

УДК 004.4

Вовк С.В., Бармак О.В., Скрипник Т.К., Пасічник О.А.

Хмельницький національний університет

МЕТОД РЕКОМЕНДАЦІЙ ЗА АНАЛІЗОМ ПОПЕРЕДНЬОЇ КУПІВЕЛЬНОЇ ПОВЕДІНКИ КЛІЄНТА ЗАСОБАМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ВЕБСИСТЕМИ ІГРОВИХ КОНСОЛЕЙ ТА АКСЕСУАРІВ

Розглянуто методiku створення персоналізованих рекомендацій для вебсистеми ігрових консолей та аксесуарів, що враховує попередні замовлення клієнта. Метод заснований на алгоритмах машинного навчання, зокрема на використанні TF-IDF та косинусної подібності, що дозволяє формувати релевантні пропозиції товарів на основі інтересів клієнта. Метод призначений для покращення користувацького досвіду та підвищення конкурентоспроможності онлайн-платформ.

The methodology for creating personalized recommendations for a web system of gaming consoles and accessories, based on previous customer orders, is discussed. This method is founded on machine learning algorithms, particularly the use of TF-IDF and cosine similarity, which enable the formation of relevant product suggestions based on customer interests. The method is designed to enhance user experience and increase the competitiveness of online platforms.

Сучасні користувачі очікують індивідуального підходу до всіх аспектів взаємодії, від якісного контенту у відеоіграх, що охоплює складність, геймплей та емоційний вплив, до вибору товарів і послуг під час онлайн-шопінгу. У зв'язку з тим, що більшість людей тепер купують через інтернет, для виділення серед конкурентів і забезпечення найкращого користувацького досвіду важливо пропонувати рекомендації, які враховують інтереси та потреби кожного клієнта. Відтак, персоналізовані рекомендації стають ключовим елементом для успішного ведення бізнесу, підвищення його конкурентоспроможності та задоволення потреб споживачів. Вивчення цього питання є актуальним для розвитку вебсистем, орієнтованих на успішну діяльність в онлайн-комерції.

Метою роботи є покращення ефективності рекомендацій, адаптованих до потреб кожного користувача, за рахунок використання машинного навчання.

Сьогодні електронна комерція стала важливою частиною життя. Вибір серед безлічі продуктів в інтернеті часто буває складним, що створює потребу в дієвих методах пошуку. У світі, де кількість товарів і послуг швидко зростає, надання персоналізованих рекомендацій стає основним пріоритетом для багатьох компаній.

Пошук потрібних товарів часом буває досить складним, тому є різні методи фільтрації, які полегшують цей процес, надаючи користувачам релевантні

результати, адаптовані до їхніх потреб [1]. Рекомендаційна система – це метод веброзвідки, що здатен постійно відбирати корисну інформацію для користувачів. Щоб покращити пошук оптимальних товарів для клієнтів, використовуються різні підходи, серед яких одним із найефективніших є застосування алгоритмів персоналізованих і загальних рекомендацій із використанням штучного інтелекту [2].

Існує багато методів і алгоритмів, які можна згрупувати в три основні підходи:

- фільтрація на основі вмісту [3];
- спільна фільтрація [4];
- гібридні моделі [5].

Фільтрація на основі вмісту [3] ґрунтується на характеристиках товару, а не на даних користувачів. Наприклад, якщо користувач переглядав ноутбуки, система запропонує інші ноутбуки або схожі продукти. Вона враховує такі фактори, як колір, матеріал і категорія товару.

Спільна фільтрація [4], на відміну від попереднього підходу, аналізує дії та вподобання користувачів, щоб передбачити їхні інтереси через подібність з іншими користувачами. Вона не потребує аналізу самого вмісту, що дозволяє рекомендувати такі складні елементи, як фільми. Основна ідея даного методу полягає в тому, що користувачі з подібними вподобаннями в минулому, ймовірно, будуть мати схожі смаки в майбутньому.

