

Вестник Евразийской науки / The Eurasian Scientific Journal <https://esj.today>

2025, Том 17, № s6 / 2025, Vol. 17, Iss. s6 <https://esj.today/issue-s6-2025.html>

URL статьи: <https://esj.today/PDF/58FAVN625.pdf>

5.2.3. Региональная и отраслевая экономика (экономические науки)

**Ссылка для цитирования этой статьи:**

Берлин, М. С. Большие данные и предиктивная аналитика в прогнозировании потребительского спроса / М. С. Берлин // Вестник евразийской науки. — 2025. — Т. 17. — № s6. — URL: <https://esj.today/PDF/58FAVN625.pdf>.

**For citation:**

Berlin M.S. Big data and predictive analytics in consumer demand forecasting. *The Eurasian Scientific Journal*. 2025;17(s6): 58FAVN625. Available at: <https://esj.today/PDF/58FAVN625.pdf>. (In Russ., abstract in Eng.).

УДК 339.138:004.6

**Берлин Матвей Сергеевич**

ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации», Москва, Россия  
E-mail: [matveyberlin2003@gmail.com](mailto:matveyberlin2003@gmail.com)

## Большие данные и предиктивная аналитика в прогнозировании потребительского спроса

**Аннотация.** Современные условия функционирования потребительских рынков характеризуются экспоненциальным ростом объемов цифровых данных, генерируемых в процессе взаимодействия покупателей с онлайн-платформами, мобильными приложениями и системами лояльности, что формирует принципиально новую информационную среду для принятия маркетинговых решений и требует переосмысления традиционных подходов к прогнозированию потребительского спроса. Предметом настоящего исследования выступают методологические подходы и инструменты предиктивной аналитики на основе технологий больших данных, применяемые для повышения точности прогнозирования потребительского спроса в условиях цифровой трансформации маркетинговой деятельности. В работе рассматриваются методы системного анализа отечественной и зарубежной научной литературы, сравнительного анализа концептуальных моделей прогнозирования спроса, а также контент-анализа нормативно-правовых актов Российской Федерации в области регулирования оборота данных и развития технологий искусственного интеллекта. Анализ эволюции подходов к прогнозированию потребительского спроса позволил выявить закономерный переход от статистических методов временных рядов к гибридным моделям на основе машинного обучения, интегрирующим структурированные и неструктурированные источники данных в режиме реального времени. Ключевые результаты исследования свидетельствуют о том, что внедрение предиктивной аналитики позволяет снизить ошибку прогнозирования спроса на 20–50 % по сравнению с традиционными методами, сократить дефицит товарных запасов до 65 % и повысить эффективность маркетинговых кампаний за счёт персонализации предложений на основе поведенческих паттернов потребителей. Разработана авторская концептуальная модель предиктивного маркетингового цикла, объединяющая этапы сбора мультимедийных данных, машинного обучения и принятия автоматизированных решений в рамках замкнутого контура обратной связи. Практическая значимость определяется возможностью использования предложенной модели при формировании корпоративных систем управления спросом в организациях розничной и электронной торговли.

**Ключевые слова:** большие данные; предиктивная аналитика; прогнозирование спроса; машинное обучение; потребительское поведение; маркетинговая аналитика; персонализация; ритейл; электронная коммерция; нейронные сети

## Введение

Актуальность темы исследования определяется несоответствием между нарастающим объёмом доступных маркетинговых данных и недостаточной разработанностью методологических подходов к интеграции предиктивной аналитики в процессы управления потребительским спросом, а также необходимостью учёта специфики российского нормативно-правового регулирования оборота персональных данных. Цифровая трансформация потребительских рынков, выражающаяся в стремительном расширении каналов электронной коммерции и повсеместном проникновении мобильных технологий, порождает беспрецедентные массивы данных о покупательском поведении, анализ которых становится ключевым конкурентным преимуществом для субъектов розничной торговли.<sup>1</sup> Согласно аналитическим данным Ассоциации больших данных и Сбербанка, российский рынок больших данных в 2024 году составил 433 млрд рублей, существенно превысив ранее прогнозировавшийся объём в 319 млрд рублей, а среднегодовые темпы роста достигают 25–35 %, значительно опережая мировой показатель в 12 %.<sup>2</sup> Глобальный рынок больших данных и бизнес-аналитики, по оценкам аналитической компании Research Nester, достиг 309,68 млрд долларов США в 2025 году и, по прогнозам, превысит 970 млрд долларов к 2035 году при среднегодовом темпе роста 12,1 %.<sup>3</sup>

Российский рынок электронной коммерции демонстрирует устойчивую динамику роста, создавая масштабный информационный контекст для применения технологий предиктивной аналитики: по данным Data Insight, объём B2C-продаж в 2024 году достиг 11,2 трлн рублей (рост на 39 %), а количество заказов увеличилось до 6,8 млрд, с прогнозом достижения 13,8 трлн рублей в 2025 году.<sup>4</sup> Вместе с тем потребительское поведение претерпевает существенные изменения под воздействием макроэкономических факторов: аналитики отмечают замедление потребительского спроса — в ноябре 2025 года реальные расходы населения снизились на 4 % к аналогичному периоду предыдущего года, а покупатели становятся значительно более прагматичными и разборчивыми.<sup>5</sup>

Объектом исследования выступает процесс прогнозирования потребительского спроса в условиях цифровой трансформации маркетинговой деятельности.

