

**ПОДХОДЫ К ПОСТРОЕНИЮ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ
ОНЛАЙН-МАРКЕТИНГА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ
АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

Аннотация. В статье рассматриваются основные подходы к созданию рекомендательных систем в онлайн-маркетинге на основе алгоритмов машинного обучения. Анализируются преимущества и ограничения различных методов, включая колаборативную и контентную фильтрацию, а также гибридные модели. Особое внимание уделяется роли Deep Learning в повышении точности рекомендаций. Статья также обозначает перспективы дальнейшего развития рекомендательных систем и их потенциальное влияние на электронную коммерцию и цифровой маркетинг.

Ключевые слова: Маркетплейс, онлайн-продажи, онлайн-маркетинг, машинное обучение, рекомендательные системы, персонализация контента, алгоритмы рекомендаций, анализ данных, поведение потребителей, цифровой маркетинг.

В современных условиях динамичного развития электронной коммерции маркетплейсы становятся ключевыми игроками на рынке онлайн-продаж. Для удержания клиентов, увеличения конверсий и повышения доходов компании активно используют персонализированные подходы в онлайн-маркетинге, одним из которых являются рекомендательные системы. Эти технологии позволяют эффективно анализировать поведение пользователей, предлагать релевантные товары и услуги, а также улучшать общее качество взаимодействия с платформой [1,7].

Одной из важнейших технологий, лежащих в основе рекомендательных систем, являются алгоритмы машинного обучения. Они обеспечивают обработку больших объемов данных, выявление скрытых закономерностей и адаптацию рекомендаций под потребности каждого пользователя. Благодаря этим возможностям алгоритмы машинного обучения находят широкое применение в таких задачах, как персонализация рекламы, прогнозирование интересов пользователей и повышение лояльности аудитории [3].

Цель данной статьи – рассмотреть основные подходы к построению рекомендательных систем в онлайн-маркетинге, основанных на использовании алгоритмов машинного обучения, выявить их преимущества и ограничения, а также обозначить перспективы их дальнейшего развития.

Рекомендательные системы – это комплекс сервисов и программ, который анализирует предпочтения пользователей (покупателей) и пытается предсказать, что может их заинтересовать. Это инструмент онлайн-маркетинга. Рекомендательные системы, основанные на машинном обучении, получили широкое распространение для бизнеса электронной торговли в последние годы. Крупнейшие компании, организаторы электронной коммерции, такие платформы, как американские Amazon* и Netflix*, российские Ozon, Wildberries, Яндекс используют рекомендательные системы для персонализированного подбора товаров и контента, что позволяет значительно повысить вовлеченность пользователей.

Основополагающей задачей рекомендательной системы служит информирование потенциального покупателя о товаре, который ему может быть наиболее интересен в данный

* Запрещено на территории РФ



момент времени. Клиент получает информацию, а ecommerce зарабатывает на предоставлении качественных услуг [2].

Существует несколько видов рекомендательных систем, на основе которых сайты и сервисы предлагают пользователям приобрести товары. Реализация и идея во всех этих видах различна. Рассмотрим их подробнее.

1. Контентный (Разделение товаров на основе знаний): На сайт для каждого типа товаров добавляют некоторые фильтры, которые облегчают поиски и помогают лучше выбрать что-то определенное. Данный тип сложен в реализации из-за большого количества параметров и характеристик.

2. Кластерный (разделение товаров на основе контента): Если пользователь впервые зашел на сайт и просмотрел товары для дома, в следующий раз эти товары будут показываться гораздо чаще чем обычно. Это позволяет адаптировать рекомендации под интересы конкретного пользователя.

3. Комбинированные рекомендательные системы: в данном виде совмещаются несколько методов и идей, которые предлагают рекомендации в смешанном виде. Два главных преимущества объединения моделей – это увеличение точности и возможность более гибкой настройки на разные группы клиентов. Недостатки – меньшая интерпретируемость и большая сложность реализации и поддержки на практике.

4. Коллаборативная фильтрация: Пользователь может видеть схожие товары, которые находятся в корзинах других людей с похожими предпочтениями. Коллаборативная фильтрация позволяет абстрагироваться от атрибутов товара и делать прогнозы с учетом вкусов пользователя. Этот подход основывается на предпосылке, что предпочтения двух пользователей, которым понравились одинаковые товары, будут совпадать и в дальнейшем. Данные об оценках и действиях можно представить как набор матриц, а товары и пользователей – как величины. Система будет заполнять недостающие ячейки в матрице, стараясь предсказать отношение пользователя к товару. Ниже приведены два варианта одной матрицы: в первом показаны существующие оценки; во втором они обозначены единицей, а отсутствующие оценки – нулем. То есть второй вариант представляет собой таблицу истинности, где единица указывает на взаимодействие пользователей с товаром [6].

