

Как вы ей пользуетесь?

31 ответ

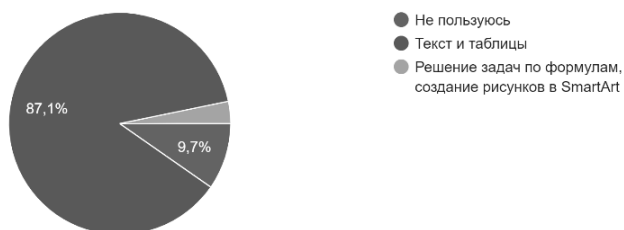


Рисунок 6 — Диаграмма целей использования MS Word

При ответе на открытый вопрос «Как компьютерные технологии помогают Вам в повседневной жизни?» голосующие говорили об облегчении жизни в целом, о быстром нахождении информации и экономии времени, о возможности общаться с близкими, не выходя из своего дома, о совершении интернет-покупок.

Ответы на вопрос «Какие изменения Вы заметили в обществе благодаря развитию компьютерных технологий?» были как положительными, так и отрицательными. Люди говорили о том, что находить информацию и обмениваться ей стало гораздо проще, однако появились такие проблемы как интернет-зависимость, переход от живого общения к виртуальному.

Заключение. Компьютерная грамотность — это владение компьютером на уровне уверенного пользователя. С развитием компьютерных технологий общество старается идти в ногу со временем: люди активно пользуются различными приложениями, узнают новое, не дожидаясь какой-либо информации на бумажных носителях или по телевизору, активно пользуются онлайн-магазинами и др. Задача обучению компьютерной грамотности пожилых людей отражена в Национальной стратегии РБ. Высокий уровень компьютерной грамотности населения важен для всей экономики и социальной сферы страны.

Список цитируемых источников

1. Шапович, Е. Г. Виртуальный собеседник на базе искусственного интеллекта / Е. Г. Шапович // Второй Республиканский форум молодых ученых учреждений высшего образования Республики Беларусь : сб. науч. тр. / М-во образования Респ. Беларусь, М-во науки и высшего образования Рос. Федерации, Белорус.-Рос. ун-т; редкол.: В. М. Пашкевич (общ. ред.) [и др.]. — Могилев : Белорус.-Рос. ун-т, 2023. — С. 204—205.

УДК 004.67

А. В. Лыско

Учреждение образования «Барановичский государственный университет», Барановичи, Республика Беларусь

РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫЕ АЛГОРИТМЫ В ПРОШЛОМ И НАСТОЯЩЕМ

Введение. Современный цифровой мир собрал в себе множество онлайн-платформ и социальных сетей, которые предоставляют огромное количество информации и контента. С увеличением объема доступной информации становится все сложнее найти то, что нам действительно интересно и нужно. Именно здесь появляются рекомендательные алгоритмы, наши путеводители, работающие день и ночь для того, чтобы помочь пользователям найти контент, который соответствует их интересам и предпочтениям.

Рекомендательные алгоритмы — это вычислительные методы и системы, разработанные для предсказания и предложения пользователям контента, который они могли бы найти интересным или полезным. Эти алгоритмы анализируют множество данных о пользовательском поведении, такие как предыдущие просмотры, лайки, покупки и многое другое, с целью определить шаблоны и предпочтения. На основе этого анализа они предлагают рекомендации в виде фильмов, музыки, статей, товаров или, как в случае социальных сетей, контента, который пользователь мог бы оценить [1].

Рекомендательные алгоритмы являются неотъемлемой частью многих онлайн-сервисов и платформ, их цель — не только улучшить опыт пользователей, но и помочь им открывать новые интересы и персонализированный контент.

В данной научной работе мы сосредотачиваемся на анализе и оптимизации рекомендательных алгоритмов, с углубленным рассмотрением их работы в контексте социальных сетей. Наша цель — разобраться,

как эти алгоритмы функционируют, и как можно улучшить их эффективность, чтобы обеспечить пользователей более точными и персонализированными рекомендациями.

