Интеллектуальные инструменты автоматизации складского учёта как развитие концепции цифровизации малого фулфилмент-бизнеса (на основе рекомендаций по внедрению wms)

Паук Никита Александрович
бакалавр, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации, pauk.abest@gmail.com

Предмет исследования — процесс перехода управления складским учетом небольших фулфилмент-операторов с ручного ввода на автоматизированную систему ведения (WMS) и возможности последующей интеграции интеллектуальных модулей в эти системы. Цель работы — обосновать концепцию пошаговой цифровизации складского учета малого фулфилмент-предприятия, при которой внедрение WMS является инфраструктурной основой для последующей интеграции алгоритмов искусственного интеллекта. Методологической основой послужили анализ и систематизация отечественных научных публикаций по вопросам WMS-систем, машинного обучения в задачах прогнозирования спроса и обнаружения аномалий, а также анализ практического случая малого фулфилмент-оператора, изученного автором в ходе преддипломной практики. Показано, что базовая WMS решает задачу структурированного учёта, но не закрывает потребность в прогнозировании спроса и контроле данных, создавая при этом необходимую инфраструктурную предпосылку для последующих интеллектуальных надстроек. Предложена трёхэтапная модель: базовая WMS — модуль прогнозирования спроса — модуль обнаружения учётных аномалий, при которой каждый этап запускается по мере накопления достаточного объёма данных. Сделан вывод о том, что такая последовательность более реалистична для малого бизнеса, чем одномоментное внедрение комплексных ИИ-решений, ориентированных на крупных участников рынка.

Ключевые слова: искусственный интеллект, WMS, складской учёт, фулфилмент, цифровизация, малый бизнес, прогнозирование спроса, машинное обучение, автоматизация склада, управление запасами.

Введение

Рынок фулфилмент-услуг в России последние несколько лет растёт вместе с оборотом маркетплейсов, и вместе с ним растёт число малых компаний, которые берут на себя приёмку, маркировку, упаковку и отгрузку товаров селлеров. Как правило, такие компании начинают функционировать, не применяя специализированное программное обеспечение: складской учет осуществляется в Excel, а решения о загрузке персонала и работы с запасами принимаются вручную, на базе опыта лидера. По мере роста объёма заказов ручной учёт перестаёт справляться — растёт число ошибок, теряется прозрачность движения товара, а руководитель тратит время на операционные вопросы вместо развития бизнеса.

Первым шагом цифровизации для такой компании обычно становится внедрение системы управления складом (Warehouse Management System, WMS) — специализированного программного продукта, автоматизирующего учёт приёмки, размещения, комплектации и отгрузки товара. WMS решает задачу прозрачности и снижает число ошибок ручного ввода, однако сама по себе не решает задачи более высокого порядка — прогнозирования спроса, планирования загрузки персонала или заблаговременного выявления проблем в цепочке поставок. Для этого в WMS-инфраструктуру логично интегрировать инструменты, основанные на алгоритмах искусственного интеллекта и машинного обучения.

Актуальность данной темы обусловлена разрывом между теоретическими работами, где интеллектуальные методы прогнозирования спроса и оптимизации запасов рассматриваются преимущественно на данных крупных ритейлеров и промышленных предприятий, и практикой малого фулфилмент-бизнеса, где о WMS многие компании только задумываются, а об ИИ-модулях речь пока не идёт вовсе. При этом в исследованиях, посвящённых цифровизации малого бизнеса в целом, отмечается, что степень внедрения цифровых технологий в этом сегменте в России остаётся низкой, а само стимулирование такого внедрения сопряжено с рядом организационных и ресурсных сложностей [12]. Схожие выводы делаются и применительно к перспективам дальнейшей цифровизации малого и среднего бизнеса: наряду с очевидными преимуществами автоматизации авторы фиксируют существенные барьеры — нехватку финансирования, компетенций и типовых, адаптированных под малый бизнес решений [14]. Цель статьи — рассмотреть, какие интеллектуальные инструменты автоматизации складского учёта применимы для малого фулфилмент-оператора и в какой последовательности их целесообразно внедрять, отталкиваясь от базовой WMS-инфраструктуры.

