

DOI: <https://doi.org/10.15276/01.2024.03>

УДК 167.7; 004.81

Гібридна рекомендаційна система для підтримки UI/UX дизайнерів

Арсирій Олена Олександрівна¹⁾

Д-р техніч. наук., професор, завідувачка каф. Інформаційних систем

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8130-9613>; e.arsiriy@gmail.com. Scopus Author ID: 54419480900.

Любомська Ольга Михайлівна¹⁾

Магістр каф. Інформаційних систем

ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-3291-7590>; olyalyubomska@gmail.com. Scopus Author ID: 58995718000

Руденко Олександр Володимирович¹⁾

Аспірант каф. Інформаційних систем

ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-2944-4040>; alexo.rudenko@stud.op.edu.ua

Іванов Дмитро Вячеславович¹⁾

Аспірант каф. Інформаційних систем

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-3958-5310>; 10794005@stud.op.edu.ua

¹⁾ Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

ABSTRACT

Розроблено гібридну рекомендаційну систему для підтримки UI/UX дизайнерів, яка спрямована на оптимізацію пошуку релевантної інформації та скорочення часу на практичне створення веб-інтерфейсів. Поєднання методів колаборативної фільтрації та фільтрації вмісту дозволяє суттєво підвищити точність і релевантність рекомендацій для користувачів. Система для кластеризації публікацій аналізує їх ключові слова та час на ознайомлення із контентом, що допомагає уникнути проблеми "холодного старту". Для створення гібридної рекомендаційної системи розроблено комплексну методику, яка складається із наступних етапів: отримання вхідних даних, попередня обробка, кластеризація та побудова класифікатора наступним кроком є побудова бази знань та отримання рекомендацій, а також отримання даних про користувачів рекомендаційної системи, формування бази даних, аналіз запитів користувачів для запобігання «холодного старту».

Застосовані методи кластеризації та класифікації, включно з машинним навчанням, забезпечили точність рекомендацій системи на рівні 97%, що підтверджується низькою середньоквадратичною помилкою ($RMSE = 1.21$) та високими оцінками від користувачів. Це сприяє підвищенню ефективності роботи дизайнерів, пропонуючи індивідуальні рекомендації на основі їхніх запитів.

Ключові слова: гібридна рекомендаційна система; дизайн UI/UX; колаборативна фільтрація; класифікація; машинне навчання; релевантність; середньоквадратична помилка

Актуальність. Дізнай UI/UX стає важливішим через його вплив на зручність користування ІТ-продуктами, що породжує потребу в автоматизації роботи дизайнерів для скорочення часу та ресурсів. Існуючі рекомендаційні системи для UI/UX розроблені на основі колаборативної фільтрації, аналізу змісту, знань та корисності, але мають певні обмеження. Тому було запропоновано створення гібридної системи для автоматизованого вибору інтерфейсів з урахуванням індивідуальних потреб користувачів.

Рекомендаційні системи широко використовуються в соціальних мережах, стрімінгових сервісах та інтернет-магазинах для прогнозування оцінок користувачів щодо предметів. Основні підходи включають колаборативну фільтрацію, яка враховує досвід подібних користувачів, і фільтрацію вмісту, що ґрунтується на попередніх вподобаннях користувачів. Гібридні системи поєднують ці два методи для підвищення точності рекомендацій і персоналізації, долаючи обмеження кожного окремого підходу [1].

Методи групування, такі як кластеризація та класифікація, дозволяють аналізувати дані та формувати групи користувачів із подібними вподобаннями, що підвищує релевантність рекомендацій. Класифікація допомагає вдосконалювати рекомендації, адаптуючись до змін поведінки користувачів з часом.

Метою розробки є створення гібридної рекомендаційної системи з підтримки UI/UX дизайнерів для скорочення часу пошуку релевантної інформації за їх запитамі.

Дана гібридна рекомендаційна система розроблена за допомогою комплексної методики, яка складається із етапів, які реалізують фільтрацію вмісту (контенту) та колаборативну фільтрацію (Рис.1)

Основою для використання методу фільтрації вмісту є база даних «Medium Article» ресурсу Kaggle.com, яка містить публікації статей за тематикою UI/UX дизайну [2].

