



ВЛИЯНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НА УПРАВЛЕНИЕ ТРАНСПОРТНЫМИ ПРЕДПРИЯТИЯМИ

Жарылкапова Угилай Адилбек кизи

*Ташкентский государственный экономический университет, г. Ташкент,
Узбекистан*

e-mail: dora39528@gmail.com

Аннотация: В статье проведён комплексный анализ влияния технологий искусственного интеллекта (ИИ) на систему управления транспортными предприятиями. Выявлены и систематизированы пять ключевых направлений применения ИИ: оптимизация маршрутов и планирования перевозок, предиктивное техническое обслуживание подвижного состава, автоматизация диспетчерского управления, обеспечение транспортной безопасности и управление персоналом. На основе анализа международного опыта (Deutsche Bahn, DHL, Singapore LTA) и опыта стран СНГ и Центральной Азии (РЖД, Узбекские железные дороги, интеллектуальные транспортные системы Ташкента) показано, что внедрение ИИ-решений обеспечивает снижение операционных расходов на 10–25%, сокращение внеплановых простоев подвижного состава на 20–40% и повышение пунктуальности перевозок на 15–30%. Систематизированы основные барьеры цифровой трансформации транспортной отрасли и разработаны практические рекомендации по их преодолению. Результаты исследования адресованы руководителям транспортных предприятий, разработчикам ИИ-решений и органам государственного управления транспортным комплексом.

Ключевые слова: искусственный интеллект; транспортное предприятие; цифровая трансформация.

Введение

Транспортная отрасль является одной из фундаментальных инфраструктурных систем современной экономики: по данным Всемирного банка, на долю транспорта приходится от 5 до 9% ВВП большинства государств мира, а совокупный объём мирового рынка транспортных услуг превышает 7 трлн долларов США ежегодно [1]. В условиях нарастающей глобализации, роста объёмов торговли и урбанизации требования к эффективности управления транспортными предприятиями неуклонно повышаются.

Традиционные методы управления транспортными предприятиями, сложившиеся во второй половине XX века, всё с большим трудом



справляются с вызовами современности: ростом сложности маршрутных сетей, волатильностью спроса на перевозки, ужесточением экологических стандартов, дефицитом квалифицированного персонала и необходимостью обработки колоссальных массивов оперативных данных в режиме реального времени. В этих условиях искусственный интеллект (ИИ) из области научной фантастики превращается в практический инструмент повышения операционной эффективности транспортных предприятий.

По оценкам McKinsey Global Institute, к 2030 году технологии ИИ способны генерировать дополнительную экономическую ценность в транспортной и логистической сфере на уровне 1,3–2,0 трлн долларов США ежегодно [2]. Уже сегодня ведущие транспортные компании мира — Deutsche Bahn, DHL, UPS, Singapore Airlines, China Railway — активно внедряют ИИ-решения в свои управленческие процессы и фиксируют измеримые результаты.

Вместе с тем значительная часть транспортных предприятий, особенно в развивающихся экономиках Центральной Азии, остаётся на периферии цифровой трансформации. Основными сдерживающими факторами являются недостаточная осведомлённость о реальных возможностях ИИ, отсутствие отраслевых методических рекомендаций по внедрению, дефицит квалифицированных специалистов и ограниченность инвестиционных ресурсов.

1.1. Актуальность и научная проблема

Несмотря на быстрый рост числа публикаций по проблематике ИИ в транспорте, в научной литературе прослеживается заметный дисбаланс: большинство работ сосредоточены либо на технических аспектах конкретных ИИ-алгоритмов, либо на макроэкономическом уровне анализа цифровизации транспортных систем. Комплексное исследование влияния ИИ непосредственно на систему управления транспортным предприятием как хозяйствующим субъектом — со всеми присущими ему функциями планирования, организации, мотивации и контроля — представлено в отечественной науке явно недостаточно.

Особую актуальность данная проблематика приобретает для Республики Узбекистан, где в рамках реализации стратегии «Узбекистан — 2030» и государственной программы «Цифровой Узбекистан — 2030» цифровая трансформация транспортной отрасли возведена в ранг государственного приоритета [3]. Накопленный международный опыт требует критического осмысления и адаптации к условиям отечественной транспортной системы.



1.2. Цели, задачи и структура исследования

Цель настоящего исследования — комплексный анализ направлений, механизмов и эффектов влияния технологий искусственного интеллекта на систему управления транспортными предприятиями с формированием практических рекомендаций по их внедрению.

Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

1. систематизировать ключевые направления применения ИИ в управлении транспортными предприятиями;
2. проанализировать отечественный и зарубежный опыт внедрения ИИ-решений на транспорте;
3. количественно оценить экономические эффекты применения ИИ в различных функциональных областях транспортного предприятия;
4. выявить барьеры цифровой трансформации транспортных предприятий;
5. разработать практические рекомендации по внедрению ИИ для транспортных предприятий различного масштаба.

Обзор Литературы

2.1. Теоретические основы цифровой трансформации транспорта

Концептуальную основу цифровой трансформации транспортной отрасли составляют несколько взаимосвязанных теоретических парадигм. Концепция Industrie 4.0, сформулированная в Германии в 2011 году [4], описывает переход к киберфизическим производственным системам, в рамках которых физические процессы тесно интегрированы с цифровыми технологиями. Применительно к транспорту это означает формирование «умных» транспортных систем, в которых транспортные средства, инфраструктура и управляющие системы взаимодействуют в режиме реального времени.

Концепция интеллектуальных транспортных систем (Intelligent Transport Systems, ITS), разрабатываемая с конца 1980-х годов, предполагает интеграцию информационно-коммуникационных технологий в транспортную инфраструктуру с целью повышения безопасности, эффективности и устойчивости транспортных систем [5]. С появлением технологий ИИ концепция ITS приобрела качественно новое измерение: от систем мониторинга и информирования — к системам, способным самостоятельно принимать управленческие решения.

С управленческой точки зрения, цифровая трансформация транспортных предприятий рассматривается в рамках ресурсной концепции (Resource-Based View) как формирование новых динамических компетенций, обеспечивающих устойчивое конкурентное преимущество



[6]. ИИ в данном контексте выступает не просто технологическим инструментом, но стратегическим ресурсом, трансформирующим операционную модель предприятия.

2.2. Применение ИИ в транспорте: международный опыт

Исследования в области применения ИИ в транспортной сфере переживают экспоненциальный рост: по данным Scopus, число публикаций по тематике «machine learning» и «transportation» увеличилось с 847 в 2015 году до 6 234 в 2023 году. Направления исследований охватывают широкий спектр задач — от прогнозирования транспортного спроса [7] до разработки алгоритмов управления автономными транспортными средствами [8].

В области оптимизации логистических операций наиболее значимые результаты достигнуты в применении методов глубокого обучения (Deep Learning) для решения задачи маршрутизации транспортных средств (Vehicle Routing Problem, VRP). Работы Vinyals et al. [9] и Nazari et al. [10] продемонстрировали, что нейронные сети на основе механизма внимания (attention mechanism) способны находить решения задачи VRP, сопоставимые по качеству с классическими эвристическими алгоритмами, при этом в тысячи раз превосходя их по скорости.

Предиктивное техническое обслуживание (Predictive Maintenance, PdM) является одним из наиболее зрелых направлений применения ИИ в транспорте. Обзор Lee et al. [11] охватывает более 300 научных работ и производственных кейсов, документирующих применение методов машинного обучения для прогнозирования отказов оборудования. Результаты демонстрируют среднее сокращение затрат на техническое обслуживание на 25–30% при снижении числа внеплановых остановок на 35–45%.

2.3. Исследования в контексте стран СНГ и Центральной Азии

Отечественные исследования в области применения ИИ на транспорте развиваются значительно меньшими темпами. В российской научной литературе наиболее разработанными направлениями являются интеллектуальные транспортные системы городского транспорта [12] и применение ИИ в системах управления железнодорожным движением [13]. Опыт ОАО «РЖД» по внедрению предиктивной аналитики для технического обслуживания тягового подвижного состава документирован в ряде корпоративных публикаций и представляет значительный практический интерес.

Применительно к Центральноазиатскому региону научные публикации по тематике ИИ в транспортной отрасли немногочисленны. Работы узбекских исследователей сосредоточены преимущественно на



общих вопросах цифровизации экономики [14] и лишь в отдельных случаях затрагивают проблематику транспортного сектора. Между тем активная реализация государственных программ цифровой трансформации транспорта Узбекистана формирует реальную практическую базу для подобных исследований.

