

# ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ЛОГИСТИКЕ: СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ОТЕЧЕСТВЕННЫХ И ЗАРУБЕЖНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ И ПРАКТИК ВНЕДРЕНИЯ

## ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN LOGISTICS: A COMPARATIVE ANALYSIS OF DOMESTIC AND FOREIGN STUDIES AND IMPLEMENTATION PRACTICES

**V. Romanovich**

*Summary.* At the global level, the implementation of AI demonstrates significant economic efficiency, but in Russian conditions they manifest themselves unevenly, which is associated with institutional, infrastructural and regulatory features. The article considers artificial intelligence in logistics. A comparative analysis of domestic and foreign studies and implementation practices is carried out. Successful implementation cases and practices are given as examples, where AI showed limited efficiency or did not justify the invested resources at all. The methodological novelty lies in the comparison of Russian and foreign studies, identifying differences in approaches, metrics and performance.

*Keywords:* artificial intelligence, efficiency, logistics, integration, routing.

**Романович Владислав Игоревич**

Аспирант, Российская академия народного хозяйства  
и государственной службы при Президенте  
Российской Федерации (РАНГХИГС), Москва  
Vladromrer@yandex.ru

*Аннотация.* На глобальном уровне внедрение ИИ демонстрирует значительную экономическую эффективность, однако в российских условиях они проявляются неравномерно, что связано с институциональными, инфраструктурными и нормативными особенностями. В статье рассматривается искусственный интеллект в логистике. Проведен сравнительный анализ отечественных и зарубежных исследований и практик внедрения. В качестве примеров приведены успешные кейсы внедрения и практики, где ИИ показал ограниченную эффективность либо вовсе не оправдал вложенные ресурсы. Методологическая новизна заключается в сопоставлении российских и зарубежных исследований, выявлении различий в подходах, метриках и результативности.

*Ключевые слова:* искусственный интеллект, эффективность, логистика, интеграция, маршрутизация.

В российской научной литературе по вопросам применения искусственного интеллекта в логистике прослеживается устойчивая тенденция к преобладанию обзорно-концептуальных исследований, тогда как количество эмпирических работ с воспроизводимой методологией остается крайне ограниченным. Тем не менее, корпус отечественных публикаций позволяет выявить характерные направления исследований, ключевые тенденции в области критического осмысления вопросов внедрения ИИ в транспортно-логистический комплекс.

Так, Т.Н. Хорошилова систематизирует базовые сферы применения интеллектуальных технологий: прогнозирование спроса, маршрутизация грузопотоков, автоматизация складских операций и предиктивная аналитика в управлении запасами [4]. По мнению автора, наиболее существенными барьерами при внедрении ИИ выступают высокие капитальные издержки, дефицит квалифицированных кадров и риски, связанные с безопасностью данных. Работа обладает несомненной ценностью в части постановки исследовательской проблемы и определения приоритетов для бизнеса и государства, однако ее методологическая слабость заключается в отсутствии

количественных данных, сопоставимых метрик эффективности и формализованных процедур верификации полученных результатов.

К аналогичным по направленности можно отнести исследование О.В. Князькиной, Р.М. Хамитова, Г.В. Дмитриева и О.П. Черниковой [2]. Авторы выделяют шесть основных областей применения ИИ: управление складскими процессами, автономная доставка, автоматизированная сортировка, комплектация заказов, контроль логистических потоков и взаимодействие с потребителями. Достоинством исследования является систематизация практических кейсов и обозначение направлений интеграции, однако количественная оценка влияния ИИ на операционную эффективность и финансовые показатели отсутствует, что снижает научную убедительность выводов.

В работе А.Д. Кривоноса особое внимание уделяется концепции цифровых двойников и интеграции интеллектуальных решений в управление цепями поставок. Автор подчеркивает потенциал использования ИИ в задачах моделирования транспортных процессов и оптимизации складской деятельности [3]. В то же время публика-

ция носит преимущественно прикладной характер и не сопровождается статистическими замерами или описанием воспроизводимой исследовательской методики.