Метод колаборативної фільтрації використано для отримання та обробки попередньої інформації про користувачів рекомендаційної системи з метою запобігання «холодного старту»

Розглянемо етапи створення рекомендаційної системи для підтримки UI/UX дизайнерів більш детально (Рис.1) [3].

Перша частина комплексної методики складається з наступних етапів:

Етап 1. Отримання вхідних даних про публікації в сфері UI/U з електронних ресурсів..

Етап 2. Попередня обробка даних з метою їх очищення та структуризації.

Етап 3. Кластеризація (групування) очищених даних про публікації з метою псевдомаркування.

Етап 4. Побудова класифікатора публікацій на основі вибірок псевдомаркованих даних.

Етап 5. Побудова бази знань рекомендаційної системи.

Етап 6. Отримання рекомендацій для дизайнерів UI/UX з використання бази знань.

Друга частина комплексної методики складається з наступних кроків [4]:

Етап 1. Отримання даних про користувачів рекомендаційної системи за допомогою реєстраційних форм та запитів, що вводиться в систему.

Етап 2. Формування бази даних користувачів.

Етап 3. Аналіз запитів користувачів для запобігання «холодного старту» при колаборативній фільтрації користувачів.

Тобто фільтрація вмісту включає в себе: отримання вхідних даних про публікації, попередню обробку даних з метою очищення та структуризації, побудову класифікатора публікацій на основі вибірок псевдомаркованих даних та бази знань публікацій. Колаборативна фільтрація користувачів рекомендаційної системи – дизайнерів UX/UI після отримання даних про користувачів рекомендаційної системи за допомогою реєстраційних форм та запитів, що вводиться в систему та формування бази даних дизайнерів UX/UI дозволяє відібрати схожих користувачів та уникнути «холодного старту» при колаборативній фільтрації користувачів. Під час реалізації комплексної методики були використанні такі програмні засоби: Python, Orange, PostgreSQL.

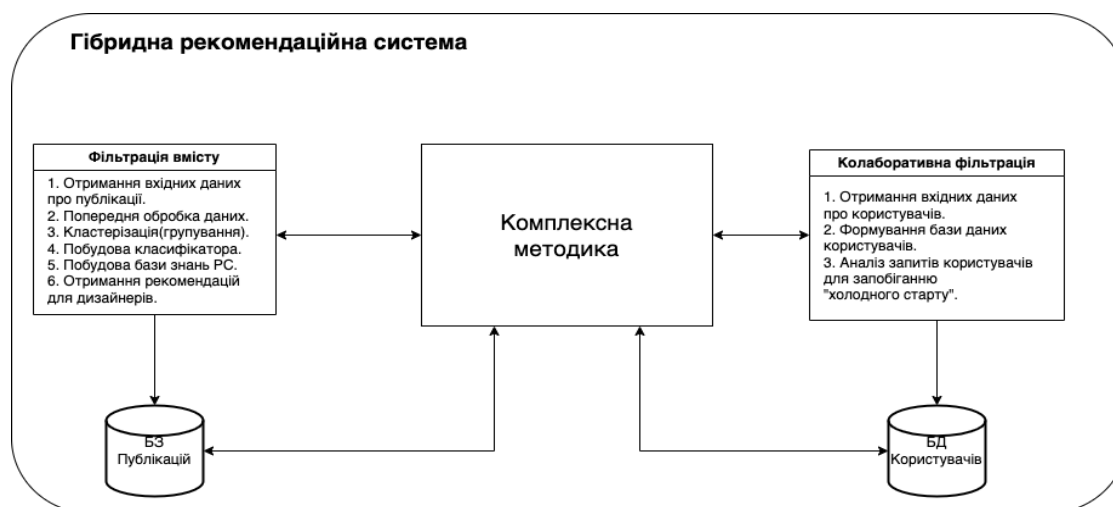


Рис. 1. Загальний вигляд комплексної методики створення гібридної рекомендаційної системи для підтримки UI/UX дизайнерів

Система працює за принципом обробки текстової інформації користувача, зокрема обробляє синтаксичну структуру тексту та виявляє основні елементи, що впливають на зміст. Вона аналізує контекст введеного тексту. Такий підхід дозволяє створювати точні рекомендації, орієнтовані на потреби користувача, і визначати релевантні ресурси для подальшого вивчення або використання.