Предметом исследования являются методологические подходы, инструменты и модели предиктивной аналитики на основе технологий больших данных, применяемые для прогнозирования потребительского спроса.

Цель исследования — разработка концептуальной модели предиктивного маркетингового цикла, интегрирующей технологии больших данных, методы машинного обучения и

---

<sup>1</sup> Invento Labs. Предиктивная аналитика в ритейле: как данные помогают увеличить продажи. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: <https://invento-labs.by/o-kompanii/blog/2025/mar/prediktivnaya-analitika-v-ritejle-kak-dannye-pomogayut-uvelichit-prodazhi.html> (дата обращения 24.02.2026).

<sup>2</sup> TAdviser. Большие данные (Big Data) в России. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: [https://www.tadviser.ru/index.php/Статья:Большие\\_данные\\_\(Big\\_Data\)\\_в\\_России](https://www.tadviser.ru/index.php/Статья:Большие_данные_(Big_Data)_в_России). (дата обращения 24.02.2026).

<sup>3</sup> Research Nester. Big Data and Business Analytics Market Size, Share & Industry Forecast 2035. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: <https://www.researchnester.com/reports/big-data-and-business-analytics-market/6469> (дата обращения 24.02.2026).

<sup>4</sup> Data Insight. Исследование рынка интернет-торговли в России 2025. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: <https://adindex.ru/publication/analytics/search/2025/05/23/333670.phtml> (дата обращения 24.02.2026).

<sup>5</sup> Sostav.ru. Год прагматичной адаптации: как менялось потребительское поведение в 2025-м. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: <https://www.sostav.ru/publication/god-pragmatichnoy-adaptatsii-kak-izmenilos-povedenie-pokupatelej-v-2025-m-80423.html> (дата обращения 24.02.2026).

механизмы автоматизированного принятия решений для повышения точности прогнозирования потребительского спроса.

Задачи исследования:

1. Систематизировать теоретико-методологические подходы к прогнозированию потребительского спроса на основе технологий больших данных и предиктивной аналитики.
2. Провести сравнительный анализ методов предиктивной аналитики, применяемых для прогнозирования спроса, и выявить ограничения традиционных подходов.
3. Разработать концептуальную модель предиктивного маркетингового цикла, учитывающую специфику российского нормативно-правового регулирования оборота данных.

Практическая значимость работы определяется возможностью применения разработанной модели руководителями маркетинговых подразделений, аналитиками и специалистами по управлению спросом в организациях розничной и электронной торговли.

## **1. Методы и материалы**

Методологическую основу исследования составляют фундаментальные положения теории маркетинга, теории потребительского поведения, концепции управления взаимоотношениями с клиентами (CRM) и теории Data Science. Теоретической базой послужили работы Ф. Котлера по маркетинговому управлению, Т. Давенпорта по аналитической конкуренции, а также исследования отечественных авторов таких как: М.Ш. Харатоковой [1], Л. Бозиевой [2], В.Г. Когденко [3], В.И. Колмогоровой [4], Р.А. Хамзина [5], В.В. Драгуленко [6], А. Адилхана [7], Ф.Д. Иванова [8], А.А. Балаевой [9], Е.А. Элькановой [10].

В качестве основных методов исследования использован комплекс теоретических и аналитических подходов, включающий контент-анализ отечественной и зарубежной научной литературы за 2024–2026 годы по проблематике применения предиктивной аналитики в маркетинге, сравнительный анализ моделей прогнозирования спроса, нормативно-правовой анализ действующего российского законодательства в сфере регулирования оборота данных, а также метод моделирования для построения авторской концептуальной модели.

Эмпирическую базу исследования составили аналитические материалы Ассоциации больших данных, данные исследовательской компании Data Insight о рынке электронной коммерции России, аналитические обзоры McKinsey, PwC, Gartner, Precedence Research, а также публикации в рецензируемых научных журналах (Journal of Big Data, Advances in Consumer Research, IJARCSCE). Нормативно-правовой основой послужили Федеральный закон от 27.07.2006 № 152-ФЗ «О персональных данных» (в ред. от 24.06.2025), Федеральный закон от 08.08.2024 № 233-ФЗ «О внесении изменений в ФЗ "О персональных данных"», Федеральный закон от 30.11.2024 № 420-ФЗ об ужесточении ответственности за нарушения в области персональных данных, Указ Президента РФ от 10.10.2019 № 490 (ред. от 15.02.2024) «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации» и Национальная стратегия развития искусственного интеллекта на период до 2030 года.

