

Научная статья
УДК 658.8.012.2
DOI: 10.25683/VOLBI.2025.71.1318

Erika Albertovna Gertsenberger
Student of the Department of Management,
field of training 03.38.02 — Management,
Novosibirsk State Technical University
Novosibirsk, Russian Federation
erika.gertsenberger@mail.ru

Эрика Альбертовна Герценбергер
студент кафедры менеджмента,
направление подготовки 38.03.02 — Менеджмент,
Новосибирский государственный технический университет
Новосибирск, Российская Федерация
erika.gertsenberger@mail.ru

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СПРОСА В СФЕРЕ ЭЛЕКТРОННОЙ КОММЕРЦИИ НА ОСНОВЕ ОБЪЕДИНЕНИЯ КОЛИЧЕСТВЕННЫХ И КАЧЕСТВЕННЫХ ДАННЫХ: ПРОБЛЕМЫ И ПЕРСПЕКТИВЫ АНАЛИЗА БОЛЬШИХ ДАННЫХ

5.2.2 — Математические, статистические и инструментальные методы в экономике

Аннотация. В условиях стремительной цифровизации торговли и роста объемов как структурированных, так и неструктурированных данных особую актуальность приобретает внедрение технологий анализа больших данных (Big Data) в процессы прогнозирования спроса и стратегического управления в электронной коммерции. Настоящее исследование направлено на выявление актуальных проблем и оценку перспектив применения аналитических методов на примере рынка онлайн-продаж одежды. Целью работы является разработка методологического подхода к комплексному анализу разнородных данных с целью повышения точности прогноза и оптимизации бизнес-процессов.

Методология исследования включает автоматизированный сбор данных из внутренних (объем продаж, остатки, конверсия на разных этапах) и внешних источников (объем продаж аналогичных товаров на маркетплейсах, тренды, сезонность, упоминаемость бренда и отзывы), очистку, нормализацию и структурирование информации. В прогнозной части используются модели временных рядов — Prophet, SARIMA, — а также нейросетевые подходы, что обеспечивает учет как сезонных, так и поведен-

ческих факторов спроса. Полученные результаты апробированы на реальных данных одной из товарных категорий, проведено сопоставление прогнозных значений с фактическими показателями.

Практическая значимость исследования заключается в разработке алгоритма, позволяющего участникам электронной коммерции повысить точность планирования, адаптировать ассортимент под текущие потребности потребителей, а также сократить издержки, связанные с замораживанием активов в товарных запасах. В заключение обозначены направления дальнейших исследований, включающие разработку методов устранения искажений данных, автоматическую фильтрацию недостоверной информации, интеграцию мультимодальных источников и повышение адаптивности моделей к изменяющимся условиям рынка.

Ключевые слова: анализ больших данных, бизнес-аналитика, прогнозирование спроса, анализ потребительских предпочтений, аналитика продаж, особенности онлайн-продаж, электронная коммерция, интеграция разнородных данных, нейросети, автоматизированный сбор данных

Для цитирования: Герценбергер Э. А. Прогнозирование спроса в сфере электронной коммерции на основе объединения количественных и качественных данных: проблемы и перспективы анализа больших данных // Бизнес. Образование. Право. 2025. № 2(71). С. 141—146. DOI: 10.25683/VOLBI.2025.71.1318.

Original article

DEMAND FORECASTING IN E-COMMERCE BASED ON THE INTEGRATION OF QUANTITATIVE AND QUALITATIVE DATA: ISSUES AND PROSPECTS OF BIG DATA ANALYSIS

5.2.2 — Mathematical, statistical and instrumental methods in economics

Abstract. In the context of rapid digitalization of commerce and the growing volume of both structured and unstructured data, the implementation of Big Data analysis technologies in demand forecasting and strategic management processes in e-commerce is becoming increasingly relevant. This study aims to identify current challenges and assess the prospects of applying analytical methods using the online clothing sales market as a case study. The objective of the research is to develop a methodological approach for the comprehensive analysis of heterogeneous data in order to improve forecasting accuracy and optimize business processes.