Примечательно исследование Э.Д. Штоль, в которой делается попытка классифицировать риски современной логистики и показать, каким образом ИИ способен их преодолевать [5]. Автор обращает внимание на такие проблемы, как недостаточная адаптивность цепей поставок и высокая операционная нестабильность, однако исследование ограничивается констатацией технологических возможностей и практически не опирается на эмпирические данные.

К.С. Каримов подробно рассматривает алгоритмические основы интеллектуальных систем — от нейронных сетей до методов машинного обучения, показывая потенциал адаптации этих методов к задачам транспортной логистики [1]. Однако исследование носит преимущественно теоретический характер и не сопровождается апробацией на отраслевых данных, что снижает его прикладную значимость.

Критическая оценка отечественного корпуса исследований позволяет выделить несколько ключевых проблем. Во-первых, большинство работ ограничивается описанием концепций и тенденций, что делает их полезными для стратегического анализа, но недостаточными для формирования доказательной базы. Во-вторых, лишь единичные публикации содержат попытку количественного измерения эффекта от внедрения ИИ, при этом отсутствуют стандартизированные метрики (OTIF, WARE, sMAPE и др.), что препятствует их сопоставлению. В-третьих, в отечественных исследованиях практически не встречается использование экспериментальных методик (А/В-тестирование, квазиэксперименты, симуляции), что снижает научную обоснованность и воспроизводимость. Тем не менее, российская наука обладает значимым достоинством: анализируются институциональные условия, нормативно-правовые ограничения и барьеры адаптации технологий. В этом аспекте отечественные исследования обеспечивают значимое преимущество по сравнению с зарубежными публикациями, где внимание сосредоточено преимущественно на моделях и алгоритмах. Таким образом, российский исследования формируют необходимую основу для понимания специфики внедрения ИИ в условиях ограниченного доступа к данным, жёсткой регуляторики и неоднородной инфраструктуры.

Среди зарубежных исследований следует обратить на ряд работ. S. Bhattacharya и соавт. провели анализ более трехсот публикаций по ИИ для реверс-логистики, утилизации и повторному использованию, картируя 10 наиболее распространённых техник и прикладных подполей; наряду с методологической силой, обзор

демонстрирует нехватку стандартов качества данных и общепринятых операционных метрик в экосистемах возвратов.

Блок работ по методам маршрутизации/диспетчеризации демонстрирует быстрый прогресс в глубоком обучении с подкреплением (DRL) и «обучении для комбинаторной оптимизации». Актуальные обзоры по VRP систематизируют внимание-модели, многоагентные постановки и гибриды с эвристиками, подчёркивая сдвиг от статических CVRP/VRPTW к динамическим/много-транспортным постановкам (multi-truck, dynamic VRP) и разрыв между симуляцией и производством. Новые работы предлагают DRL-рамки для динамического VRP (в т.ч. с «много-грузовиками») и показывают выигрыши в сложных средах, хотя и признают недостаточную исследованность некоторых реалистичных вариаций (стохастика спроса, неоднородный парк, «жёсткие» окна).

Наконец, в ряде работ обобщаются выгоды и барьеры внедрения ИИ на операционном контуре (OSCM) и имеют два ключевых барьера: зависимость эффектов от качества исходных данных/ процессов и «социотехнические» издержки организационных изменений, что напрямую релевантно логистике [11].

Зарубежные работы отражают методологию (PRISMA, библиометрика, симуляции, А/В-подобные дизайны), диверсификацию тематик (устойчивость, CLSC, динамическая маршрутизация) и акцент на воспроизводимость и метрики при этом авторы регулярно отмечают разрыв «симуляция → продакшн» и зависимость результатов от доступности чистых и стандартизованных данных.