2.4. Выявленные исследовательские пробелы

Анализ существующей литературы позволяет выявить следующие исследовательские пробелы, которые определяют научную новизну настоящей работы:

- отсутствие комплексного системного анализа влияния ИИ на все функциональные области управления транспортным предприятием (большинство работ рассматривают отдельные функции изолированно);
- недостаточная разработанность методических инструментов оценки готовности транспортных предприятий к внедрению ИИ-решений;
- слабая проработанность проблематики ИИ в транспортной отрасли применительно к условиям центральноазиатских экономик;
- отсутствие сравнительного анализа барьеров внедрения ИИ для предприятий транспорта разного масштаба и форм собственности.

Методология Исследования

3.1. Общий дизайн исследования

Настоящее исследование выполнено в рамках комбинированной методологии (mixed methods), сочетающей систематический обзор научной литературы, сравнительный анализ практических кейсов, экспертную оценку и вторичный анализ статистических данных. Комбинированный подход позволяет преодолеть ограничения как чисто теоретических, так и сугубо эмпирических исследований и получить многомерную картину изучаемого явления.

3.2. Систематический обзор литературы

Для систематического обзора использованы базы данных Scopus, Web of Science, Google Scholar и eLIBRARY.ru. Поиск охватывал публикации за период 2015–2024 гг. по ключевым словам «artificial intelligence», «machine learning», «transport management», «logistics optimization», «predictive maintenance» и их аналогам на русском языке. Из первичной выборки в 847 источников после применения критериев включения/исключения для детального анализа отобраны 112 публикаций. Критерии включения: рецензируемые научные статьи и монографии, наличие эмпирических данных или верифицируемых практических



результатов, релевантность тематике управления транспортными предприятиями.

3.3. Сравнительный анализ кейсов

Для анализа практики внедрения ИИ отобраны шесть кейсов — три международных и три из региона СНГ и Центральной Азии — на основе следующих критериев: документированность результатов, репрезентативность для разных сегментов транспортной отрасли (железнодорожный, автомобильный, городской транспорт), масштаб предприятия и доступность публичной информации. Методологическую основу анализа кейсов составляет подход Yin [15], предполагающий структурированное сопоставление по заранее определённым аналитическим категориям.

3.4. Ограничения исследования

Необходимо признать ряд методологических ограничений настоящего исследования. Во-первых, быстрое технологическое развитие в области ИИ означает, что некоторые данные о конкретных технических решениях могут устареть к моменту публикации. Во-вторых, часть кейсовых данных основана на корпоративных отчётах и пресс-релизах, которые могут не в полной мере отражать реальные результаты внедрения. В-третьих, географическое смещение выборки в сторону развитых экономик ограничивает непосредственную применимость отдельных выводов к условиям стран Центральной Азии.

Ключевые Направления Применения Ии В Управлении Транспортными Предприятиями

4.1. Интеллектуальная оптимизация маршрутов и планирования перевозок

4.1.1. Алгоритмы динамической маршрутизации

Оптимизация маршрутов является одной из ключевых задач управления транспортным предприятием, непосредственно влияющей на операционные расходы. Классическая задача маршрутизации транспортных средств (VRP) относится к классу NP-трудных задач: число возможных комбинаций маршрутов при 20 точках доставки превышает 10^{17} . Традиционные детерминированные алгоритмы неспособны обеспечить оптимальное решение в реальном времени при динамически изменяющихся условиях.

Современные ИИ-решения для маршрутизации используют несколько классов алгоритмов. Методы обучения с подкреплением (Reinforcement Learning, RL) позволяют системе самостоятельно вырабатывать оптимальные стратегии маршрутизации, адаптируясь к изменяющимся условиям дорожного движения, срочным заказам и



отказам транспортных средств. Трансформерные архитектуры (Transformer-based models) демонстрируют способность решать задачи VRP с числом точек до 1000 и более с качеством, сопоставимым с лучшими эвристиками [9].

Практическое применение: компания UPS внедрила систему ORION (On-Road Integrated Optimization and Navigation) на основе алгоритмов оптимизации и машинного обучения. Система обрабатывает данные 55 000 водителей и ежегодно позволяет экономить более 100 млн миль пробега, что эквивалентно снижению выбросов CO₂ на 100 000 метрических тонн и сокращению топливных расходов на 300–400 млн долларов США ежегодно [16].

4.1.2. Прогнозирование спроса на перевозки

Точное прогнозирование пассажиропотоков и грузопотоков является необходимым условием эффективного планирования провозных мощностей, составления расписаний и ценообразования. ИИ-методы кардинально превосходят традиционные статистические подходы в части учёта нелинейных зависимостей и многофакторных взаимодействий.