The research methodology includes the automated collection of data from both internal sources (sales volume, inventory levels, conversion rates at various stages) and external sources (sales volumes of similar products on marketplaces, trends, seasonality, brand mentions, and customer reviews), followed by data cleaning, normalization, and structuring. In the forecasting section, time series models — Prophet and SARIMA — as well as neural network approaches are used to account for both seasonal and behavioral factors of demand. The results are validated using real data from one product category, and forecasted values are compared with actual indicators.

The practical significance of the study lies in the development of an algorithm that enables e-commerce participants to improve planning accuracy, adapt product assortments to current consumer needs, and reduce costs associated with asset freeze in inventory. The conclusion outlines future research directions, including the development of methods for eliminating data distortion, automatic

filtering of unreliable information, integration of multimodal sources, and improving model adaptability to changing market conditions.

Keywords: *Big Data analysis, business analytics, demand forecasting, consumer preference analysis, sales analytics, features of online sales, e-commerce, integration of heterogeneous data, neural networks, automated data collection*

For citation: Gertsenberger E. A. Demand forecasting in e-commerce based on the integration of quantitative and qualitative data: issues and prospects of Big Data analysis. *Biznes. Obrazovanie. Pravo = Business. Education. Law*. 2025;2(71):141—146. DOI: 10.25683/VOLBI.2025.71.1318.

Введение

В условиях цифровизации экономики и роста объемов неструктурированной информации особую значимость приобретает способность бизнеса адаптироваться к изменяющимся рыночным условиям на основе аналитики данных.

Актуальность исследование приобретает в контексте электронной коммерции — сектора, характеризующегося высокой волатильностью спроса, зависимостью от сезонных и модных тенденций, а также возрастающими ожиданиями потребителей в части персонализации предложений. В этих условиях предприятия нуждаются в методах анализа, способных не только фиксировать текущие предпочтения клиентов, но и прогнозировать их поведение.

По мнению А. Амановой, А. Гарагулова и Х. Гурбанова [1], внедрение инструментов анализа больших данных позволяет повысить эффективность бизнес-процессов и принять стратегически обоснованные управленческие решения. Тем не менее, несмотря на очевидные преимущества, внедрение таких решений сопряжено с рядом вызовов — технических, правовых и методологических, что подтверждается в исследованиях А. А. Курочкина, Е. С. Боженко, Д. А. Шевченко [2].

Дополнительным фактором актуальности темы является стремительное развитие технологий машинного обучения и обработки естественного языка, которые позволяют извлекать ценную информацию из неструктурированных источников — например, пользовательских отзывов, как считают Е. Н. Платонов и И. Р. Мартынова [3]. Именно такие источники становятся ключевыми в понимании потребительских мотиваций и формирования поведенческих паттернов, что имеет особую ценность в электронной коммерции, где эмоции и субъективные оценки играют существенную роль.

Д. А. Углов отмечает, что в условиях развития омниканальных стратегий и интеграции онлайн- и офлайн-продаж возрастает потребность в унифицированных аналитических инструментах, которые могли бы объединять различные потоки данных [4]. Это требует адаптации существующих методов обработки и визуализации информации, а также создания новых моделей, способных учитывать эмоциональные и стилистические аспекты потребительского выбора.

Степень изученности темы. Тема прогнозирования спроса и анализа поведения потребителей в электронной коммерции активно развивается в научной литературе. В последние годы наблюдается значительный интерес к применению методов машинного обучения и предиктивной аналитики для решения задач управления спросом и оптимизации бизнес-процессов в *e-commerce*, что наблюдается в исследованиях П. Г. Полторацкого [5], А. Амановой, А. Гарагулова и Х. Гурбанова [1], А. А. Курочкина, Е. С. Боженко, Д. А. Шевченко [2], Е. Н. Платонова и И. Р. Мартыновой [3], Д. А. Углова [4].

В исследовании П. К. Мякишева и И. В. Синицына рассматривается использование метода линейной регрессии для прогнозирования спроса в торговле [6]. Также перспективы внедрения подхода, основанного на анализе исторических данных компании, рассмотрела Е. А. Кушникова, отметив возможные ограничения с целью поиска их преодоления [7]. Возможности динамического планирования рассматривает А. Г. Болдычева для повышения эффективности логистических процессов и оптимизации товарных остатков [8]. Также П. Верхоф с соавторами предлагают стратегические направления и практические аналитические решения для создания ценности из существующих и новых больших данных в маркетинге [9].