Задачи исследования: 1) систематизировать функциональные ограничения типовой WMS применительно к малому бизнесу; 2) рассмотреть основные группы методов машинного обучения, применимых к задачам прогнозирования спроса и контроля складского учёта; 3) описать типовую проблематику ручного учёта на примере малого фулфилмент-оператора; 4) предложить модель поэтапной интеграции интеллектуальных модулей в WMS-инфраструктуру.

Материалы и методы

Исследование построено на сочетании двух методов. Первый — анализ и систематизация отечественных научных публикаций по трём тематическим блокам: функциональность и ограничения WMS-систем, методы машинного обучения в задачах прогнозирования спроса, методы обнаружения аномалий в учётных данных. Отбор источников производился по базе научной электронной библиотеки «КиберЛенинка» среди публикаций последних лет по специальностям «Экономика и бизнес» и «Компьютерные и информационные науки».

Второй метод — анализ практического случая (кейс-стади) малого фулфилмент-оператора ООО «ПРЕП-ЦЕНТР», деятельность которого была изучена автором в ходе преддипломной практики и легла в основу выпускной квалификационной работы [1]. Использование данного случая ограничено рамками того, что было зафиксировано в ходе практики: наблюдения касаются организации складского учёта на момент исследования и сформулированных по его итогам рекомендаций; последующая реализация рекомендаций (внедрение WMS) не наблюдалась автором непосредственно и приводится как факт, зафиксированный после завершения практики.

На основе синтеза теоретических источников и материалов кейса разработана модель поэтапной интеграции интеллектуальных модулей в WMS-инфраструктуру малого фулфилмент-оператора, представленная в разделе результатов.

Результаты и обсуждения

1. WMS как инфраструктурная основа цифровизации склада

Система управления складом представляет собой программный продукт, автоматизирующий основные операции складской логистики — приёмку, размещение, инвентаризацию, комплектацию заказов и отгрузку. В отечественной литературе отмечается, что WMS выступает не просто учётным инструментом, а стратегическим элементом цифровой трансформации

складской инфраструктуры предприятия, обеспечивающим сокращение издержек и повышение точности выполнения операций [2]. При этом сами по себе базовые WMS-решения ориентированы на фиксацию и структурирование данных о движении товара, а не на их аналитическую обработку — прогнозирование, выявление закономерностей или предупреждение проблем система в базовой конфигурации не выполняет.

Ряд исследователей указывает на то, что современные тенденции развития складской логистики связаны именно с объединением WMS с дополнительными технологиями — радиочастотной идентификацией (RFID), интернетом вещей и искусственным интеллектом, что в комплексе формирует так называемый «умный склад» [3; 4]. Отдельно отмечается, что в складской логистике уже применяются частные решения на основе ИИ — например, голосовые технологии подбора товара (pick-by-voice) и платформы для управления роботизированными комплексами, однако подобные решения ориентированы прежде всего на крупные распределительные центры с большим потоком заказов [5; 6]. Для малого фулфилмент-оператора, обслуживающего десятки, а не тысячи заказов в сутки, полноценная роботизация и сложные ИИ-платформы избыточны и экономически неоправданны. При этом базовая функция WMS — структурированный, электронный учёт вместо табличного — уже сама по себе создаёт необходимую предпосылку для последующей аналитической надстройки.

2. Методы машинного обучения в задачах прогнозирования спроса

Прогнозирование спроса — одна из наиболее разработанных областей применения машинного обучения в торговой и логистической сфере. Актуальность применения именно интеллектуальных методов, а не классических статистических моделей, авторы связывают с тем, что традиционные подходы плохо справляются с современными объёмами и разнородностью данных о продажах [7]. В исследованиях сопоставляются модели временных рядов (ARIMA, SARIMA), методы градиентного бустинга (в частности, XGBoost) и нейросетевые архитектуры; при этом единого универсального победителя не выявлено — эффективность метода существенно зависит от характера данных, глубины истории продаж и выраженности сезонности [7; 8; 11].