Принцип роботи полягає у виконанні користувачем наступних кроків результатом яких буде отримання релевантних публікацій [5].

Крок 1. Користувач – дизайнер UI/UX в якості вхідних даних для пошуку задає набір ключових слів `user_keywords` та приблизне значення часу `user_reading_time`, який він має для ознайомлення із публікацією.

Крок 2. Введені данні проходять попередню обробку, тобто ключові слова – векторизується для отримання значення `vectorized_keyword`, а введене значення часу – нормалізується для отримання значення `reading_time_normalized`.

Крок 3. Отримані значення `vectorized_keyword` та `reading_time_normalized` подаються в якості тестової вибірки на класифікатор (побудову класифікатора була виконано в середовищі Orange та включає наступні кроки: спочатку виконується підготовка маркованих даних для побудови навчальної та тестової вибірки, далі було розроблено модель класифікатора, а також тестування моделі класифікатора та визначення його точності). Відповіддю класифікатору є номер класу.

Крок 4. За отриманим номером класу із бази знань публікацій отримується список релевантних посилань (`link`) на відповідні публікації.

Проаналізуємо результати виконання перерахованих дій користувача.

Вікно для введення пошукового запита користувача – дизайнера UI/UX у вигляді `user_keywords` та `user_reading_time` показано на Рис. 2. Для прикладу користувач ввів ключове слово “UX” та час який він має на ознайомлення із публікацією становить «12» хвилин. Введені вхідні данні з використанням функцій `vectorizer.transform([user_keywords])`, та `scaler.transform([user_reading_time])`, проходять попередню обробку на сервері. Крім того виконується функція `hstack()`, для об’єднання `user_data` та `user_data_normalized` та отримання `user_data_combined`. Далі об’єднані данні передаються на вхід класифікатора `model.predict`. Результат серверної обробки ми бачимо далі на Рис. 2. Тобто за введеними даними визначено клас C6.

Проаналізуємо більш детально роботу класифікатора `model.predict`. Після виконання коду сформовано звіт з вектором ймовірності приналежності введених даних (“UX” та «12») до існуючих 16 класів класифікатора. Результати функції приналежності показано на Рис. 3,а.

Як бачимо ймовірність приналежності введених даних до класу C6. Складає 0.69, що в 10 разів більше другого значення ймовірності приналежності до класу C1.

Більш наочно цю різницю розуміння в значеннях ймовірності приналежності даних до класів можна побачити на стовбчастій діаграмі на Рис. 3,б .

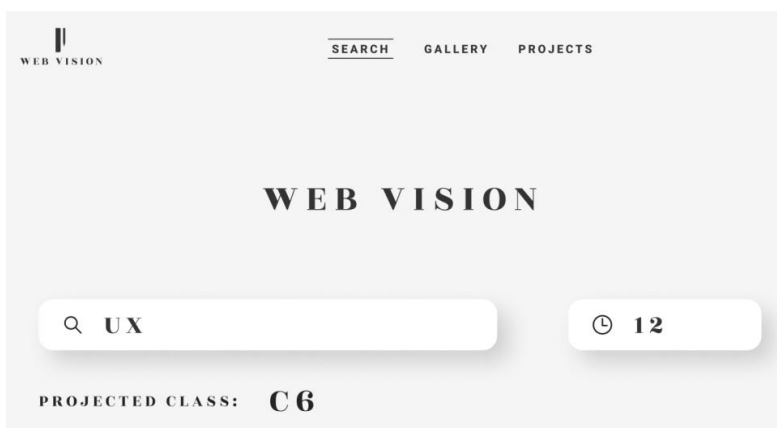


Рис. 2. Вигляд результату пошукового запиту користувача у веб-ресурсі

Введіть ключове слово: UX
 Введіть час читання: 12
 Ймовірність приналежності до класів:
 C1 – 0.0671
 C2 – 0.0209
 C3 – 0.0194
 C4 – 0.0106
 C5 – 0.0203
 C6 – 0.6952
 C7 – 0.0152
 C8 – 0.0158
 C9 – 0.0170
 C10 – 0.0128
 C11 – 0.0066
 C12 – 0.0187
 C13 – 0.0189
 C14 – 0.0171
 C15 – 0.0217
 C16 – 0.0228