## **2. Результаты и обсуждение**

Теоретический фундамент исследования прогнозирования потребительского спроса на основе технологий больших данных базируется на обширном массиве научных работ,

формирующих аналитическое поле на пересечении маркетинга, экономической статистики, компьютерных наук и теории управления цепями поставок. Генеалогия научной мысли в данной области восходит к классическим трудам по статистическому прогнозированию временных рядов, заложившим фундамент количественных методов анализа спроса, — моделям экспоненциального сглаживания, авторегрессии и скользящего среднего (ARIMA), которые на протяжении десятилетий оставались доминирующим инструментом прогнозирования в ритейле. Вместе с тем традиционные статистические подходы основывались на фиксированных допущениях о стационарности рыночных условий и преимущественно использовали исторические данные о продажах без включения внешних или оперативных переменных [11].

Масштабное исследование предиктивных приложений больших данных в управлении цепями поставок, выполненное Ферани и соавторами и опубликованное в Journal of Big Data, систематизировало алгоритмы прогнозирования спроса, классифицировав основные подходы на следующие группы: прогнозирование временных рядов, кластерный анализ, метод k-ближайших соседей, нейронные сети, регрессионный анализ, метод опорных векторов и регрессия опорных векторов, — и одновременно выявило существенные пробелы в применении аналитики больших данных для замкнутых цепей поставок [12]. Кагалвала, Радхакришнан, Мохаммед, Котинти и Кулкарни в публикации 2025 года в журнале Advances in Consumer Research обосновали трансформационное влияние интеграции предиктивной аналитики в управление цепями поставок, подчеркнув способность моделей искусственного интеллекта и машинного обучения анализировать обширные массивы данных, идентифицировать паттерны и генерировать точные прогнозы спроса с учётом экономических трендов и потребительского поведения [13].

Публикация 2025 года в журнале Center for Management Science Research представила исследование роли аналитики больших данных на основе искусственного интеллекта в обеспечении робастного прогнозирования спроса для «умных» цепей поставок следующего поколения, охватив классические модели временных рядов, методы машинного обучения и глубокого обучения [14].

Развитие теории прогнозирования потребительского спроса привело к формированию нескольких крупных концептуальных направлений, каждое из которых предложило собственную парадигму повышения точности прогнозов. Сравнительная характеристика основных методологических подходов к прогнозированию потребительского спроса представлена в таблице 1.

**Таблица 1**

**Эволюция методологических подходов к прогнозированию потребительского спроса**

| Методический подход                         | Период формирования          | Ключевые методы и инструменты                           | Типы используемых данных                                           | Ограничения подхода                                                        |
|---------------------------------------------|------------------------------|---------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------|
| Классический статистический                 | 1960–1990-е гг.              | ARIMA, экспоненциальное сглаживание, линейная регрессия | Исторические данные продаж, сезонные индексы                       | Допущение стационарности, невозможность учёта внешних факторов             |
| Эконометрический                            | 1980–2000-е гг.              | Множественная регрессия, VAR-модели, коинтеграция       | Макроэкономические показатели, ценовые индексы                     | Высокая чувствительность к мультиколлинеарности, ограниченность переменных |
| Машинное обучение                           | 2010-е гг. — настоящее время | Random Forest, XGBoost, SVM, k-NN                       | Транзакционные данные, поведенческие характеристики                | Требовательность к качеству данных, проблема интерпретируемости            |
| Глубокое обучение                           | 2015 — настоящее время       | LSTM, трансформеры, BERT-модели                         | Мультиканальные данные, текстовые отзывы, изображения              | Высокие вычислительные затраты, необходимость больших обучающих выборок    |
| Гибридный (предиктивная аналитика Big Data) | 2020-е гг. — настоящее время | Ансамблевые методы, NLP + ML, real-time analytics       | Данные IoT, социальные сети, погода, геолокация, поисковые запросы | Нормативные ограничения, необходимость интеграции разнородных источников   |

Составлено автором

Данные таблицы 1 свидетельствуют о закономерном усложнении методологического аппарата прогнозирования спроса: от одномерных моделей временных рядов, работавших исключительно с историческими данными о продажах, к мультиканальным гибридным системам, интегрирующим структурированные и неструктурированные источники в режиме реального времени. Анализ эволюции подходов демонстрирует, что каждый последующий методологический этап не замещал предшествующий, а надстраивался над ним, включая предыдущие методы в качестве компонентов более сложных аналитических архитектур.