Так, в исследовании, посвящённом прогнозированию спроса на отдельные товарные позиции, авторы приходят к выводу, что классические статистические методы недостаточно эффективны при работе с современными объёмами торговых данных, и предлагают дальнейшую модификацию алгоритмов градиентного бустинга под конкретную предметную область [7]. В работе, где сравниваются модели временных рядов и нейросетевые подходы применительно к прогнозированию продаж, показано, что наилучшая точность достигается при использовании методов градиентного бустинга в сочетании с продуманной предобработкой данных [11]. Отдельные исследования также демонстрируют применимость линейной регрессии как относительно простого, но интерпретируемого метода прогнозирования спроса для задач, где не требуется предельная точность, а важна скорость внедрения и прозрачность модели для бизнес-пользователя [9]. Применительно к электронной коммерции отдельно подчёркивается высокая практическая значимость точного прогноза продаж для принятия управленческих решений: ошибка прогноза напрямую транслируется в излишние либо недостаточные закупки [10]. Обзорные работы по применению анализа данных и машинного обучения в управлении цепями поставок фиксируют, что подобные методы позволяют выявлять скрытые зависимости в данных о продажах и на этой основе снижать как дефицит товара, так и избыточные запасы, однако одновременно указывают на ограничения — зависимость качества прогноза от качества исходных данных и потребность в квалифицированных специалистах для настройки моделей [12]. Последнее ограничение особенно значимо для малого бизнеса, где штат сотрудников с профильной ИТ-компетенцией, как правило, отсутствует.

3. Методы контроля учётных данных и обнаружения аномалий

Помимо задачи прогнозирования спроса, вторая по значимости прикладная задача для складского учёта — автоматическое выявление аномалий: расхождений между фактическим и учётным остатком, нетипичных всплесков возвратов, ошибок при вводе данных. Методы обнаружения аномалий на основе машинного обучения разрабатывались изначально для других предметных областей — в частности, для анализа сетевого трафика и выявления сбоев в работе компьютерных систем [16], однако лежащие в их основе принципы — выявление отклонений наблюдаемых значений от статистически ожидаемых — являются предметно-независимыми и потенциально применимы к любым структурированным учётным данным, включая складские. Ключевая методологическая сложность, отмечаемая исследователями данной группы методов, состоит в том, что качество модели обнаружения аномалий сложно оценить непосредственно на этапе её построения — оценка возможна только по результатам последующего анализа уже выявленных отклонений [16]. Для малого бизнеса это означает, что внедрение подобных модулей имеет смысл только при наличии накопленной истории учётных данных достаточного объёма.

4. Проблематика ручного учёта в малом фулфилмент-бизнесе: эмпирические наблюдения

Проиллюстрируем описанную проблематику на примере малого фулфилмент-оператора ООО «ПРЕП-ЦЕНТР» (Московская область), деятельность которого была изучена автором в ходе преддипломной практики [1]. Компания на момент исследования работала с несколькими крупнейшими российскими маркетплейсами, выполняя для селлеров функции приёмки, маркировки, упаковки и отгрузки товара.

На момент проведения практики складской учёт в компании велся вручную, в электронных таблицах. Подобный способ учёта, по наблюдениям автора, порождал три взаимосвязанные проблемы. Во-первых, накапливались риски ошибок при ручном вводе данных о товаре, что периодически приводило к потере товарных единиц и невозможности оперативно предоставить клиенту-селлеру актуальный статус его поставки [1]. Во-вторых, отсутствовала визуализация входящего потока заявок от клиентов, из-за чего компания не могла заблаговременно увидеть пиковую нагрузку и заранее скорректировать численность операторов упаковки — это приводило к неравномерной загрузке персонала: в пиковые дни возникали срывы сроков и переработки, а в спокойные периоды часть персонала простаивала [1]. В-третьих, коммуникация с клиентами велась несистемно, через мессенджеры без письменной фиксации договорённостей, что вызывало разночтения по срокам и объёмам поставок [1].

По итогам анализа деятельности компании автором была сформулирована рекомендация о внедрении облачной WMS-системы как первого и приоритетного шага цифровизации, при этом отмечалось, что внедрять WMS целесообразно не одновременно с прочими организационными изменениями, а на втором этапе — после того как компания адаптируется к более простым инструментам визуализации задач (канбан-доске) [1]. Показательно, что даже базовая функциональность недорогого облачного WMS-решения (стоимостью порядка 3–5 тыс. рублей в месяц для компании такого масштаба) рассматривалась как достаточная мера для практически полного устранения ошибок ручного учёта [1]. Данная рекомендация впоследствии была реализована компанией. Этот случай — при всей его локальности — типичен для сегмента малых фулфилмент-операторов в целом: подобные компании создаются практиками отрасли, хорошо разбирающимися в логистике, но не имеющими на старте ни бюджета, ни компетенций для внедрения сложных информационных систем. Это согласуется и с более широкими выводами о цифровизации малого предпринимательства: авторы подобных исследований связывают рост конкурентоспособности малых компаний именно с последовательной цифровизацией их внутренних бизнес-процессов, а не с единовременным точечным внедрением отдельных технологий [13].

