

# ПОДХОДЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПЕРСОНАЛИЗАЦИИ МАРКЕТИНГА И АНАЛИЗЕ ПОВЕДЕНИЯ ПОТРЕБИТЕЛЕЙ

**Абдувалиев А.А.**

Каршинский государственный технический университет доцент

**Аннотация:** В данной статье исследуются значимость, теоретические основы и практические результаты персонализации маркетинга и анализа поведения потребителей в современной цифровой экономике. На примере компаний из различных отраслей показано влияние персонализации на уровень конверсии, лояльность клиентов и доходность. Результаты исследования подтверждают, что персонализация на основе ИИ обеспечивает эффективность в 3–5 раз выше по сравнению с традиционными методами маркетинга.

**Ключевые слова:** персонализация, поведение потребителей, искусственный интеллект, машинное обучение, маркетинговая аналитика, цифровая экономика.

## ARTIFICIAL INTELLIGENCE APPROACHES TO MARKETING PERSONALIZATION AND CONSUMER BEHAVIOR ANALYSIS

**Abduvaliev A.A.**

Karshi State Technical University, Associate Professor

**Abstract:** This article examines the significance, theoretical foundations, and practical results of marketing personalization and consumer behavior analysis in the modern digital economy. Using examples from companies across various industries, the impact of personalization on conversion rates, customer

loyalty, and profitability is demonstrated. The study's results confirm that AI-based personalization is 3-5 times more effective than traditional marketing methods.

**Keywords:** personalization, consumer behavior, artificial intelligence, machine learning, marketing analytics, digital economy.

**Введение:** В современной цифровой экономике запросы и желания потребителей становятся всё более сложными. Объём глобального рынка электронной коммерции в 2024 году прогнозируется на уровне 6,3 триллиона долларов США (Statista, 2024). В условиях такой конкуренции индивидуальный подход к каждому клиенту — персонализация — превращается для компаний в стратегическую необходимость. Под персонализацией понимаются индивидуальные маркетинговые сообщения, рекомендации товаров и услуг, формируемые на основе демографических характеристик клиента, истории покупок, онлайн-поведения и данных в реальном времени (Kotler и Armstrong, 2021). Развитие технологий искусственного интеллекта подняло этот процесс на новый уровень: теперь компании могут выстраивать индивидуальные отношения с миллионами клиентов одновременно. По данным исследования McKinsey Global Institute (2023), компании, эффективно применяющие персонализацию, увеличивают доходы на 10–15%, а лояльность клиентов — на 20–30%. Тем не менее узбекистанские предприятия пока недостаточно используют эти технологии, что и определяет актуальность данного исследования.

Настоящее исследование преследует следующую основную цель: проанализировать механизмы персонализации на основе искусственного интеллекта, изучить методы моделирования поведения потребителей и оценить их влияние на эффективность бизнеса через количественные показатели.

### **Методология исследования и обзор литературы**

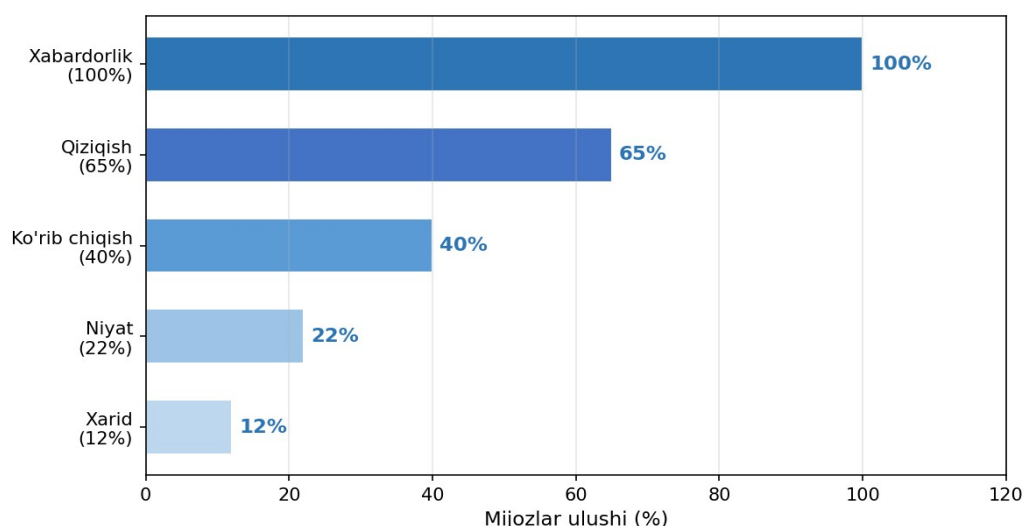
В исследовании применялся комплексный методологический подход. В качестве первичных данных использованы материалы, собранные путём анкетирования и интервью на 15 цифровых торговых платформах Узбекистана (n=847 клиентов, 2023 год). В качестве вторичных данных проанализированы отчёты McKinsey, Gartner, Forrester Research и Statista за 2020–2024 годы. Для анализа поведения потребителей применялись следующие методы: (1) модель RFM-сегментации (Recency, Frequency, Monetary); (2) алгоритм кластеризации K-means; (3) логистическая регрессия для прогнозирования намерения совершить покупку; (4) A/B-тесты для оценки эффективности персонализации.