Основная часть. Рекомендательные системы появились в конце 90-х годов вместе с первыми платформами электронной коммерции — Amazon и Ebay. До 2006 года эти технологии не пользовались популярностью. Но все изменилось 1 октября, когда Netflix, в то время еще занимавшийся прокатом DVD, предложил \$1 000 000 за «лучший алгоритм предсказания оценки, которую зритель поставит фильму, на основе предыдущих оценок этого и других зрителей». Конкурс продлился 3 года. Нарботки помогли добиться больших успехов в области искусственного интеллекта, машинного обучения и систем рекомендаций [2].

По итогам конкурса победителями стали команды BellKor's Pragmatic Chaos и The Ensemble. Эти две команды объединились и представили совместное решение, которое улучшило алгоритм рекомендаций Netflix (Cinematch) на 10,06%. Призовой фонд составлял \$1 миллион, и он был разделен между членами команды победителями[3]. Таким образом было положено начало долгой дороге развития рекомендательных алгоритмов.

Рассмотрим некоторые ранние методы рекомендаций. Два основных подхода, которые стоит выделить, это методы коллаборативной фильтрации и контент-фильтрации.

Методы коллаборативной фильтрации основаны на идее, что пользователи, оценившие или кликнувшие на одинаковые товары (фильмы, книги, музыку), имеют схожие интересы и в будущем тоже могут давать схожие оценки другим товарам. Эти методы делятся на два основных типа:

1. Основанные на пользователе (User-Based). Этот подход анализирует сходство между пользователями на основе их оценок и предоставляет рекомендации, основанные на предпочтениях пользователей, схожих с текущим.

2. Основанные на объекте (Item-Based). В этом случае анализируется сходство между объектами (например, фильмами) на основе их оценок пользователями. Рекомендации предоставляются на основе схожих объектов с теми, которые пользователь уже оценил.

Ограничения методов коллаборативной фильтрации включают в себя проблемы холодного старта, когда нет исторических данных для новых пользователей или объектов, а также проблему разреженности данных и несистематические оценки, которые могут исказить рекомендации [4].

Методы контент-фильтрации анализируют характеристики (контент) объектов и профили пользователей, чтобы предоставить рекомендации на основе соответствия между характеристиками объектов и интересами пользователей. Эти методы часто используются для предоставления персонализированных рекомендаций на основе анализа текстового или мультимедийного контента.

Принципы методов контент-фильтрации включают анализ контента объектов и создание профилей пользователей на основе характеристик объектов, которые они ранее оценили или просмотрели.

Ограничения методов контент-фильтрации включают проблемы новизны, когда методы могут упускать новые интересы пользователя, а также проблему разнообразия рекомендаций, так как они могут ориентироваться на схожесть характеристик контента.

Разработки в области этих ранних методов рекомендаций послужили основой для более сложных и эффективных алгоритмов. Рассмотрим наиболее распространенные современные алгоритмы рекомендаций [5].

Метод матричной факторизации — это один из наиболее популярных и эффективных алгоритмов в рекомендательных системах. Он основан на разложении матрицы пользовательских оценок на две или более низкоранговых матрицы, что позволяет выделить скрытые факторы, влияющие на пользовательские предпочтения.

Принцип работы:

1. Разложение матрицы. Матрица пользовательских оценок представляется в виде произведения двух матриц — матрицы пользователей и матрицы объектов. Эти матрицы содержат скрытые факторы, которые моделируют взаимодействие между пользователями и объектами.

2. Обучение. Алгоритм настраивает параметры матриц таким образом, чтобы минимизировать ошибку предсказания оценок для уже известных взаимодействий между пользователями и объектами.

3. Предсказание. После обучения алгоритм может предсказать оценки для объектов, которые пользователь ещё не оценил. Пользователи могут получать рекомендации на основе предсказанных оценок.

Ограничения:

1. Холодный старт. Метод матричной факторизации может столкнуться с проблемой «холодного старта» для новых пользователей или объектов, так как для них может не быть достаточно исторических данных.

2. Проблема разреженности данных. Если матрица пользовательских оценок сильно разрежена (много пропущенных значений), алгоритмы могут иметь трудности с точным предсказанием [6].

3. Алгоритмы на основе глубокого обучения стали весьма популярными благодаря способности моделей улавливать сложные зависимости между пользователями и объектами. Эти алгоритмы используют нейронные сети и могут быть более точными и мощными по сравнению с классическими методами.

Принцип работы:

1. Нейронные сети. Алгоритмы на основе глубокого обучения используют нейронные сети для представления пользователей и объектов в векторной форме.

