

С. М. ШЕВЧЕНКО

кандидат педагогічних наук, доцент,
доцент кафедри інформаційної та кібернетичної безпеки
імені професора Володимира Бурячка
Київський столичний університет імені Бориса Грінченка
ORCID: 0000-0002-9736-8623

Ю. Д. ЖДАНОВА

кандидат фізико-математичних наук, доцент,
доцент кафедри інформаційної та кібернетичної безпеки
імені професора Володимира Бурячка
Київський столичний університет імені Бориса Грінченка
ORCID: 0000-0002-9277-4972

О. С. ДАНИЛЮК

магістрант кафедри інженерії програмного забезпечення
Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій
ORCID: 0009-0004-9894-6992

АНАЛІЗ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ ХАРАКТЕРИСТИК АЛГОРИТМІВ У РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

Інформаційне середовище стає все більш насиченим і динамічним. Інформація зростає по подвійному експоненціальному закону. Процес пошуку, аналізу та фільтрації інформації ускладнюється з кожним днем, а зростаючий обсяг інформації обтяжує процес прийняття обґрунтованих рішень. Вирішення цієї проблеми можливе за рахунок розробки та впровадження рекомендаційних систем.

Дана стаття присвячена дослідженню існуючих моделей рекомендаційних систем, а саме: на основі контентної фільтрації, колаборативної фільтрації, гібридної фільтрації. На основі аналізу науково-технічної літератури визначено загальний механізм рекомендаційного процесу, здійснено огляд методів фільтрації та їх характеристик. Представлено схеми реалізації рекомендацій і можливі метрики для групування відповідних користувачів.

Розкриті недоліки кожного рекомендаційного процесу, а саме: холодний запуск, розрідженість, «сіра віця» для колаборативної фільтрації та пов'язана лише з даними про предмет обмеженість контентної фільтрації. Цим обґрунтовується суперпозиція (комбінація) цих двох фільтрацій для створення гібридної фільтрації.

У статті розглядається питання щодо якості рекомендаційних систем. Крім традиційних показників точності та повноти, сучасні підходи враховують різноманітність, новизну, несподіваність рекомендацій, робастність, інтерпретованість, справедливість.

Зроблено акцент на зовнішні дестабілізуючі фактори у роботі рекомендаційних систем, зокрема, існування загрози порушення конфіденційності персональних даних користувача та загрози отримати неправильні рекомендації в результаті цілеспрямованої атаки на систему рекомендацій.

Як приклад описано процес розробки рекомендаційної системи для підбору товарів спортивного приладдя: встановлені вимоги до функціонування даної системи; окреслено базу даних щодо користувачів та характеристик спортивного приладдя; змодельовано діаграму варіантів використання; розроблено та протестовано програмне забезпечення у вигляді Telegram-бота.

Результати дослідження можна впровадити в навчальний процес студентів галузі І2 Інформаційні технології.

Ключові слова: рекомендаційна система, контентна фільтрація, колаборативна фільтрація, гібридна фільтрація, методи кластеризації.

S. M. SHEVCHENKO

PhD, Associate Professor,
Associate Professor at the Department of Information and Cyber Security
named after Professor Volodymyr Buriachok
Borys Grinchenko Kyiv University
ORCID: 0000-0002-9736-8623

YU. D. ZHDANOVA

PhD, Associate Professor,
Associate Professor at the Department of Information and Cyber Security
named after Professor Volodymyr Buriachok
Borys Grinchenko Kyiv University
ORCID: 0000-0002-9277-4972

O. S. DANYLIUK

Master's Student at the Department of Software Engineering
National University of Information and Communication Technologies
ORCID: 0009-0004-9894-6992

ANALYSIS AND RESEARCH OF CHARACTERISTICS OF ALGORITHMS IN RECOMMENDER SYSTEMS

The information environment is becoming more saturated and dynamic. Information grows according to a double exponential law. The process of searching, analyzing and filtering information is becoming more complicated every day, and the growing volume of information complicates the process of making informed decisions. Solving this problem is possible through the development and implementation of recommender systems.

This article is devoted to the latest models of recommendation systems, namely: based on content filtering, collaborative filtering, hybrid filtering. Based on the analysis of scientific and technical literature, the underlying mechanism of the recommendation process was identified, and an overview of filtration methods and their characteristics was made. Presented are schemes for implementing recommendations and possible metrics for grouping relevant clients.

The disadvantages of each recommendation process are characterized, namely: cold start, sparseness, "gray sheep" for collaborative filtering and is associated only with data on the subject of content filtering limitations. This justifies the superposition (combination) of these two filtering to create a hybrid filtering.

The article considers the issue of the quality of recommender systems. In addition to traditional indicators of accuracy and completeness, modern approaches take into account diversity, novelty, unexpectedness of recommendations, robustness, interpretability, and fairness.

Emphasis is placed on external destabilizing factors in the work of recommendation systems, in particular, the existence of a threat of violation of the confidentiality of the user's personal data and the threat of receiving incorrect recommendations as a result of a targeted attack on the recommendation system.

As an example, the process of developing a recommender system for selecting sports equipment products is described: installing features before the operation of this system; the database of the characteristics of the sports equipment has been christened; the diagram of variants of the wiki was modeled; the security program was dismantled and protested by the Telegram bot.

The results of the study can be implemented in the educational process of students 12 Information technology.

Key words: recommender system, content filtering, collaborative filtering, hybrid filtering, clustering methods.