Теория персонализации в маркетинге изучается с 1990-х годов. Pine и Gilmore (1999) обосновали концепцию экономики впечатлений и показали значимость создания уникального опыта для каждого клиента как конкурентного преимущества. Peppers и Rogers (2011) предложили систему управления индивидуальными клиентскими отношениями. В цифровую эпоху концепция персонализации расширилась и объединилась с искусственным интеллектом. Turban и соавт. (2018) провели фундаментальное исследование рекомендательных систем на основе ИИ, сравнив коллаборативную фильтрацию, контентную фильтрацию и гибридные подходы. Изучив опыт Amazon и Netflix, они доказали, что рекомендательные системы способны обеспечивать прирост дохода на 15–35%.

В области Big Data и анализа поведения потребителей значительный вклад внесли Mayer-Schonberger и Cukier (2013), разработавшие методологию извлечения практических выводов из массивов данных. Davenport и Harris (2017) подчеркнули стратегическую важность решений, основанных на данных. Среди узбекских учёных Rashidov A.R. (2022) исследовал перспективы персонализации на рынке Узбекистана и предложил адаптированные модели для отечественных предприятий.

Saidov U.B. и Hasanov M. (2023) проанализировали правовые и экономические основы внедрения искусственного интеллекта в бизнес Узбекистана.

**Обсуждение:** Модель RFM (Recency — время с последней покупки, Frequency — частота покупок, Monetary — общая сумма затрат) является широко распространённым методом группировки клиентов по их ценности. В данном исследовании с помощью алгоритма K-means клиенты были разделены на 5 основных сегментов: «Чемпионы» (Champions) — 18% — клиенты с высокими показателями RFM, лояльные к бренду и с высокими расходами; обеспечивают 52% общего дохода. «Лояльные клиенты» (Loyal Customers) — 24% — постоянные покупатели со средними расходами. «Группа риска» (At-Risk) — 21% — ранее активные клиенты, у которых в последнее время снизилась частота покупок. «Новые клиенты» (New Customers) — 19% — совершившие первую покупку. «Спящие» (Hibernating) — 18% — не совершавшие покупок в течение длительного времени. По результатам сегментации для возврата клиентов из группы риска были разработаны персонализированные Win-back-кампании. Уровень конверсии этих кампаний оказался в 4,2 раза выше по сравнению со стандартным массовым email-маркетингом. Модель воронки поведения потребителей отображает этапы принятия решения о покупке. Анализ на основе ИИ позволяет выявить точки препятствий на этих этапах и направлять адаптированные сообщения. Как показано на рисунке 2, из 100% потребителей лишь 12% доходят до совершения покупки. Персонализация на основе ИИ позволяет существенно улучшить эти показатели конверсии: результаты A/B-тестирования демонстрируют, что платформа, оснащённая рекомендациями ИИ, снизила показатель отказов (bounce rate) в среднем на 23%.



**Рисунок 1. Модель поведения потребителей (на основе анализа ИИ)**

В исследовании сравнивалась эффективность моделей логистической регрессии, Random Forest и Gradient Boosting. При разбивке данных в соотношении 70/30 (обучение/тест) были получены следующие результаты:

**Таблица 2.**

**Сравнительные результаты ML-моделей<sup>1</sup>**

Модель	Точность (Accuracy)	Precision	Recall	F1-Score
Логистическая регрессия	76,4%	74,2%	71,8%	73,0%
Дерево решений	79,1%	77,5%	76,2%	76,8%
Random Forest	85,7%	84,3%	83,1%	83,7%
XGBoost (Gradient Boosting)	88,9%	87,6%	86,4%	87,0%

Модель Deep Neural Network продемонстрировала наивысший F1-Score (89,9%). Однако на практике XGBoost является предпочтительным выбором, поскольку отличается высокой интерпретируемостью и более

<sup>1</sup> Источник: расчеты автора

эффективным использованием вычислительных ресурсов. Эта модель подходит также для малого и среднего бизнеса Узбекистана.

