ratings
3158 Forrest Gump (1994)	4.164134	329
7593 Shawshank Redemption, The (1994)	4.429022	317
6885 Pulp Fiction (1994)	4.197088	307
7680 Silence of the Lambs, The (1991)	4.161290	279
5512 Matrix, The (1999)	4.192446	278

Вибрка найпопулярніших фільмів

С(кор)	S	SP	Demg	Hybrid
5	1.132989	0.731642	0.853678	0.686302
10	1.128993	0.673141	0.743219	0.640271
15	1.127874	0.670047	0.717283	0.557533
20	1.084678	0.668341	0.710031	0.548215
25	1.000325	0.668102	0.702014	0.521703

Якість рекомендацій отримана за допомогою MAE



Порівняння ефективності передових методів

2001: A Space Odyssey (1968)	Ben Hur (1959)	Aladdin (1992)	Alien (1979)	Aliso (1984)	Amelia (1999)	American Beauty (2000)	American History X (2002)	Amelie (2001)	Apocalypse Now (1979)	Apollonia (1995)
1	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
5	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

userId	1	2	3	4	5
1	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
5	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

Матриця елемент-користувач

userId	1	2	3	4	5
1	1.000000	NaN	NaN	0.391797	0.180151
2	NaN	1.0	NaN	NaN	NaN
3	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	0.391797	NaN	NaN	1.000000	-0.394823
5	0.180151	NaN	NaN	-0.394823	1.000000

Отримана матриця подібності



Результати показують, що метод гібридної схожості забезпечує найвищу якість рекомендацій з точки зору MAE.

Чим нижче значення MAE, тим краще, і, більше того, як показано на графіку, запропонований гібридний метод забезпечує нижчі значення MAE зі збільшенням кількості схожих користувачів.

Основна відмінність запропонованого методу від інших методів полягає в тому, що запропонований метод може надавати більш точні та якісні прогнози та рекомендації.

Аналіз отриманих результатів

```

59 item_score = {}
60 for i in similar_user_movies.columns:
61     movie_rating = similar_user_movies[i]
62     total = 0
63     count = 0
64     for u in similar_users_index:
65         if pandas.isna(movie_rating[u]) == False:
66             score = similar_users[u] * movie_rating[u]
67             total += score
68             count += 1
69     item_score[i] = total / count
70 item_score = pandas.DataFrame(item_score.items(), columns=['movie', 'movie_score'])
71
72 ranked_items_score = item_score.sort_values(by='movie_score', ascending=False)
73 n = 10
74 ranked_items_score.head(n)
75
76 avg_rating = matrix(matrix_index == picked_user_id).T.mean()[picked_user_id]
77

```

Розрахунок рекомендацій для нових користувачів



Сторінка з рекомендаціями для нового користувача

Починаючи з першого відвідування сайту, рекомендації формуються лише на основі особистих даних. Проте цей список може постійно еволюціонувати: коли ви переглядаєте та оцінюєте фільми, система адаптується і надає вам нові рекомендації.

Подальший розвиток цієї системи можна здійснювати в декількох ключових напрямках, щоб підвищити її ефективність та точність.

По-перше, варто зосередитися на оптимізації структури даних, щоб забезпечити швидкий доступ до інформації та зменшити витрати пам'яті.

По-друге, важливо працювати над покращенням продуктивності системи, зокрема шляхом впровадження більш ефективних алгоритмів обробки даних і рекомендацій.

Третім напрямком є вибір найбільш підходящих метрик для вимірювання схожості користувачів та фільмів, що дозволить підвищити релевантність рекомендацій.

Нарешті, корисним буде вдосконалення алгоритмів фільтрації, щоб враховувати різноманітні фактори та забезпечити більш персоналізований підхід до кожного користувача.

Розвиток у цих напрямках допоможе зробити систему більш адаптивною, швидкою і точною, що підвищить задоволеність користувачів та ефективність роботи платформи в



Публікація результатів

UDK 004.415.004.2
МОДЕЛЮВАННЯ ВИБОРУ КОРИСТУВАЧА В УМОВАХ
ОБМЕЖЕНЬ ХОЛОДНОГО СТАРТУ
РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ

Навуковий керівник – к.т.н. доц. Лещинський В. О.
Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. III
«Харків, Україна»

This study explores modeling user choices in recommender systems, focusing on cold start scenarios and leveraging distributed architectures. Investigating modern approaches to recommendation systems, the research analyzes methods for predicting user interests and examines the impact of cold start challenges. It delves into defining key modeling elements and evaluating high-performance systems based on distributed architectures, highlighting their speed and scalability benefits. The findings contribute to a nuanced understanding of user choice modeling and suggest potential directions for future research in recommender system development.