Постановка проблеми

Рекомендаційні системи стали невід'ємною частиною повсякденного життя. Вони допомагають економити час, знаходити нові продукти та отримувати максимальне задоволення від використання цифрових сервісів. Так, 76% споживачів очікують, що компанії розумітимуть їхні потреби та вподобання, а 72% – взаємодіють лише з персоналізованим контентом [1]. Згідно дослідження [2] 71% споживачів відчувають розчарування, коли покупка є безособовою, 63% споживачів перестануть купувати у брендів, які використовують погану тактику персоналізації, 83% споживачів навіть готові поділитися своїми даними, щоб створити більш персоналізований досвід. Щодо іншої сторони цієї взаємодії, то для бізнесу рекомендаційні системи стали потужним інструментом для збільшення продажів і підвищення лояльності клієнтів. Компанії, які інвестують у персоналізацію, відзначають збільшення доходу на 15%, а найефективніші бренди отримують на 40% більше доходу, ніж їхні аналоги [1]. Щоб досягти успіху в електронній комерції, компанії повинні не лише пропонувати якісні продукти та послуги, а й демонструвати справжню турботу про потреби та бажання своїх клієнтів. На сучасному етапі персоналізація перетворилася з модного маркетингового слова в критично важливу стратегію, що сприяє залученню, лояльності та прибутку у різних галузях [1]. Це також підтверджується у роботі [3], де авторами проведено аналіз 79 публікацій з 2014 до 2023 року щодо впливу персоналізації на задоволеність споживачів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Під рекомендаційною системою будемо розуміти інтелектуальний програмний засіб, що використовує алгоритми машинного навчання для аналізу великих обсягів даних про користувачів та їхні вподобання. На основі цього аналізу система генерує персоналізовані рекомендації, які з високою ймовірністю зацікавлять користувача.

Дослідженню архітектури та різних алгоритмів у рекомендаційних системах, моделей їх впровадження, метрик угруповання користувачів присвячена достатня кількість наукових наробок. Хоча історія їх розвитку

починається не так давно: з середини дев'яностих років минулого століття. Були винайдені системи рекомендацій на основі спільної фільтрації. Спільна фільтрація (CF) – це технологія персоналізації, яка генерує рекомендації для користувачів на основі оцінок інших [4]. Системи рекомендацій відрізняються тим, як вони аналізують джерела даних, щоб виробити поняття спільності між користувачами та елементами, які можна використовувати для ідентифікації підібраної пари [5]. Грунтуючись на минулих дослідженнях, аналізуючи недоліки попередніх рекомендаційних систем, науковці продовжують удосконалювати моделі і шукати відповідні методи для поліпшення якості роботи механізму рекомендацій. Інформаційні технології розвиваються стрімко, машинне навчання та штучний інтелект дозволяють здійснити гіперперсоналізацію. Тому оновлення інформації з цього питання є завжди актуальним.

Формулювання мети дослідження

Окреслене визначило мету нашого дослідження – систематизування знань про різноманіття алгоритмів рекомендаційних систем та ключових метрик для персоналізації користувацького досвіду, що дозволить компаніям приймати обґрунтовані рішення щодо інвестицій у цифрові технології та досягати стратегічних бізнес-цілей.

Викладення основного матеріалу дослідження

1. Загальний механізм рекомендаційного процесу. Кожна рекомендаційна система працює за стандартною схемою: спочатку збирає дані про користувачів та їхні вподобання, потім використовує ці дані для навчання алгоритмів, а на завершення формує персоналізовані рекомендації на основі отриманих знань [6, 7]. Загальний механізм рекомендаційного процесу представлено на рис. 1.

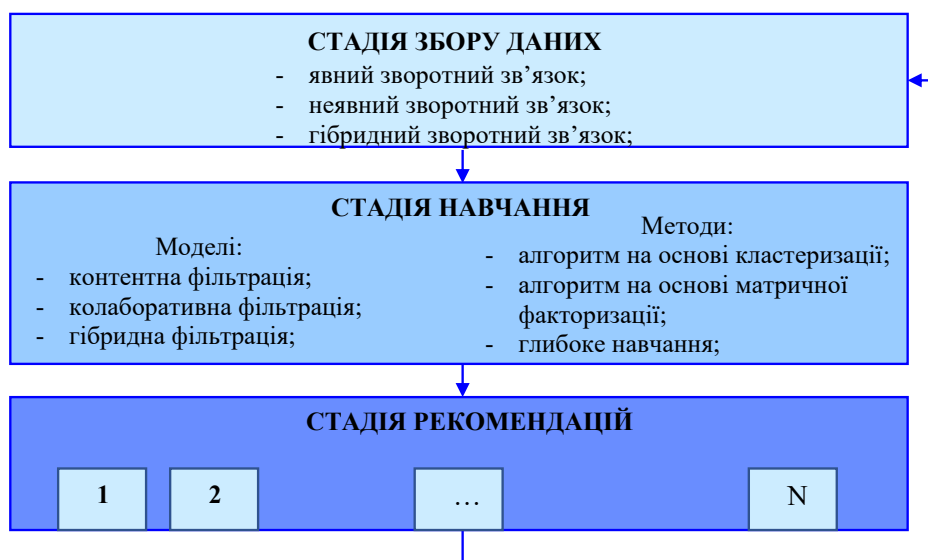


Рис. 1. Загальний механізм рекомендаційного процесу

Щоб рекомендаційна система могла пропонувати користувачу дійсно релевантні варіанти з самого початку, їй необхідно мати якомога повнішу інформацію про його вподобання. Існують три основні способи, за допомогою яких система може отримувати дані від користувача: явний, неявний та гібридний. Явний зв'язок, коли сам користувач повідомляє про свої інтереси та вподобання (наприклад, заповнює анкети, ставить оцінки), неявний – за допомогою аналізу поведінки користувача на сайті або в застосунку (наприклад, перегляд товарів, реклами, виставлення емоджі). Комбінуючи ці два підходи маємо гібридний зв'язок, внаслідок якого можна отримати більш повну картину, яка включає когнітивні навички, інтелектуальні здібності, стилі навчання, інтереси, уподобання та взаємодію з системою інтересів користувача.

