

ПРИМЕНЕНИЕ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ ТАРГЕТИНГА НА МАРКЕТПЛЕЙСАХ

Аннотация. В статье рассматриваются основные методы и алгоритмы построения рекомендательных систем, используемых в онлайн-торговле. Особое внимание уделяется персонализации, адаптации моделей под специфику маркетплейсов и интеграции с бизнес-процессами. Обсуждаются проблемы современных рекомендательных систем и пути их решения, включая улучшение инфраструктуры и внедрение гибридных моделей. Рассматривается роль машинного обучения и нейросетей в повышении качества рекомендаций, а также значимость контекстуальных факторов и обратной связи.

Ключевые слова: Рекомендательные системы, таргетированная реклама, персонализация, машинное обучение, гибридные модели, коллаборативная фильтрация, аналитика поведения, сегментация, электронная коммерция.

Искусственный интеллект продолжает развиваться и становится незаменимым инструментом в маркетинге, без которого в современных реалиях невозможно повысить эффективность маркетинговых стратегий. Маркетплейсы активно используют инструменты и механизмы рекомендательных систем для анализа и систематизации запросов пользователей, что позволяет не только повышать конверсию, сокращать затраты и повышать эффективность рекламы, но и обеспечивать высокий уровень персонализации, повышая конкурентоспособность магазина и маркетплейса в целом.

Так, рекомендательные системы работают как сложный алгоритмический конвейер, обеспечивающий персонализацию и релевантность предложения для каждого пользователя.

Цель данной статьи – проанализировать современные методы и подходы построения рекомендательных систем в контексте онлайн-торговли с выявлением ключевых вызовов и ограничений при применении таких систем, а также исследовать эффективные подходы для адаптации и интеграции рекомендательных алгоритмов с бизнес-процессами.

Таргетированная реклама на маркетплейсах играет ключевую роль в эффективном привлечении и удержании ключевых клиентов, обеспечивая показ релевантных объявлений только тем пользователям, которые с высокой верностью заинтересуются товаром. Особо важное значение имеют рекомендательные системы, позволяющие проанализировать поведение и предпочтение пользователей, что в свою очередь повышает точность таргетинга и увеличивает конверсию.

Под таргетированной рекламой будем понимать метод доставки рекламных сообщений, основанный на характеристиках аудитории, таких как демография, интересы и поведение. В свою очередь рекомендательные системы представляют собой инструменты персонализации, использующие алгоритмы машинного обучения для формирования индивидуальных предложений на основе анализа данных пользователей и товаров, что существенно улучшает результаты рекламных кампаний [1,4].

Рекомендательные системы классифицируются на несколько основных видов, различающихся по методам анализа данных и формированию рекомендаций. Первый и наиболее распространённый тип – это контентная фильтрация, которая сопоставляет характеристики объектов (товаров или услуг) с предпочтениями пользователя, основываясь на его истории взаимодействий с похожими объектами.

Второй тип – коллаборативная фильтрация, использующая информацию о поведении многих пользователей для поиска схожих профилей и предсказания интересов на основе



коллективного опыта. Этот подход делится на user-based и item-based методы, ориентированные соответственно на пользователей и сами объекты [3].

Кроме того, выделяют гибридные рекомендательные системы, которые объединяют преимущества контентной и коллаборативной фильтрации, повышая точность и разнообразие рекомендаций, а также системы, основанные на знаниях, которые учитывают бизнес-правила или экспертные знания. Современные подходы тоже включают системы с учётом контекста пользователя (context-aware) и глубинное обучение, применяющее нейросети для работы с неструктурированными данными, такими как текст и изображения [2].

Основные задачи рекомендательных систем следующие:

- персонализация опыта;
- повышение продаж;
- увеличение вовлеченности;
- фильтрация информации;
- открытие нового контента и другие.

В качестве особенностей рекомендательных систем в контекстной рекламе маркетплейсов выделяем следующие:

- 1) Персонализация на основе поведения;
- 2) Использование алгоритмов машинного обучения и нейросетей;
- 3) Динамическое ранжирование и обновление рекомендаций;
- 4) Учет сезонных и региональных особенностей;
- 5) Влияние на коммерческие показатели.

Так, правильно применяемые рекомендательные системы способствуют увеличению среднего чека, конверсии и удержанию клиентов, становясь важным инструментом повышения эффективности маркетинга на маркетплейсах.

Алгоритм работы рекомендательных систем включает множество этапов, основные из них представлены на рисунке 1.



На практике инструменты таргетированной рекламы, основанные на рекомендательных системах, можно наблюдать в виде автоматических рассылок, показ похожих товаров или дополняющих относительно исходящего поискового запроса пользователя.

