

Ставрицкий Александр Владимирович
РЭУ им. Г.В. Плеханова

**Персонализация банковских предложений на основе искусственного интеллекта:
рекомендательные системы и модели следующего наилучшего предложения**

Аннотация. Статья посвящена исследованию маркетинговых инструментов персонализации банковских предложений на основе технологий искусственного интеллекта (ИИ). Рассматривается эволюция маркетинговых стратегий банков от массового к индивидуализированному предложению, анализируется архитектура рекомендательных систем как инструмента реализации концепции клиентоориентированного маркетинга. Особое внимание уделяется модели Next Best Offer (NBO) в контексте управления жизненным циклом клиента и повышения конверсии маркетинговых кампаний. Рассматривается опыт российских и зарубежных банков, анализируются маркетинговые эффекты и этические ограничения персонализации.

Ключевые слова: банковский маркетинг, персонализация, искусственный интеллект, рекомендательные системы, Next Best Offer, управление клиентским опытом, кросс-продажи.

Stavritskiy A.V.
Plekhanov Russian University of Economics

**Ai-driven personalization in banking: recommendation systems
and next best offer models**

Abstract. The article investigates marketing tools for personalized banking offer delivery based on artificial intelligence (AI). It traces the evolution of bank marketing strategies from mass-market to individualized approaches and analyzes recommendation system architectures as instruments of customer-centric marketing. Special attention is paid to the Next Best Offer (NBO) model in the context of customer lifecycle management and marketing campaign conversion optimization. The experience of Russian and international banks is reviewed, and the marketing effects and ethical limitations of AI-driven personalization are discussed.

Keywords: bank marketing, personalization, artificial intelligence, recommendation systems, Next Best Offer, customer experience management, cross-selling.

Введение

Трансформация банковского маркетинга под влиянием цифровизации открывает новую эпоху взаимодействия финансовых организаций с клиентами. Классическая концепция маркетинга-микс, ориентированная на массовый сегмент, уступает место парадигме клиентоцентричного маркетинга, при которой каждое коммерческое предложение формируется индивидуально — на основе данных о поведении, транзакционной истории и жизненных событиях конкретного потребителя. По данным McKinsey, три из четырёх потребителей испытывают раздражение, когда коммуникации финансовых сервисов не персонализированы, что прямо коррелирует со снижением лояльности и ростом оттока [7].

С маркетинговой точки зрения, персонализация представляет собой реализацию стратегии one-to-one marketing в промышленном масштабе: вместо сегментных предложений клиент получает релевантный продукт в нужный момент через предпочтительный канал коммуникации. Банки исторически располагают одним из

наиболее богатых массивов клиентских данных, однако существенно отстают от ритейла и e-commerce в степени их маркетингового использования [7]. Этот разрыв открывает значительный потенциал: Accenture оценивает возможный прирост выручки банков, внедривших ИИ-персонализацию, в 6% и более в течение трёх лет [4].

Цель настоящей статьи — исследовать инструменты ИИ-персонализации как маркетинговую технологию: проанализировать концепцию Next Best Offer в контексте управления жизненным циклом клиента, рассмотреть практику российских и зарубежных банков, а также оценить маркетинговую эффективность и ограничения данного подхода.

1. Эволюция банковского маркетинга: от массового к гиперперсонализированному

Банковский маркетинг прошёл несколько этапов развития в направлении нарастающей индивидуализации. На первом этапе (массовый маркетинг) банки транслировали единое предложение через традиционные каналы без учёта индивидуальных характеристик клиента. Второй этап (сегментный маркетинг) предполагал деление аудитории на группы по демографическим и социально-экономическим признакам. Третий, современный этап — гиперперсонализация — характеризуется формированием уникального предложения для каждого клиента на основе данных реального времени.

С маркетинговой точки зрения выделяют три уровня зрелости персонализации в банкинге [5]: базовая персонализация (сегментный подход, шаблонные офферы по демографическим группам, использование имени в коммуникациях); аналитическая персонализация (анализ транзакций, истории покупок и взаимодействий для формирования релевантных офферов, таргетированные email- и push-кампании); предиктивная персонализация (ИИ-модели, прогнозирующие следующую потребность клиента на основе триггеров жизненного цикла и поведенческих паттернов, проактивный маркетинг).

