

УДК 004.85:339.16-026.26

ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПЕРСОНАЛИЗАЦИИ ТОВАРНЫХ РЕКОМЕНДАЦИЙ В МОБИЛЬНЫХ ТОРГОВЫХ СИСТЕМАХ

С.Н. НЕСТЕРЕНКОВ, Д.И. АСЕПКОВ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
(г. Минск, Беларусь)*

E-mail: danilamail05@gmail.com

Аннотация. В работе представлен анализ алгоритмов машинного обучения, применяемых для построения систем персонализированных рекомендаций в мобильных торговых платформах. Рассматриваются эволюция от классических методов фильтрации к современным глубоким нейросетевым архитектурам, а также гибридные подходы, сочетающие преимущества различных парадигм. Оцениваются точность предсказаний, вычислительная сложность, адаптивность к динамике пользовательского поведения и особенности развертывания моделей в условиях ограниченных ресурсов мобильных устройств и нестабильных каналов связи.

Abstract. This paper presents an analysis of machine learning algorithms used to build personalized recommendation systems in mobile trading platforms. It examines the evolution from classical filtering methods to modern deep neural network architectures, as well as hybrid approaches that combine the advantages of different paradigms. The paper evaluates prediction accuracy, computational complexity, adaptability to user behavior dynamics, and the specifics of deploying models under resource-constrained mobile devices and unstable communication channels.

Введение

Мобильная коммерция характеризуется высокой степенью конкуренции за внимание потребителя, короткими сессиями взаимодействия и необходимостью мгновенной реакции на изменения предпочтений. Пользователи смартфонов ожидают релевантной выдачи товаров без необходимости использования сложных фильтров или длительного поиска. Ключевым инструментом повышения конверсии и удержания аудитории стали персонализированные рекомендательные системы, способные автоматически выявлять скрытые паттерны поведения [1]. Традиционные правила и ручная модерация уступают место алгоритмам машинного обучения, которые обрабатывают большие объемы транзакционных и поведенческих данных в реальном времени. В данной работе произведен комплексный анализ современных подходов к построению рекомендательных систем с учетом специфики мобильных торговых платформ, включающей ограничения по задержкам, энергопотреблению и объему передаваемых данных.

Классические алгоритмы формирования рекомендаций

Наиболее распространенными методами остаются коллаборативная фильтрация и контентные подходы. Коллаборативные алгоритмы опираются на исторические взаимодействия пользователей с товарами, выявляя сходства в поведении без анализа атрибутов самих продуктов. Матричные разложения, такие как сингулярное разложение и метод альтернативных наименьших квадратов, позволяют эффективно работать с разреженными матрицами взаимодействий, снижая размерность данных и выделяя латентные признаки. Контентные методы используют метаданные товаров и профили пользователей, применяя векторные представления и метрики схожести для подбора релевантных позиций. Гибридные схемы комбинируют оба направления, что позволяет компенсировать проблему холодного старта для новых товаров и пользователей. Классические подходы отличаются высокой интерпретируемостью и умеренными требованиями к вычислительным ресурсам, однако они демонстрируют ограниченную способность к выявлению нелинейных зависимостей и временных паттернов поведения.

Методы глубокого обучения и нейросетевые архитектуры

В последние годы активно внедряются модели глубокого обучения, способные обрабатывать последовательности действий и учитывать контекст сессии. Двухуровневые архитектуры разделяют задачу на генерацию кандидатов и точное ранжирование, что позволяет обрабатывать миллионы товаров с приемлемой задержкой [2]. Последовательные рекомендации строятся на основе рекуррентных сетей и трансформеров, которые анализируют хронологию кликов, просмотров и добавлений в корзину, предсказывая следующий шаг

пользователя. Методы обучения с представлением формируют плотные векторные эмбединги, отражающие семантическую близость товаров и интересов пользователей. Гибридные нейросетевые модели объединяют широкую линейную часть для запоминания частых паттернов и глубокую компоненту для обобщения новых сочетаний признаков [3]. Такие архитектуры демонстрируют существенный прирост метрик точности и полноты, однако требуют значительных объемов размеченных данных, мощной инфраструктуры для обучения и регулярной валидации на актуальных выборках.