5. Модель поэтапной интеграции интеллектуальных модулей в WMS-инфраструктуру

Опираясь на рассмотренные выше теоретические подходы и эмпирические наблюдения, предложим модель последовательного развития складского учёта малого фулфилмент-оператора, состоящую из трёх этапов.

Этап 1. Базовая WMS. Задача этого этапа — перевести учёт из неструктурированной формы (таблицы, мессенджеры) в единую систему с фиксированной структурой данных: карточка товара, история движения, статусы заказов. Это необходимое условие для всех последующих этапов, поскольку алгоритмы машинного обучения нуждаются в структурированных и достаточно однородных данных. На этом этапе интеллектуальные модули не требуются и были бы преждевременны — компания ещё не накопила историю данных, а сотрудники осваивают базовую цифровую дисциплину учёта.

Этап 2. Модуль прогнозирования спроса. После нескольких месяцев эксплуатации WMS, когда накоплена история движения товаров по основным позициям, становится целесообразным подключение модели прогнозирования — на основе рассмотренных выше подходов (градиентный бустинг, при необходимости — линейная регрессия как более простая и интерпретируемая альтернатива для позиций с ограниченной историей продаж) [7; 9; 11]. Практическая ценность такого модуля для фулфилмент-оператора двоякая: он позволяет заранее прогнозировать пиковую нагрузку по объёму поступающих заявок и подсказывать клиентам-селлерам ожидаемые сроки и объёмы поставок.

Этап 3. Модуль контроля учётных данных и обнаружения аномалий. На третьем этапе, когда в WMS накоплен достаточно представительный массив исторических данных, целесообразно подключение алгоритмов обнаружения аномалий — для автоматического выявления расхождений фактических остатков с учётными, нетипичных всплесков возвратов или подозрительных паттернов в движении товара [16]. Этот модуль наиболее требователен к объёму и качеству накопленных данных, поэтому его подключение раньше второго этапа нецелесообразно.

Принципиальное отличие предложенной модели от подходов, ориентированных на крупный ритейл, состоит в её последовательности и экономности: каждый последующий этап запускается только после того, как предыдущий обеспечил необходимую инфраструктурную и информационную базу, а не внедряется параллельно ради демонстрации технологичности. Для малого бизнеса, где ограничены и бюджет, и штат, такая последовательность снижает риск неудачного внедрения — типичной причины разочарования малых компаний в цифровых инструментах.

Обсуждение

Оценка эффекта от внедрения интеллектуальных модулей на данном этапе носит теоретический, прогнозный характер и требует дальнейшей эмпирической проверки — этого требует и то обстоятельство, что рассматриваемая компания на момент подготовки статьи прошла лишь первый этап

предложенной модели (внедрение базовой WMS), а данные для этапов 2 и 3 у неё ещё не накоплены.

Тем не менее, опираясь на результаты рассмотренных исследований, можно указать на ожидаемые направления эффекта. Применение методов машинного обучения для прогнозирования спроса, по данным обзорных работ, позволяет снижать как избыточные закупки, так и дефицит товара за счёт более точного выявления скрытых закономерностей в данных о продажах [12]. Для фулфилмент-оператора аналогичный эффект применим не к закупкам (компания не владеет товаром), а к планированию собственных операционных ресурсов — прежде всего численности персонала на этапе упаковки.