На другому етапі система аналізує зібрані дані про користувачів за допомогою спеціальних алгоритмів. Цей процес дозволяє виявити закономірності в поведінці користувачів та зрозуміти, що їм подобається, а що ні [8]. Таким чином, система створює модель, яка відображає індивідуальні вподобання кожного користувача. Для того, щоб рекомендації були завжди актуальними, систему необхідно регулярно перенавчати на нових даних, які збираються в процесі використання.

На третьому етапі процес рекомендації передбачає прогнозування інтересів користувача на основі його попередньої поведінки та даних. Ефективна рекомендаційна система повинна не тільки забезпечувати високу точність прогнозів, але й пропонувати користувачам дійсно корисні та релевантні рекомендації. Занадто прості стратегії рекомендацій, такі як рекомендація найпопулярніших елементів, можуть забезпечити високу точність, але не додають нової інформації для користувача.

2. **Види рекомендаційних систем.** Аналіз літератури [3-24] дозволив виділити наступні моделі рекомендаційних систем: на основі контентної фільтрації, колаборативної фільтрації, гібридної фільтрації (рис. 2). Розглянемо кожен з них більш детально.

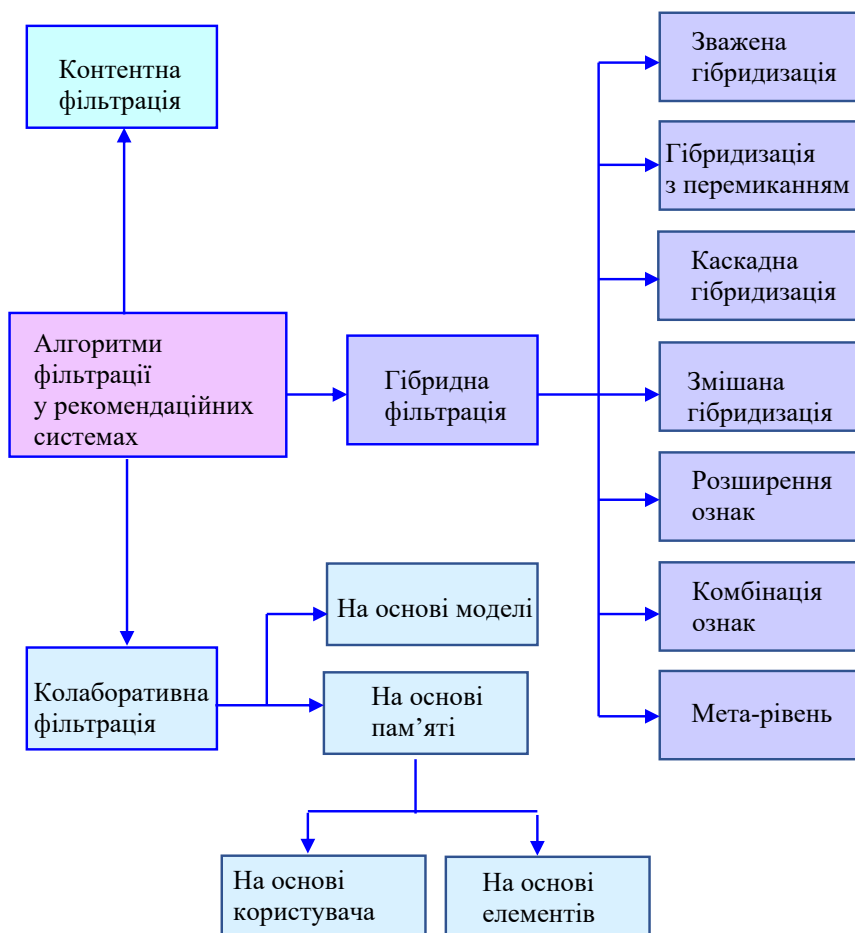


Рис. 2. Види рекомендаційних систем

2.1 Колаборативна фільтрація

Колаборативна (спільна) фільтрація (Collaborative Filtering) ґрунтується на «співпраці» різних користувачів для «фільтрації» великої кількості даних і генеруванні на їх основі рекомендації [8]. Спільна фільтрація є найбільш відомою, найбільше реалізованою з усіх технологій рекомендацій [7]. Алгоритми цієї фільтрації діляться на два підвиди:

1) Колаборативна фільтрація на основі пам'яті (Memory/Heuristic-Based), яка містить в собі:

1.1) фільтрацію на основі користувачів (User-Based Collaborative Filtering);

1.2) фільтрацію на основі елементів (Item-Based Collaborative Filtering);

2) Колаборативна фільтрація на основі моделі (Model-Based Collaborative Filtering).

Спільні системи рекомендацій агрегують рейтинги або рекомендації об'єктів, розпізнають спільні риси між користувачами на основі їхніх оцінок, а також генерують нові рекомендації на основі порівняльної взаємодії між користувачами [9].

Спільна фільтрація на основі користувачів (User-Based Collaborative Filtering) – це підхід, який дає рекомендації щодо елементів, які отримали високу оцінку користувачів [10].

У спільній фільтрації на основі елементів (Item-Based Collaborative Filtering) рекомендації щодо елементів базуються на подібності між предметами: подібність між двома предметами залежить від кількості людей, які взаємодіють з обома елементами, або подібність оцінок, наданих цим предметам [6].