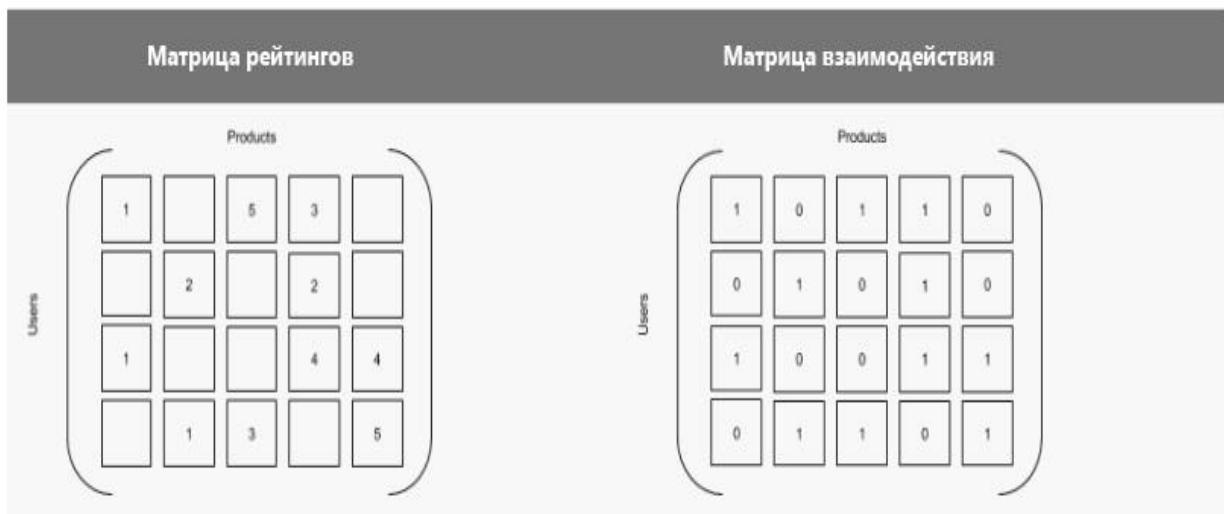


Рисунок 1. Виды матриц

Сравним представим описанные выше рекомендательные системы в виде таблицы.



Таблица 1

Сравнительный анализ рекомендательных систем

Вид системы	Принцип работы	Преимущества	Недостатки
Контентная фильтрация	Рекомендует товары или контент, схожие с теми, которые пользователь ранее оценил положительно.	Простота реализации, эффективность для пользователей с четкими предпочтениями.	Не учитывает поведение других пользователей, может не подходить для новых товаров или пользователей.
Кластеризация	Объединяет пользователей в кластеры на основе схожих характеристик и поведения.	Позволяет выявить группы с похожими интересами, может быть эффективна для выявления новых трендов.	Требует значительного количества данных, может быть сложна в реализации.
Комбинированные (гибридные) системы	Сочетают несколько подходов, таких как контентная и коллаборативная фильтрация.	Объединяет преимущества различных методов, может обеспечить более точные рекомендации.	Сложность реализации, требует значительных вычислительных ресурсов.
Коллаборативная фильтрация	Рекомендует товары на основе поведения других пользователей с похожими интересами.	Эффективна для выявления новых предпочтений, может работать с большими объемами данных.	Требует значительного количества данных о пользователях, может не работать для новых пользователей или товаров.

Как можно заметить, рекомендовать товары можно различными способами, и каждая компания сама решает, как это реализовать. На практике большинство систем используют несколько подходов одновременно, что позволяет улучшить результаты рекомендаций.

Для построения рекомендательных систем выделяют следующие виды:

– классические методы:

1) Content-based filtering (фильтрация на основе содержимого) предполагает использование для каждого товара реальную и предсказанную оценку. Предсказанная оценка – это та оценка, которая была средней для данного товара, то есть поделена сумма всех оценок на их количество и выяснена оценка predicted. В рамках данного подхода описание товара (content) сопоставляется с интересами пользователя, полученными из его предыдущих оценок. Чем больше товар этим интересам соответствует, тем выше оценивается потенциальная заинтересованность пользователя. Очевидное требование здесь – у всех товаров в каталоге должно быть описание. Подходит, когда есть явные характеристики элементов: категории, характеристики или оценки. Если есть явные предпочтения пользователя и нужно предложить похожий товар, то стоит применять данный метод.



