

УДК 338.342.44

V.E.Preis, Yu.I.Mikhailov,
E.Yu. Bezukladova

DIGITAL TRANSFORMATION OF RE- GIONAL RETAIL

The digital transformation of regional retail trade creates new requirements for sales process management, requiring higher forecasting accuracy, flexibility of solutions and adaptability to local market conditions. Artificial intelligence (AI) and machine learning (ML) technologies are becoming key tools for improving the efficiency of retail chains, allowing them to automate demand analysis, optimize inventory replenishment, improve price management, and create personalized offers for customers. The article examines the features of regional retail trade that determine the specifics of the use of algorithmic methods, and reveals the impact of AI and ML on reducing operational risks and increasing the economic performance of sales activities. An analytical review of the potential of intelligent technologies in increasing the sustainability and competitiveness of regional retail chains has been conducted.

Keywords: digital transformation; regional retail; sales processes; artificial intelligence; machine learning; demand forecasting; inventory management; dynamic pricing; personalization; business process optimization.

В.Е. Прейс¹, Ю.И. Михайлов²,
Е.Ю. Безукладова³

ЦИФРОВАЯ ТРАНСФОРМАЦИЯ РЕГИО- НАЛЬНОЙ РОЗНИЧНОЙ ТОРГОВЛИ

Цифровая трансформация региональной розничной торговли формирует новые требования к управлению сбытовыми процессами, требуя более высокой точности прогнозирования, гибкости решений и адаптивности к локальным рыночным условиям. Искусственный интеллект (ИИ) и технологии машинного обучения (ML) становятся ключевыми инструментами повышения эффективности розничных сетей, позволяя автоматизировать анализ спроса, оптимизировать пополнение запасов, улучшать управление ценами и формировать персонализированные предложения для покупателей. В статье рассматриваются особенности региональной розничной торговли, определяющие специфику применения алгоритмических методов, а также раскрывается влияние ИИ и ML на снижение операционных рисков и рост экономических показателей сбытовой деятельности. Проведён аналитический обзор потенциала интеллектуальных технологий в повышении устойчивости и конкурентоспособности региональных торговых сетей.

Ключевые слова: цифровая трансформация; региональная розничная торговля; сбытовые процессы; искусственный интеллект; машинное обучение; прогнозирование спроса; управление запасами; динамическое ценообразование; персонализация; оптимизация бизнес-процессов.

DOI: 10.36807/2411-7269-2026-1-44-133-139

Региональная розничная торговля сталкивается с ростом неопределённости спроса, усилением конкуренции со стороны федеральных сетей и маркетплейсов, а также

¹ Прейс В.Е., аспирант кафедры управления качеством и стандартизации; Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет "ЛЭТИ" им. В.И. Ульянова (Ленина), г. Санкт-Петербург

Preis V.E., Postgraduate of the Department of Quality Management and Standardization; Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI" named after V.I. Ulyanov (Lenin), Saint Petersburg
E-mail: prejs.v@yandex.ru

² Михайлов Ю.И., профессор кафедры управления качеством и стандартизации, доктор экономических наук, профессор; Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет "ЛЭТИ" им. В.И. Ульянова (Ленина), г. Санкт-Петербург

Mikhailov Yu.I., Professor of the Department of Quality Management and Standardization; Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI" named after V.I. Ulyanov (Lenin), Saint Petersburg
E-mail: yimikhaylov@etu.ru

³ Безукладова Е.Ю., заведующая кафедрой экономики и организации производства, кандидат экономических наук, доцент; Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Санкт-Петербургский государственный технологический институт (технический университет)", г. Санкт-Петербург

Bezukladova E.Yu., Head of the Department of Economics and Organization of Production, PhD in Economics, Associate Professor; Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Saint Petersburg State Technological Institute (Technical University)", Saint Petersburg
E-mail: bezukladova@yandex.ru

с высокой чувствительностью к логистическим сбоям и ценовым колебаниям. Следует отметить, что традиционные подходы к управлению сбытом – от простых правил пополнения запасов товаров до статических промо-механик – ограниченно справляются с задачами точного краткосрочного прогнозирования и своевременного распределения запасов [1]. В связи с этим переход к управлению на основе данных и алгоритмов рассматривается как ключевое условие повышения устойчивости и эффективности сбытового контура в розничной торговле [2].