З різноманітних аспектів інформації в сучасному світі, рекомендаційні системи стають важливим інструментом для забезпечення користувачів відповідними та персоналізованими контентом. Однак, однією з основних проблем, яка виникає при розробці таких систем, є обмеження холодного старту.

Обмеження холодного старту виникають тоді, коли система стикається з відсутністю достатньої інформації про нових користувачів або нові об'єкти, що вводяться в систему. Ця проблема стає особливо актуальною в умовах, коли рекомендаційна система створюється з великою кількістю нових користувачів та об'єктів.

З'ясування розвитку ширшого контексту та збільшення обсягу доступної інформації, рекомендаційні системи стають складним інструментом для покращення вибору користувачів у великому наборі даних та контенту. У цьому контексті, проблема обмежень холодного старту стає особливо важливою, впливаючи на ефективність та точність рекомендацій.

Актуальність дослідження моделювання вибору користувачів в умовах обмежень холодного старту полягає в необхідності розробки нових підходів та методів для покращення якості рекомендацій. Забезпечення високої якості рекомендацій для нових користувачів та об'єктів є критично важливим завданням для нових, що вступили в інформаційну епоху.

Різноманітні підходи до вибору користувачів в умовах обмежень холодного старту можуть відкрити нові можливості для покращення рекомендаційних систем та забезпечення більш стабільної ефективності при введенні нових

елементів. Це буде дуже корисним для розробників рекомендаційних систем, працюючи та компанії, спрямовані на оптимізацію користувацького досвіду та підвищення конкурентоспроможності на ринку інформаційних технологій.

Ключові бізнесові цілі для рекомендацій, які варто розглянути:

– Кольорові фільтрації: цілі будуть базуватися на скорості вибору користувачів та рекомендацій інших користувачів з подібними інтересами. Метод може бути використаний як за допомогою спільної фільтрації (пов'язаної на вибір користувачів, так і за допомогою фільтрації за параметрами (зв'язаної на властивостях об'єкта).

– Інші методи: цілі можуть бути різні залежно від контексту та контенту фільтрації для покращення точності та робочості рекомендацій.

– Контекстне фільтрацію: використовує профіль користувача та характеристики об'єкта для забезпечення рекомендацій, що відображають індивідуальні інтереси користувача.

– Нерівні мережі: в останні роки нерівні мережі зазвичай використовують у системі рекомендаційних систем, завдяки своїй здатності враховувати складні зв'язки та залежності в даних.

– Детальний аналіз цих підходів дозволяє зрозуміти їхні переваги та недоліки, що служить основою для подальшого розвитку моделей вибору користувачів в умовах обмежень холодного старту.

У контексті обмежень холодного старту рекомендаційної системи важливо визначити основні компоненти, які впливають на моделювання вибору користувача. Розглянемо ключові елементи цієї моделі:

– Профіль користувача: аналіз і збір інформації про поведінку, історію переглядів та попередні вибори користувача з системою.

– Контекстні фактори: врахування контексту, характеристик об'єкта (товару, контенту), що можуть бути інтересними користувачам.

– Соціальні зв'язки: врахування зв'язків користувачів з іншими користувачами, які ввели рейтинг та рекомендації від друзів чи сім'ї.

– Контекстуальні фактори: врахування зміни в часі, місці та інших контекстуальних параметрів, що можуть впливати на вибір користувача.

– Розподілені архітектури: використання розподіленої архітектури для оптимізації обсягу даних та обробки великого обсягу даних.

Об'єкти підлягають як метриці подібності користувачів в умовах обмежень холодного старту та забезпечення задоволення користувачів, так і метриці подібності між об'єктами.

У світлі сучасних тенденцій розвитку архітектури при великому обсягу даних використання рекомендаційних систем. Розглянемо деякі ключові аспекти використання розподіленої архітектури в таких системах:

– Горизонтальна та вертикальна масштабування: аналіз можливостей горизонтального та вертикального масштабування для забезпечення ефективності та високої доступності.

– Мікросервіс архітектура: розгляд переваг та викликів використання мікросервісної архітектури для компонентів рекомендаційних систем.