Зарубежный корпус исследований по ИИ в логистике и управлении цепями поставок (SCM) характеризуется высокой методологической строгостью, широким охватом эмпирики и развитой культурой репликации. Прежде всего следует выделить серию систематических обзоров (SLR), задающих рамку дисциплины. Так, G. Culot провели ряд эмпирических работ по ИИ в SCM, акцентируя технологические подходы, области применения и «узкие места» внедрения (качество данных, интеграция с ИС, межорганизационная координация), и сформулировали повестку будущих исследований с уклоном в воспроизводимые дизайны и метрики операционного эффекта [8]. Эти выводы корреспондируют с авторским мета-обзором на институциональном репозитории (AIR UniUd), где дополнительно подчёркнута необходимость прозрачности данных и унификации методик оценки.

Важным ориентиром остаётся обзор M. Pournader, систематизирующий 150+ статей об ИИ в SCM и выделяющий доминирующие техники (ANN, FL, GA и др.), исследовательские кластеры и пробелы (скудность валидированной «полевой» эмпирики, дефицит исследо-

ваний интероперабельности и устойчивости цепей) [10]. Параллельно R. Toorajipour и соавт. концентрируются на вкладе ИИ в ключевые процессы SCM и формируют повестку будущих работ (данные, процессы развёртывания, интеграция между организациями, измерение производительности), что усиливает требование к единым метрикам и дизайнам экспериментов [13].

На стыке ИИ и устойчивости выделяются более новые SLR. W. Chen и соавторы анализируют логистическую оптимизацию с «зелёными» критериями, сопоставляя классы моделей (генеративные, ML, метаэвристики) с задачами декарбонизации и ресурсной эффективности. Авторы подчёркивают важность гибридизации ИИ с традиционной оптимизацией и моделированием, а также дефицит валидированных кейсов с экологическими KPI [7]. По мнению A.R. Teixeira и соавторов, синтез литературы 2021–2024 гг. по резильентности, устойчивости и внедрённости ИИ в SCM указывает на смещение интереса от «point solutions» к системной интеграции, кроме того, отмечаются пробелы в данных для стресс-сценариев [12].

Следует отметить и методологическая строгость. По сравнению с российской литературой, в зарубежных обзорах и эмпирических работах системно используются формализованные процедуры отбора и синтеза (PRISMA), а также экспериментальные/квази-экспериментальные дизайны для оценки эффекта ИИ (симуляции с контрольными сценариями, «до/после», тесты на стресс-события). В работах Culot [8], Pournader [10], а также в CLSC-обзоре Bhattacharya [6] можно увидеть полноту протоколов отбора, кодификацию техник и тематик, а также систематизировать результаты и сравнить их, что контрастирует с преобладанием описательных публикаций в РФ и редкостью открытых дизайнов валидации.

Зарубежные источники чаще предоставляют сопоставимые метрики (точность прогнозов, OTIF-аналоги, cost-per-stop, KPI CLSC) и протоколы оценки (включая доверительные интервалы), тогда как российские работы преимущественно описывают архитектуры и кейсы без статистически валидированного эффекта. Отсюда и различия в реплицируемости и в качестве мета-аналитических обобщений: в своих обзорах авторы Chen (устойчивость) [7], Teixeira (OSCM) формулируют требования к KPI и сценарно-ориентированным тестам, что облегчает их сопоставимость [12].

Сильная сторона зарубежных исследований — их глубина по «узким» задачам (динамическая маршрутизация, многоагентные постановки VRP), однако перенос этих результатов на российские реалии затруднено: в РФ действуют строгие режимы обработки/локализации данных и ГОСТ-стандарты, а инфраструктура и телеметрия неоднородны. Сами авторы DRL-направления отмечают

пределы переносимости из симуляции в производство (в том числе из-за дрейфа данных и «жёстких» ограничений), что усиливает необходимость контекстной адаптации и «человека-в-контуре» при внедрении.