Тем не менее, несмотря на значительное количество публикаций, следует отметить, что остается недостаточно проработанной интеграция количественных и качественных методов: соединение анализа транзакционных данных с обработкой потребительских мнений, что позволило бы формировать более точные и адаптивные модели прогнозирования.

Целесообразность разработки темы. В условиях высокой скорости изменения потребительских предпочтений, влияния модных тенденций и зависимости от сезонности, компании сталкиваются с необходимостью быстро адаптироваться к запросам клиентов. Это делает задачу прогнозирования спроса и формирования персонализированных предложений особенно актуальной. Использование больших данных позволяет оперативно выявлять тренды, строить модели поведения покупателей и формировать товарные рекомендации, ориентированные на конкретные целевые аудитории.

Научная новизна настоящего исследования заключается в формировании комплексного методологического подхода к анализу больших данных интернет-торговли, объединяющего структурированные (транзакции, продажи, категории товаров) и неструктурированные (отзывы, оценки, мнения) данные в рамках единой прогностической модели, что обеспечивает более полное понимание потребительских предпочтений и увеличение точности прогнозов спроса.

Целью данного исследования является разработка и апробация комплексного подхода к анализу и прогнозированию спроса в сфере электронной коммерции на основе больших данных, включая как количественные, так и качественные показатели, с использованием современных методов машинного обучения и интеллектуального анализа информации.

Для достижения цели были поставлены следующие задачи:

1. Исследовать актуальные проблемы и перспективы анализа больших данных, поступающих из онлайн-источников.
2. Исследовать экономические и поведенческие параметры, отражающие спрос на рынке электронной коммерции, а также их представление в виде количественных и качественных данных.

3. Описать методологию интеграции разнородных данных для формирования прогностической модели.

4. Применить методы анализа временных рядов и машинного обучения к реальным данным из сферы онлайн-торговли и оценить точность полученных прогнозов.

5. Обосновать экономическую целесообразность использования аналитических инструментов на основе больших данных для повышения эффективности управленческих решений в электронной коммерции.

Теоретическая значимость исследования заключается в углубленном анализе и систематизации проблем и перспектив, связанных с использованием технологий анализа больших данных в сфере электронной коммерции, а также факторов, влияющих на онлайн-продажи.

Практическая значимость исследования состоит в разработке и апробации алгоритма обработки больших данных, применимого для прогнозирования спроса в электронной коммерции. Полученные результаты позволяют повысить точность прогнозов, оптимизировать логистику и запасы, а также повысить эффективность маркетинговых решений.

Основная часть

Современная цифровая экономика формирует новый облик рыночных отношений, в которых ключевую роль начинает играть информация. Онлайн-платформы ежедневно генерируют огромные объемы информации. Это создает потенциал для повышения эффективности бизнес-процессов за счет применения технологий анализа больших данных. Однако, наряду с этим, существует ряд существенных проблем, ограничивающих реализацию этого потенциала:

1. *Неоднородность и слабая структурированность данных.* Пользовательские отзывы, оценки и комментарии, несмотря на высокую информативность, сложно поддаются формализации. Стандартизация формата данных на различных торговых платформах отсутствует, что усложняет интеграцию информации.

2. *Качество и достоверность данных.* В электронной коммерции широко распространены фальсифицированные отзывы, спам-контент и дублирующийся записи. Использование таких данных без предварительной очистки может приводить к искажению результатов анализа и прогнозирования.

3. *Высокие вычислительные ресурсы и требования к инфраструктуре.* Обработка больших объемов информации, особенно при применении моделей машинного обучения и нейронных сетей, требует серьезных аппаратных ресурсов и оптимизированной архитектуры хранения и обработки данных.

4. *Ограниченность доступа к данным.* В условиях конкуренции компании неохотно делятся внутренней информацией, а автоматизированный сбор данных с сайтов может нарушать условия использования ресурсов и вызывать юридические споры.

5. *Неопределенность при выборе подходящей модели анализа.* Универсального метода анализа больших данных не существует, что повышает порог входа и требует высокой квалификации специалистов.