Применение ИИ и ML, как показывают исследования Университета короля Сауда [3], позволяет:

- 1) систематически снижать ошибки прогноза за счёт учёта нелинейностей и локальных факторов;
- 2) автоматизировать решения по заказам и пополнению запасов товаров;
- 3) поддерживать динамическое ценообразование и адресные предложения для покупателей.

Для региональных розничных сетей применение ИИ и ML особенно значимо, так как ограниченные бюджеты и неоднородный спрос, на что обращают внимание авторы [4], требуют инструментов, которые дают измеримый эффект при сжатых ресурсах:

- сокращение out-of-stock (доля товара, представленного на сайте или в магазине, временно недоступного для покупки из-за исчерпания запасов);
- уменьшение доли неликвидных товаров;
- ускорение оборачиваемости товарных запасов.

Задачами настоящего исследования являются:

- проведение оценки влияния ИИ и ML на ключевые показатели сбытового процесса в региональной розничной торговле;
- дать практические рекомендации по внедрению ИИ и ML;
- обозначить метрики результата внедрения, позволяющие сопоставлять получаемый эффект с издержками интеграции цифровых решений [5].

Цифровая трансформация розничной торговли рассматривается в научной литературе как переход от фрагментарной автоматизации отдельных операций к комплексной перестройке бизнес-процессов, основанной на данных и интеллектуальной аналитике [6], а также подчёркивается, что ключевым направлением изменений становится внедрение алгоритмов ИИ, позволяющих выявлять скрытые зависимости в спросе, автоматизировать рутинные управленческие решения и адаптивно реагировать на изменения внешней среды [7].

Современные исследования выделяют несколько классов алгоритмов, применяемых в сбытовой сфере региональной розничной торговли: модели прогнозирования временных рядов, методы машинного обучения, нейронные сети глубокого обучения, а также комбинированные гибридные подходы [8]. Наибольшее распространение в ритейле получили ансамблевые алгоритмы и рекуррентные нейронные сети (RNN), способные учитывать сезонность, локальные факторы и влияние маркетинговых активностей [9]. RNN в отличие от стандартных сетей, которые обрабатывают входные сигналы независимо друг от друга, имеют внутреннюю память (скрытое состояние), которая позволяет сохранять информацию от предыдущих входов в порядке их поступления. Jones J. отмечает, что использование ML-моделей позволяет значительно снизить ошибки прогноза и стабилизировать пополнение запасов, что особенно важно в условиях ограниченных складских мощностей и высокой вариативности регионального спроса [10]. Кроме прогнозирования, Zulfia A. выделяет роль ИИ в динамическом ценообразовании, сегментации покупателей, оценке эластичности спроса и прогнозировании рисков дефицита товаров [11]. Греческие исследователи подчёркивают, что внедрение интеллектуальных технологий способствует оптимизации товарных потоков, повышению точности заказов и росту рентабельности, что, в свою очередь, требует качественной инфраструктуры данных и адаптации моделей к локальным особенностям розничной сети [12].

Обобщение результатов анализа научных публикаций позволяет заключить, что ИИ и машинное обучение формируют основу нового управленческого контура (УК) в розничной торговле, где данные становятся ключевым активом, а интеллектуальные алгоритмы – инструментом преобразования всей системы сбыта [13]. На Рис. 1 представлено сопоставление традиционного и интеллектуального УК сбыта в розничной торговле.