2) Collaborative-filtering (коллаборативная фильтрация) – это техника рекомендательных систем, которая использует информацию о предпочтениях (оценках, покупках, просмотрах) пользователей для рекомендации товаров или услуг. Она основывается на идее, что пользователи, которые схожи в своих предпочтениях, склонны оценивать или выбирать схожие товары. В данном алгоритме была взята информация как об оценках, так и об тексте отзыва. Метод наиболее эффективен, когда у нас есть много данных об оценках или поведении пользователей, и мы хотим рекомендовать элементы, которые подобны предпочтениям других пользователей с похожими вкусами. Однако есть один явный минус – он плохо применим на практике из-за квадратичной сложности. Действительно, как любой метод ближайшего соседа, он требует расчета всех попарных расстояний между пользователями (а пользователей могут быть миллионы). Коллаборативная фильтрацию можно применить если нужна рекомендация по словам, которые пользователь уже ввел. Например, в контексте нового пользователя, у которого еще нет истории взаимодействия с системой, можно использовать ключевые слова, связанные с его интересами или предпочтениями, чтобы предложить соответствующие элементы

– современные:

1) Анализ настроений и матричная факторизация. Метод связан с анализом отзывов и применение методов машинного и глубокого обучения в этом анализе. Создаются рекомендации только с помощью положительных отзывов, для этого удаляются все отрицательные отзывы из датасета. Этот способ объединяет в себе различные техники и приемы. Этот способ больше экспериментальный и стоит использовать его в последнюю очередь, зная отзывы предлагать человеку необходимый товар используя анализ настроений. Это больше гибридный подход, поэтому тут надо быть аккуратным и внедрять его после хорошо настроенной системы рекомендаций.

2) Рекомендации по ключевым словам. Тут играют роль слова пользователей, которые они написали в отзыве. В этом методе не учитывается фактор категории товара или его описания, а делается рекомендация исключительно на отзывах. Одним из главных преимуществ такого подхода является его простота и понятность. Ключевые слова могут быть выделены как автоматически (например, с помощью алгоритмов машинного обучения), так и вручную (специалистами по маркетингу или продажам). Такой подход имеет свои недостатки так как отзыв может не содержать в себе информацию о категории продукта и выдавать продукты, которые не относятся к данной тематике. Но, с другой стороны, это может быть и плюсом, чтобы разнообразнее просмотреть каталог товаров на сайте. В данном методе используется косинусное расстояние. Косинусное расстояние вычисляется косинус углов между двумя векторами и используется для измерения сходства между ними. В данном случае каждый отзыв представляется вектором слов, а рекомендации товаров – векторами ключевых слов. Затем, можно использовать косинусное расстояние для нахождения наиболее близких к отзыву векторов ключевых слов и рекомендовать товары, соответствующие этим векторам. Данный метод больше предназначен для локального, ограниченного применения в онлайн-маркетинга [4,5].

Таким образом, в статье были рассмотрены основные подходы к построению рекомендательных систем в онлайн-маркетинге с использованием алгоритмов машинного обучения. Анализ показал, что каждый из подходов, включая контентную фильтрацию, кластеризацию, комбинированные системы и коллаборативную фильтрацию, имеет свои преимущества и ограничения. На данный момент комбинированные (гибридные) системы являются одним из наиболее эффективных подходов. Они объединяют преимущества различных методов, таких как контентная и коллаборативная фильтрация, что позволяет обеспечить высокую точность рекомендаций и адаптироваться к разнообразным потребностям



пользователей. В качестве наиболее перспективных направлений стоит выделить: использование Deep Learning, интеграцию с другими технологиями и развитие гибридных моделей.

Список литературы:

1. Андреев А.А. Маркетплейсы как средство повышения эффективности электронной торговли // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2023. – №10 (139). – С. 4-9. (дата обращения 20.12.2024) – Текст: электронный.
2. Брган К., Смит Д. Агенты влияния в интернете. Как использовать социальные медиа для продвижения бизнеса. – 3-е изд. – СПб.: Питер: 2018. – 304 с. (дата обращения 20.12.2024) – Текст: электронный.
3. Морошкин Н.А. Исследование влияния контекстной рекламы и рекомендательных систем в сфере продаж // Студенческая наука для развития информационного общества. – 2020. – С. 282-288. (дата обращения 20.12.2024) – Текст: электронный.
4. Назипов Р. "Таргетированная реклама в социальных сетях. Полное руководство". – 3-е изд. – СПб.: Питер: Просвещение, 2018. – 224 с. (дата обращения 20.12.2024) – Текст: электронный.
5. Система рекомендаций интернет магазина на основе методов машинного обучения в Compute Engine (Google Cloud Platform) // Хабр URL: <https://habr.com/ru/companies/softline/articles/319704/> (дата обращения: 20.12.2024).
6. Черняков А.Н., Дибиров М.Ш. О некоторых способах построения рекомендательных систем онлайн-маркетинга на основе алгоритмов машинного обучения // Инновации и инвестиции. – 2023. – №6. – С. 351-356. (дата обращения 20.12.2024) – Текст: электронный.
7. Шейнина М.А. Роль маркетплейсов при реализации рекламных кампаний различного типа // Практический маркетинг. – 2023. – №3 (309). – С. 42-48. (дата обращения 20.12.2024) – Текст: электронный.