К числу ограничений предложенной модели необходимо отнести следующее. Во-первых, качество прогнозов и обнаружения аномалий напрямую зависит от качества и объёма накопленных в WMS данных — при коротком горизонте наблюдений или высокой волатильности заказов точность моделей машинного обучения может оказаться сопоставима с простыми эвристическими правилами, что ставит под сомнение экономическую целесообразность их внедрения на раннем этапе. Во-вторых, малые фулфилмент-операторы, как правило, не располагают штатным специалистом по анализу данных, что делает разработку моделей «под ключ» силами самой компании маловероятной — более реалистичным путём представляется использование готовых облачных сервисов прогнозирования, интегрируемых с WMS через API. В-третьих, представленная модель основана на анализе единичного случая, что ограничивает возможность прямого обобщения выводов на весь сегмент малых фулфилмент-операторов и требует дальнейшей проверки на более широкой выборке компаний.

Заключение

В статье рассмотрена проблема применения интеллектуальных инструментов автоматизации складского учёта в сегменте малого фулфилмент-бизнеса. Показано, что базовая WMS-система, решая задачу структурированного учёта, сама по себе не закрывает потребность малого бизнеса в прогнозировании спроса и контроле учётных данных, однако создаёт необходимую инфраструктурную предпосылку для последующей интеграции соответствующих ИИ-модулей.

На основе анализа теоретических источников и эмпирического случая малого фулфилмент-оператора предложена трёхэтапная модель цифровизации складского учёта: базовая WMS → модуль прогнозирования спроса → модуль обнаружения учётных аномалий, — при которой каждый последующий этап запускается по мере накопления достаточного объёма структурированных данных в системе, а не одновременно с предыдущим. Такая последовательность представляется более реалистичной для малого бизнеса, чем одномоментное внедрение комплексных ИИ-решений, ориентированных на крупных участников рынка.

Направлением дальнейших исследований является эмпирическая проверка предложенной модели на данных фулфилмент-операторов, прошедших второй и третий этапы цифровизации, а также сравнительная оценка эффективности готовых облачных сервисов прогнозирования спроса относительно самостоятельно разрабатываемых моделей применительно к малому бизнесу.

Литература

1. Паук Н. А. Гибкие методики управления малым и средним бизнесом : выпускная квалификационная работа. — Москва : РАНХиГС, 2026. — Рукопись.
2. Шорин М. И. WMS система в контексте современной складской логистики // КиберЛенинка. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/wms-sistema-v-kontekste-sovremennoy-skladskoy-logistiki (дата обращения: 25.06.2026).
3. Репникова В. М., Вагапов Ш. Н. Оптимизация складских операций с использованием системы управления складом (WMS) // КиберЛенинка. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/optimizatsiya-skladskih-operatsiy-s-ispolzovaniem-sistemy-upravleniya-skladom-wms (дата обращения: 25.06.2026).
4. Ползунова Н. Н., Дроздова Д. М., Гаджиева А. Э. кызы. Современные инновационные технологии и решения в складской логистике // КиберЛенинка. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/sovremennye-innovatsionnye-tehnologii-i-resheniya-v-skladskoy-logistike (дата обращения: 26.06.2026).
5. Привалов К. Д., Швандар Д. В. Роботизации логистики складирования: возможности и перспективы // КиберЛенинка. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/robotizatsii-logistiki-skladirovaniya-vozmozhnosti-i-perspektivy (дата обращения: 26.06.2026).
6. Шаран К. Н. Искусственный интеллект в логистике // КиберЛенинка. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/iskusstvennyy-intellekt-v-logistike (дата обращения: 27.06.2026).
7. Вишневский В. М., Леохин Ю. Л., Фатхулин Т. Д., Занегин А. В. Методы машинного обучения в решении задачи прогнозирования спроса на отдельные виды товаров // КиберЛенинка. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/metody-mashinnogo-obucheniya-v-reshenii-zadachi-prognozirovaniya-sprosa-na-otdelnye-vidy-tovarov (дата обращения: 27.06.2026).
8. Аббакумов А. А., Ямашкин С. А., Карнетов В. Г., Рощихин Д. С. Прогнозирование спроса и управление запасами с помощью машинного обучения // КиберЛенинка. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-sprosa-i-upravlenie-zapasami-s-pomoschyu-mashinnogo-obucheniya (дата обращения: 27.06.2026).
9. Камилов М. М., Худайбердиев М. Х., Алимжанова О. С. кизи. Процесс моделирования спроса на товары с использованием алгоритмов машинного обучения // КиберЛенинка. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/protsess-modelirovaniya-sprosa-na-tovary-s-ispolzovaniem-algoritmov-mashinnogo-obucheniya (дата обращения: 27.06.2026).
10. Афанасьев Г. И., Афанасьев А. Г., Бурмистрова М. В., Тэт Вей Ян Со. Исследование методов машинного обучения для прогнозирования эффективных бизнес-решений в системах электронной коммерции // КиберЛенинка. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/issledovanie-metodov-mashinnogo-obucheniya-dlya-prognozirovaniya-effektivnyh-biznes-resheniy-v-sistemah-elektronnoy-kommertsii (дата обращения: 28.06.2026).
11. Пилипенко А. Ю. Прогнозирование спроса на товары средствами машинного обучения // КиберЛенинка. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-sprosa-na-tovary-sredstvami-mashinnogo-obucheniya (дата обращения: 28.06.2026).
12. Рогулин Р. С. Использование методов анализа данных и машинного обучения для прогнозирования и планирования спроса при управлении цепочками поставок // КиберЛенинка. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-metodov-analiza-dannyh-i-mashinnogo-obucheniya-dlya-prognozirovaniya-i-planirovaniya-sprosa-pri-upravlenii-tsepochkami (дата обращения: 28.06.2026).
13. Зюськин А. А. Цифровизация бизнес-процессов малого предпринимательства как фактор роста его конкурентоспособности // КиберЛенинка. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovizatsiya-biznes-protsessov-malogo-predprinimatelstva-kak-faktor-rosta-ego-konkurentosposobnosti (дата обращения: 29.06.2026).
14. Суязов В. Н., Суязов Е. В. Будущее цифровизации малого и среднего бизнеса: анализ преимуществ и сложностей // КиберЛенинка. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/buduschee-tsifrovizatsii-malogo-i-srednego-biznesa-analiz-preimuschestv-i-slozhnostey (дата обращения: 29.06.2026).
15. Хончев М. А. Цифровизация малого бизнеса в России: проблемы и перспективы // КиберЛенинка. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovizatsiya-malogo-biznesa-v-rossii-problemy-i-perspektivy (дата обращения: 29.06.2026).
16. Линдигрин А. Н. Сравнительный анализ методов машинного обучения в задачах обнаружения сетевых аномалий // КиберЛенинка. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/sravnitelnyy-analiz-metodov-mashinnogo-obucheniya-v-zadachah-obnaruzheniya-setevyh-anomaliy (дата обращения: 30.06.2026).