Таким образом, исследование направлено на преодоление ключевых препятствия в анализе больших данных, чтобы обеспечить надежную базу для принятия управленческих решений в сфере электронной коммерции. Основным ожидаемым результатом заключается в снижении уровня замороженных активов на складах производителей и продавцов потребительских товаров за счет повышения точности прогноза спроса и углубленного понимания потре-

бительских предпочтений, что возможно благодаря сочетанию временных рядов (данные о продажах) и текстовому анализу (отзывов, событий).

Исследование включает следующие шаги:

- определение критериев и требований к данным;
- подбор источников для расчета показателей;
- сбор данных;
- очистка, нормализация и категоризация данных;
- выделение признаков и факторов влияния;
- построение прогноза на основе комплекса моделей;
- апробация результатов прогнозов в реальных рыночных условиях и формулирование выводов.

Продажи товаров в электронной коммерции — как на маркетплейсах, так и в собственных интернет-магазинах — формируются под влиянием целого комплекса факторов, как внешних, так и внутренних. Одним из ключевых является спрос на соответствующую товарную категорию, который определяется совокупностью макроэкономических и поведенческих характеристик потребителей [10]. Актуальные тренды в моде, технологиях и социальных предпочтениях напрямую влияют на структуру потребления и динамику продаж, особенно в быстрооборачиваемых и эмоционально окрашенных категориях товаров [11].

Сезонность также играет значимую роль, формируя циклические пики и спады спроса в зависимости от времени года, праздников или календарных событий. Уровень жизни населения, выраженный через показатели доходов, потребительской уверенности и инфляционных ожиданий, определяет покупательскую способность, а значит, и общую емкость рынка [12].

К важным нематериальным факторам относится узнаваемость бренда, создающая доверие у потребителей и повышающая вероятность выбора товара среди аналогов. Лояльность аудитории к покупке данной категории товаров, также существенно влияет на продажи.

В случае маркетплейсов на продажи напрямую влияет рейтинг карточки товара, который формируется на основе отзывов, оценок, количества продаж и полноты описания. Также значение имеет оптимизация складских запасов, т. е. наличие товара на складе маркетплейса влияет на его ранжирование и скорость доставки, что определяет выбор покупателя, а излишки вызывают дополнительные затраты на хранение. Отличительной особенностью интернет-магазинов является влияние на конверсию условий оплаты и доставки.

Чтобы учитывать в прогнозах продаж рассмотренные факторы, были отобраны показатели для расчета и произведена их классификация: рассчитываемых на основе внешних (характеризующие рынки аналогичных товаров) и внутренних данных (исторические данные компании) (см. табл.), по типу данных — количественные и качественные, а также по источникам получения. Следует отметить, что большинство показателей учитываются в качестве коэффициентов.

Таким образом, используемые источники можно разделить на группы:

1. Внутренние данные компании [ассортимент, количество продаж, выручка, конверсии на разном этапе (из личного кабинета маркетплейса), время необходимое для производства или транспортировки], отзывы на продаваемые товары.

2. Внешние данные о продажах (парсинг данных в интернете о объемах продаж, выручке, сезонности).

3. Внешние данные о трендах (статистика поисковых запросов, отзывы на аналогичные товары).

Для сбора внешних данных, необходимых для анализа рыночной динамики и потребительского поведения, был применен метод парсинга веб-ресурсов [13], что позволило автоматизировать извлечение информации с открытых источников (см. рис.).

Данные собираются в табличный вид с помощью библиотеки *Pandas*. Это позволяет удобно анализировать временные ряды, проводить статистическую обработку и объединять разные источники. Процесс прогнозирования спроса на основе собранных и обработанных данных включает несколько этапов. Вначале осуществляется разделение выборки на обучающую и тестовую, что необходимо для проверки качества моделей.