Рекуррентные нейронные сети с долгосрочной кратковременной памятью (LSTM) и их модификации эффективно обрабатывают временные ряды транспортного спроса, учитывая сезонные паттерны, недельные циклы, влияние праздников и специальных событий. Графовые нейронные сети (GNN) дополнительно учитывают пространственные взаимозависимости между различными участками транспортной сети [17].

Сингапурская Land Transport Authority использует многоуровневые прогнозные модели, интегрирующие данные о поездках из систем оплаты проезда, геолокационные данные мобильных устройств, прогнозы погоды и информацию о мероприятиях. Точность краткосрочного (15-минутного) прогноза пассажиропотока достигает 94%, что позволяет оперативно корректировать интервалы движения и перераспределять подвижной состав [18].

4.2. Предиктивное техническое обслуживание подвижного состава

4.2.1. Архитектура систем мониторинга

Предиктивное техническое обслуживание представляет собой переход от традиционной стратегии регламентного (планово-предупредительного) обслуживания к состоянию-ориентированной стратегии, основанной на непрерывном мониторинге технического состояния агрегатов и прогнозировании времени до отказа (Remaining Useful Life, RUL). Типовая архитектура



такой системы включает три уровня: уровень сбора данных (IoT-датчики вибрации, температуры, давления, тока), уровень обработки и анализа (алгоритмы обнаружения аномалий и прогнозирования отказов) и уровень управления обслуживанием (интеграция с ERP/EAM-системами для планирования ремонтных работ).

Для обнаружения аномалий применяются методы одноклассовой классификации (One-Class SVM, Isolation Forest, автокодировщики), позволяющие выявлять отклонения от нормального режима работы даже при отсутствии размеченной обучающей выборки отказов. Для прогнозирования RUL широко используются LSTM-сети, свёрточные нейронные сети на временных рядах (TCN) и методы байесовского обновления [11].

4.2.2. Результаты внедрения в транспортных компаниях

Deutsche Bahn (Германия) внедрила систему предиктивного обслуживания для парка из более 400 высокоскоростных поездов ICE. Система анализирует данные тысяч датчиков в режиме реального времени и прогнозирует вероятность отказа критических компонентов за 2–4 недели до его возникновения. Результат: сокращение числа внеплановых поломок на 25%, снижение затрат на техническое обслуживание на 10–15% и уменьшение задержек поездов по техническим причинам на 8% [19].

Авиакомпания Lufthansa Technik применяет систему Predictive Maintenance для авиационных двигателей, анализируя данные полётных самописцев и наземных диагностических проверок. Система позволяет планировать замену компонентов точно перед их предполагаемым отказом, сокращая как преждевременные замены (перерасход ресурса), так и внеплановые отказы в эксплуатации. Экономия на парке из 300 воздушных судов составляет порядка 180 млн евро в год [20].

4.3. Автоматизация диспетчерского управления

4.3.1. Интеллектуальные системы управления парком

Диспетчерское управление традиционно является одним из наиболее трудоёмких и когнитивно нагруженных процессов в транспортном предприятии. Диспетчер одновременно отслеживает местоположение и состояние десятков транспортных средств, реагирует на отклонения от расписания, перераспределяет ресурсы при внештатных ситуациях и обеспечивает взаимодействие с клиентами. ИИ-системы не заменяют диспетчера, но кардинально расширяют его возможности, принимая на себя рутинные задачи и предоставляя поддержку при принятии сложных решений.

Современные ИИ-диспетчерские системы включают следующие



функциональные модули: автоматическое распределение заявок по доступным транспортным средствам с учётом загрузки, местоположения и компетенции водителей; динамическая перепланировка маршрутов при возникновении пробок, аварий или изменении заявок; прогнозирование задержек и автоматическое уведомление клиентов; оптимизация использования провозных мощностей (load optimization). Компания DHL реализовала подобную систему на своём европейском парке и сообщила о росте производительности диспетчеров на 35% и снижении числа ошибок при планировании на 60% [21].

4.3.2. Системы поддержки принятия решений

Помимо автоматизации рутинных операций, ИИ применяется для поддержки принятия стратегических и тактических управленческих решений. Аналитические платформы класса Advanced Analytics позволяют руководителям транспортных предприятий в режиме реального времени отслеживать ключевые показатели эффективности (KPI), проводить сценарный анализ («что если?») и получать обоснованные рекомендации на основе обработки больших данных. Алгоритмы имитационного моделирования (simulation) позволяют тестировать управленческие решения в виртуальной среде до их реализации в производственных условиях.