Зарубежные авторы в большей степени нацелены на интеграцию экологических/социальных измерений (устойчивость, резильентность, CLSC), чем российские: это видно по SLR в работе Chen (логистика + устойчивость) и Bhattacharya (CLSC). Для российского рынка это означает необходимость конвергенции методик (строгие KPI + сценарные тесты) с нормативной спецификой (локализация ПДн, отраслевые стандарты) и инфраструктурной реальностью (разрыв в готовности данных между регионами и участниками цепей).

Ключевая проблема для российских эмпирических исследований — это отсутствие стандартизированных KPI и экспериментальных дизайнов; зарубежные требования к уровню услуг предполагают, что без сопоставимых метрик невозможно ни агрегирование эффектов, ни перенос лучших практик. Практический вывод — публиковать OTIF, WAPE/sMAPE, cost-per-stop, автосортировки, долю ручных вмешательств и доверительные интервалы, дополняя симуляции «полевыми» тестами.

Следует обратить внимание и на данные и интероперабельность (способность двух или более информационных систем или компонентов к обмену информацией и к использованию информации, полученной в результате обмена). В данном случае требуется институциональная работа по стандартизации событийной ленты и качеству данных; CLSC-обзор и работы по устойчивости показывают, что без сквозных данных (включая реверс-потоки) репликация и оценка «зелёных» эффектов затруднены.

Разрыв «симуляция → продакшн». Массив по DRL/VRP фиксирует устойчивый прогресс на симуляциях и частично — на эталонных датасетах; для повышения внешней валидности необходимы публичные производственные датасеты/«песочницы» и протоколы стресс-валидаций (праздничные пики, погодные аномалии, ограничения сервиса).

Анализ показал, чтобы заимствовать методологию из зарубежных работ, российским исследователям нужно явным образом «вшивать» регуляторику и стандарты в исследовательские дизайны (privacy-by-design, локализация, ГОСТ-термины), иначе результаты оказываются неинтегрируемыми в практику. Этот тезис согласуется с обзорами по OSCM и устойчивости, требующими соединения технологий и институциональных условий.

Рассмотрим на примере «Почты России» особенности почтово-курьерской логистики.

Кейс «Почты России» показателен тем, что масштаб организации вынуждает связывать ИИ не с отдельными пилотами, а со сквозной операционной трансформацией: алгоритмы применяются в сортировке, магистральном планировании, диспетчеризации и прогнозировании потоков, а также в клиентских сервисах ETA/оповещений. Управленческая предпосылка успеха в данном случае — централизация и унификация данных: только при наличии согласованных справочников, уникальных идентификаторов отправок и маршрутов, а также прозрачного журнала событий (event log) возможно устойчиво обучать модели и мониторить их деградацию. Техническим ядром выступает связка WMS/TMS/OMS и потоковая интеграция телеметрии, на базе которых строятся ML-сервисы для динамического перераспределения мощностей и выявления отклонений (аномалий) в сортировке и доставке. Критически важно, что измеримый эффект таких систем зависит не только от качества моделей, но и от механизма «замыкания контура» — то есть от того, как решения ИИ автоматически преобразуются в задания для оборудования, смен и рейсов, а не остаются аналитическими подсказками «в никуда». Уязвимостью остаётся зависимость от качества входных данных: несогласованные статусы, пропуски телеметрии и «шумные» гео-события приводят к смещению распределений и ухудшению точности ETA/планов; поэтому MLOps-процедуры (data contracts, drift detection, canary-релизы моделей) должны быть встроены в регламент.

В ритейле (на примере X5 и других сетей) исторически сильнее всего проявились эффекты алгоритмов прогнозирования спроса и автоматизации пополнения, поскольку здесь доступны истории продаж, промо-календари и ценовые ряды. С точки зрения логистики это отражается на выравнивании внутрисменных и междневных профилей отгрузок, снижении «пилообразности» складских операций и более устойчивой загрузке магистральных плеч. Критическая особенность кейсов ритейла — необходимость сквозной связки коммерческого планирования и логистики: модель спроса, оптимизирующая маржу и оборачиваемость, может ухудшать метрики склада и транспорта, если в целевой функции не учтены операционные ограничения (окна, габариты, сменные лимиты, температурные режимы). Практика показала, что наилучшие результаты достигаются в гибридном подходе: сначала строится система прогноза и целевой матрицы пополнения, затем — слой операционной оптимизации, который преобразует эти решения в исполнимый план рейсов, заданий и расписаний с учётом SLA и ресурсных ограничений. На стороне рисков находится эффект «локальной оптимальности»: улучшение точности прогноза без корректной диспетчеризации и маршрутизации переносит проблему «узкого места» с розницы на распределительный центр или транспорт.