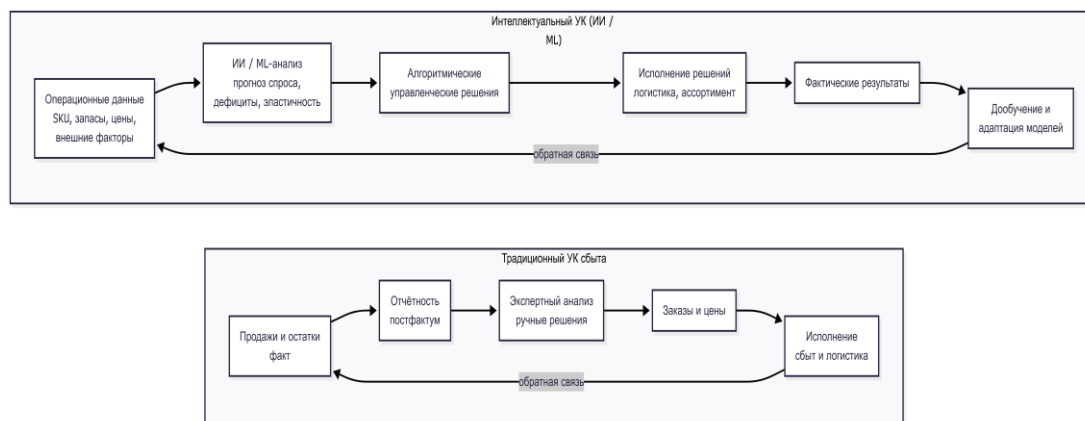


Рисунок 1 – Традиционный и интеллектуальный УК сбыта в розничной торговле (составлено авторами)

Традиционный УК характеризуется запаздывающей обратной связью и преобладанием экспертных решений, принимаемых на основе ретроспективной отчётности. Интеллектуальный УК, основанный на применении ИИ и ML, реализует непрерывный цикл управления, в котором решения формируются на основе данных, прогнозной аналитики и адаптивного дообучения моделей.

При этом, для региональных компаний наблюдается недостаток исследований, учитывающих специфику небольших сетей, что делает дальнейшее изучение данной проблемы особенно актуальным.

Сбытовой контур региональной розничной торговли формируется под влиянием ограничений, которые отличают локальные сети от федеральных игроков и определяют специфику применения цифровых решений:

- низкая предсказуемость спроса, обусловленная сезонностью, региональными предпочтениями, локальными событиями и ограниченными массивами исторических данных [14];
- небольшое количество торговых точек и суженная география обслуживания создают повышенную чувствительность к колебаниям покупательских потоков, что затрудняет применение традиционных методов планирования запасов [15];
- ограниченная финансовая и технологическая база региональных сетей, затрудняющая внедрение сложных аналитических систем и масштабируемых ИТ-решений.

В сочетании с недостаточной цифровой зрелостью персонала и фрагментарностью данных вышеприведённые ограничения приводят к высокой зависимости от экспертных оценок и интуитивных управленческих решений. В результате возникают систематические ошибки: избыточные страховые запасы, дефициты востребованных товаров, неэффективные промо-кампании и неритмичность заказов [16].

Распределительная логистика региональной розничной торговли также обладает повышенной вариативностью: значительная доля поставщиков является локальной, маршруты доставки часто нестабильны, а складские мощности ограничены [17]. Всё это усиливает нагрузку на сбытовой контур и требует инструментов, способных оперативно учитывать множество разнотипных факторов. В таких условиях применение ИИ и ML становится одним из немногих путей повышения точности управленческих решений и снижения рисков, связанных с неоптимальным распределением товарных потоков [18].

Внедрение технологий ИИ и ML позволяет радикально изменить логику управления сбытом, переводя розничные сети от реактивного к проактивному моделированию спроса и распределению запасов. Центральным направлением применения ML становится прогнозирование продаж, где алгоритмы учитывают нелинейные зависимости, множественные внешние факторы и динамическое поведение покупателей [19]. При этом возможно применение градиентного бустинга – метода машинного обучения, который последовательно создаёт набор слабых прогностических моделей, комбинируя их в единую сильную модель. Модели градиентного бустинга, ансамблевые методы и нейронные сети способны значительно снижать ошибки прогнозов по сравнению с классическими статистическими подходами, что ведёт к уменьшению неликвидов и росту точности заказов [20].

ИИ также трансформирует управление товарными запасами. Применение алгоритмов для предсказания дефицитов, автоматизации пополнения и распределения то-

варных потоков повышает устойчивость цепей поставок и снижает операционные потери [21]. В региональной розничной торговле, где небольшие склады и ограниченные логистические возможности усиливают влияние каждой ошибки, такие технологии позволяют оптимизировать частоту заказов, поддерживать целевые уровни запасов и корректировать объёмы поставок в реальном времени [22].

Ещё одним направлением является применение ML в динамическом ценообразовании. Алгоритмы машинного обучения оценивают эластичность спроса, анализируют реакции покупателей на изменение цен, учитывают конкуренцию и сезонность, что позволяет адаптивно корректировать стоимость товаров, увеличивая маржинальность и снижая риски затоваривания [23]. Для региональной розничной торговли это особенно важно: гибкое управление ценами позволяет компенсировать меньшие объёмы продаж и проводить более адресные промоакции, основанные не на универсальных правилах, а на прогнозных моделях поведения покупателей.