Классификация рассчитываемых показателей

Данные	Тип	Источник	Показатель
Внутренние	Количественные	Табличные данные о продажах компании	Объем продаж
			Сезонность
			Оборачиваемость
		Данные компании	Скорость производства
	Табличные данные о конверсии на разных этапах	Конверсия	
		Лояльность	
	Качественные	Отзывы	Положительные характеристики
Отрицательные характеристики			
Внешние	Количественные	Данные о продажах на маркетплейсах аналогичных товаров	Объем продаж
			Сезонность
			Уровень конкуренции
			Уровень монополизации
		Статистика поисковых запросов	Узнаваемость бренда
			Сезонность
	Спрос		
	Качественные	Отзывы	Положительные характеристики
			Отрицательные характеристики
Статистика поисковых запросов, реклама		Тенденции	

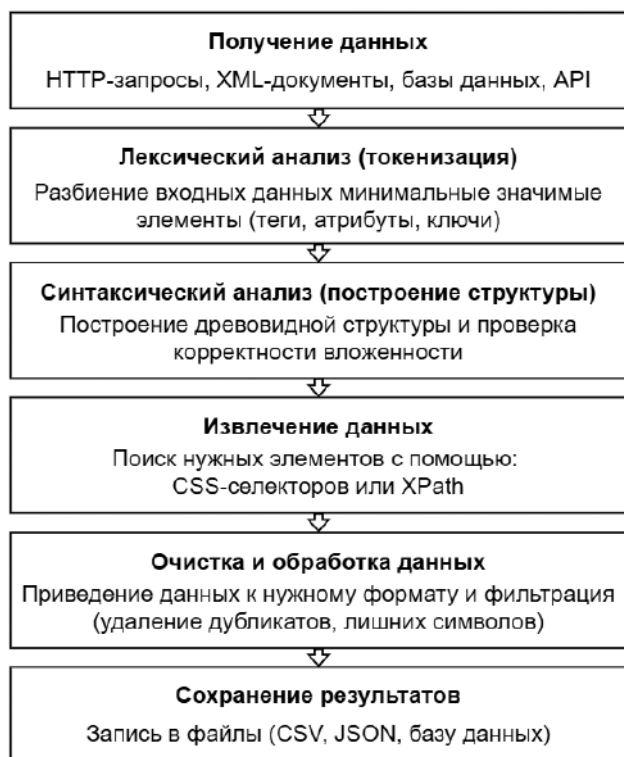


Рис. Сбор данных с веб-сайтов методом парсинга

Для прогнозирования применяются следующие модели:

– *SARIMA* (сезонная авторегрессионная модель с интегрированным скользящим средним) – подходит для учета сезонности и трендов во временных рядах;

– *Prophet* — библиотека для прогнозирования временных рядов, включает внешние регрессоры, обрабатывает пропущенные данные и выбросы;

– нейронная сеть (*LSTM*) — математическая модель, предназначенная для обработки сложных данных и обучения модели [14].

Выбор модели *LSTM* для прогнозирования временных рядов, таких как спрос в электронной коммерции, обоснован ее способностью эффективно учитывать, как краткосрочные, так и долгосрочные зависимости [15].

В сравнении с классическими моделями, такими как *XGBoost* и *Random Forest*, преимуществом *LSTM* также является ее способность учитывать временные зависимости без необходимости вручную формировать лаговые признаки. Она лучше справляется с сезонностью и трендами во временных рядах благодаря встроенной памяти. Классические модели же обучаются быстрее и обладают более высокой интерпретируемостью, но для исследования это не является ключевым преимуществом [16].

Для повышения точности модели обогащаются внешними регрессорами — такими как индексы трендов, эмоциональная окраска отзывов, данные о конкуренции и сезонности.

Для обучения модели использовались параметры для учета сезонности, пошагового подбора параметров и подавления предупреждений.

Ограничения на параметры:

- $\text{start_p}=0$, $\text{max_p}=5$ — для авторегрессии;
- $\text{start_q}=0$, $\text{max_q}=5$ — для скользящего среднего;
- $\text{start_P}=0$, $\text{max_P}=2$ — для сезонных параметров авторегрессии;
- $\text{start_Q}=0$, $\text{max_Q}=2$ — сезонные параметры скользящего среднего;
- $\text{max_order}=10$ — максимальный общий порядок модели.

Экзогенными переменными стали рейтинг товара, логарифм количества отзывов, фактор цены, сезонные коэффициенты, региональный фактор, фактор популярности, промо-фактор, объем поисковых запросов, экспоненциальное сглаживание.