Переход к третьему уровню стал возможен благодаря конвергенции технологических и маркетинговых факторов: росту объёмов данных в мобильных каналах (мобильный банкинг генерирует до 150 и более точек контакта в год на одного клиента [7]), зрелости алгоритмов машинного обучения и сдвигу в маркетинговой парадигме от push-коммуникаций к pull-стратегиям. Согласно исследованию World Retail Banking Report 2024, 75% банков рассматривают ИИ как критически важный инструмент управления клиентским опытом [1].

Ключевой маркетинговой концепцией в этом контексте является модель «следующего наилучшего предложения» (Next Best Offer, NBO) — подход, при котором система в реальном времени определяет наиболее релевантный продукт для конкретного клиента. NBO объединяет предсказательную аналитику, контекстные данные о жизненных событиях и оркестрацию каналов доставки, реализуя принцип правильного предложения правильному клиенту в правильное время через правильный канал.

2. Рекомендательные системы как маркетинговый инструмент банка

Рекомендательные системы представляют собой технологическое ядро ИИ-персонализации и реализуют маркетинговую задачу автоматического формирования релевантного оффера. С точки зрения маркетинга, каждая система имеет различную логику таргетирования и подходит для разных этапов клиентского пути (customer journey). Сравнение основных типов систем представлено в Таблице 1.

Таблица 1. Типы рекомендательных систем в банкинге

Тип системы	Принцип работы	Особенности в банкинге
Коллаборативная фильтрация	Поиск клиентов со схожим профилем потребления; рекомендация продуктов, использованных аналогами	Проблема «холодного старта» для новых клиентов; высокая точность при наличии зрелой базы данных [10]
Контентная	Сопоставление характеристик	Ограниченное

Тип системы	Принцип работы	Особенности в банке
фильтрация	клиента с атрибутами продуктов; персонализация на основе демографии и финансового профиля	разнообразие; не учитывает поведенческую динамику
Гибридная модель (CF + ML-классификатор)	Комбинирование коллаборативной фильтрации с градиентным бустингом (XGBoost) или нейронными сетями	Решает проблему холодного старта; наиболее точные результаты для NBO-задач [10]
Reinforcement Learning (RL)	Адаптивная оптимизация рекомендаций на основе обратной связи от клиентских действий в режиме реального времени	Применяется Сбером для обновления рекомендательной системы в реальном времени [2]
NLP / Transformer-модели	Анализ текстовых обращений, запросов в чат-боте, отзывов для выявления латентных потребностей клиента	Позволяет обогатить транзакционные данные неструктурированными сигналами

Источник: составлено автором на основе анализа литературы.

С маркетинговой точки зрения, гибридные архитектуры наиболее полно отвечают задачам управления воронкой продаж: коллаборативная фильтрация обеспечивает точность рекомендаций для «зрелых» клиентов, а классификатор на основе градиентного бустинга позволяет таргетировать новых клиентов без транзакционной истории. Исследование Pritam и Pramod (2025) подтвердило эффективность гибридной модели XGBoost + KNN для задач как первичного, так и повторного кросс-сейла [10]. Met et al. (2024) продемонстрировали применимость ML-рекомендаций для банковских продуктов в сегменте МСП [9].

В контексте маркетинга разнообразие рекомендаций не менее важно, чем их релевантность: избыточная концентрация предложений на узком наборе продуктов снижает воспринимаемую ценность коммуникации. Метод SMMR, разработанный T-Bank AI Research (SIGIR-2025), решает эту задачу через вероятностный отбор кандидатов, повышая разнообразие рекомендаций на 5–10% без потери релевантности и ускоряя работу алгоритма в 2–10 раз [4].

Маркетинговая инфраструктура современной банковской рекомендательной системы включает несколько уровней: платформу клиентских данных (Customer Data Platform, CDP), агрегирующую транзакционные, поведенческие и CRM-данные; уровень маркетинговых признаков для оперативного вычисления характеристик клиента; модели прогнозирования вероятности конверсии для каждого продукта; а также уровень оркестрации доставки предложения через оптимальный канал — мобильное приложение, email, push-уведомление или колл-центр.