Ступінь подібності між користувачами або елементами обчислюється за допомогою коефіцієнта кореляції Пірсона, косинусної подібності, метода ближнього сусіда KNN.

Проте, якщо недостатньо даних, спільна фільтрація на основі пам'яті (найчастіше на основі користувачів) має низку недоліків:

1) «холодний запуск»: додається новий користувач і новий елемент, тоді історія про них відсутня, оцінок немає, тому не можна рекомендувати, тому що його не оцінили [10];

2) розрідженість: невелика кількість користувачів оцінювали однакові елементи, що ускладнює надання рекомендацій іншому користувачу [11];

3) «сіра вівця»: ситуація, коли кількість користувачів з подібними вподобаннями до окремого користувача недостатня для створення рекомендацій [12].

У спільній фільтрації на основі моделі (Model-Based Collaborative Filtering) використовується машинне навчання та аналіз даних для розробки прогностичної моделі. Дана технологія дозволила частково вирішити проблеми спільної фільтрації на основі пам'яті. Однією з переваг є те, що ці системи є більш масштабованими з точки зору вимог до пам'яті та швидкості [13]. Ступінь подібності для колаборативної фільтрації на основі моделі визначається за допомогою методів кластеризації [14], матриці розріджених даних [15], формула Байєса.

2.2 Контентна фільтрація

Системна фільтрація на основі вмісту вибирає елементи на основі співвідношення між вмістом елементів і вподобаннями користувача на відміну від спільної системи фільтрації, яка вибирає елементи на основі співвідношення між людьми з подібними вподобаннями [16].

Система дає рекомендації, порівнюючи профіль користувача з вмістом кожного документу в колекції.

Існує кілька способів представлення термінів, щоб використовувати їх як основу для навчального контенту. Один з них – векторна модель простору. Документ D представляють як m -вимірний вектор, де кожна координата відповідає окремому терміну, а m – загальна кількість термінів, що використовуються в колекції документів. Вектор документа записується через w_i – вагу t_i , що вказує на його важливість. Якщо документ не містить t_i , то $w_i = 0$. Вагові коефіцієнти визначаються формулою

$$w_i = tf_i \cdot \lg \left(\frac{n}{df_i} \right),$$

де tf_i – кількість входжень терміну t_i у документ D ,

n – загальна кількість документів у колекції,

df_i – кількість документів, у яких термін t_i з'являється хоча б один раз.

Така схема називається $tf-idf$, що означає: чим більше разів термін зустрічається в документі, тим більше він буде відповідати відповідній рекомендації; чим більше цей термін зустрічається в усіх документах колекції, тим гірше він розрізняє документи.

Профілі користувачів в цій моделі можуть бути представлені одним $P(u_1, u_2, \dots, u_k)$ або кількома векторами профілю, як і документи, а ступінь подібності можна визначити через косинус подібності

$$\cos(D, P) = \frac{D \cdot P}{|D| \cdot |P|} = \frac{\sum_k u_k \cdot w_k}{\sqrt{\sum_k u_k^2} \cdot \sqrt{\sum_k w_k^2}}.$$

Модель фільтрації на основі вмісту використовує технологію інтелектуального аналізу тексту для визначення налаштувань користувача, семантичний аналіз тексту, нейронні мережі [17].

Архітектура рекомендаційної системи на основі вмісту виглядає наступним чином (Рис. 3).

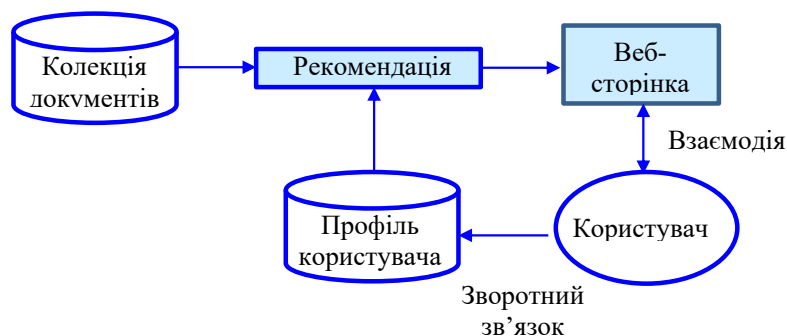


Рис. 3. Архітектура рекомендаційної системи на основі вмісту

Для покращення рекомендації може використовуватися демографічна інформація, відомості про вік, стать, національність, освіту, професію [18].

Перевагами моделі фільтрації на основі вмісту є уникнення проблеми «холодного запуску», не потрібні дані інших користувачів для початку рекомендацій. Проте ці моделі мають обмеження: не рекомендують нові елементи користувачу, а лише ту інформацію, яка тісно пов'язана з минулою оцінкою користувача [19].

2.3 Гібридна фільтрація

Усі попередні методи мають слабкі сторони, тому для покращення якості рекомендацій поєднують два або більше методів. У таблиці 1 представлені комбіновані методи та їх зміст [9, 13, 20, 21].

Таблиця 1

Методи гібридної фільтрації

Метод	Зміст
Зважена гібридизація	Оцінка рекомендованого елемента обчислюється на основі результатів усіх доступних методів рекомендацій у системі.
Гібридизація з перемиканням	Система перемикається між методами рекомендацій в залежності від поточної ситуації.
Каскадна гібридизація	Передбачає поетапний процес: один користувач рекомендує та цим вдосконалює рекомендації попередніх. Це дозволяє уникнути використання нижчого пріоритету.
Змішана гібридизація	Рекомендації з кількох методів представлені разом. Ця технологія дозволяє уникнути проблеми «холодний запуск», тому що можна використати компоненти, що базуються на вмісті.
Розширення ознак	Один з методів гібридної фільтрації використовується для створення рейтингу елемента, а потім ця інформація включається в обробку наступного методу рекомендацій. Тобто використовується навчена модель для введення в інший алгоритм.
Комбінація ознак	Розглядається спільна інформація як просто додаткова ознака, пов'язана з кожним елементом, а потім використовується фільтрація на основі вмісту над цим доповнений набором даних.
Мета-рівень	Використовує модель, створену одним методом, як вхід для іншого. Вхідною інформацією стає вся модель, тому надалі створювати легше, ніж на необроблених даних.