После обучения модели производится оценка качества прогнозов с использованием метрик *MAE*, *RMSE*, *MAPE* и сравнение предсказаний с фактическими данными на тестовой выборке.

Для проверки эффективности предложенного подхода к прогнозированию спроса было проведено тестирование модели на данных действующих продавцов, работающих в сегменте одежды. Прогноз спроса строился на трехмесячный период.

Сравнение прогнозных значений с фактическими продажами показало высокую степень совпадения:

- в первом месяце среднее отклонение от фактических значений составило лишь 8 %, что соответствует точности 92 %;
- во втором месяце точность прогноза составила 86%, что объясняется ростом влияния внешних факторов (например, изменение ценовой политики конкурентов, запуск рекламных кампаний);
- в третьем месяце точность снизилась до 78 %, что ожидаемо для долгосрочного прогноза в условиях нестабильной рыночной среды.

Эти результаты подтверждают гипотезу о том, что интеграция текстовых и количественных данных, а также учет сезонности и рыночных индикаторов позволяет существенно повысить точность прогноза спроса, особенно в краткосрочном горизонте.

Несмотря на положительные итоги, в ходе исследования были выявлены ряд факторов, ограничивающих точность и устойчивость прогноза:

1. *Непредсказуемость внешней среды.* Резкие изменения спроса, вызванные макроэкономическими событиями, инфляцией или сбоями логистики, не всегда могут быть предсказаны на основе исторических данных.
2. *Ограниченность данных.* Некоторые данные были недоступны или неполны (например, точные продажи конкурентов, внезапные изменения в ассортименте), что влияет на полноту входных признаков.
3. *Ошибки в исходных данных.* Не все отзывы были релевантны, часть информации требовала ручной верификации. Автоматизированная очистка не всегда справляется с искажениями и шумом.

Таким образом, алгоритм хорошо работает в условиях регулярных продаж и стабильных товарных категорий. При этом для дальнейшего повышения точности требуется

более глубокая кастомизация моделей под конкретные сегменты рынка и систематическая работа с качеством исходных данных.

Заключение

В ходе проведенного исследования были рассмотрены ключевые проблемы и перспективы анализа больших данных на примере сбора, обработки и анализа информации о продажах и мнений пользователей в интернете. Целью работы было выявление эффективных методов обработки *Big Data* и возможностей их применения для прогнозирования спроса, и оптимизации бизнес-процессов.

Проведенное исследование подтвердило практическую значимость анализа больших данных в электронной коммерции и обоснованность включения как количественных, так и качественных факторов в модели прогнозирования. Использование методов машинного обучения, таких как *Prophet*, *SARIMA* и *LSTM*, в сочетании с предварительной обработкой информации и учетом пользовательских предпочтений, позволяет достигать высокой точности прогнозов.

Среди основных выводов можно выделить следующее:

1. Использование комплексного подхода к сбору и обработке больших данных обеспечивает более точные прогнозы продаж.
2. Наличие качественно размеченных и регулярно обновляемых датасетов является ключевым условием успешного моделирования.
3. Технологии *Big Data* позволяют выявлять изменения в потребительском поведении и предпочтениях в режиме реального времени, что особенно актуально для динамичных рынков.

Практическая значимость исследования заключается в возможности адаптации представленных методик для реальных бизнесов в сфере электронной коммерции. Использование представленных инструментов может повысить точность планирования, сократить издержки и увеличить удовлетворенность потребителей за счет более точного соответствия спросу.

Разработку методов автоматического выявления и фильтрации недостоверной информации (например, фальсифицированных отзывов и аномальных оценок), влияющей на искажение прогноза.

В качестве приоритетных направлений дальнейших исследований можно выделить:

- 1) повышение устойчивости моделей к неполноте и асимметрии данных — особенно в условиях ограниченного доступа к внутренней коммерческой информации;
- 2) адаптацию алгоритмов прогнозирования к новым источникам информации (видеообзоры, голосовые отзывы, поведенческая аналитика) и усиление роли мультимодального анализа;
- 3) разработку методов автоматического выявления и фильтрации недостоверной информации (например, фальсифицированных отзывов и аномальных оценок), влияющей на искажение прогноза.