3. Next Best Offer как инструмент управления жизненным циклом клиента

Концепция Next Best Offer вписывается в более широкую маркетинговую стратегию управления жизненным циклом клиента (Customer Lifecycle Management, CLM). На каждом этапе CLM — привлечение, онбординг, развитие отношений, удержание, реактивация — набор релевантных предложений принципиально различается. NBO-система формализует эту логику: для каждого клиента в каждый момент времени определяется продукт p^* , максимизирующий ожидаемую ценность с учётом вероятности конверсии, CLV-вклада продукта и соответствия текущему этапу клиентского пути.

Центральным маркетинговым триггером в NBO-системах является понятие «жизненного события» (life event trigger): изменение транзакционного поведения — рост

расходов, первые платежи по ипотеке, появление детских трат, смена географии — служит сигналом для проактивного предложения релевантного продукта. Такой подход реализует маркетинговую концепцию «момента истины»: предложение формируется в точке максимальной предрасположенности клиента к принятию решения, чтократно повышает конверсию.

QUALCO описывает следующую NBO-архитектуру: разработка отдельных предсказательных моделей конверсии для каждого продукта, сегментация аудитории и концентрация маркетинговых ресурсов на клиентах с вероятностью конверсии выше порогового значения (70% в приведённом кейсе) [11]. Это позволяет оптимизировать маркетинговый бюджет: вместо ковровых рассылок банк инвестирует в точечные коммуникации с максимальным ROI.

Fifth Third Bank (США) реализовал рекомендательный движок на основе 75 ML-моделей, агрегирующий данные из разрозненных систем, включая записи диалогов сотрудников. С маркетинговой точки зрения, система перевела банк от продуктового маркетинга к клиентскому: предложение формируется не исходя из продуктовых планов, а исходя из потребностей клиента. Результат — прирост успешности рекомендаций на 40% [7].

4. Маркетинговые стратегии ИИ-персонализации: опыт российских банков

Российский банковский сектор активно развивает маркетинговые системы ИИ-персонализации, опираясь на зрелую мобильную инфраструктуру (проникновение мобильного банкинга составляет порядка 78% экономически активного населения) и высокую плотность транзакционных данных.

ПАО Сбербанк реализует наиболее масштабную в России стратегию предиктивного маркетинга. Рекомендательная платформа Сбера анализирует свыше 800 маркетинговых и поведенческих признаков на клиента: социально-демографические данные, транзакционные паттерны, историю взаимодействий с сервисами и авторегрессионные характеристики. С маркетинговой точки зрения, ключевой новацией является переход от реактивной коммуникации к проактивной: система предвосхищает сервисные события и формирует предложение до момента обращения клиента. По данным банка, свыше 60% контента для персональных предложений генерируется ИИ автономно [2], что трансформирует экономику контент-маркетинга.

Т-Банк выстраивает маркетинговую стратегию, ориентированную на разнообразие и неожиданность рекомендаций как факторы вовлечённости. Метод SMMR, разработанный Т-Bank AI Research (SIGIR-2025), обеспечивает баланс между релевантностью и новизной предложений, предотвращая «усталость» клиента от однообразных офферов и снижая риск «пузыря фильтрации» [4]. В маркетинговых терминах это соответствует стратегии exploration/exploitation: алгоритм одновременно монетизирует известные предпочтения клиента и исследует новые потребности.

АО «Альфа-Банк» применяет систему на основе ML для анализа поведенческих паттернов транзакций в реальном времени. Маркетинговая логика системы строится на выявлении неявных сигналов интереса: резкий рост расходов в сочетании с запросом кредитного рейтинга интерпретируется как триггер потребности в кредитном продукте. Подобный подход реализует концепцию «маркетинга момента» — персонализированное предложение формируется в точке максимальной предрасположенности клиента [1].

Общая тенденция в маркетинговых стратегиях российских банков: интеграция транзакционных данных с поведенческими сигналами мобильного приложения формирует 360-градусный профиль клиента, обеспечивающий точность и своевременность маркетинговых коммуникаций.