Практический опыт компании Oracle по внедрению AI-прогнозирования спроса подтверждает, что прогнозирование с использованием искусственного интеллекта позволяет анализировать данные из многочисленных внутренних и внешних источников — исторические продажи, воронки продаж, потребительское поведение, демографические характеристики, активность конкурентов, сезонные и рыночные тренды, погодные условия, расписание праздников и даже данные о посещаемости сайтов и активности в социальных сетях в реальном времени.<sup>6</sup> Исследование McKinsey & Company, цитируемое Oracle, показало, что AI-прогнозирование в управлении цепями поставок способно снизить ошибки прогнозирования на 20–50 % и сократить дефицит товаров до 65 %.

Компания PwC идентифицировала способность предугадывать потребительский спрос как одну из трёх областей ритейла с наибольшим потенциалом применения искусственного интеллекта, фиксируя активное использование ритейлерами глубокого обучения для предсказания клиентских заказов. Аналитический обзор Aspect подтверждает, что 2025 год стал периодом «проверки реальностью» для предиктивной аналитики: от экспериментирования рынок перешёл к требованию доказанного ROI, сильного комплаенса и масштабируемой автоматизации с надлежащими гарантиями управления.<sup>7</sup>

Глобальный рынок предиктивной аналитики, по данным Precedence Research, оценивается в 17,49 млрд долларов в 2025 году, с прогнозом роста до 21,24 млрд долларов в 2026 году и 113,46 млрд долларов к 2035 году при среднегодовом темпе роста 20,56 %.<sup>8</sup> Доминирующую позицию на рынке занимает сегмент крупных предприятий с долей 59 % выручки, а Северная Америка удерживает лидерство с 46 % совокупной выручки.

Gartner в марте 2025 года идентифицировала ключевые тренды в области данных и аналитики, а в июне 2025 года представила стратегические прогнозы, согласно которым к 2027 году половина бизнес-решений будет дополняться или автоматизироваться AI-агентами, а грамотность руководителей в области AI будет определять более высокие финансовые результаты.<sup>9</sup>

Российский контекст применения предиктивной аналитики определяется не только динамичным развитием рынка больших данных и электронной коммерции, но и эволюцией нормативно-правового регулирования, оказывающей непосредственное влияние на возможности сбора и обработки потребительских данных. Федеральный закон от 27.07.2006 № 152-ФЗ «О персональных данных» претерпел существенные изменения в 2024–2025 годах, значительно

<sup>6</sup> Oracle. The next big opportunity for AI: powering demand forecasting. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: <https://www.oracle.com/scm/ai-demand-forecasting/> (дата обращения 24.02.2026).

<sup>7</sup> Aspect. Predictive analytics and AI in 2025: What worked, what changed, and what's next in 2026. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: <https://www.aspect.com/resources/predictive-analytics-and-ai> (дата обращения 24.02.2026).

<sup>8</sup> Precedence Research. Predictive Analytics Market Size to Hit USD 113.46 Bn by 2035. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: <https://www.precedenceresearch.com/predictive-analytics-market> (дата обращения 24.02.2026).

<sup>9</sup> Gartner. Top Data & Analytics Predictions for 2025. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2025-06-17-gartner-announces-top-data-and-analytics-predictions> (дата обращения 24.02.2026).

ужесточив требования к обработке данных потребителей.<sup>10</sup> Федеральный закон от 30.11.2024 № 420-ФЗ увеличил штрафы за утечку персональных данных до 20 млн рублей для юридических лиц и ввёл уголовную ответственность за незаконное распространение персональных данных<sup>11</sup>. С 1 июля 2025 года установлен безусловный приоритет обработки персональных данных граждан РФ на российских серверах, что непосредственно влияет на архитектуру систем маркетинговой аналитики.

Вместе с тем Федеральный закон от 08.08.2024 № 233-ФЗ ввёл качественно новый механизм обезличивания данных: с 1 сентября 2025 года персональные данные, преобразованные в обезличенную форму, разрешается обрабатывать без получения согласия гражданина, а Минцифры получило полномочия требовать от операторов предоставления обезличенных данных для загрузки в федеральную государственную информационную систему.<sup>12</sup> Данная правовая новелла создаёт значительные возможности для развития маркетинговой аналитики на основе больших данных, позволяя компаниям использовать обезличенные массивы потребительских данных для обучения предиктивных моделей при соблюдении требований защиты частной жизни.

Указ Президента РФ от 10.10.2019 № 490 (в ред. от 15.02.2024) «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации» и обновлённая Национальная стратегия развития искусственного интеллекта на период до 2030 года установили целевые показатели, согласно которым совокупный прирост ВВП за счёт использования технологий ИИ к 2030 году должен достичь 11,2 трлн рублей накопленным итогом, а долю приоритетных отраслей с высокой готовностью к внедрению ИИ планируется нарастить с 12 % до 95 %.<sup>13</sup> Федеральный проект «Искусственный интеллект» включён в национальный проект «Экономика данных» до 2030 года, что свидетельствует о стратегическом приоритете развития аналитических технологий на государственном уровне.