Для 3PL-операторов (например, SberLogistics и аналогичные игроки) ИИ выступает прежде всего как средство стандартизации сервисов при высокой вариативности клиентских требований. Типовые области применения — прогноз объёмов/SKU-микса по клиентам, рекомендации по размещению на складе (slotting), оптимизация подбора и упаковки, а также построение расписаний смен с учётом сезонности и акций. Управленческое ядро таких кейсов — SLA-ориентированная архитектура: каждое ИИ-решение должно быть привязано к конкретному контрактному показателю (уровень сервиса, время обработки, точность комплектации, доля возвратов) и иметь процедуры эскалации при деградации. Критическая трудность 3PL — «мульти-арендность» данных: когда на одной платформе обслуживаются клиенты с разной зрелостью ИТ-программ и разным качеством данных, что вынуждает внедрять уровень нормализации и активнее использовать синтетические признаки и трансферное обучение. Экономический эффект здесь сильнее коррелирует не с «глубиной нейросетей», а с дисциплиной процессов: без стандартизованных сканов, корректных штрихкодов и метрологии тары ИИ-модели будут улучшать прогнозы в симуляции, но не в реальном потоке.

Last-mile в крупных городах (Москва, Санкт-Петербург, агломерации-миллионники) демонстрирует наибольшую чувствительность к ИИ в частях кластеризации точек доставки, динамического маршрутизационного пересчёта и SLA-коммуникаций с клиентом. Практика показывает, что даже умеренное улучшение точности ETA и перераспределение заказов между курьерами и ПВЗ дают заметный вклад в NPS и снижение «холостого» пробега. Эксперименты с роботами-курьерами и дронами в России подтверждают технологическую реализуемость, но упираются в регуляторные и инфраструктурные ограничения (безопасность, зоны полётов/проезда, погодные риски, вандализмоустойчивость), из-за чего их роль пока остаётся нишевой и пилотной. Более прагматичным в 2025 году выглядит усиление «человекоцентричных» инструментов: прогноз отмен/переносов, рекомендация временных слотов, динамические тарифы и стимулы для смещения спроса в «плоские» интервалы суток.

Общий вывод из рассмотренных кейсов — это успех ИИ-внедрений определяется не масштабом модели и не брендом вендора, а зрелостью операционного контура: чистотой событийной ленты, скоростью данных (latency), автоматизируемостью обратной связи и способностью организации принимать решения в режиме реального времени. Там, где ИИ остается «надстройкой» к ручным процессам, эффект быстро снижается: рост точности прогноза или качества сортировки не транслируется в экономию километров, часов и человеко-смен. Наоборот, там, где модели встроены в «исполнительный слой»



(автоматическое формирование сменных заданий, блокировка неэффективных маршрутов, автоэскалации при риске нарушения SLA), эффект становится стабильным и масштабируемым. Для повышения воспроизводимости результатов целесообразно формировать «матрицу зрелости» по компаниям: оси — классы задач (прогноз, маршрутизация, склад, last-mile) и уровни зрелости (данные, модели, интеграции, операции, контроль), с привязкой к унифицированным метрикам (OTIF, sMAPE/WAPE, загрузка, cost-per-stop, автосортировки, доля ручных вмешательств). Такой инструмент позволяет уходить от маркетинговых заявлений к верифицируемой картине прогресса и точкам роста.