Реализация этих направлений позволит устранить существующие методологические и технические ограничения, тем самым повысив точность, устойчивость и прикладную ценность прогностических моделей на базе больших данных.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Аманова А., Гарагулов А., Гурбанов Х. Влияние больших данных (Big Data) на бизнес-процессы // Вестник науки. 2025. № 1(82). Т. 2. С. 34—38.
2. Курочкин А. А., Боженко Е. С., Шевченко Д. А. Вызовы и перспективы применения больших данных в стратегическом управлении // Экономика и управление: проблемы, решения. 2025. Т. 4. № 3. С. 55—61. DOI: 10.36871/ek.up.p.r.2024.03.06.007.
3. Платонов Е. Н., Мартынова И. Р. Семантический анализ отзывов об организациях методами машинного обучения // Моделирование и анализ данных. 2024. Т. 14. № 1. С. 7—26.

4. Углов Д. А., Преимущества омниканальной стратегии развития электронной торговли в продуктовом ритейле // Экономика, предпринимательство и право. 2023. Т. 13. № 12. С. 5563—5580.
5. Полторацкий П. Г. Прогнозирование спроса в электронной коммерции методами машинного обучения // Вестник науки. 2024. № 6(75). Т. 1. С. 226—234.
6. Мякишев П. К., Синицын И. В. Прогнозирование спроса на товары в ритейле с применением методов машинного обучения // Университетский вестник. 2021. № 4. С. 45—52.
7. Кушникова Е. А. Перспективы внедрения data-driven подхода для работы с большими данными и искусственного интеллекта в e-commerce на примере предприятия малого и среднего бизнеса // Экономика и управление: проблемы, решения. 2024. Т. 2. № 6. С. 112—120. DOI: 10.36871/ek.up.r.2024.06.02.011.
8. Болдычева А. Г. Аналитика больших данных для динамического планирования и управления запасами // Аудитор. 2024. Т. 10. № 11. С. 38—49. DOI: 10.12737/1998-0701-2024-10-11-38-49.
9. Verhoef P. C., Kooge E., Walk N., Wieringa J. E. Creating Value with Data Analytics in Marketing. London : Routledge, 2023. 278 p.
10. Левин Ю. А., Багманян Д. Э. Особенности формирования спроса и предложения на рынке электронной коммерции // Научные исследования и разработки. Экономика. 2022. Т. 10. № 4. С. 38—42. DOI: 10.12737/2587-9111-2022-10-4-38-42.
11. Балакшин И. С. Анализ потребительского поведения на универсальных и нишевых маркетплейсах: особенности и ключевые факторы спроса на российском рынке // Вестник евразийской науки. 2025. Т. 17. № 2. URL: <https://esj.today/PDF/19ECVN225.pdf>.
12. Шитова Ю. Ю., Строкина О. Ф. Анализ сезонности электронной торговли // Маркетинг в России и за рубежом. 2013. № 2. С. 45—52.
13. Черепанов М. Д., Жуков Н. Н., Безруких А. Д., Безруких Ю. А. Методика проведения сравнительного анализа методов парсинга веб-сайтов // Современные наукоемкие технологии. 2023. № 8. С. 77—83. DOI: 10.17513/snt.39734.
14. Гулиев Р. А. О. Решение проблемы прогнозирования в электронной коммерции с помощью нейронных сетей // Актуальные исследования. 2024. № 49(231). С. 35—39.
15. Bao S., Tang S., Sun P., Wang T. LSTM-based energy management algorithm for a vehicle power-split hybrid powertrain // Energy. 2023. Vol. 284. Art. 129267. DOI: 10.1016/j.energy.2023.129267.
16. Kulkarni M. S., Bharathi S. V., Perdana A., Kilari D. A Quest for Context-Specific Stock Price Prediction: A Comparison Between Time Series, Machine Learning and Deep Learning Models // SN Computer Science. 2025. Vol. 6. Iss. 4. Art. 335. DOI: 10.1007/s42979-025-03848-y.