Отраслевая специфика применения предиктивной аналитики в российском ритейле характеризуется высоким уровнем цифровизации крупнейших игроков рынка. Более 40 % российских ритейлеров активно применяют искусственный интеллект и нейросети для решения текущих бизнес-задач, а нейросети в 2025 году используются преимущественно как инструмент анализа и систематизации больших данных.<sup>14</sup> Ozon внедряет искусственный интеллект на этапе ранжирования товаров, где поисковая система с помощью моделей машинного обучения оценивает вероятность покупки товара.<sup>15</sup> Модель предиктивного маркетингового цикла, разработанная автором на основе проведённого анализа, отображена на рисунке 1.

<sup>10</sup> Федеральный закон от 27.07.2006 № 152-ФЗ «О персональных данных» (ред. от 24.06.2025). — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_61801/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_61801/) (дата обращения 24.02.2026).

<sup>11</sup> КонсультантПлюс. С 30 мая 2025 года значительно ужесточена ответственность за нарушения в области персональных данных. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_490308/3b904c06ca00c18b687ec94295a0a967ddc5cce7/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_490308/3b904c06ca00c18b687ec94295a0a967ddc5cce7/) (дата обращения 24.02.2026).

<sup>12</sup> Хабр. Новые правила обезличивания персональных данных с 1 сентября 2025 года. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: <https://habr.com/ru/articles/931348/> (дата обращения 24.02.2026).

<sup>13</sup> Указ Президента РФ от 10.10.2019 № 490 (ред. от 15.02.2024) «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации». — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_335184/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_335184/) (дата обращения 24.02.2026).

<sup>14</sup> CRE. Технологичные тренды в ритейле на 2025 год. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: <https://cre.ru/analytics/97425> (дата обращения 24.02.2026).

<sup>15</sup> Sostav.ru. Тренды ретейл-медиа в цифрах: итоги 2025 года. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: <https://www.sostav.ru/publication/trendy-retej-l-media-v-tsifrakh-itogi-2025-goda-80513.html> (дата обращения 24.02.2026).



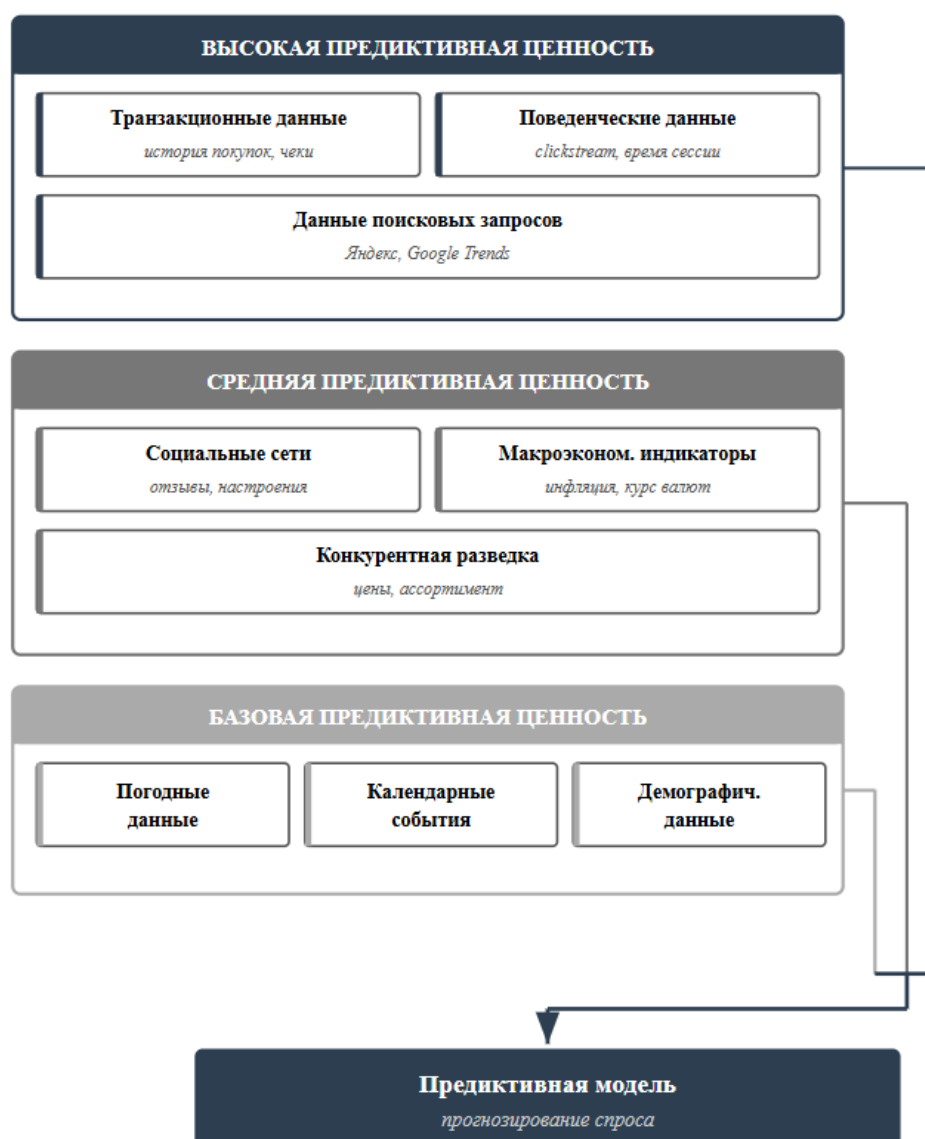
**Рисунок 1.** Концептуальная модель  
предиктивного маркетингового цикла (составлено автором)