2. Обучение. Нейронная сеть обучается на исторических данных пользователей и объектов, оптимизируя параметры сети для минимизации ошибки предсказания.

3. Предсказание. После обучения сеть может предсказывать оценки или рекомендации на основе входных данных.

Ограничения:

4. Необходимость большого объема данных. Глубокие модели требуют большого объема данных для обучения, что может быть проблемой в случае недостаточного количества исторических данных.

5. Сложность и вычислительная сложность. Требуется высокая вычислительная мощность для обучения и применения глубоких моделей [6].

При выборе алгоритма для рекомендательной системы следует учитывать доступные данные, характер задачи, скорость и масштабирование, ресурсы и экспертизу команды. Глубокое обучение подходит для сложных задач с большими объемами данных, но требует вычислительных ресурсов и экспертной поддержки. Методы матричной факторизации могут быть предпочтительными для более структурированных данных и масштабируемости.

Однако работа данных алгоритмов не идеально и может быть улучшена рядом способов:

1. Интеграция дополнительных данных. Один из путей улучшения рекомендательных систем заключается в интеграции дополнительных источников данных, таких как информация о социальных связях, демографические данные или контентные характеристики объектов. Это позволит создать более широкое представление пользователей и объектов, что повысит точность рекомендаций.

2. Учет контекста. Включение контекстуальной информации в модель, такой как местоположение, время суток или текущие события. Учитывая контекст, рекомендации могут стать более релевантными и персонализированными.

3. Активное обучение и обратная связь. Можно разработать механизмы сбора обратной связи от пользователей, чтобы непрерывно улучшать рекомендации. Активное обучение позволяет собирать данные о предпочтениях пользователей и адаптировать модель на лету, что особенно полезно при изменяющихся интересах и новых пользователях.

Заключение. В заключение, можно отметить, что рекомендательные системы играют значительную роль в современном цифровом мире, помогая пользователям находить интересный и релевантный контент среди огромного объема доступной информации.

С учетом перспектив развития технологий и доступности большего объема данных рекомендательные системы продолжают развиваться, предоставляя пользователям более точные и удовлетворительные рекомендации. Однако важно помнить о необходимости баланса между точностью и приватностью, а также учитывать этические аспекты использования данных в рекомендательных системах.

Список цитируемых источников

1. Introduction to recommender systems [Electronic resource]. — Mode of access: <https://towardsdatascience.com/introduction-to-recommender-systems-6c66cf15ada/>. — Date of access: 09.10.2023.
2. Философия алгоритма : как рекомендательные системы изменили человечество [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://vc.ru/future/204385-filosofiya-algoritma-kak-rekomendatelnye-sistemy-izmenili-chelovechestvo/>. — Дата доступа: 09.10.2023.
3. BellKor's Pragmatic Chaos Wins \$1 Million Netflix Prize by Mere Minutes [Electronic resource]. — Mode of access: <https://www.wired.com/2009/09/bellkors-pragmatic-chaos-wins-1-million-netflix-prize/>. — Date of access: 09.10.2023.
4. Коллаборативная фильтрация [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://habr.com/ru/articles/150399/>. — Дата доступа: 09.10.2023.
5. Контент-фильтры и продукты их обитания [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://habr.com/ru/articles/699578/>. — Дата доступа: 09.10.2023.
6. People meet recommender systems. Factorization [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://habr.com/ru/articles/150399/>. — Дата доступа: 09.10.2023.

УДК 004.896.6

П. П. Люцко

Учреждение образования «Барановичский государственный университет», Барановичи, Республика Беларусь

*Научный руководитель
А. И. Калько*

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОГРАММНОГО ПРОДУКТА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИНДИКАТОРОВ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКОГО РАЗВИТИЯ РЕГИОНОВ

Введение. Прогнозирование нейросетей играет значительную роль в современном мире. Оно используется в различных областях, таких как финансы, экономика, здравоохранение, транспорт, маркетинг, наука и технологии.

Прогнозирование позволяет предсказывать будущие события, исходы процессов и изменения в различных системах. Например, в финансовой сфере нейросети используются для прогнозирования цен на акции, курсов валют и ставок по кредитам [1]. В здравоохранении они помогают прогнозировать распростра-