Несмотря на всю важность и популярность рекомендательных систем, наблюдается тренд к снижению уровня доверия аудитории к навязчивой рекламе и повышение интереса к персональным рекомендациям и мнению экспертов [6]. Также стоит отметить ряд существенных проблем и недостатков современных систем, описанных ниже.

1. Проблема холодного старта: системы плохо работают с новыми пользователями и товарами, так как недостаточно данных для точных рекомендаций.

2. Отсутствие контекстных знаний: алгоритмы не учитывают внешние факторы и культурные особенности, что снижает качество персонализации в специфичных ситуациях (например, сезонные праздники).

3. Ограниченнная прозрачность и объяснимость: современные модели, особенно глубокие нейросети, превращаются в "чёрные ящики", с отсутствием логики рекомендаций, что ограничивает доверие пользователей.

4. Высокая вычислительная сложность и проблемы масштабируемости: усложнение моделей резко увеличивает затраты на вычисления и требования к инфраструктуре.

5. Сложности с обеспечением качества и адаптацией: адаптация и дообучение рекомендательных моделей требует постоянного сбора свежих данных и сложной архитектуры, что создает технические и организационные сложности [5].

Наличие недостатков данных систем определяет вектор для развития и совершенствования имеющихся алгоритмов, которые в первую очередь должны повышать прозрачность деятельности для достижения пользовательского доверия.

В качестве основных путей решения вышеуказанных проблем, для настройки и развития рекомендательных систем выделяем следующие 5 направлений:

1) Персонализация и адаптация под специфику магазина или маркетплейса. Подразумевает настройка весов событий взаимодействия, выделение ключевых типов данных (покупки, просмотры, оценки) и использование мультимодальных эмбеддингов (текст, изображения, аудио) для более точного представления контента и интересов пользователей.

2) Разработка гибридных моделей с применением машинного обучения. Комбинирование колаборативной и контентной фильтрации, использование глубоких нейросетевых архитектур и алгоритмов с учителем для учета как позитивных, так и негативных взаимодействий, что увеличивает качество и релевантность рекомендаций.

3) Оптимизация инфраструктуры и процессов обработки больших данных. Внедрение масштабируемых конвейеров обработки, инкрементальное обучение, распределенные вычисления для своевременной обработки пользовательских данных и оперативного обновления рекомендаций.

4) Обеспечение прозрачности и адаптивности моделей. Внедрение объяснимых моделей и визуализаций причин рекомендаций, регулярное тестирование и мониторинг для своевременного выявления и корректировки ошибок в работе алгоритмов.

5) Интеграция с бизнес-процессами и аналитикой маркетплейса. Построение единой экосистемы обмена данными между CRM, рекламными платформами и рекомендательными системами для эффективного таргетинга и персонализации в реальном времени [7].

Таким образом, адаптация рекомендательных систем под онлайн-торговлю требует учёта специфики платформы и поведения пользователей. Обязательным является интеграция



системы с корпоративной инфраструктурой CRM, системой учёта товаров и аналитикой. Кроме того, адаптация предполагает внедрение механизмов учёта контекста: временных факторов, географии, сезонности, а также разработки гибридных моделей, которые объединяют разные алгоритмы для повышения точности и разнообразия рекомендаций. Такой комплексный подход позволяет рекомендательным системам не только предлагать релевантные товары, но и создавать более персонализированный, динамичный и адаптивный пользовательский опыт, что является ключевым фактором конкурентоспособности онлайн-торговли.

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 18.11.2025) - Текст: электронный.
2. Емельяненко И.С. Применение рекомендательных технологий персонализации клиентского опыта в онлайн-торговле // Вестник Ростовского государственного экономического университета (РИНХ) – 2024. – С. 282–288. (дата обращения 18.11.2025) - Текст: электронный.
3. Интернет-маркетинг в 2025 году: ключевые тренды и примеры применения // Хабр URL: <https://www.sostav.ru/blogs/278699/59764> (дата обращения: 17.11.2025).
4. Мамай И.Б., Ильин Д.А., Лимонова Е.Е., Путинцев Д.Н. Системы научных рекомендаций // Международный журнал научных и прикладных исследований. – 2021. – С.181–184. (дата обращения 18.11.2025) - Текст: электронный.
5. 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 18.11.2025) - Текст: электронный.
6. Разуваев К.А., Гринберг Х.Э., Маслова А.С., Веинский В.А., Милютин А.В. Анализ современных подходов в проектировании рекомендательных систем // Международный журнал прикладных наук и технологий «Integral» – 2021. - С.253-261. (дата обращения 18.11.2025) - Текст: электронный.
7. Рекомендательные системы: как работают и где применяются // URL: <https://flaton.systems/blog/other/rekomendatelnye-sistemy> (дата обращения: 17.11.2025).