Прогнозований клас: C6

а



б

Рис. 3. Результати обробки інформації введеної користувачем
а – значення вектору функції приналежності;
б – діаграма значень ймовірності приналежності даних до класів

Визначений номер класу використаємо для формування SQL запиту до бази знань публікацій [6]. У відповідь отримується список релевантних до запиту користувача публікацій.

На Рис. 4 показано вигляд рекомендаційного листа з публікаціями, що були відібрані системою на основі отриманого класу. База знань на момент дослідження містила 17 публікацій, з яких на Рис. 4 наведено дві найперших.

Для того щоб оцінити якість рекомендацій, згенерованих системою, були застосовані критерії, такі як точність та релевантність отриманих значень [7]. Це дозволило перевірити, наскільки система коректно та ефективно підбирає публікації, що відповідають потребам користувачів.

Релевантність характеризує ступінь відповідності результатів, які бачить користувач після введення ключових слів або тривалості ознайомлення із публікацією, що відповідають його потребам та очікуванням. Це означає, що гібридна рекомендаційна система аналізує публікації і видає ті, які найбільше відповідають запиту користувача [8].

Оцінювати точність роботи рекомендаційної системи можна завдяки реакції користувача на об'єкти наведені у списку рекомендацій.

В такому разі інформація для оцінки роботи рекомендаційної системи з'являється в процесі її використання (Рис.5) [10].