3. Рекомендаційна система для підбору спортивного приладдя

Розроблена система призначена для економії часу користувачів під час вибору спортивного приладдя, надаючи персоналізовані рекомендації. Основною платформою взаємодії виступає Telegram чат-бот, що дозволяє максимально спростити процес вибору приладдя та зробити його зручним для користувачів.

Функціонування системи складається із таких кроків:

Крок 1. Це обов'язкова реєстрація користувача в Telegram. Реєстрація необхідна для створення персоналізованих рекомендацій та забезпечення взаємодії з користувачами. наприклад, для надсилання оновлень чи спеціальних пропозицій.

Крок 2. Після реєстрації користувач може відповісти на запропоновані ботом питання для уточнення параметрів пошуку.

Крок 3. Для генерації рекомендацій використовується метод фільтрації на основі вмісту. Правила створюються на основі фіксованих відповідностей між характеристиками спортивного приладдя та потребами користувача. Наприклад, якщо користувач вибирає велоспорт, система рекомендує велосипеди для різних місцевостей. Користувач має можливість переглянути всі товари без обмежень за ціною, щоб ознайомитися з повним асортиментом і зробити свій вибір, або бюджетний варіант, якщо важлива економія, або товар середньої цінової категорії, що поєднує якість та доступність, або дорогі товари для тих, хто цінує інновації та найвищу якість. У разі потреби у спортивному інвентарі для силових тренувань (штанги, гантелі, тренажери) система додає варіанти, враховуючи тип (рис. 4).



Рис. 4. Схема методу генерації рекомендації

Щоб рекомендаційна система для спортивного приладдя, яка використовує Telegram-чатбот, працювала ефективно, необхідно розробити та впровадити параметри, за якими вона зможе фільтрувати та відбирати дані відповідно до запиту користувача. Для цього слід створити базу даних, яка міститиме інформацію про користувачів та характеристики спортивного обладнання. Параметри користувача: рівень підготовки (новачок, середній, професіонал), вид спорту (біг, теніс, фітнес), потреби (сезонність). Характеристики спортивного приладдя: тип (одяг чи інвентар), призначення (для якого виду спорту), сезонність (літнє, зимове), бренди, бюджет.

Концептуальну модель інформаційної системи виконано в об'єктно-орієнтованій парадигмі засобами UML (рис. 5).

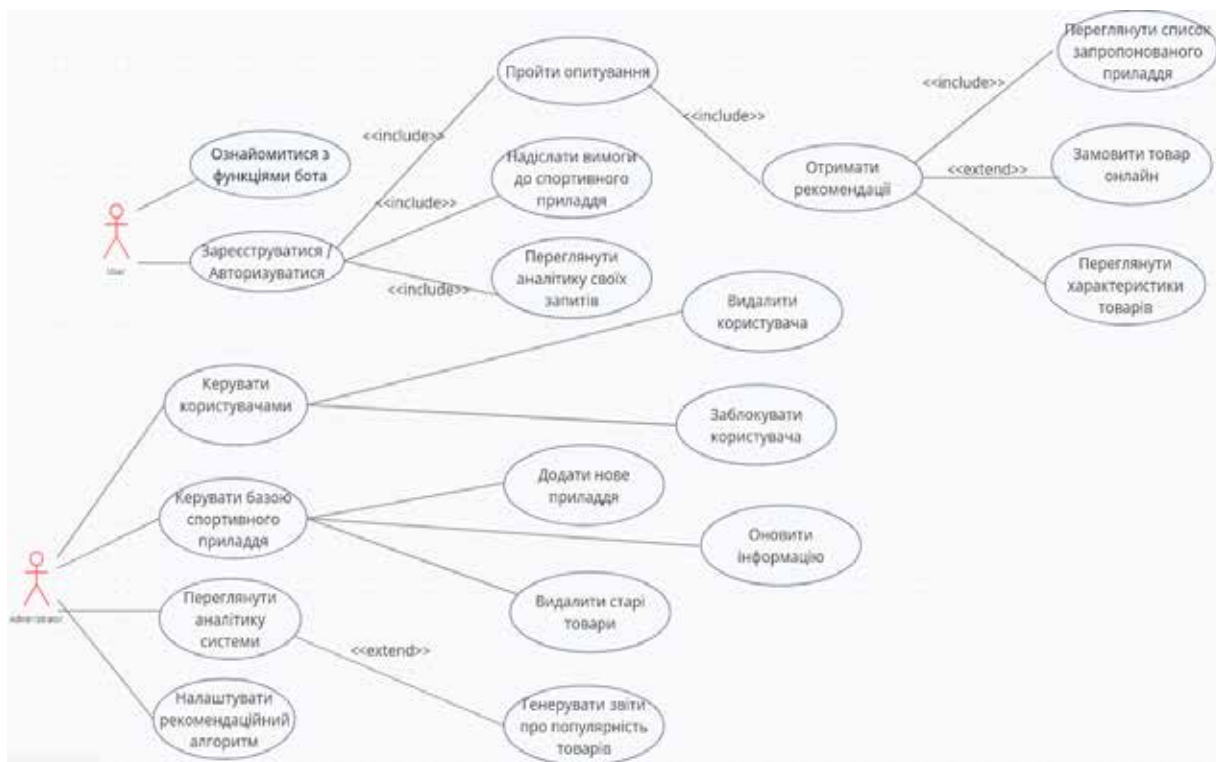


Рис. 5. Діаграма варіантів використання системи підбору спортивного приладдя

Під час розроблення рекомендаційної системи підбору спортивного приладдя були використані такі методи та мова програмування: Python, PostgreSQL, NumPy та content-based filtering, Telegram Bot API.