Гібридна модель [5] поєднує в собі найкраще з двох світів: аналіз того, що подобається іншим користувачам, і розуміння того, що саме цікавить кожного окремо. Завдяки цьому ми отримуємо більш точні та надійні рекомендації.

Для створення персоналізованих рекомендацій товарів на основі попередніх покупок клієнта найбільш ефективним є підхід фільтрації за змістом. Він дозволяє глибоко аналізувати індивідуальні вподобання кожного клієнта, виходячи з його конкретних замовлень. На відміну від колаборативної фільтрації, яка фокусується на порівнянні вподобань клієнта з іншими користувачами, фільтрація за змістом надає можливість створювати більш точні та індивідуальні рекомендації. Для створення системи персоналізованих рекомендацій, що базується на аналізі змісту, використовуватимуться алгоритми TF-IDF та косинусної подібності. Ці методи дозволяють з високою точністю визначити ступінь схожості між різними об'єктами даних, виходячи з їхнього змісту. Зокрема, косинусна подібність, представляючи дані у векторному форматі, забезпечує ефективне порівняння великих обсягів інформації [6]. Комбінуючи ці алгоритми з іншими підходами, можна досягти ще більш точних та релевантних рекомендацій.

Процес побудови системи рекомендацій товарів на основі попередніх покупок користувача (рис. 1) складається з двох ключових етапів: навчання та тестування моделі. На обох етапах здійснюється завантаження та підготовка даних, включаючи очищення від пропусків та негативних значень. Ключовими методами обробки даних є TF-IDF та обчислення косинусної відстані. Ці методи дозволяють

перетворити текстові описи товарів на числові вектори та визначити ступінь їхньої схожості. Для досягнення оптимальних результатів використовується кілька наборів даних, включаючи історію попередніх замовлень користувача та детальні характеристики товарів. Ці дані будуть використані для навчання та тестування моделі рекомендацій.

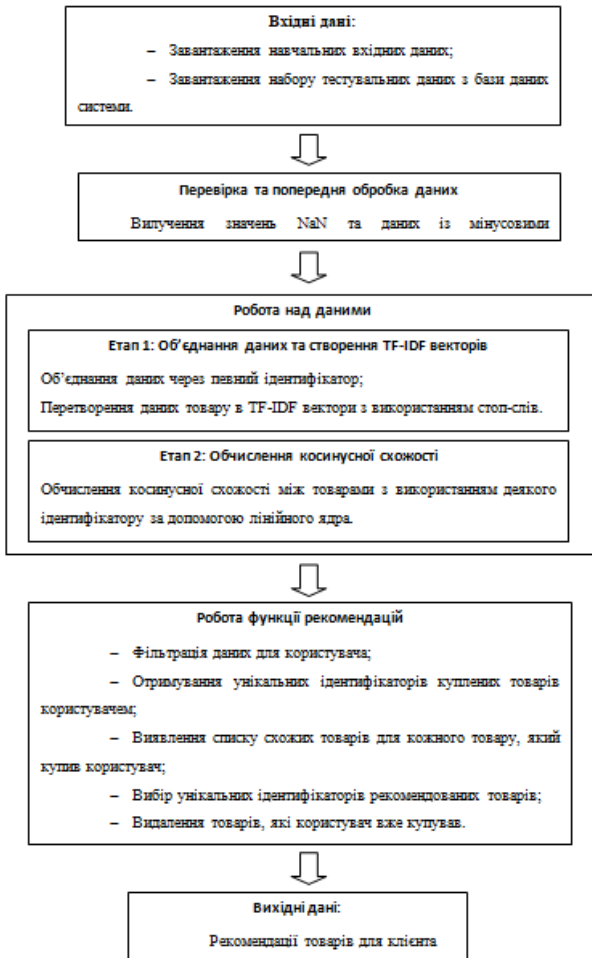


Рисунок 1 – Схема методу рекомендацій товарів за аналізом попередньої купівельної поведінки клієнта

На першому етапі обробки даних здійснюється їх інтеграція. Дані про замовлення користувачів та детальна інформація про товари об'єднуються в єдиний,