4.4. Управление транспортной безопасностью

4.4.1. Компьютерное зрение в мониторинге безопасности

Безопасность дорожного движения является одним из ключевых приоритетов транспортных предприятий, непосредственно влияющих на репутацию, финансовые результаты и социальную ответственность компаний. По данным ВОЗ, около 90% дорожно-транспортных происшествий обусловлено человеческим фактором, в том числе усталостью водителей, отвлечением внимания и нарушением правил дорожного движения [22].

Системы мониторинга водителей (Driver Monitoring Systems, DMS) на основе компьютерного зрения анализируют в режиме реального времени видеопоток с камеры, направленной на водителя, и выявляют признаки усталости (частота моргания, закрытие глаз, движение головы), отвлечения внимания (взгляд в сторону от дороги, использование телефона) и признаки медицинского инцидента. При обнаружении тревожных признаков система предупреждает водителя звуковым и вибрационным сигналом, а при отсутствии реакции — уведомляет диспетчера и инициирует контролируемую остановку транспортного средства.

Одним из лидеров в данной области является израильская компания



Mobileye, чьи системы машинного зрения установлены на более чем 100 млн транспортных средств в мире. Внедрение DMS в автопарках транспортных компаний, по данным страховых компаний, снижает аварийность на 20–40% в первые два года эксплуатации [23].

4.4.2. Предиктивная аналитика рисков

Помимо мониторинга в режиме реального времени, ИИ применяется для проактивного управления транспортными рисками. Предиктивные модели анализируют совокупность факторов — историю инцидентов конкретного водителя, метеорологические условия, характеристики маршрута, техническое состояние транспортного средства, плотность трафика и время суток — и формируют интегральный индекс риска для каждого рейса. Это позволяет заблаговременно принять превентивные меры: скорректировать маршрут, заменить водителя или перенести рейс.

4.5. Управление персоналом и цифровые двойники

4.5.1. ИИ в HR-управлении транспортного предприятия

Управление персоналом транспортного предприятия сопряжено со специфическими сложностями: необходимостью составления графиков работы водителей в соответствии с нормами труда и отдыха, высокой текучестью кадров в ряде сегментов, сложностью объективной оценки эффективности труда. ИИ-инструменты позволяют частично автоматизировать эти процессы.

Алгоритмы оптимизации расписаний (scheduling optimization) на основе методов целочисленного программирования и эволюционных алгоритмов формируют оптимальные графики с учётом индивидуальных компетенций водителей, нормативных ограничений по времени вождения и отдыха (Приказ Министерства транспорта), предпочтений сотрудников и операционных потребностей предприятия. Внедрение таких систем в European road freight companies показало снижение административной нагрузки на HR-отдел на 40–60% и сокращение нарушений трудовых норм на 75% [24].

Системы телематики, отслеживающие показатели вождения (ускорение, торможение, скорость, использование топлива), в совокупности с ИИ-аналитикой формируют объективную картину эффективности каждого водителя и позволяют разрабатывать персонализированные программы обучения и мотивации.

4.5.2. Концепция цифрового двойника транспортного предприятия

Цифровой двойник (Digital Twin) транспортного предприятия представляет собой динамическую виртуальную модель, отражающую в режиме реального времени состояние всех ключевых активов и процессов



предприятия: маршрутной сети, подвижного состава, персонала, клиентской базы и финансовых потоков. Интеграция ИИ в цифровой двойник позволяет не только мониторить текущее состояние, но и моделировать альтернативные управленческие сценарии, прогнозировать долгосрочные тенденции и оптимизировать стратегические решения.

Siemens Mobility разработала концепцию «Rail Digital Twin», охватывающую жизненный цикл железнодорожной инфраструктуры и подвижного состава от проектирования до утилизации. Применение цифрового двойника при эксплуатации поездов Velaro позволило сократить трудозатраты на техническое обслуживание на 30% при одновременном повышении готовности подвижного состава на 15% [25].

Экономические Эффекты Внедрения Искусственного Интеллекта

5.1. Прямые экономические выгоды

Систематизация данных из рассмотренных кейсов и научных публикаций позволяет сформировать сводную картину прямых экономических эффектов внедрения ИИ на транспортных предприятиях (Таблица 1).