Представленная на рисунке 1 модель демонстрирует замкнутый контур, в котором каждый этап генерирует данные для последующего цикла прогнозирования. Принципиальным отличием предложенной модели от существующих линейных схем прогнозирования является интеграция нормативно-правового комплаенса (этап обезличивания данных в соответствии с 152-ФЗ) непосредственно в аналитический конвейер, а также включение механизма обнаружения дрейфа модели (model drift detection) на этапе мониторинга, что обеспечивает адаптивность системы к изменениям в потребительском поведении.

InDataLabs в аналитическом обзоре 2025 года подчеркивает, что современные системы AI-прогнозирования спроса не просто предсказывают, но и предписывают конкретные действия: при обнаружении прогнозируемого снижения спроса на популярный товар система может рекомендовать сокращение рекламных расходов, корректировку ценообразования или запуск стимулирующей промоакции.<sup>16</sup> Интеграция промышленной предиктивной аналитики трансформирует прогнозы в конкретные управленческие действия, что соответствует пятому этапу разработанной авторской модели.

Структура источников данных, используемых в предиктивной аналитике спроса, и их относительная предиктивная ценность представлены на рисунке 2.

<sup>16</sup> InDataLabs. AI Demand Forecasting in 2025: Trends and Use Cases. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: <https://indatalabs.com/blog/ai-demand-forecasting> (дата обращения 24.02.2026).



**Рисунок 2.** Классификация источников данных по предиктивной ценности для прогнозирования спроса (составлено автором)

Рисунок 2 иллюстрирует трёхуровневую классификацию источников данных, ранжированных по степени вклада в точность прогноза спроса. Наибольшей предиктивной ценностью обладают транзакционные и поведенческие данные, формирующие «ядро» аналитической модели. Данная классификация имеет практическое значение для приоритизации инвестиций в инфраструктуру сбора данных: компаниям целесообразно в первую очередь обеспечить качественный сбор данных высокой предиктивной ценности, а затем последовательно подключать дополнительные источники для повышения точности прогнозов.

Отдельного внимания заслуживает проблема барьеров внедрения предиктивной аналитики в российских условиях. Исследование компаний Arenadata и K2 Cloud, охватившее свыше 200 представителей крупного и среднего бизнеса, выявило, что главными препятствиями остаются нехватка квалифицированных кадров, отсутствие достаточного опыта российских внедрений и высокая стоимость решений.<sup>17</sup> По данным Всемирного экономического форума, к 2025 году ежегодно создаётся 2,7 млн новых рабочих мест в области данных и ИИ, однако лишь 30 %

<sup>17</sup> Новости ИТ-канала. Динамика, перспективы и проблемы российского рынка больших данных. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: <https://www.novostiitkanala.ru/news/detail.php?ID=182820> (дата обращения 24.02.2026).

позиций удаётся заполнить ввиду разрыва в компетенциях.<sup>18</sup> Европейская комиссия прогнозирует дефицит 450 тыс. специалистов в области ИКТ к 2030 году, что указывает на глобальный характер кадровой проблемы.

Сопоставление российских и глобальных показателей рынка предиктивной аналитики в маркетинге представлено в таблице 2.

**Таблица 2**

**Сравнительная характеристика развития  
предиктивной аналитики в маркетинге (Россия и мир, 2024–2025 гг.)**

| Показатель                              | Россия                                                    | Мировой рынок                                          |
|-----------------------------------------|-----------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------|
| Объём рынка больших данных (2024–2025)  | 433 млрд руб. (2024)                                      | 309,68 млрд долл. (2025)                               |
| Среднегодовой темп роста рынка Big Data | 25–35 %                                                   | 12–13 %                                                |
| Доля ритейлеров, внедривших ИИ          | более 40 %                                                | около 60 % в крупном бизнесе                           |
| Объём рынка e-commerce (2024)           | 11,2 трлн руб.                                            | около 6,3 трлн долл.                                   |
| Темп роста e-commerce (2024)            | 39 %                                                      | 8–10 %                                                 |
| Ключевые нормативные ограничения        | 152-ФЗ, локализация на серверах РФ, штрафы до 20 млн руб. | GDPR (ЕС), CCPA (США)                                  |
| Основные барьеры внедрения              | Кадровый дефицит, стоимость решений                       | Качество данных, комплаенс, интерпретируемость моделей |