Значимый эффект приносит применение ИИ в персонализации клиентских предложений. Модели сегментации и рекомендательные системы формируют индивидуальные предложения, учитывая историю покупок, частоту визитов, предпочтения и поведенческие паттерны (шаблоны) [24], [25], [26]. Это способствует увеличению среднего чека, повторных покупок и лояльности, что критично для сетей, конкурирующих не масштабами, а качеством взаимодействия с клиентом.

Алгоритмы машинного обучения внедряются и в логистическую часть бытовой цепочки: прогнозирование времени доставки, формирование оптимальных маршрутов, оценка риск-факторов и адаптация графиков поставок. Они способствуют улучшению доступности товара на полках и снижают затраты на транспортировку [27], [28]. Интеллектуальная логистика особенно эффективна в условиях нестабильных региональных перевозок, позволяя оперативно корректировать маршруты и оптимизировать загрузку транспорта.

В рамках интеллектуального УК решения формируются на основе данных и прогнозов, а не интуитивных оценок. Для региональной розничной торговли это означает повышение точности параметров сбыта, снижение операционных рисков и рост конкурентоспособности, что подтверждается практическими результатами внедрения подобных систем в различных торговых сетях [29], [30].

Авторами данного исследования была предпринята попытка оценки эффектов внедрения технологий ИИ и ML для типовой модельной региональной розничной сети среднего масштаба (10-15 торговых точек), функционирующей на территории СЗФО РФ. Под типовой модельной сетью понимается абстрактная экономическая модель розничного предприятия, сформированная на основе усреднённых статистических отраслевых показателей региональных розничных сетей и используемая для аналитического и сценарного моделирования без привязки к конкретной компании.

В качестве инструментов ИИ и ML применялись модели прогнозирования спроса на основе градиентного бустинга, методы анализа временных рядов с использованием лаговых признаков, а также алгоритмы оценки влияния промо-активностей и ценовых факторов на объёмы продаж. Моделирование проводилось на основе данных 2025 г. и включало оценку влияния изменений ключевых бытовых метрик – точности прогноза, уровня дефицитов, неликвидных запасов, оборачиваемости и валовой маржинальности – на финансовые результаты розничной сети. Параметры (метрики) модели формировались на основе усреднённых статистических характеристик розничных предприятий региона, что позволило обеспечить воспроизводимость и обобщаемость полученных результатов.

Сравнение ключевых показателей розничной сети до и после внедрения ML-моделей представлено в Табл. 1 и на Рис. 2.

Таблица 1 – Ключевые бытовые показатели розничной сети до и после внедрения ML-моделей

Показатель	До внедрения ML	После внедрения ML	Изменение	
			Абсол.	Относит., %
Ошибка прогноза спроса, %	22,4	12,1	-10,3	-46,0
Неликвиды, % от запасов	14,8	9,4	-5,4	-36,5
Доля out-of-stock, %	9,2	4,3	-4,9	-53,3
Оборачиваемость товарных запасов, дни	41	33	-8	-19,5
Валовая маржинальность продаж, %	18,5	21,3	2,8	15,1
Точность заказов, %	74	88	14	18,9

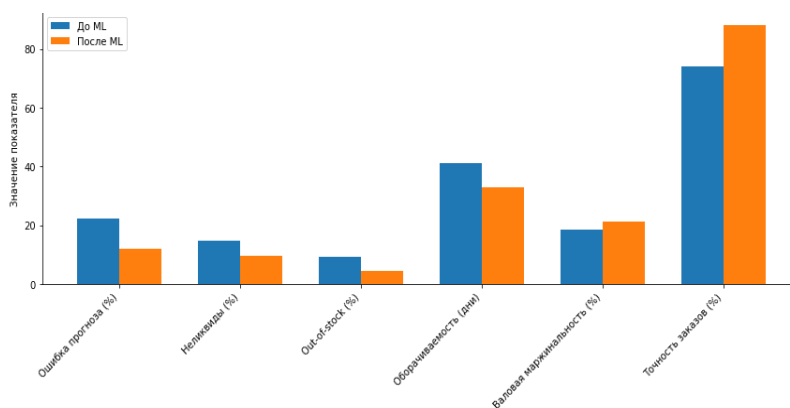


Рисунок 2 – Динамика ключевых сбытовых показателей после внедрения ML (составлено авторами)

Визуализация отражает однозначный позитивный тренд по большинству параметров, что указывает на стабилизацию работы сбытового блока и предполагает возможность дальнейшей автоматизации управленческих решений.