На рис. 6 представлено інтерфейс чат-бота рекомендаційної системи спортивного приладдя в месенджері Telegram.

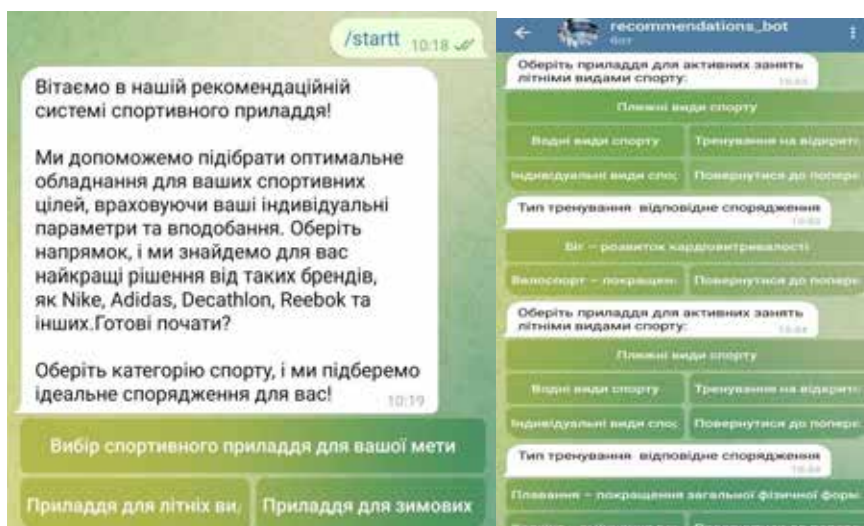


Рис. 6. Інтерфейс чат-бота рекомендаційної системи спортивного приладдя в месенджері Telegram

Розроблена рекомендаційна система є ефективним інструментом для віртуальних магазинів, спрямованим на збільшення продажів та покращення взаємодії з клієнтами.

Висновки

Рекомендаційна система – це комплексний процес, що охоплює збір даних про користувача, їх аналіз, формування рекомендацій та їх подання користувачеві. Тому оцінка якості рекомендаційних систем є ключовим етапом у їх розробці та впровадженні. Хоча традиційно основна увага приділялася таким показникам, як точність

прогнозування вподобань користувачів та покриття каталогу товарів, сучасні підходи до оцінки якості системи виходять за межі цих базових метрик: застосовують такі показники як різноманітність, новизна, несподіваність рекомендацій, робастність, інтерпретованість, справедливість тощо [25, 26, 27].

Незважаючи на те, що персоналізація підвищує задоволеність клієнтів, вона також вимагає тонкого балансу між налаштуваннями та різноманітністю, щоб запобігти бульбашкам фільтрів і сприяти здоровій інформаційній екосистемі. Чим більш персоналізоване дослідження, тим більше персональних даних збирається. Це викликає серйозні занепокоєння щодо конфіденційності та безпеки даних [3, 7, 25]. Оскільки компанії прагнуть запропонувати індивідуальний досвід, вони повинні гарантувати, що дані клієнтів, які вони збирають, надійно зберігаються та обробляються відповідально.

Майбутнє рекомендаційних систем пов'язане з розвитком гібридних моделей, глибокого навчання, контекстуальних і інтерактивних рекомендацій, а також з вирішенням етичних проблем.