*Составлено автором*

Анализ представленной в таблице 2 информации демонстрирует, что российский рынок больших данных растёт существенно быстрее мирового, а рынок электронной коммерции по темпам роста является мировым лидером. Вместе с тем уровень внедрения ИИ в российском ритейле отстаёт от глобальных показателей, а нормативно-правовые ограничения в сфере обработки персональных данных формируют специфический ландшафт для развития предиктивной аналитики, требующий архитектурных решений с обязательной локализацией данных и встроенными механизмами обезличивания.

## Выводы

Анализ теоретико-методологических подходов к прогнозированию потребительского спроса на основе технологий больших данных позволил выявить закономерную эволюцию от классических статистических моделей (ARIMA, экспоненциальное сглаживание) к гибридным системам, интегрирующим методы машинного обучения, обработку естественного языка и аналитику данных в реальном времени. Систематизация научной литературы за 2024–2026 годы подтверждает формирование нового парадигмального направления — «предиктивного маркетинга», в рамках которого прогнозирование спроса перестаёт быть изолированной аналитической функцией и интегрируется в замкнутый контур принятия автоматизированных маркетинговых решений, охватывающий ценообразование, управление запасами и персонализацию потребительского опыта.

Сравнительный анализ методов предиктивной аналитики, применяемых для прогнозирования спроса, продемонстрировал, что модели на основе машинного и глубокого обучения (Random Forest, XGBoost, LSTM, трансформеры) значительно превосходят традиционные статистические методы по точности прогнозирования, обеспечивая снижение ошибок на 20–50 % и сокращение товарного дефицита до 65 %. Вместе с тем выявлены существенные ограничения современных методов, включающие высокие вычислительные затраты, проблему интерпретируемости моделей, риски дрейфа модели при изменении

<sup>18</sup> Market Data Forecast. Big Data Market Size, Share, Trends & Analysis, 2033. — [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: <https://www.marketdataforecast.com/market-reports/big-data-market> (дата обращения 24.02.2026).

потребительского поведения и необходимость масштабных обучающих выборок, что особенно актуально для среднего бизнеса с ограниченными ресурсами.

Разработанная авторская концептуальная модель предиктивного маркетингового цикла объединяет семь взаимосвязанных этапов — от сбора мультиканальных данных до мониторинга и обратной связи — в замкнутый контур, обеспечивающий непрерывное повышение точности прогнозирования. Принципиальной особенностью модели является интеграция нормативно-правового комплаенса (обезличивание данных в соответствии с Федеральным законом № 152-ФЗ и Федеральным законом № 233-ФЗ) непосредственно в аналитический конвейер, а также предложенная классификация источников данных по предиктивной ценности, позволяющая приоритизировать инвестиции в инфраструктуру сбора данных. Полученные результаты имеют значение для развития теории маркетинговой аналитики в части обоснования методологических принципов построения адаптивных систем прогнозирования потребительского спроса в условиях нарастающей цифровизации и ужесточения регуляторных требований к обороту данных на российском рынке.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Харатокова, М.Ш. Анализ использования аналитических данных для прогнозирования ключевых показателей компании / М.Ш. Харатокова, Э.Е. Тихонов // Научный вестник Государственного автономного образовательного учреждения высшего образования "Невинномысский государственный гуманитарно-технический институт". — 2021. — № 2. — С. 79–82. — EDN VMNAWU.
2. Бозиева, Л. Использование больших данных для повышения эффективности go-to-market стратегий / Л. Бозиева — DOI 10.32743/UniLaw.2024.115.5.17402. // Universum: экономика и юриспруденция. — 2024. — № 5(115). — С. 5–10 — EDN TJADDB.
3. Когденко, В.Г. Описательная, прогностическая и предписывающая аналитика: данные, методы и алгоритмы / В.Г. Когденко — DOI 10.24891/ea.18.3.447. // Экономический анализ: теория и практика. — 2019. — Т. 18, № 3(486). — С. 447–461 — EDN ZBXOMX.
4. Колмогорова, В.И. Использование искусственного интеллекта для повышения эффективности стратегий в цифровом маркетинге / В.И. Колмогорова, И.Д. Мудрова, Д.А. Шишлянникова — DOI 10.24412/2071-3762-2024-9327-30-34. // Практический маркетинг. — 2024. — № 9(327). — С. 30–34 — EDN LZBQWQ.
5. Особенности применения статистического анализа в современном маркетинге / Р.А. Хамзин, С.В. Бровчак, О.В. Фирсанова, В.В. Кулебякин — DOI 10.34023/2313-6383-2023-30-4-33-42. // Вопросы статистики. — 2023. — Т. 30, № 4. — С. 33–42 — EDN DAJZWJ.
6. Анализ потребительского поведения в цифровой экономике с использованием технологий больших данных / В.В. Драгуленко, А.Л. Золкин, О.Л. Гиршевич, И.В. Соловьев — DOI 10.47576/2949-1894.2024.4.4.025. // Инновационная экономика: информация, аналитика, прогнозы. — 2024. — № 4. — С. 206–212 — EDN TYZIVO.
7. Адилхан, А. Инструменты анализа данных и приложения для анализа данных в планировании спроса / А. Адилхан // Вестник науки. — 2025. — Т. 1, № 6(87). — С. 1343–1356. — EDN RDKFJT.