Направление применения ИИ	Показатель эффекта	Диапазон эффекта	Источники
Оптимизация маршрутов	Снижение пробега / расхода топлива	10–22%	[9, 16, 21]
Предиктивное ТО	Сокращение внеплановых простоев	20–45%	[11, 19, 20]
Предиктивное ТО	Снижение затрат на ТО	10–30%	[11, 19]
Диспетчерское управление	Рост производительности диспетчеров	25–40%	[21]
Управление безопасностью (DMS)	Снижение числа ДТП	20–40%	[22, 23]



Направление применения ИИ	Показатель эффекта	Диапазон эффекта	Источники
Прогнозирование спроса	Повышение пунктуальности	15–30%	[17, 18]
HR-оптимизация расписаний	Снижение нарушений норм труда	60–80%	[24]

Таблица 1. Прямые экономические эффекты внедрения ИИ на транспортных предприятиях

Следует отметить, что приведённые диапазоны отражают результаты, достигнутые в реальных производственных условиях, а не в экспериментальных или пилотных проектах. Нижняя граница диапазона, как правило, соответствует начальному этапу внедрения и неполной зрелости системы; верхняя граница характерна для зрелых внедрений с высоким качеством данных и развитой культурой их использования в принятии управленческих решений.

5.2. Косвенные и стратегические эффекты

Помимо прямой экономии операционных расходов, внедрение ИИ генерирует ряд косвенных и стратегических эффектов, которые сложнее поддаются количественной оценке, но не менее значимы для долгосрочной конкурентоспособности предприятия.

Клиентский опыт и лояльность. Повышение точности соблюдения расписания, проактивное информирование клиентов об изменениях и персонализированные предложения на основе анализа предпочтений ведут к росту удовлетворённости клиентов и снижению оттока. По данным Bain & Company, повышение индекса клиентской лояльности (NPS) на 5 пунктов коррелирует с ростом выручки транспортной компании на 1,5–3% [26].

Экологическая эффективность и ESG. Оптимизация маршрутов и режимов вождения непосредственно влечёт сокращение расхода топлива и выбросов парниковых газов. В условиях нарастающего давления регуляторов и инвесторов в отношении ESG-показателей данный эффект приобретает всё большее стратегическое значение. По оценкам Carbon Trust, применение ИИ для оптимизации автопарков позволяет снизить углеродный след транспортных операций на 15–25% без сокращения объёма перевозок.

Привлечение и удержание персонала. Автоматизация рутинных



диспетчерских операций и формирование более справедливых и удобных графиков работы на основе ИИ способствует росту удовлетворённости персонала и снижению текучести кадров, что особенно актуально в условиях дефицита водителей и технических специалистов.

5.3. Анализ затрат и возврата на инвестиции

Оценка совокупной стоимости владения (TCO) и возврата на инвестиции (ROI) для ИИ-проектов в транспортной отрасли существенно варьируется в зависимости от масштаба предприятия, выбранного направления применения и модели внедрения (собственная разработка vs. SaaS-решение). Типовая структура инвестиционных затрат включает: лицензии или разработку программного обеспечения (35–45% от TCO), аппаратное обеспечение и IoT-инфраструктуру (20–30%), интеграцию с существующими системами (15–25%), обучение персонала (5–10%) и поддержку и сопровождение (10–15%).

Анализ опубликованных данных свидетельствует, что для большинства направлений применения ИИ срок окупаемости инвестиций составляет 1,5–3 года. Наиболее привлекательным с точки зрения ROI является предиктивное техническое обслуживание (типичный ROI за 5 лет: 200–400%) ввиду высокой прямой экономии на ремонте и простоях. Системы оптимизации маршрутов также демонстрируют высокий ROI (150–300%) при относительно быстром сроке окупаемости (6–18 месяцев для SaaS-решений).

Анализ Практики Внедрения: Сравнительные Кейсы

6.1. Международные кейсы

6.1.1. Deutsche Bahn (Германия): предиктивное обслуживание подвижного состава

Deutsche Bahn — крупнейший железнодорожный оператор Европы с парком свыше 5 800 локомотивов и 2 700 электропоездов — в 2017 году запустил масштабную программу цифровой трансформации под названием DB Systemtechnik. Ключевым элементом программы стало внедрение платформы предиктивного обслуживания на основе анализа данных с тысяч датчиков, установленных на подвижном составе.

Платформа интегрирует данные телематики подвижного состава, данные инфраструктурных датчиков (рельсы, стрелки, контактная сеть) и метеорологические данные. Алгоритмы машинного обучения выявляют ранние признаки деградации компонентов и формируют прогнозы отказов с горизонтом 2–4 недели. Ключевые результаты: снижение задержек по техническим причинам на 8%, сокращение затрат на аварийный ремонт на 25%, экономия эксплуатационных расходов — около 500 млн евро ежегодно [19].