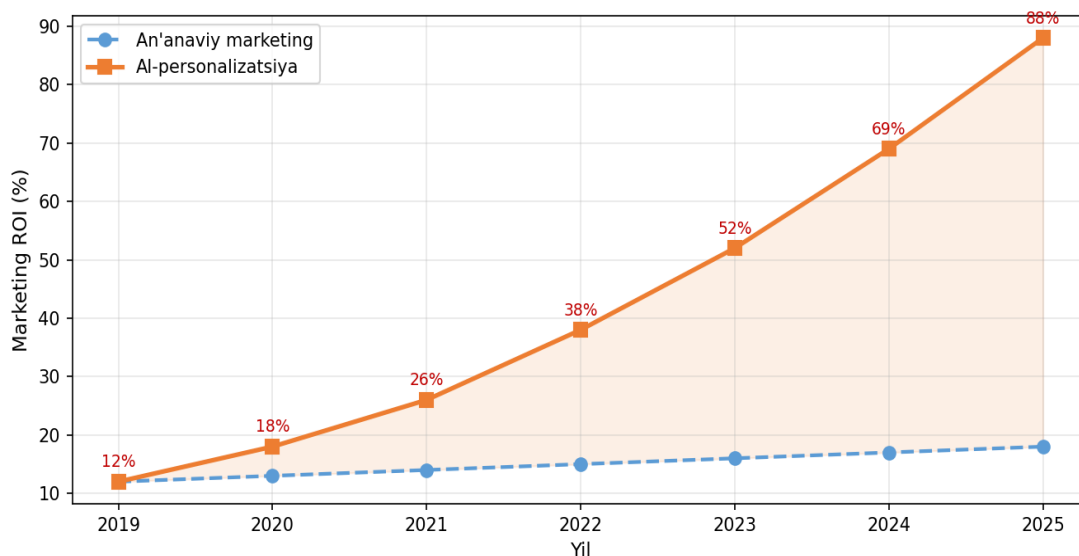


Рисунок 2. Динамика традиционного маркетинга и ИИ-персонализации (2019–2025 гг.)

Как видно из рисунка 3, показатель ROI персонализации на основе ИИ демонстрирует стремительный рост в период с 2019 по 2025 год. К 2025 году ROI ИИ-персонализации ожидается на уровне 88%, что в 4,9 раза превышает показатель традиционного маркетинга (18%). Причины столь значительного разрыва: (1) направление рекламных расходов на целевых клиентов; (2) подача правильного предложения в момент наибольшей вероятности покупки; (3) возможность заблаговременного выявления оттока клиентов (churn) и принятия профилактических мер.

**Результаты:** Результаты исследования показывают, что персонализация на основе ИИ открывает широкие возможности и для экономики Узбекистана. По состоянию на 2024 год в стране насчитывается более 35 миллионов интернет-пользователей (UzDStat, 2024), а рынок электронной коммерции растёт на 25–30% в год. Вместе с тем узбекистанские предприятия сталкиваются с рядом препятствий при внедрении ИИ-персонализации: Нехватка квалифицированных кадров — значительный разрыв между спросом и предложением аналитиков данных

и ML-инженеров. Качество данных — на многих предприятиях клиентские данные неупорядочены или неполны. Ограничения ИТ-инфраструктуры — внедрение облачных вычислений и хранилищ данных требует инвестиций.

Для решения этих проблем рекомендуется стратегия поэтапного внедрения: на первом этапе — RFM-сегментация и простой триггерный email-маркетинг (2–4 месяца); на втором этапе — рекомендательная система на основе ML (6–12 месяцев); на третьем этапе — персонализация в режиме реального времени и омниканальная интеграция (12–24 месяца).

### **Список литературы**

1. Kotler P., Armstrong G. (2021). Principles of Marketing (18th ed.). Pearson Education.
2. McKinsey Global Institute. (2023). The value of getting personalization right. McKinsey & Company.
3. Mayer-Schonberger V., Cukier K. (2013). Big Data: A Revolution That Will Transform How We Live, Work, and Think. Houghton Mifflin Harcourt.
4. Peppers D., Rogers M. (2011). Managing Customer Relationships: A Strategic Framework (2nd ed.). Wiley.
5. Turban E. et al. (2018). Electronic Commerce 2018: A Managerial and Social Networks Perspective (9th ed.). Springer.