8. Иванов, Ф.Д. Предиктивное моделирование в сфере управления цепями поставок на основании методов искусственного интеллекта / Ф.Д. Иванов — DOI 10.35854/1998-1627-2025-9-1200-1212. // Экономика и управление. — 2025. — Т. 31, № 9. — С. 1200–1212 — EDN BLWILC.
9. Балаева, А.А. Использование Big Data для повышения конкурентоспособности в бизнесе / А.А. Балаева, Е.З. Глазунова, М.В. Скиба // Актуальные вопросы современной экономики. — 2024. — № 10. — С. 547–553. — EDN SGNHCZ.
10. Эльканова, Е.А. Развитие электронной коммерции как фактор использования современных подходов в логистических маршрутах / Е.А. Эльканова // Вестник евразийской науки. — 2025. — Т. 17, № S4. — EDN EMFYLF.
11. Priyanka Ya. Demand Forecasting in Retail using Machine Learning and Big Data. / Ya. Priyanka // International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering — 2025 — Т. 14, № 2 — URL: <https://ijarccce.com/wp-content/uploads/2025/03/IJARCCCE.2025.14235.pdf> (дата обращения 24.02.2026)
12. Seyedan, M. Predictive big data analytics for supply chain demand forecasting: methods, applications, and research opportunities / M. Seyedan, F. Mafakheri — DOI 10.1186/s40537-020-00329-2. // Journal of Big Data. — 2020. — Т. 7, № 1. — С. 53 — EDN MMOFAA.
13. Kagalwala H. et al. Predictive analytics in supply chain management: The role of AI and machine learning in demand forecasting //Advances in Consumer Research. — 2025. — Т. 2. — С. 142–149.
14. Rabbani, A.A. Towards next-generation smart supply chain management: ai-driven big data analytics for robust demand forecasting, predictive methods, and applications / A.A. Rabbani, N. Sohu, N. Zaki, R. Muhammad, M.U. Hakeem, A.U. Din, F.E.A. Longa, A. Fatima, S. Hafeez // Center for Management Science Research. — 2025. — Т. 3, № 5 — С. 391–431. — URL: <https://cmsrjournal.com/index.php/Journal/article/view/439> (дата обращения 24.02.2026).

**Berlin Matvey Sergeevich**

Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia  
E-mail: [matveyberlin2003@gmail.com](mailto:matveyberlin2003@gmail.com)

## **Big data and predictive analytics in consumer demand forecasting**

**Abstract.** Modern consumer markets are characterized by exponential growth in digital data generated through customer interactions with online platforms, mobile applications, and loyalty systems. This creates a fundamentally new information environment for marketing decisions and requires a rethinking of traditional approaches to consumer demand forecasting. This study examines methodological approaches and predictive analytics tools based on big data technologies, applied to improve the accuracy of consumer demand forecasting in the context of the digital transformation of marketing activities. This paper examines methods for systemic analysis of domestic and international scientific literature, a comparative analysis of conceptual demand forecasting models, and a content analysis of Russian Federation regulations governing data circulation and the development of artificial intelligence technologies. An analysis of the evolution of approaches to consumer demand forecasting revealed a consistent shift from statistical time-series methods to hybrid models based on machine learning that integrate structured and unstructured data sources in real time. Key research findings demonstrate that the implementation of predictive analytics can reduce demand forecasting errors by 20–50 % compared to traditional methods, reduce inventory shortages by up to 65 %, and improve the effectiveness of marketing campaigns by personalizing offers based on consumer behavioral patterns. A proprietary conceptual model of the predictive marketing cycle has been developed, combining the stages of multichannel data collection, machine learning, and automated decision-making within a closed feedback loop. The proposed model's practical significance lies in its potential use in developing corporate demand management systems in retail and e-commerce organizations.

**Keywords:** big data; predictive analytics; demand forecasting; machine learning; consumer behavior; marketing analytics; personalization; retail; e-commerce; neural networks