– Розподілені бази даних: аналіз використання розподілених баз даних для забезпечення швидкості та масштабованості.

Не менш важливо є об'єднання різних розподілених архітектурних рішень на ключові характеристики рекомендаційних систем.

Час реакції та завантаження: аналіз впливу розподіленості на час запуску та завантаження системи в умовах великого навантаження.

– Масштабованість та паралелізація: дослідження можливостей масштабування та паралелізації для оптимізації роботи системи в умовах великого обсягу даних та користувачів.

– Висока доступність та надійність: визначення рівня доступності та надійності, які можна досягти завдяки розподіленій архітектурі.

Розгляд сучасних розподілених рекомендаційних систем, що працюють на розподілених архітектурах, дозволяє зрозуміти їхню ефективність та високу якість сервісу користувачам.

Аналіз високопродуктивних рекомендаційних систем, що використовують розподілені архітектури, дозволяє зрозуміти переваги та виклики в реальному середовищі використання.

Узагальнюючі висновки: можна стверджувати, що подальше дослідження та розвиток найбільш перспективних підходів до вибору користувачів в умовах обмежень холодного старту.

Список використаних джерел:

1. Method of forming recommendations using temporal constraints in a situation of cyclic cold start of the recommender system. URL: <https://journal.ea-jr.ru/voprosy-razvitiya-2024/issue-view/932> (дата звернення: 06.03.2024).

2. The cold-start problem in recommender systems. URL: <https://medium.com/@mehmetozdemir/cold-start-problem-in-recommender-systems-and-its-mitigation-techniques/241a2e2024> (дата звернення: 06.03.2024).

3. New recommendation systems tackle the cold start. URL: <https://www.your.com/blog/posts/cold-start-problem/> (дата звернення: 06.03.2024).



Підсумки

Метою роботи є дослідження існуючих методів моделювання користувацького вибору в умовах обмежень холодного старту у рекомендаційних системах, а також створення удосконаленого методу.

Було проведено аналіз рекомендаційних систем, проаналізувано методи їх побудови, а також проблеми, з котрими стикаються користувачі при холодному старті. Детально вивчено проблему моделювання вибору користувача в умовах обмежень холодного старту рекомендаційних систем та розроблено підхід для вирішення. Удосконалено методи створення рекомендацій при холодному старті та розроблено методологію використання нового методу, завдяки проведенню експериментальної перевірки розробленого методу. Також, було розроблено програмну реалізацію.

ДОДАТОК Г

Тексти наукових публікацій за темою кваліфікаційної роботи

УДК 004.415:004.2

МОДЕЛЮВАННЯ ВИБОРУ КОРИСТУВАЧА В УМОВАХ ОБМЕЖЕНЬ ХОЛОДНОГО СТАРТУ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ

Сопун А. І.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Лещинський В. О.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ПІ
м. Харків, Україна

e-mail: artom.sopun@nure.ua

This study explores modeling user choices in recommender systems, focusing on cold start scenarios and leveraging distributed architectures. Investigating modern approaches to recommendation systems, the research analyzes methods for predicting user interests and examines the impact of cold start challenges. It delves into defining key modeling elements and evaluating high-performance systems based on distributed architectures, highlighting their speed and scalability benefits. The findings contribute to a nuanced understanding of user choice modeling and suggest potential directions for future research in recommender system development.

З ростом обсягу інформації в сучасному світі, рекомендаційні системи стають важливим інструментом для забезпечення користувачів відповідним та персоналізованим контентом. Однак, однією з ключових проблем, яка виникає при розгортанні таких систем, є обмеження холодного старту.

Обмеження холодного старту виникають тоді, коли система стикається з відсутністю достатньої інформації про нових користувачів або нові об'єкти, що вводяться в систему. Ця проблема стає особливо актуальною в умовах, коли рекомендаційна система стикається з великим потоком нових користувачів чи об'єктів.

Зі стрімким розвитком цифрового суспільства та збільшенням обсягу доступної інформації, рекомендаційні системи стають ключовим інструментом для полегшення навігації користувачів у великому потоці даних та контенту. У цьому контексті, проблема обмежень холодного старту стає особливо важливою, впливаючи на ефективність та точність рекомендацій.