5. Маркетинговая эффективность ИИ-персонализации

Оценка маркетинговой эффективности ИИ-персонализации осуществляется через систему ключевых показателей, охватывающих клиентский опыт, коммерческие результаты и операционные метрики. По оценке McKinsey, банки, достигшие зрелости в

персонализации, фиксируют прирост удовлетворённости клиентов на 20%, рост конверсии в продажи на 10–15% и снижение оттока клиентской базы на 20% [8]. Исследование Siji (2025) систематизирует маркетинговые эффекты в трёх измерениях: клиентский опыт (снижение фрикции, рост доверия к бренду банка), коммерческие результаты (рост среднего числа продуктов на клиента) и операционная эффективность (автоматизация генерации персонализированного контента) [3].

С точки зрения маркетинговых инвестиций, ИИ-персонализация обеспечивает радикальное улучшение ROI. Ключевой метрикой здесь является показатель lift — отношение вероятности конверсии таргетированного предложения к базовой вероятности без персонализации. Для банковских NBO-систем характерны значения lift от 2 до 5: адресное предложение в 2–5 раз эффективнее массового. Это означает, что тот же маркетинговый бюджет при персонализированном распределении обеспечиваеткратно больший объём продаж.

Accenture прогнозирует, что банки, сочетающие ИИ-персонализацию с живым клиентским взаимодействием, способны увеличить выручку на 6% и более в горизонте трёх лет [5]. Стратегическим условием реализации этого потенциала является переход от широкой сегментации к маркетинговой концепции «сегмента из одного клиента» (segment of one) — индивидуализации предложений на уровне конкретного человека, а не группы [6]. Этот переход меняет не только технологию, но и организационную логику маркетинга: от продуктовых кампаний к клиентским программам.

6. Маркетинговые и этические ограничения ИИ-персонализации

Несмотря на очевидные маркетинговые преимущества, ИИ-персонализация в банковском секторе сталкивается с рядом системных ограничений, которые необходимо учитывать при формировании стратегии.

«Пузырь фильтрации» — характерная маркетинговая проблема: алгоритм, оптимизируя краткосрочную конверсию, закрепляет клиента в узком наборе продуктов и не раскрывает ему полноту продуктовой линейки. Это ограничивает потенциал up-sell и снижает долгосрочную ценность клиентских отношений. Методы диверсификации рекомендаций — в частности, SMMR — позволяют балансировать релевантность и новизну, поддерживая маркетинговый интерес клиента [4].

Холодный старт (cold start) — маркетинговая проблема онбординга: для новых клиентов без транзакционной истории алгоритм не может сформировать точное предложение. Гибридные модели, применяющие демографическую сегментацию и контентную фильтрацию на этапе онбординга, позволяют решить эту задачу и с первых взаимодействий формировать персонализированный клиентский путь [10].

Доверие к бренду и прозрачность коммуникаций — ключевые маркетинговые активы банка — могут быть подорваны непрозрачными алгоритмическими решениями. Клиент, получивший неожиданное или некорректное предложение, формирует негативный опыт взаимодействия с брендом. Концепция «объяснимого ИИ» (XAI) и методы интерпретируемости (SHAP, LIME) позволяют обеспечить прозрачность рекомендаций и соответствие стандартам клиентоориентированного маркетинга.

Регуляторные ограничения формируют рамки допустимой персонализации. В России это прежде всего Федеральный закон № 152-ФЗ «О персональных данных» и рекомендации Банка России по применению ИИ. С маркетинговой точки зрения, соответствие нормативным требованиям является не ограничением, а конкурентным преимуществом: банк, обеспечивающий прозрачность и контроль клиента над его данными, формирует более прочную маркетинговую позицию на рынке доверия.

Наконец, качество входных данных определяет качество маркетинговых рекомендаций: неполные или предвзятые данные транслируют свои недостатки в предложения, что может приводить к систематическому недоохвату отдельных клиентских сегментов и упущенной выручке.

Заключение

ИИ-персонализация банковских предложений трансформируется из технологического эксперимента в стратегическую основу клиентоориентированного маркетинга. Рекомендательные системы, реализующие концепцию Next Best Offer, обеспечивают переход от продуктового маркетинга к клиентскому: предложение формируется исходя из потребностей конкретного человека, а не из плана продаж. Измеримый результат — прирост конверсии в 2–5 раз, рост удовлетворённости клиентов на 20% и увеличение выручки на 6% и более.