Список використаної літератури

1. Personalization in Market Research – Why It Matters More Than Ever in 2024. <https://ttconsultants.com/personalization-in-market-research-why-it-matters-more-than-ever-in-2024/#:~:text=In%202024%2C%20personalization%20in%20market%20research%20is%20no%20longer%20a,to%20stay%20relevant%20and%20competitive>
2. Casaca, Joaquim & Miguel, Luis. 2024. The Influence of Personalization on Consumer Satisfaction: Trends and Challenges. 10.4018/979-8-3693-3455-3.ch010. https://www.researchgate.net/publication/383006376_The_Influence_of_Personalization_on_Consumer_Satisfaction_Trends_and_Challenges
3. Il Im and Alexander Hars. 2007. Does a one-size recommendation system fit all? the effectiveness of collaborative filtering based recommendation systems across different domains and search modes. *ACM Trans. Inf. Syst.* 26, 1 (November 2007), 4–es. <https://doi.org/10.1145/1292591.1292595>
4. P. Melville and V. Sindhwani, "Recommender Systems," In: C. Sammut and G. Webb, Eds., *Encyclopedia of Machine Learning*, Springer, Berlin, 2010, pp. 829-838.
5. F.O. Isinkaye, Y.O. Folajimi, B.A. Ojokoh. 2015. Recommendation systems: Principles, methods and evaluation. *Egyptian Informatics Journal*, Volume 16, Issue 3, 261-273, <https://doi.org/10.1016/j.eij.2015.06.005>.
6. Hodovychenko, M. A., & Gorbatenko, A. A. Recommender systems: models, challenges and opportunities. *Вісник сучасних інформаційних технологій*, 2023. 6(4), 308–319. <https://doi.org/10.15276/hait.06.2023.20>
7. Jalili, M., Ahmadian, S., Izadi, M., Moradi, P., & Salehi, M. Evaluating collaborative filtering recommender algorithms: a survey. *IEEE access*, 2018. 6, 74003–74024. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2883742.
8. Burke, Robin. Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*. 2002. 12. 10.1023/A:1021240730564
9. Mukund Deshpande and George Karypis. 2004. Item-based top-N recommendation algorithms. *ACM Trans. Inf. Syst.* 22, 1 (January 2004), 143–177. <https://doi.org/10.1145/963770.963776>
10. Abdelwahab, A., Sekiya, H., Matsuba, I., Horiuchi, Y., & Kuroiwa, S. Alleviating the sparsity problem of collaborative filtering using an efficient iterative clustered prediction technique. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 2012. 11(01), 33–53. <https://doi.org/10.1142/S0219622012500022>
11. Alabdulrahman, R., & Viktor, H. Catering for unique tastes: Targeting grey-sheep users recommender systems through one-class machine learning. *Expert Systems with Applications*, 2021. 166, 114061. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114061>.
12. Aggarwal, Charu C. *Recommender Systems: The Textbook*: Springer, 2016. 499 p. DOI 10.1007/978-3-319-29659-3, https://pzs.dstu.dp.ua/DataMining/recom/bibl/1aggarwal_c_c_recommender_systems_the_textbook.pdf
13. E. Bojnordi and P. Moradi, "A novel collaborative filtering model based on combination of correlation method with matrix completion technique", *Proc. 16th CSI Int. Symp. Artif. Intell. Signal Process. (AISP)*, pp. 191-194, 2012.
14. M. Ranjbar, P. Moradi, M. Azami and M. Jalili, "An imputation-based matrix factorization method for improving accuracy of collaborative filtering systems", *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 46, pp. 58-66, Nov. 2015.
15. R. Van Meteren and M. Van Someren, "Using content-based filtering for recommendation", *Proc. Mach. Learn. New Inf. Age MLnet/ECML Workshop*, pp. 47-56, 2000.
16. Li, B., Li, G., Xu, J., Li, X., Wang, M., & Lv, J. A personalized recommendation framework based on MOOC system integrating deep learning and big data. *Computers and Electrical Engineering*, 2023. 106, 108571. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.108571>.
17. Krulwich, "Lifestyle finder: Intelligent user profiling using large-scale demographic data", *AI Mag.*, vol. 18, no. 2, pp. 37, 1997.
18. Salter, J., & Antonopoulos, N. CinemaScreen recommender agent: combining collaborative and content-based filtering. *IEEE Intelligent Systems*, 2006. 21(1), 35–41. <http://doi.org/10.1109/MIS.2006.4>

19. Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B. Recommender Systems: Introduction and Challenges. In: Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B. (eds) Recommender Systems Handbook. Springer, Boston, MA. 2015. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6_1
20. Ning, X., Desrosiers, C., & Karypis, G. A comprehensive survey of neighborhood-based recommendation methods. *Recommender systems handbook*, 2015. 37-76.
21. Чередніченко О.Ю., Янголенко О.В., Іващенко О.В., & Матвеев О.М. Моделі формування рекомендацій у інтелектуальних системах електронної комерції. *Системи обробки інформації*, 2020. випуск 1(160), 32-39. <https://doi.org/10.30748/soi.2020.160.04>
22. Pawełszek I. Customer segmentation based on activity monitoring applications for the recommendation system, *Procedia Computer Science*, 2021. Volume 192, 4751-4761, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.09.253>.
23. Верес Олег, Гадзало Олег. Застосування методів рекомендацій при аналізі компонентів ЕОМ. *Інформаційні системи та мережі*. 2023; том 14, с. 84-98, <https://doi.org/10.23939/sisn2023.14.084>
24. Meleshko Yu. Проблеми сучасних рекомендаційних систем та методи їх рішення. Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. Полтава: ПНТУ, 2018. Т. 4 (50). С. 120-124. doi:<https://doi.org/10.26906/SUNZ.2018.4.120>.
25. Meleshko Yu. Методи оцінки якості роботи рекомендаційних систем. Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. – Полтава: ПНТУ, 2018. Т. 5 (51). С. 92-97. – doi:<https://doi.org/10.26906/SUNZ.2018.5.092>.
26. Кучерук, В., & Глушко, М. Покращення якості рекомендаційних систем на основі кваліметричних методів вимірювання. *Measuring and computing devices in technological processes*, 2022. (2), 65–72. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2022-70-2-9>