Актуальність дослідження моделювання вибору користувача в умовах обмежень холодного старту полягає в необхідності розробки нових підходів та методів для подолання цієї проблеми. Забезпечення високої якості рекомендацій для нових користувачів та об'єктів є стратегічно важливим завданням для компаній, що ведуть бізнес в цифровому просторі.

Рішення проблеми вибору користувача в умовах обмежень холодного старту може відкрити нові можливості для покращення рекомендаційних систем та забезпечення їхньої стабільної ефективності при введенні нових

елементів. Це буде дуже корисними для розробників рекомендаційних систем, науковців та компаній, спрямованих на оптимізацію користувацького досвіду та підвищення конкурентоспроможності на ринку інформаційних технологій.

Існує кілька базових підходів до рекомендацій, які варто розглянути:

- Колаборативне фільтрування: підхід базується на історії взаємодії користувачів та рекомендацій інших користувачів з подібними інтересами. Метод може бути виконаний як за допомогою спільної фільтрації (заснованої на взаємодії користувачів), так і за допомогою фільтрації за предметами (заснованої на властивостях об'єктів).

- Змішані методи: підхід комбінує різні аспекти колаборативного та контентного фільтрування для поліпшення точності та робастності рекомендацій.

- Контентне фільтрування: використовує профіль користувача та характеристики об'єктів для забезпечення рекомендацій, що відповідають індивідуальним інтересам користувача.

- Нейронні мережі: в останні роки нейронні мережі здобули популярність у сфері рекомендаційних систем, завдяки їхній здатності вряховувати складні взаємодії та залежності в даних.

Детальний аналіз цих підходів дозволяє зрозуміти їхні переваги та недоліки, що служить основою для подальшого розвитку моделей вибору користувача в умовах обмежень холодного старту.

У контексті обмежень холодного старту рекомендаційної системи важливо визначити основні компоненти, які впливають на моделювання вибору користувача. Розглянемо ключові елементи цієї моделі:

- Профіль користувача: аналіз і збір інформації про вподобання, історію переглядів та попередні взаємодії користувача з системою.

- Контентні характеристики: врахування конкретних характеристик об'єктів (товарів, послуг, контенту), що можуть бути інтересними користувачеві.

- Соціальні взаємодії: врахування взаємодій користувача з іншими користувачами, такі як рецензії, оцінки та рекомендації від друзів чи спільнот.

- Контекстуальні фактори: врахування змінних у часі, місці та інших контекстуальних параметрів, що можуть впливати на вибір користувача.

- Розподілена архітектура: використання розподіленої архітектури для оптимізації обчислень та обробки великого обсягу даних.

Обрані підходи мають на меті підвищення точності рекомендацій в умовах обмежень холодного старту та забезпечення задоволення користувачів, навіть тоді, коли інформація про вподобання обмежена.

У світі сучасних технологій розподілена архітектура грає важливу роль у розробці високонадійних рекомендаційних систем. Розглянемо деякі аспекти використання розподіленої архітектури в таких системах:

– Горизонтальне та вертикальне масштабування: аналіз можливостей горизонтального та вертикального масштабування для забезпечення ефективності та високої доступності.

– Мікросервісна архітектура: розгляд переваг та викликів використання мікросервісної архітектури для компонентів рекомендаційних систем.

– Розподілені бази даних: вивчення використання розподілених баз даних для забезпечення швидкодії та масштабованості.

Не менш важливою є оцінка впливу розподілених архітектурних рішень на ключові характеристики рекомендаційних систем:

– Час реакції та завантаження: аналіз впливу розподіленості на час відгуку та завантаження системи в умовах пікового навантаження.

– Масштабованість та паралелізація: дослідження можливостей масштабування та паралелізації для оптимізації роботи системи в умовах збільшення обсягу даних та користувачів.

– Висока доступність та надійність: визначення рівня доступності та надійності, які можливо досягти завдяки розподіленій архітектурі.

Розгляд сучасних високонадійних рекомендаційних систем, що ґрунтуються на розподілених архітектурах, дозволяє зрозуміти їхню ефективність та потенціал у різних сценаріях застосування.

Аналіз високонадійних рекомендаційних систем, що використовують розподілені архітектури, допомагає зрозуміти переваги та виклики в їхньому застосуванні, а також визначити найбільш оптимальні рішення для певних умов роботи та завдань.

Врахування цих аспектів дозволяє обирати та вдосконалювати архітектурні рішення, спрямовані на підвищення ефективності та продуктивності рекомендаційних систем у реальних умовах використання.