REFERENCES

1. Amanova A., Garagulov A., Gurbanov H. The Impact of Big Data on Business Processes. *Vestnik nauki*. 2025;1(82)-2:34—38. (In Russ.)
2. Kurochkin A. A., Bozhenko E. S., Shevchenko D. A. Challenges and perspectives of Big Data application in strategic management. *Ekonomika i upravlenie: problemy, resheniya*. 2025;4(3):55—61. (In Russ.) DOI: 10.36871/ek.up.p.r.2024.03.06.007.
3. Platonov E. N., Martynova I. R. Semantic Analysis of Reviews About Organizations Using Machine Learning Methods. *Modelirovanie i analiz dannykh = Modelling and Data Analysis*. 2024;14(1):7—26. (In Russ.) DOI: 10.17759/mda.2024140101.
4. Uglov D. A. Benefits of an omnichannel strategy for grocery e-commerce development. *Ekonomika, predprinimatel'stvo i pravo = Journal of Economics, Entrepreneurship and Law*. 2023;13(12):5563—5580. (In Russ.) DOI: 10.18334/epp.13.12.120222.
5. Poltoratsky P. G. Forecasting Demand in E-Commerce Using Machine Learning Methods. *Vestnik nauki*. 2024;6(75)-1:226—234. (In Russ.)
6. Myakishev P. K., Sinitsyn I. V. Forecasting demand for goods in retail using machine learning methods. *Universitetskii vestnik*. 2021;4:45—52. (In Russ.)
7. Kushnikova E. A. Prospects for the implementation of a datadriven approach for working with big data and AI in e-commerce on the example of a small and medium-sized business. *Ekonomika i upravlenie: problemy, resheniya*. 2024;2(6):112—120. (In Russ.) DOI: 10.36871/ek.up.p.r.2024.06.02.011.
8. Boldycheva A. G. Big Data analytics for dynamic planning and inventory management. *Auditor*. 2024;10(11):38—49. (In Russ.) DOI: 10.12737/1998-0701-2024-10-11-38-49.
9. Verhoef P. C., Kooge E., Walk N., Wieringa J. E. Creating Value with Data Analytics in Marketing. London, Routledge, 2023. 278 p.
10. Levin Yu. A., Bagmanyan D. E. Features of supply and demand formation in the e-commerce market. *Nauchnye issledovaniya i razrabotki. Ekonomika = Scientific Research and Development. Economics*. 2022;10(4):38—42. (In Russ.) DOI: 10.12737/2587-9111-2022-10-4-38-42.
11. Balakshin I. S. Consumer behavior analysis on multi-vendor and niche marketplaces: characteristics and key demand factors in the Russian market. *Vestnik evraziiskoi nauki = The Eurasian Scientific Journal*. 2025;17(2). (In Russ.) URL: <https://esj.today/PDF/19ECVN225.pdf>.
12. Shitova Yu. Yu., Strokina O. F. Analysis of e-commerce seasonality. *Marketing v Rossii i za rubezhom = Marketing in Russia and abroad*. 2013;2:45—52. (In Russ.)
13. Cherepanov M. D., Zhukov N. N., Bezrukih A. D., Bezrukih Yu. A. Classification methodology for thematic modeling results of candidates by team role. *Sovremennye naukoemkie tekhnologii = Modern high technologies*. 2023;8:77—83. (In Russ.) DOI: 10.17513/snt.39734.
14. Guliev R. A. O. Solving the problem of forecasting in e-commerce using neural networks. *Aktual'nye issledovaniya*. 2024;49(231):35—39. (In Russ.)
15. Bao S., Tang S., Sun P., Wang T. LSTM-based energy management algorithm for a vehicle power-split hybrid powertrain. *Energy*. 2023;284:129267. DOI: 10.1016/j.energy.2023.129267.
16. Kulkarni M. S., Bharathi S. V., Perdana A., Kilari D. A Quest for Context-Specific Stock Price Prediction: A Comparison Between Time Series, Machine Learning and Deep Learning Models. *SN Computer Science*. 2025;6(4):335. DOI: 10.1007/s42979-025-03848-y.

Статья поступила в редакцию 21.04.2025; одобрена после рецензирования 10.05.2025; принята к публикации 12.05.2025.
The article was submitted 21.04.2025; approved after reviewing 10.05.2025; accepted for publication 12.05.2025.