References

1. TTConsultants (2024) Personalization in Market Research – Why It Matters More Than Ever in 2024. Retrieved from <https://ttconsultants.com/personalization-in-market-research-why-it-matters-more-than-ever-in-2024/#:~:text=In%202024%2C%20personalization%20in%20market%20research%20is%20no%20longer%20a,to%20stay%20relevant%20and%20competitive>
2. Casaca, Joaquim & Miguel, Luis. (2024). The Influence of Personalization on Consumer Satisfaction: Trends and Challenges. 10.4018/979-8-3693-3455-3.ch010. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/383006376_The_Influence_of_Personalization_on_Consumer_Satisfaction_Trends_and_Challenges
3. Im, I., & Hars, A. (2007). Does a one-size recommendation system fit all? the effectiveness of collaborative filtering based recommendation systems across different domains and search modes. *ACM Transactions on Information Systems*, 26(1), 4. <https://doi.org/10.1145/1292591.1292595>
4. P. Melville and V. Sindhvani.(2010) Recommender Systems. In: C. Sammut and G. Webb, Eds., *Encyclopedia of Machine Learning*, Springer, Berlin, 2010, pp. 829-838.
5. Isinkaye, F. O., Folajimi, Y. O., & Ojokoh, B. A. (2015). Recommendation systems: Principles, methods and evaluation. *Egyptian Informatics Journal*, 16(3), 261–273. <https://doi.org/10.1016/j.eij.2015.06.005>
6. Hodovychenko, M. A., & Gorbatenko, A. A. (2023). Recommender systems: models, challenges and opportunities. *Herald of Advanced Information Technology*, 6(4), 308–319. <https://doi.org/10.15276/hait.06.2023.20>
7. Jalili, M., Ahmadian, S., Izadi, M., Moradi, P., & Salehi, M. (2018). Evaluating Collaborative Filtering Recommender Algorithms: A Survey. *IEEE Access*, 6, 74003–74024. <https://doi.org/10.1109/access.2018.2883742>
8. Burke, Robin. (2002). Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*. 12, 331–370. <https://doi.org/10.1023/A:1021240730564>
9. Deshpande, M., & Karypis, G. (2004). Item-based top-N recommendation algorithms. *ACM Transactions on Information Systems*, 22(1), 143–177. <https://doi.org/10.1145/963770.963776>
10. Abdelwahab, A., Sekiya, H., Matsuba, I., Horiuchi, Y., & Kuroiwa, S. (2012). Alleviating the sparsity problem of collaborative filtering using an efficient iterative clustered prediction technique. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 11(01), 33–53. <https://doi.org/10.1142/S0219622012500022>
11. Alabdulrahman, R., & Viktor, H. (2021). Catering for unique tastes: Targeting grey-sheep users recommender systems through one-class machine learning. *Expert Systems with Applications*, 166, 114061. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114061>.
12. Aggarwal, Charu C. (2016) *Recommender Systems: The Textbook*: Springer International Publishing. 499 p. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-29659-3>
13. Bojnordi E., & Moradi P., (2012) A novel collaborative filtering model based on combination of correlation method with matrix completion technique, Proc. 16th CSI Int. Symp. Artif. Intell. Signal Process. (AISP), pp. 191-194, 2012. <https://doi.org/10.1109/AISP.2012.6313742>

14. Ranjbar M., Morad P., Azami M. & Jalili M. (2015) An imputation-based matrix factorization method for improving accuracy of collaborative filtering systems, *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 46, pp. 58-66. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2015.08.010>
15. Van Meteren R. & Van Someren M. (2000) Using content-based filtering for recommendation. *Proc. Mach. Learn. New Inf. Age MLnet/ECML Workshop*, pp. 47-56. <https://www.semanticscholar.org/paper/Using-Content-Based-Filtering-for-Recommendation-Meteren/4a57e0f0641b7a70fece89c14fbf5030869ededb>
16. Li, B., Li, G., Xu, J., Li, X., Liu, X., Wang, M., & Lv, J. (2023). A personalized recommendation framework based on MOOC system integrating deep learning and big data. *Computers and Electrical Engineering*, 106, 108571. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.108571>.
17. Krulwich B. (1997) Lifestyle finder: Intelligent user profiling using large-scale demographic data, *AI Mag.*, vol. 18, no. 2, pp. 37. <https://doi.org/10.1609/aimag.v18i2.1292>
18. Salter, J., & Antonopoulos, N. (2006). CinemaScreen recommender agent: combining collaborative and content-based filtering. *IEEE Intelligent Systems*, 21(1), 35–41. <http://doi.org/10.1109/MIS.2006.4>
19. Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B. (2015). Recommender Systems: Introduction and Challenges. In: Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B. (eds) *Recommender Systems Handbook*. Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6_1
20. Ning, X., Desrosiers, C., & Karypis, G. (2015). A comprehensive survey of neighborhood-based recommendation methods. *Recommender systems handbook*, 37-76.
21. Cherednichenko O.Yu., Yangolenko O.V., Ivashchenko O.V., & Matveev O.M. (2020) Modeli formuvannya rekomendatsiy u intelektual'nykh systemakh elektronnoyi komertsyi. [Recommendation generation models in intelligent e-commerce systems. *Information Processing Systems*]. *Systemy obrobky informatsiyi*, випуск 1(160), 32-39 <https://doi.org/10.30748/soi.2020.160.04>
22. Pawełszek I. (2021) Customer segmentation based on activity monitoring applications for the recommendation system, *Procedia Computer Science*, Volume 192, 4751-4761, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.09.253>.
23. Veres O, Hadzalo O. (2023) Zastosuvannya metodiv rekomendatsiy pry analizi komponentiv EOM [Application of recommendation methods in the analysis of computer components. *Information Systems and Networks*]. *Information Systems and Networks*, vol. 14, 84-98, <https://doi.org/10.23939/sisn2023.14.084>
24. Meleshko Yu. (2018) Problemy suchasnykh rekomendatsiynykh system ta metody yikh rishennya. [Problems of modern recommender systems and methods for their solution] *Systemy upravlinnya, navihatsiyi ta zv'yazku. Zbirnyk naukovykh prats* 4(50), 120-124. <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2018.4.120>.
25. Meleshko Yu. (2018) Metody otsinky yakosti roboty rekomendatsiynykh system [Methods for assessing the quality of recommender systems] *Systemy upravlinnya, navihatsiyi ta zv'yazku. Zbirnyk naukovykh prats*. 5 (51). 92-97. [doi:https://doi.org/10.26906/SUNZ.2018.5.092](https://doi.org/10.26906/SUNZ.2018.5.092).
26. Kucheruk, V., & Hlushko, M. (2022). Pokrashchennya yakosti rekomendatsiynykh system na osnovi kvalimetrychnykh metodiv vymiryuvannya. [Improving the quality of recommender systems based on qualimetric measurement methods] *Measuring and computing devices in technological processes*, (2), 65–72. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2022-70-2-9>