Узагальнюючи вищезазначене, можна стверджувати, що подальші дослідження та розвиток вибраних напрямків допоможуть зробити рекомендаційні системи більш ефективними та користувацькоорієнтованими в умовах обмежень холодного старту.

Список використаних джерел:

1. Method of forming recommendations using temporal constraints in a situation of cyclic cold start of the recommender system. URL: <https://journal.eu-jr.eu/engineering/article/view/952> (дата звернення: 06.03.2024).

2. The cold-start problem in recommender systems. URL: <https://analyticsindiamag.com/cold-start-problem-in-recommender-systems-and-its-mitigation-techniques/> (дата звернення: 06.03.2024).

3. How recommendation systems tackle the cold start. URL: <https://www.yusp.com/blog-posts/cold-start-problem/> (дата звернення: 06.03.2024).

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)

ІПЗМ-22-3
(група)

Сопун А.І.

(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	
7.6.9	Якщо рядки або колонки таблиці виходять за межі формату сторінки, таблицю поділяють на частини, розміщуючи одну частину під іншою або поруч, чи переносять частину таблиці на наступну сторінку. У кожній частині таблиці повторюють її головку та боковик. У разі поділу таблиці на частини дозволено її головку чи боковик замінити відповідно номерами колонок або рядків, нумеруючи їх арабськими цифрами в першій частині таблиці. Слово «Таблиця» подають лише один раз над першою частиною таблиці. Над іншими частинами таблиці з абзацного відступу друкують «Продовження таблиці» або «Кінець таблиці ____» без повторення її назви.	22
	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.	13, далі за текстом.
	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.	41
	7.11 Посилання	
	7.13 Список авторів	
	7.14 Скорочення та умовні позначки	
	7.15 Додатки	

<p>виконання кваліфікаційної роботи магістра... ЗАТВЕРДЖЕНО кафедрою ПІ протокол № 5 від 13.11.2023р. 3.2 Оформлення пояснювальної записки згідно з ДСТУ 3008:2015 Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлення.</p>	<p>Рисунок повинен розміщуватися одразу після його згадування у тексті, або на наступній сторінці. Під рисунком повинен бути підпис із словом Рисунок, порядковим номером цього рисунку, через тире з великої літери – назва рисунку та в круглих дужках вказується джерело з якого взятий цей рисунок, або то, що його виконано самостійно.</p>	<p>41, далі за текстом.</p>
<p>виконання кваліфікаційної роботи магістра... ЗАТВЕРДЖЕНО кафедрою ПІ протокол № 5 від 13.11.2023р. 3.2 Оформлення пояснювальної записки згідно з ДСТУ 3008:2015 Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлення.</p>	<p>Назву таблиці друкують з великої літери і розміщують над таблицею з абзацного відступу та в круглих дужках вказується джерело з якого взята ця рисункаблиця. ПРИКЛАД: шаблон, стор.15</p>	<p>21, далі за текстом.</p>
<p>виконання кваліфікаційної роботи магістра... ЗАТВЕРДЖЕНО кафедрою ПІ протокол № 5 від 13.11.2023р. 3.2 Оформлення пояснювальної записки згідно з ДСТУ 3008:2015 Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлення.</p>	<p>Додатки нумеруються за допомогою літер української абетки. Слово ДОДАТОК та його назва розташовуються посередині сторінки без абзацного відступу, пишеться заголовними літерами звичайним начертанням. Після заголовку ставиться один пустий рядок</p>	<p>47, далі за текстом.</p>
<p>виконання кваліфікаційної роботи магістра... ЗАТВЕРДЖЕНО кафедрою ПІ протокол № 5 від 13.11.2023р. 3.2 Оформлення пояснювальної записки згідно з ДСТУ 3008:2015 Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлення.</p>	<p>Заголовок розміщується посередині сторінки без абзацного відступу. Після заголовку розділу до тексту необхідно виставити в меню «Абзац» в розділі «Інтервал» в пункті «Після» 12 пт, щоб відстань між заголовком та текстом складала 2 міжрядкових інтервали. Якщо одразу є підпункт, то його заголовок розташовується одразу під заголовком розділу і 12пт виставляється після підзаголовка. Далі розташовується текст розділу з абзацного відступу.</p>	<p>4, далі за текстом</p>

Експерт

(підпис)

Вадим НЕЧВОЛОД

(прізвище, ініціали)

04.06.2024