Intelligent tools for warehouse record-keeping automation as a development of the digitalization concept for small fulfillment businesses (based on wms implementation recommendations)

Pauk N.A.

Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (RANEPA)

JEL classification: C01, C02, C1, C4, C5, C6, C8

The article addresses the transition of small fulfillment operators from manual warehouse record-keeping to intelligent automation tools. Its relevance stems from the gap between theoretical research on artificial intelligence in large-retail logistics and the practice of small businesses, where basic warehouse digitalization is often still incomplete. The aim is to substantiate a phased model for integrating intelligent modules into the WMS infrastructure of a small fulfillment enterprise. The methodology is based on a review of Russian academic publications on WMS systems, machine learning for demand forecasting and anomaly detection, combined with a case analysis of a small fulfillment operator studied by the author during pre-graduation internship. The basic WMS is shown to solve structured record-keeping but not demand forecasting or data control, while creating the infrastructural precondition for subsequent intelligent add-ons. A three-stage model is proposed: basic WMS — demand-forecasting module — anomaly-detection module, with each stage launched as sufficient data accumulates. The sequence is concluded to be more realistic for small business than a one-time deployment of complex AI solutions designed for large market players.

Keywords: artificial intelligence, WMS, warehouse record-keeping, fulfillment, digitalization, small business, demand forecasting, machine learning, warehouse automation, inventory management.

References

1. Pauk N. A. Flexible management methods in small and medium-sized business : graduate qualification work. — Moscow : RANEPA, 2026. — Manuscript.
2. Shorin M. I. WMS system in the context of modern warehouse logistics // CyberLeninka. [Electronic resource]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/wms-sistema-v-kontekste-sovremennoy-skladskoy-logistiki (accessed: 25.06.2026).
3. Repnikova V. M., Vagapov Sh. N. Optimization of warehouse operations using a warehouse management system (WMS) // CyberLeninka. [Electronic resource]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/optimizatsiya-skladskih-operatsiy-s-ispolzovaniem-sistemy-upravleniya-skladom-wms (accessed: 25.06.2026).
4. Polzunova N. N., Drozdova D. M., Gadzhieva A. E. Modern innovative technologies and solutions in warehouse logistics // CyberLeninka. [Electronic resource]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/sovremennye-innovatsionnye-tehnologii-i-resheniya-v-skladskoy-logistike (accessed: 26.06.2026).