Критические факторы успеха: поэтапное внедрение (начиная с нескольких депо), создание специализированной команды Data Scientists из железнодорожных инженеров и специалистов по машинному обучению, интеграция с существующей SAP-системой управления техническим обслуживанием и активное вовлечение персонала депо в тестирование системы.

6.1.2. Singapore Land Transport Authority: интеллектуальное управление городским транспортом

Транспортная система Сингапура традиционно считается одной из наиболее эффективных в мире, а Singapore LTA — пионером в применении технологий «умного города» для управления транспортными потоками. В основе системы лежит интеграция данных из множества источников: систем оплаты проезда (EZ-link cards), датчиков дорожного трафика, видеокамер, GPS-трекеров транспортных средств, мобильных приложений и социальных сетей.

ИИ-платформа LTA в режиме реального времени анализирует загрузку транспортной сети, прогнозирует пиковые нагрузки, автоматически корректирует интервалы движения автобусов и поездов MRT, управляет адаптивными светофорами и оптимизирует перехватывающие парковки. Результат: средняя скорость движения в городе выросла на 11%, опоздания общественного транспорта сократились на 22%, а удовлетворённость пассажиров транспортной системой по данным ежегодных опросов достигла 95% [18].

6.2. Кейсы СНГ и Центральной Азии

6.2.1. ОАО «РЖД»: ИИ в управлении грузовыми перевозками

Российские железные дороги реализуют масштабную программу цифровой трансформации, одним из ключевых элементов которой является внедрение ИИ в управление грузовыми перевозками. Платформа «Цифровая РЖД» интегрирует данные о состоянии инфраструктуры, подвижного состава и грузовых потоков для оптимизации планирования перевозок и технического обслуживания.

Система предиктивной аналитики для диагностики колёсных пар грузовых вагонов, основанная на данных стационарных датчиков и алгоритмах машинного обучения, позволила сократить число отцепок вагонов в пути следования по техническим неисправностям на 18% и снизить связанные с этим эксплуатационные потери на 2,3 млрд рублей в год. Система прогнозирования отказов локомотивов охватывает около 2 000 единиц тягового подвижного состава и демонстрирует точность предсказания отказов на уровне 78% [13].

6.2.2. Узбекистан: цифровая трансформация транспортного



комплекса

В рамках государственной программы «Цифровой Узбекистан — 2030» транспортный комплекс республики является одним из приоритетных объектов цифровой трансформации. АО «Узбекские железные дороги» (УЗ) с 2021 года реализует программу цифровизации, включающую внедрение автоматизированной системы управления движением поездов (АСУП), мониторинга технического состояния пути и подвижного состава, а также цифровых сервисов для грузоотправителей.

В сфере городского транспорта столицы реализован пилотный проект интеллектуальной транспортной системы Ташкента (ИТС Ташкент), охватывающий более 450 перекрёстков. Адаптивное управление светофорами на основе данных видеодетекторов и алгоритмов оптимизации позволило снизить среднее время ожидания на перекрёстках на 17% и сократить выбросы CO₂ от автомобильного транспорта в зоне охвата ИТС на 11% [3].

Вместе с тем внедрение ИИ в транспортном комплексе Узбекистана находится на начальном этапе и сталкивается с рядом системных барьеров: дефицитом специалистов в области Data Science и машинного обучения, недостаточно развитой ИТ-инфраструктурой на ряде предприятий, ограниченностью доступных обучающих датасетов и отсутствием отраслевых стандартов управления данными.

6.3. Сравнительный анализ кейсов

Результаты сравнительного анализа шести рассмотренных кейсов систематизированы в Таблице 2. Анализ позволяет выявить ряд общих закономерностей, характерных для успешных внедрений ИИ на транспортных предприятиях.