комплексний набір даних. Це дозволяє встановити взаємозв'язки між замовленнями та конкретними товарами за допомогою унікальних ідентифікаторів. Отриманий об'єднаний набір даних піддається подальшій обробці за допомогою методу TF-IDF, який виміряє важливість кожного слова в описі товару та порівнює різні товари між собою. TF-IDF складається з двох компонентів: TF (term frequency) та IDF (inverse document frequency). TF визначає частоту слова в документі. Чим частіше слово зустрічається в описі товару, тим більшу вагу воно отримує. IDF, навпаки, враховує, наскільки рідко слово зустрічається в усіх документах, це знижує вагу загальноприйнятих слів, які не несуть багато інформації.

Після перетворення текстових описів товарів у числові вектори, вимірюється їхня схожість за допомогою косинусної міри. Косинусна міра – це геометричний показник, який визначає кут між двома векторами в багатовимірному просторі. Якщо вектори спрямовані в одному напрямку, то кут між ними малий, і косинусна міра буде близька до 1, що вказує на високу схожість. Навпаки, якщо вектори перпендикулярні, то косинусна міра дорівнює 0, що означає відсутність схожості. Цей метод базується на принципах евклідової геометрії й дозволяє ефективно порівнювати текстові дані. Отримані значення косинусної схожості використовуються для побудови матриці схожості, яка є основою для подальшої роботи системи рекомендацій.

По завершенню підготовки даних, вони передаються до модуля рекомендацій. Даний модуль приймає як вхідний параметр ідентифікатор користувача, для якого необхідно сформувати персоналізований список рекомендацій. За цим ідентифікатором витягується історія попередніх покупок користувача. Далі, з цієї історії відбираються тільки ті товари, які користувач фактично придбав. Отримані дані про придбані товари використовуються для пошуку схожих товарів на основі попередньо розрахованої матриці схожості.

Для кожного товару з історії покупок користувача система визначає п'ять найбільш схожих товарів з усієї бази даних. Цей список може бути більшим, але для роботи відбирається лише п'ять товарів з найвищим ступенем схожості. З отриманого списку виключаються товари, які користувач вже купував, а також дублікати.

Для проведення експериментального тестування методу рекомендацій розроблено вебсистему, що присвячена продажу ігрових консолей та аксесуарів. Спроектвана система забезпечує стандартний функціонал електронних магазинів: реєстрацію та авторизацію користувачів. Для зручності управління та адміністрування системою передбачено розділення на дві частини: фронтенд (клієнтська частина) та бекенд (адміністративна панель). Структурно система складається з бази даних, яка зберігає всю необхідну інформацію про користувачів, товари, замовлення та інше, а також трьох взаємопов'язаних підсистем:

– підсистема користувача забезпечує взаємодію користувача з системою, відображення рекомендованих товарів, управління особистим кабінетом тощо.

– підсистема адміністрування призначена для управління каталогом товарів, обробки замовлень, налаштування системи та аналізу статистики.

– підсистема рекомендацій відповідає за аналіз даних про покупки користувачів та формування персоналізованих рекомендацій.

Для забезпечення модульності та незалежності розробки, підсистему рекомендацій реалізовано як окремий компонент вебсистеми. Такий підхід дозволяє легко інтегрувати різні алгоритми рекомендацій та експериментувати з різними підходами до персоналізації.

Детальну архітектуру та взаємозв'язки компонентів вебсистеми можна побачити на рисунку 2.



Рисунок 2 – Схема структура вебсистеми ігрових консолей та аксесуарів

Побудована вебсистема пропонує користувачам широкий спектр функціональних можливостей, включаючи зручний інтерфейс для пошуку та покупки товарів, персоналізовані рекомендації, а також адміністративну панель для

управління системою. Завдяки використанню сучасних технологій, таких як Laravel та Vue.js, система забезпечує високу швидкість роботи та надійність. Шаблон MVC, використаний у модулі рекомендацій, суттєво спрощує процес розробки та підтримки системи. Чітке розділення відповідальностей між компонентами дозволяє розробникам ефективно працювати над різними аспектами системи, не заважаючи один одному.