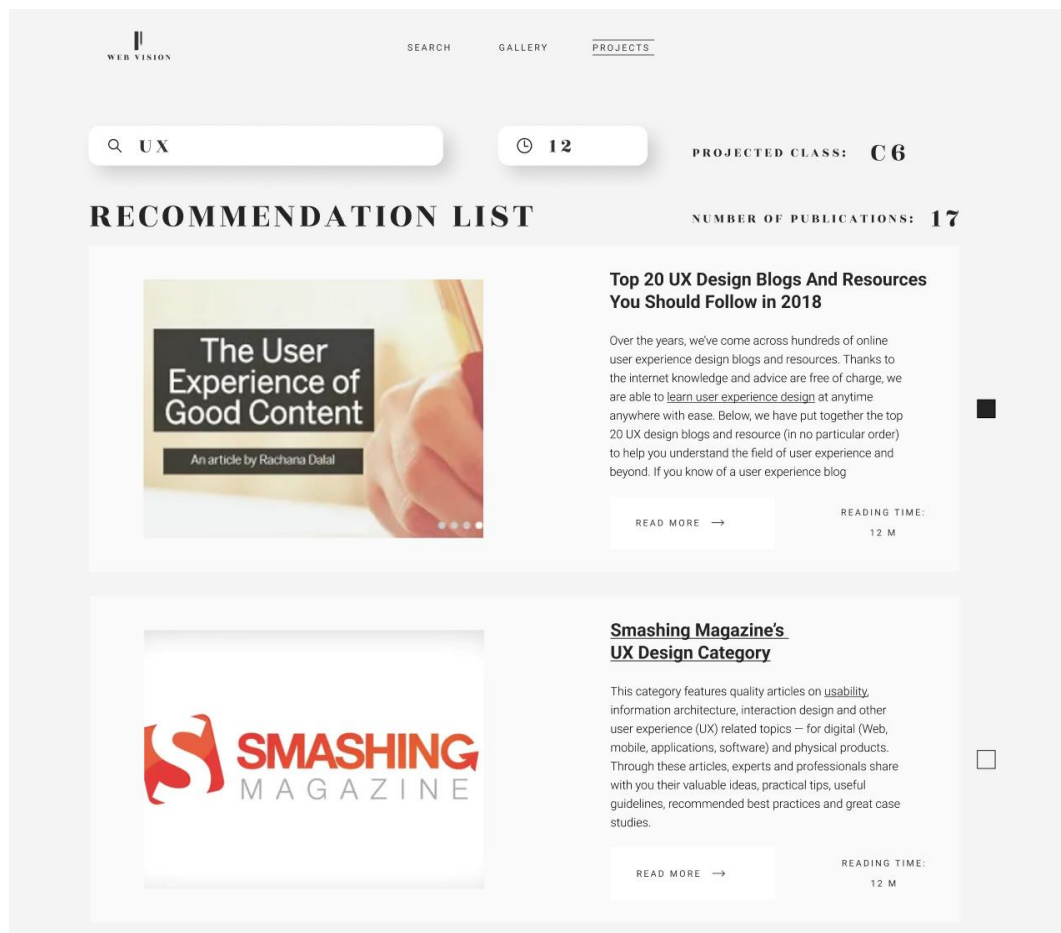


Рис. 4. Вигляд вікна з переліком рекомендованих публікацій

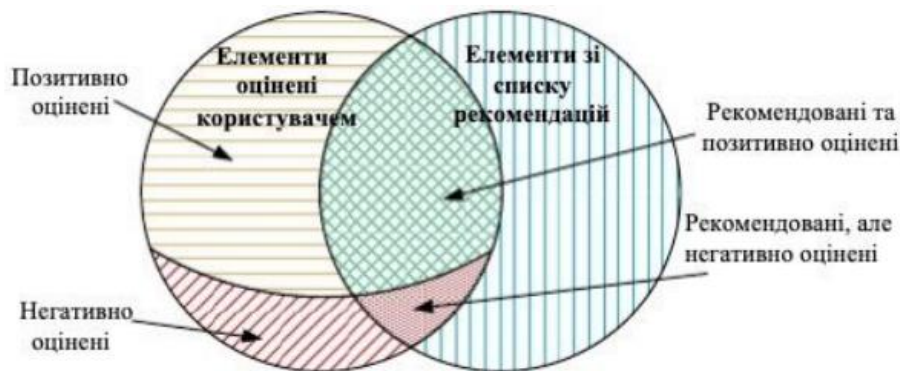


Рис. 5. Схема взаємозв'язку інформації для оцінки якості роботи рекомендаційних систем [11]

Точність – це міра, яка вказує на рівень збігу між прогнозованими оцінками системи та фактичними оцінками, виставленими користувачами. Коли користувачі виставили оцінки об'єктам, точність було визначено за допомогою середньоквадратичної помилки [9].

Середньоквадратична помилка (RMSE) визначається за наступною формулою

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{|T|} \sum_{(u,i) \in T} (p_{ui} - r_{ui})^2},$$

де u – номер користувач; i – номер предмета; r – значення прогнозованої оцінки; p – значення фактичної оцінки; T – загальна кількість тестових оцінок, чим менше тим краще.

Релевантність розраховувалась за допомогою зворотних даних від користувачів, які оцінили рекомендації за точністю, актуальністю та цінністю, що дозволило визначити рівень відповідності системи інтересам користувачів. Розрахунок RMSE, що склав 0,24, підтвердив високу точність та релевантність рекомендацій на основі вибору користувачів.

Таким чином розглянуто гібридну рекомендаційну систему для підтримки UI/UX дизайнерів, що поєднує методи колаборативної фільтрації та фільтрації вмісту для покращення точності та релевантності рекомендацій. Основні етапи розробки системи включають кластеризацію публікацій за ключовими словами та часом їх читання, а також запобігання проблемі "холодного старту" для нових користувачів.

Висновки. Запропонована система показала високу ефективність у підборі релевантних публікацій, що підтверджується результатами оцінки користувачів та метриками точності. Точність класифікатора на основі машинного навчання досягла 97 %, а середньоквадратична помилка (RMSE) склала 1,21, що свідчить про високу надійність системи. Крім того, релевантність рекомендацій була підтверджена оцінками користувачів, що вказує на відповідність результатів їхнім запитам та потребам.