Для региональных розничных сетей подобные изменения критически важны, так как позволяют компенсировать малые масштабы деятельности и высокую чувствительность к колебаниям спроса.

Результаты проведенного эксперимента показали, что внедрение ML-инструментов в модельной региональной розничной сети позволило снизить объем неликвидных товарных запасов на 1,08 млн руб., а также сократить потери, связанные с отсутствием товара на полке (out-of-stock), на 294 тыс. руб. Оптимизация прогнозирования спроса и управления ассортиментом способствовала увеличению выручки на 4,2 млн руб., что в совокупности с ростом валовой маржинальности обеспечило получение дополнительной прибыли в размере 3,1 млн руб. в год.

Предварительные расчёты демонстрируют, что даже при частичном внедрении алгоритмических инструментов совокупный экономический результат оказывается существенным, обеспечивая рост финансовых показателей при минимальных дополнительных инвестициях.

Для подтверждения практической применимости алгоритмических подходов было проведено моделирование спроса на отдельный SKU (от англ. Stock Keeping Unit – уникальный буквенно-цифровой идентификатор товарной позиции) с использованием алгоритма градиентного бустинга, реализованного в программной библиотеке scikit-learn. В качестве объекта моделирования был выбран товар категории "хлебобулочные изделия" – батон нарезной, характеризующийся стабильным ежедневным спросом и выраженной краткосрочной сезонностью. Фактические данные о продажах сформированы для модельного временного ряда, отражающего динамику спроса в течение 2024 г. Результаты сопоставления фактических значений и прогноза ML-модели для тестового фрагмента временного ряда представлены на Рис. 3.

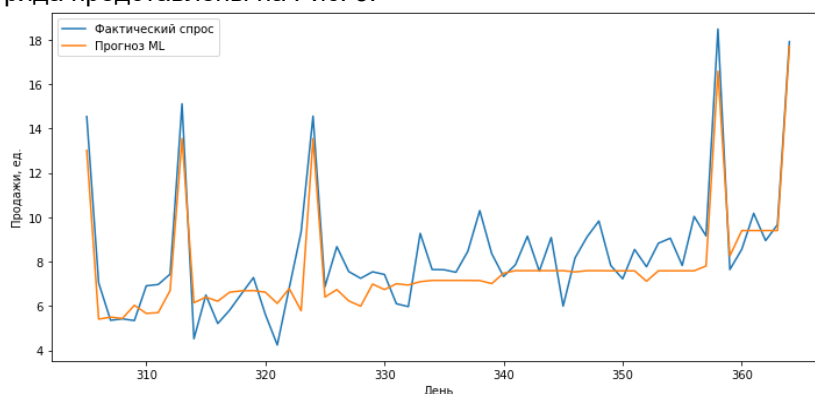


Рисунок 3 – Моделирование спроса на SKU "батон нарезной"

Полученные результаты свидетельствуют о высокой степени соответствия прогнозных значений фактической динамике спроса на выбранный SKU. ML-модель корректно воспроизводит общий уровень продаж и сезонные колебания, а также адекватно реагирует на краткосрочные всплески спроса, обусловленные промо-активностями. Отклонения прогноза от фактических значений носят локальный характер и не имеют системати-

ческого смещения, что указывает на устойчивость модели и корректность выбранных признаков.

Применение градиентного бустинга позволило выявить закономерности сезонности и промо-активности, что подтверждает возможность адаптивного управления заказами в масштабах небольшой региональной сети.

Для сопоставления получаемого экономического эффекта с издержками интеграции цифровых решений в исследовании использовались инвестиционные показатели эффективности. Совокупные затраты на внедрение ML-инструментов, включая разработку моделей, интеграцию с учётными системами и их сопровождение, для модельной региональной розничной сети оценены на уровне около 2 млн руб. в год. При этом дополнительная прибыль, полученная за счёт снижения неликвидных запасов, сокращения потерь от out-of-stock и роста выручки, составила 3,1 млн руб. в год.