Для перевірки функціональності системи було здійснено тестове замовлення гри "Dead Space". Після оформлення замовлення, система генерує унікальний ідентифікатор замовлення та записує деталі замовлення в базу даних, також відбувається перенаправлення клієнта на сторінку подяки за створене замовлення. Сам же модуль рекомендацій, працюючи в фоновому режимі, аналізує дані про користувача та його попередні покупки, формуючи персоналізовані пропозиції (рисунком 3), які відображаються на головній сторінці відразу після авторизації користувача.

Вам Може Сподобатися

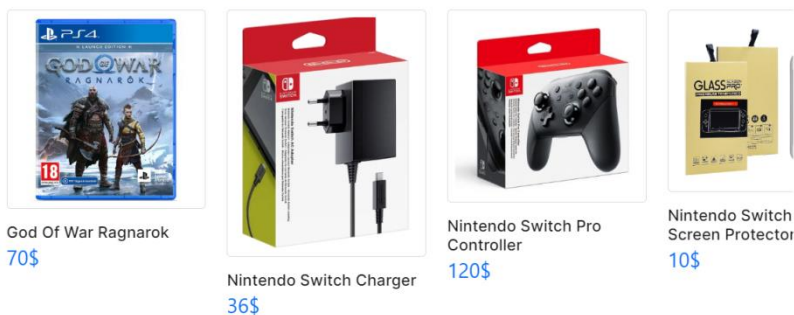


Рисунок 3 – Сформовані персональні рекомендації користувача

Розроблена система рекомендацій, заснована на принципах машинного навчання, успішно вирішує завдання персоналізації пропозицій для кожного окремого користувача в режимі реального часу. Це означає, що кожен клієнт отримує рекомендації, які відповідають його індивідуальним вподобанням та попереднім діям у системі.

Результати експериментальних досліджень, проведених для оцінки ефективності системи, продемонстрували високу релевантність запропонованих товарів. Порівняння рекомендацій, наданих системою, з оцінками експертів у галузі маркетингу та аналізу даних показало, що в більше, ніж 60% випадків рекомендації збіглися з думкою експертів. Це вказує на те, що модель машинного навчання, яка

лежить в основі системи, успішно виявляє закономірності в поведінці користувачів та використовує їх для генерації релевантних пропозицій.

Однак, попри досягнуті результати, існує потенціал для подальшого вдосконалення системи. Зокрема, алгоритм ранжування рекомендацій можна оптимізувати для більш точного визначення пріоритетності різних пропозицій. Також для підвищення точності рекомендацій та покращення загальної ефективності системи, можна розглянути можливість використання складніших моделей машинного навчання, таких як нейронні мережі. Це дозволить врахувати більшу кількість факторів, що впливають на поведінку користувачів та надавати ще більш персоналізовані рекомендації. Крім того, розширення набору даних для навчання моделі сприятиме підвищенню її точності та узагальнювальної здатності.

Перелік посилань

1. Sneha Khatwani, M.B. Chandak. Building Personalized and Non Personalized recommendation systems. 2016 URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7877661>
2. Nikolett Lorincz. 18 Product Recommendation Examples to Increase Sales in 2024. 2024. URL: <https://www.optimonk.com/product-recommendation>
3. Using Ecommerce Recommendation Engines to Keep Your Customers Coming Back. bigcommerce.com. URL: <https://www.bigcommerce.com/articles/ecommerce/recommendation-engine/>
4. Maruti Techlabs. What are Product Recommendation Engines? And the various versions of them? 2017. URL: <https://towardsdatascience.com/what-are-product-recommendation-engines-and-the-various-versions-of-them>
5. Cory Maklin. Memory Based Collaborative Filtering — User Based. 2022. URL: <https://medium.com/@corymaklin/memory-based-collaborative-filtering-user-based>
6. Naomy Duarte Gomes. The cosine similarity and its use in recommendation systems. 2023. URL: <https://naomy-gomes.medium.com/the-cosine-similarity-and-its-use-in-recommendation-systems>