Слід зазначити що дана, гібридна рекомендаційна система здатна значно скоротити час пошуку відповідної інформації для дизайнерів, а також підвищити ефективність процесу розробки UI/UX завдяки автоматизації вибору публікацій.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Hodovychenko M. A., Gorbatenko A. A. "Recommender systems: models, challenges and opportunities". *Herald of Advanced Information Technology*. 2023; 6 (4): 308–319. DOI: <https://doi.org/10.15276/hait.06.2023.20>
2. "Kaggle.com". – Available from: <https://kaggle.com>.
3. «Сучасні інформаційні технології – 2023» – Доступно з: <http://dspace.opu.ua/jspui/handle/123456789/14137>.
4. Wang, H. "Group recommendation via self-attention and collaborative metric learning model". *IEEE Access*. 2019; 7 (1): 164844–164855. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2953176>.
5. Asim M. "Content based call for papers recommendation to researchers". *International Conference on Open Source Systems and Technologies (ICOSST)*. 2018; 1 (1): 42–47. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICOSST.2018.8632174>.
6. Silveira T. "How good your recommender system is? A survey on evaluations in recommendation". *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*. 2019; 10 (5): 813–831. DOI: <https://doi.org/10.1007/s13042-017-0762-9>.
7. Kunaver M. "Diversity in recommender systems—A survey". *Knowledge-Based Systems*. 2017; 123 (1): 154–162. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2017.02.009>.
8. Valcarce D. "Collaborative filtering embeddings for memory-based recommender systems". *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2019; 85 (1): 347–356.
9. Biswas P. "A hybrid recommender system for recommending smartphones to prospective customers". *Expert Systems with Applications*. 2022; 208 (1): 118–128. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118058>.
10. Huang Z. "A novel group recommendation model with two - stage deep learning". *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. 2021; 52 (9): 5853 – 5864. DOI: <https://doi.org/10.1109/TSMC.2021.3131349>.
11. Мелешко Є. В «Методи оцінки якості роботи рекомендаційних систем». *Системи управління навігації та зв'язку. Збірник наукових праць*. 2018; 5(51): 92-97. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2018.5.092>

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.01.2024.03>

UDC 167.7; 004.81

A hybrid recommender system to support UI/UX designers

Olena O. Arsirii¹⁾

Dr. Sc., Professor, Head of Department of Information Systems

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8130-9613>; e.arsirii@gmail.com. Scopus Author ID: 54419480900

Olga M. Liubomska¹⁾

Master, Department of Information systems

ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-3291-7590>; olyalyubomska@gmail.com. Scopus Author ID: 58995718000

Olexander V. Rudenko¹⁾

Postgraduate student, Department of Information systems

ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-2944-4040>; alexo.rudenko@stud.op.edu.ua

Dmitriy V. Ivanov¹⁾

Postgraduate student, Department of Information systems

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-3958-5310>; 10794005@stud.op.edu.ua

¹⁾ Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Ave. Odesa, 65044, Ukraine

ABSTRACT

A hybrid recommender system has been developed to support UI/UX designers, which is aimed at optimizing the search for relevant information and reducing the time for practical creation of web interfaces. The combination of collaborative filtering and content filtering methods can significantly increase the accuracy and relevance of recommendations for users. The system for clustering publications analyzes their keywords and the time to read the content, which helps to avoid the problem of "cold start". To create a hybrid recommender system, a complex methodology has been developed, which consists of the following stages: obtaining input data, pre-processing, clustering and building a classifier, the next step is building a knowledge base and obtaining recommendations, as well as obtaining data about users of the recommender system, forming a database, analysis user requests to prevent "cold start".

The applied clustering and classification methods, including machine learning, ensured the accuracy of the system's recommendations at the level of 97 %, which is confirmed by the low root mean square error (RMSE = 1.21) and high ratings from users. This helps to increase the efficiency of the work of designers by offering individual recommendations based on their requests.

Keywords: Hybrid recommender system; UI/UX design; collaborative filtering; classification; machine learning; relevance; root mean square error.