Расчёты показали, что срок окупаемости внедрения ИИ и ML не превышает 0,7 года, а показатель рентабельности инвестиций (ROI) составляет порядка 155%, что свидетельствует о высокой экономической целесообразности применения интеллектуальных алгоритмов в сбытовых процессах региональной розницы.

Совокупность выполненных расчётов, графической визуализации и модельных экспериментов подтверждает, что ИИ и ML формируют фундамент для повышения точности управленческих решений и устойчивости сбытовых процессов. Интеллектуальные инструменты позволяют региональным компаниям компенсировать структурные ограничения и выстраивать более конкурентоспособную модель управления продажами.

Проведённое исследование подтвердило высокую значимость внедрения технологий ИИ и ML для оптимизации сбытовых процессов в региональной рознице. Анализ показал, что использование интеллектуальных алгоритмов способствует повышению точности прогнозирования, снижению дефицитов и неликвидов, а также повышению маржинальности продаж и устойчивости товарных потоков. Интеграция ML-решений в ценообразование, управление запасами и персонализацию позволяет региональным торговым сетям компенсировать структурные ограничения, обусловленные малым масштабом деятельности и высокой вариативностью спроса.

Результаты расчётов и модельных экспериментов подтверждают, что эффект от внедрения ИИ и ML проявляется не только в операционных, но и в финансовых показателях, обеспечивая экономию ресурсов и рост прибыли при умеренном уровне инвестиций. Представленные визуализации и моделирование SKU демонстрируют практическую применимость подходов и их потенциал для адаптивного управления продажами.

В целом ИИ и ML формируют новый тип интеллектуального управленческого контура, основанный на данных, предиктивной аналитике и автоматизированных решениях. Для региональной розницы это создаёт возможность для повышения конкурентоспособности, устойчивого роста и перехода к более эффективной модели сбыта, что определяет перспективность дальнейших исследований в данном направлении.

Список использованных источников

1. Douaioui K., Oucheikh R., Benmoussa O., Mabrouki C. Machine Learning and Deep Learning Models for Demand Forecasting in Supply Chain Management: A Critical Review // *Applied System Innovation*. – 2024. – Vol. 7, No. 5. – P. 93. – DOI: 10.3390/asi7050093.
2. Polo-Triana S., Gutierrez J.C., Leon-Becerra J. Integration of Machine Learning in the Supply Chain for Decision Making: A Systematic Literature Review // *Journal of Industrial Engineering and Management*. – 2024. – Vol. 17, No. 2. – P. 344–372. – DOI: 10.3926/jiem.6403.
3. Khedr A.M., El Sheikh A., El Sayed A. Enhancing Supply Chain Management with Deep Learning and Machine Learning Techniques // *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*. – 2024. – Vol. 36. – P. 1-12. – DOI: 10.1016/j.jksuci.2024.101519.
4. Aldahmani E., Abu-Rub N., Salim S. Demand Forecasting in Supply Chain Using Machine Learning Techniques // *Applied Sciences*. – 2024. – Vol. 14, No. 18. – P. 8110. – DOI: 10.3390/app14188110.
5. Taparua V., Chandra P., Bhatt R. Improved Demand Forecasting of a Retail Store Using Machine Learning Models // *Journal of Global Economics, Management and Business Research*. – 2024. – No. 16. – P. 21-35.
6. Amosu O.R., Kumar P., Ogunsuji Y.M. AI-Driven Demand Forecasting: Enhancing Inventory Management and Customer Satisfaction // *World Journal of Advanced Research and Reviews*. – 2024. – Vol. 23, No. 2. – P. 708-719.