5. Privalov K. D., Shvandar D. V. Robotization of warehousing logistics: opportunities and prospects // CyberLeninka. [Electronic resource]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/robotizatsii-logistiki-skladirovaniya-vozmozhnosti-i-perspektivy (accessed: 26.06.2026).
6. Sharan K. N. Artificial intelligence in logistics // CyberLeninka. [Electronic resource]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/iskusstvennyy-intellekt-v-logistike (accessed: 27.06.2026).
7. Vishnevsky V. M., Leokhin Yu. L., Fatkhulin T. D., Zanegin A. V. Machine learning methods for solving the problem of demand forecasting for individual types of goods // CyberLeninka. [Electronic resource]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/metody-mashinnogo-obucheniya-v-reshenii-zadachi-prognozirovaniya-sprosa-na-otdelnye-vidy-tovarov (accessed: 27.06.2026).
8. Abbakumov A. A., Yamashkin S. A., Karnetov V. G., Roshchikhin D. S. Demand forecasting and inventory management using machine learning // CyberLeninka. [Electronic resource]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-sprosa-i-upravlenie-zapasami-s-pomoschyu-mashinnogo-obucheniya (accessed: 27.06.2026).
9. Kamilov M. M., Khudaiberdiev M. Kh., Alimzhanova O. S. The process of modeling demand for goods using machine learning algorithms // CyberLeninka. [Electronic resource]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/protsess-modelirovaniya-sprosa-na-tovary-s-ispolzovaniem-algoritmov-mashinnogo-obucheniya (accessed: 27.06.2026).
10. Afanasyev G. I., Afanasyev A. G., Burmistrova M. V., Thet Wai Yan Soe. Investigation of machine learning methods for forecasting effective business decisions in e-commerce systems // CyberLeninka. [Electronic resource]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/issledovanie-metodov-mashinnogo-obucheniya-dlya-prognozirovaniya-effektivnyh-biznes-resheniy-v-sistemah-elektronnoy-kommertsii (accessed: 28.06.2026).
11. Pilipenko A. Yu. Forecasting demand for goods using machine learning // CyberLeninka. [Electronic resource]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-sprosa-na-tovary-sredstvami-mashinnogo-obucheniya (accessed: 28.06.2026).
12. Rogulin R. S. Use of data analysis and machine learning methods for demand forecasting and planning in supply chain management // CyberLeninka. [Electronic resource]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-metodov-analiza-dannyh-i-mashinnogo-obucheniya-dlya-prognozirovaniya-i-planirovaniya-sprosa-pri-upravlenii-tsepochkami (accessed: 28.06.2026).
13. Zyuskin A. A. Digitalization of business processes of small entrepreneurship as a factor of growth of its competitiveness // CyberLeninka. [Electronic resource]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovizatsiya-biznes-protsessov-malogo-predprinimatelstva-kak-faktor-rosta-ego-konkurentosposobnosti (accessed: 29.06.2026).
14. Suyazov V. N., Suyazov E. V. The future of digitalization of small and medium-sized business: analysis of advantages and difficulties // CyberLeninka. [Electronic resource]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/buduschee-tsifrovizatsii-malogo-i-srednego-biznesa-analiz-preimuschestv-i-slozhnostey (accessed: 29.06.2026).
15. Khonchev M. A. Digitalization of small business in Russia: problems and prospects // CyberLeninka. [Electronic resource]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovizatsiya-malogo-biznesa-v-rossii-problemy-i-perspektivy (accessed: 29.06.2026).
16. Lindigrin A. N. Comparative analysis of machine learning methods in network anomaly detection tasks // CyberLeninka. [Electronic resource]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/sravnitelnyy-analiz-metodov-mashinnogo-obucheniya-v-zadachah-obnaruzheniya-setevyh-anomaliy (accessed: 30.06.2026).