Российские банки — Сбербанк, Т-Банк, Альфа-Банк — демонстрируют уровень маркетинговой зрелости в области ИИ-персонализации, сопоставимый с глобальными лидерами, реализуя стратегии от проактивного предиктивного маркетинга до алгоритмов управления разнообразием рекомендаций.

С точки зрения маркетинговой науки, дальнейшее развитие данного направления связано с тремя ключевыми задачами: интеграцией генеративного ИИ для динамической персонализации контента маркетинговых коммуникаций; развитием open banking-экосистем как источника расширенных клиентских данных; а также формированием этических стандартов маркетинга доверия, обеспечивающих долгосрочную лояльность в условиях усиления регуляторных требований к прозрачности алгоритмов.

Список источников

1. Бобкова Е.А. Применение искусственного интеллекта в банковской сфере: технологии и результаты: выпускная квалификационная работа. — СПб.: СПбГУ, 2025. — URL: <https://dspace.spbu.ru/bitstreams/cae08fc1-2d4b-4d89-aaba-2a061195557f/download> (дата обращения: 15.03.2026).
2. ПАО Сбербанк. Предвосхищение желаний клиентов Сбера. — 2024. — URL: <https://ai-russia.ru/library/sber-predictive> (дата обращения: 15.03.2026).
3. Т-Банк AI Research. Прорыв в персонализации: метод Sampled Maximal Marginal Relevance (SMMR). SIGIR-2025, Падуя. — 2025. — URL: <https://news.mondiar.com/categories/7/posts/136985> (дата обращения: 15.03.2026).
4. Accenture. Banking Top 10 Trends for 2024: Banking on AI. — 2024. — URL: <https://www.accenture.com/content/dam/accenture/final/industry/banking/document/Accenture-Banking-Top-10-Trends-2024.pdf> (дата обращения: 15.03.2026).
5. Dawgen Global. Personalization in Banking: Data-Driven Journeys for the Modern Customer. — 2025. — URL: <https://www.dawgen.global/personalization-in-banking-data-driven-journeys-for-the-modern-customer/> (дата обращения: 15.03.2026).
6. McKinsey & Company. Global Banking Annual Review 2025. — 2025. — URL: <https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/global-banking-annual-review> (дата обращения: 15.03.2026).
7. McKinsey & Company. The State of Retail Banking: Profitability and Growth in the Era of Digital and AI. — 2024. — URL: <https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/the-state-of-retail-banking-profitability-and-growth-in-the-era-of-digital-and-ai> (дата обращения: 15.03.2026).
8. Met I., Erkoç A., Seker S.E., Ertürk M.A., Ulug B. Product Recommendation System With Machine Learning Algorithms for SME Banking // Hindawi / Wiley. — 2024. — DOI: 10.1155/2024/5585575.
9. Pritam A., Pramod D. Recommender System for Banking Industry with Collaborative Filtering and XGBoost Classifier // Science, Education and Innovations in the Context of Modern Problems. — 2025. — Vol. 8. — No. 3. — DOI: 10.56334/sei/8.3.501.
10. QUALCO. Mastering Cross-Selling with Next Best Product Recommendation. — 2024. — URL: <https://www.qualco.eu/hubfs/Whitepapers/2024/D3E/5%20Predictive%20Analytics%20Use%20Cases/Predictive%20Analytics%20Use%20Case%207C%20Mastering%20Cross->

Selling%20with%20Next%20Best%20Product%20Recommendation.pdf (дата обращения: 15.03.2026).

11. Siji V. The Impact of Artificial Intelligence on Personalised Banking Services // Asia-Pacific Journal of Management Research and Innovation. — 2025. — DOI: 10.1177/2319510X251359393.

Сведения об авторе

Ставрицкий Александр Владимирович, аспирант кафедры Маркетинга, РЭУ им. Г.В. Плеханова, Россия, г. Москва

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-6238-0671>

Information about the authors

Stavritskiy Alexander Vladimirovich, Postgraduate Student of the Department of Marketing, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-6238-0671>