7. Hidayat A., Karim M., Nasution A. Utilizing AI for Predicting Demand and Managing Supply in Retail Supply Chains // *Journal of Management & Innovation*. – 2024. – Vol. 6, No. 1. – P. 52-67.
8. Goel L., Kumar A., Nath A. Revealing the Dynamics of Demand Forecasting in Supply Chains Using Machine Learning // *Cogent Engineering*. – 2024. – Vol. 11, No. 1. – P. 2368104.
9. Tseng C. S., Turkmen T. Demand Forecasting with Machine Learning: A Case Study for Consumables Sales. – Cambridge, MA: MIT CTL, 2023. – 45 p.
10. Jones J. Leveraging Machine Learning to Enhance the Efficiency of Retail Supply Chains // *International Journal of Computer Science and Applications*. – 2025. – Vol. 12, No. 1. – P. 10-22.
11. Zulfia A. AI Decision Support for Demand Forecasting and Retail Stock Management // *Brilliance Research Journal*. – 2025. – Vol. 4, No. 1. – P. 65-77.
12. Theodoridis G., Papadopoulos T., Liakos K. A Comparative Analysis of Deep Neural Networks and Time-Series Models for Retail Demand Forecasting // *Information*. – 2025. – Vol. 16, No. 7. – P. 596.
13. Das S., Dash K., Bhunia S. Supply Chain Optimization Using Machine Learning // *International Research Journal of Engineering and Technology*. – 2023. – Vol. 10, No. 5. – P. 1125-1131.
14. Wisetsri W., Donthu S., Mehbodniya A., Vyas S. Impact of Digital Revolution and Machine Learning in Supply Chain Management // *Materials Today: Proceedings*. – 2022. – Vol. 56. – P. 2381-2389.
15. Белоумцева А.А., Бубновская Т.В. Тенденции развития отрасли торговли в период цифровой трансформации экономики и общества // *Креативная экономика*. – 2024. – Т. 18. – № 6. – С. 1467-1486. – DOI: 10.18334/ce.18.6.121067.
16. Сурай Н.М. Современные тренды применения цифровых технологий в российском ритейле // *Экономика и управление*. – 2024. – № 4. – С. 55-63.
17. Калашников Н.А. Цифровизация систем управления в сфере ритейла: Россия в контексте глобальной трансформации // *E-Management*. – 2023. – № 3. – С. 1-12.
18. Катасонов И.А. Цифровая трансформация розничной торговли: автоматизация управления ассортиментом // *Journal of Strategic Decision Making*. – 2022. – № 4. – С. 50-63.
19. Mukherjee S., Shankar D., Ghosh A. AR-MDN: Associative and Recurrent Mixture Density Networks for eRetail Demand Forecasting // *arXiv.org*. – 2018. – arXiv:1803.03800.
20. Bi X., Adomavicius G., Li W. Improving Sales Forecasting Accuracy: A Tensor Factorization Approach with Demand Awareness (ATLAS) // *arXiv.org*. – 2020. – arXiv:2011.03452.
21. D'Souza S., Shah D., Allati A. Making Forecasting Self-Learning and Adaptive: Pilot Forecasting Rack for Retail // *arXiv.org*. – 2023. – arXiv:2306.07305.
22. Avula V. G., Singh M., Patel R. Predictive Intelligence in Retail Operations: AI-Powered Forecasting Models // *SSRN*. – 2021. – Paper ID 5344379.
23. Liu Y., Wang X., Zhao H. A Machine Learning Approach to Inventory Stockout Prediction in Retail // *International Journal of Data Science*. – 2025. – Vol. 9, No. 1. – P. 14-27.
24. Иванов Д.В. Цифровизация ритейла как фактор повышения конкурентоспособности предприятий // *Российский журнал электронного бизнеса*. – 2024. – № 2. – С. 34-42.
25. Петрова Е.С., Громова И.В. Логистические инновации в региональной торговле // *Логистика сегодня*. – 2023. – № 5. – С. 52-61.
26. Сидоров А.П. Применение аналитических моделей для оптимизации товарных запасов в рознице // *Экономика торговли*. – 2022. – № 3. – С. 77-88.
27. Awasthi P., Kumar N. Machine Learning Applications in Retail Forecasting // *Journal of Retail Analytics*. – 2023. – Vol. 14, No. 2. – P. 19-31.
28. Rahman H., Lee J. Predictive Analytics for Small Retail Chains: A Comparative ML Study // *Journal of Supply Chain Innovation*. – 2022. – Vol. 7, No. 3. – P. 45-58.
29. Morales F., Quintana R. AI-Enhanced Promotion Management in Regional Retail // *International Journal of Retail Studies*. – 2021. – Vol. 23, No. 1. – P. 12-25.
30. Korel A., Adams R. Effects of AI-Driven Forecasting on Retail Efficiency // *Operations and Decision Sciences*. – 2023. – Vol. 11, No. 4. – P. 70-85.