Сравнительный анализ показал, что зарубежные исследования по ИИ в логистике характеризуются методологической строгостью, прозрачностью данных и использованием воспроизводимых экспериментов. Российский научный дискурс сосредоточен на институциональных барьерах и стратегических перспективах,

но пока недостаточно развит в части количественных замеров и экспериментальной базы.

Практика кейсов («Почта России», X5, SberLogistics) показывает, что успех внедрения ИИ определяется не масштабом модели, а зрелостью операционного контура: чистотой данных, скоростью их обработки, интеграцией с WMS/TMS и наличием MLOps-процессов. Для российской логистики ключевыми приоритетами остаются стандартизация данных и унификация справочников; развитие воспроизводимых исследований и публикация метрик; адаптация зарубежных методик (stress-тесты, KPI CLSC, resilience-модели) к нормативным условиям РФ; формирование кадрового резерва гибридных специалистов (оператор ИИ-систем, инженер по качеству данных, аналитик MLOps). Как видно, ИИ способен стать механизмом повышения эффективности логистики России, но только в случае интеграции технологий с институциональными условиями и организационной зрелостью компаний.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Каримов К.С. Методы искусственного интеллекта и их применение в транспортной отрасли // Постсоветский материк. 2023. № 4. С. 106–115.
2. Князькина О.В., Хамитов Р.М., Дмитриев Г.В., Черникова О.П. Применение искусственного интеллекта в логистике как эффективного инструмента повышения результативности деятельности организации // Экономика и управление: проблемы, решения. 2024. № 10. Т. 4. С. 137–143
3. Кривонос А.Д. Применение технологий искусственного интеллекта в моделировании бизнес-процессов в транспортной и логистической деятельности в Российской Федерации // Сборник научных трудов ИБЦП СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2022. С. 69–73.
4. Хорошилова Т.Н. Роль искусственного интеллекта в логистике: эффективность, вызовы и решения // Universum: технические науки. 2024. №11 (128). DOI — 10.32743/UniTech.2024.128.11.18548
5. Штоль Э.Д., Черникова Д.С., Черпакова Е.В. Применение искусственного интеллекта в решении актуальных проблем в логистике // Профессорский журнал. Серия: Экономические науки. 2025. №2 (6). С. 35–39.
6. Bhattacharya S., Govindan K., Dastidar S.G., Sharma P. Applications of artificial intelligence in closed-loop supply chains: Systematic literature review and future research agenda // Transportation Research Part E Logistics and Transportation Review. 2024. Vol. 184 (1). Article 103465. DOI:10.1016/j.tre.2024.103455.
7. Chen W., Men Y., Fuster N., Osorio C., Juan A.A. Artificial Intelligence in Logistics Optimization with Sustainable Criteria: A Review // Sustainability. 2024. Vol. 16, No. 21. Article 9145. DOI: 10.3390/su16219145.
8. Culot G., Nassimbeni G., Orzes G. Using Supply Chain Databases in Academic Research: A Methodological Critique // Journal of Supply Chain Management. Vol. 59(1). P. 3–25.
9. Pourmader M., Ghaderi H., Hassanzadegan A., Fahimnia B. Artificial intelligence applications in supply chain management // International Journal of Production Economics. 2021. Vol. 241. DOI: 10.1016/j.ijpe.2021.108250.
10. Shrivastav M. Barriers Related to AI Implementation in Supply Chain Management // Journal of Global Information Management. 2022. Vol. 30. No. 8. P.1–19.
11. Teixeira A.R., Ferreira J.V., Ramos A.L. Intelligent Supply Chain Management: A Systematic Literature Review on Artificial Intelligence Contributions // Information. 2025. Vol. 16, No. 5. P. 399.
12. Toorajipour, R., Sohrabpour, V., Nazarpour, A., Oghazi, P., Fischl, M. Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review // Journal of Business Research. 2021. Vol. 122. P. 502–517.

© Романович Владислав Игоревич (Vladromer@yandex.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»