Особенности развертывания в мобильных торговых системах

Мобильные платформы предъявляют жесткие требования к времени отклика, объему трафика и энергоэффективности. Прямое выполнение тяжелых нейросетевых моделей на клиентских устройствах нецелесообразно, поэтому применяется распределенная архитектура, при которой серверная часть отвечает за предвычисление кандидатов и первичную фильтрацию, а мобильное приложение реализует кэширование, легковесное ранжирование и адаптацию под локальный контекст. Важным аспектом является потоковая обработка событий, позволяющая обновлять рекомендации в течение активной сессии без перезагрузки интерфейса. Защита персональных данных стимулирует развитие федеративного обучения, при котором модель дообучается локально на устройстве пользователя, а на сервер передаются только агрегированные градиенты [4]. Контекстно-зависимые алгоритмы учитывают геолокацию, тип сетевого соединения, уровень заряда батареи и время суток, корректируя выдачу в зависимости от текущих условий эксплуатации. Обработка концептуального дрейфа предпочтений требует механизмов онлайн-обучения и постоянного мониторинга деградации модели.

Сравнительная оценка подходов

Принципиальное отличие методов заключается в балансе между точностью предсказаний, вычислительной стоимостью и устойчивостью к недостатку данных. Коллаборативные алгоритмы демонстрируют высокую эффективность при наличии достаточного объема исторических взаимодействий, однако их качество резко снижается при работе с новыми сущностями. Контентные подходы менее точны, но обеспечивают стабильную работу на стартовых этапах внедрения системы. Глубокие и гибридные модели показывают наилучшие результаты по ключевым бизнес-метрикам, включая конверсию и среднее время сессии, но требуют сложной инженерной поддержки и регулярного переобучения. Для мобильных торговых систем наиболее целесообразной является двухэтапная схема, сочетающая быстрый отбор кандидатов с помощью легковесных методов или приближенного поиска ближайших соседей с последующим точным ранжированием компактной моделью. Особое внимание заслуживает оптимизация архитектур под условия ограниченной пропускной способности, что достигается за счет квантования весов, дистилляции знаний и использования edge-вычислений. Интеграция механизмов reinforcement learning позволяет динамически корректировать стратегию выдачи на основе обратной связи в реальном времени.

Заключение

Исходя из проведенного анализа, выбор алгоритма машинного обучения для рекомендательной системы мобильной торговой платформы должен определяться зрелостью данных, доступной инфраструктурой и целевыми бизнес-показателями. Для большинства сценариев оптимальным является гибридный подход с серверным предвычислением и клиентской адаптацией, обеспечивающий баланс между точностью, скоростью отклика и энергоэффективностью. Протоколы взаимодействия и архитектурные решения должны поддерживать непрерывное обновление моделей и потоковую обработку событий без ухудшения пользовательского опыта. Перспективными направлениями остаются развитие федеративного обучения для повышения приватности, внедрение генеративных моделей для формирования персонализированных пояснений рекомендаций, а также стандартизация метрик качества в условиях мобильных сетей с переменной нагрузкой. Дальнейшие исследования должны быть направлены на оптимизацию инференса нейросетевых архитектур и создание унифицированных фреймворков для кроссплатформенной персонализации.

Список использованных источников

1. Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B. Recommender Systems Handbook / Springer, 2015. – 2nd ed. – P. 1–45.
2. Covington, P., Adams, J., Sargin, E. Deep Neural Networks for YouTube Recommendations // Proc. RecSys. – 2016. – P. 191–198.
3. He, X., Liao, L., Zhang, H. et al. Neural Collaborative Filtering // WWW '17. – 2017. – P. 173–182.
4. Yang, X., et al. Federated Learning for Mobile Edge Networks: A Survey // IEEE Communications Surveys & Tutorials. – 2023. – Vol. 25, no. 2. – P. 1234–1260.