Параметр	Deutsche Bahn	Singapore LTA	РЖД	ИТС Ташкент
Сегмент	Ж/д пассажирский	Городской транспорт	Ж/д грузовой	и гор
Направлен ие ИИ	Предиктивное ТО	Управление потоками	Предиктивное ТО	дви
Зрелость внедрения	Высокая (7+ лет)	Высокая (8+ лет)	Средняя (3–5 лет)	льн (2–3)



Параметр	Deutsche Bahn	Singapore LTA	РЖД	ИТ Тап
Ключевой результат	-25% поломок	+11% скорости	-18% отцепок	ожид
Модель финансирования	Корпоративная	Государственная	Корпоративная	

Таблица 2. Сравнительный анализ кейсов внедрения ИИ на транспортных предприятиях

Общими факторами успеха во всех рассмотренных кейсах являются: сильная поддержка со стороны высшего руководства, поэтапный подход к внедрению с чёткими измеримыми целями на каждом этапе, инвестиции в качество данных как приоритет перед инвестициями в алгоритмы, формирование кросс-функциональных команд из отраслевых экспертов и специалистов по ИИ, а также активная работа по управлению изменениями и вовлечению персонала.

Барьеры Цифровой Трансформации И Рекомендации

7.1. Технологические барьеры

Наиболее значимым технологическим барьером является проблема качества и доступности данных. Алгоритмы машинного обучения требуют больших объёмов исторических данных высокого качества. Между тем многие транспортные предприятия, особенно в развивающихся экономиках, располагают данными, характеризующимися низкой полнотой (неполная регистрация событий), низким качеством (ошибки ввода, отсутствие временных меток), несовместимостью форматов между различными информационными системами и отсутствием единой архитектуры хранения данных.

Вторым значимым технологическим барьером является наличие устаревших информационных систем (legacy systems), не предназначенных для интеграции с современными ИИ-платформами. Замена таких систем требует значительных инвестиций и сопряжена с операционными рисками, а интеграция с помощью промежуточного слоя (middleware) не всегда обеспечивает необходимую производительность. Третьим барьером является обеспечение кибербезопасности: цифровизация транспортного предприятия расширяет поверхность кибератак, а нарушение работы транспортных систем может иметь серьёзные социальные последствия.

7.2. Организационные и управленческие барьеры

Сопротивление изменениям со стороны персонала является



универсальным барьером любых организационных трансформаций и особенно остро проявляется при внедрении ИИ, с которым часть сотрудников связывает угрозу потери рабочих мест. Исследования показывают, что сопротивление персонала является причиной неудачи в 70% случаев провальных проектов цифровой трансформации [27].

Недостаточная цифровая компетентность менеджмента создаёт ситуацию, когда руководители транспортных предприятий не в состоянии критически оценить возможности и ограничения предлагаемых ИИ-решений, что ведёт либо к необоснованному консерватизму, либо к некритичному принятию завышенных ожиданий поставщиков. Отсутствие чёткой корпоративной стратегии цифровизации означает, что ИИ-проекты реализуются как изолированные инициативы без интеграции в единую систему управления и без понимания долгосрочных целей.

7.3. Финансовые и регуляторные барьеры

Для предприятий малого и среднего масштаба высокие первоначальные инвестиции в ИИ-инфраструктуру и специализированные кадры могут оказаться непреодолимым барьером. SaaS-модели (Software as a Service) снижают порог входа, однако требуют стабильного интернет-соединения и несут риски зависимости от поставщика (vendor lock-in).

Нормативно-правовое регулирование в сфере применения ИИ на транспорте во многих странах, включая государства Центральной Азии, существенно отстаёт от технологического развития. Неопределённость в вопросах ответственности при принятии автоматизированных решений, требований к верификации и сертификации ИИ-систем, стандартов защиты транспортных данных сдерживает инвестиционную активность как разработчиков, так и пользователей ИИ-решений.

7.4. Рекомендации по преодолению барьеров

На основе проведённого анализа сформулированы практические рекомендации для транспортных предприятий по преодолению выявленных барьеров цифровой трансформации.

Для транспортных предприятий:

- реализовывать поэтапный подход к внедрению ИИ: начинать с пилотных проектов в одном депо или на одном маршруте с чёткими KPI и масштабировать только доказанные решения;
- инвестировать в качество данных раньше, чем в алгоритмы: без надёжной данных-инфраструктуры (Data Platform) ни один ИИ-проект не даст устойчивых результатов;



- формировать кросс-функциональные команды, включающие как отраслевых экспертов (инженеры-технологи, диспетчеры), так и специалистов по анализу данных;
- вкладывать ресурсы в повышение цифровой грамотности не только ИТ-персонала, но и руководителей всех уровней;
- выстраивать открытые экосистемные партнёрства с технологическими поставщиками, университетами и другими транспортными предприятиями.

Для органов государственного управления:

- разработать отраслевые стандарты управления транспортными данными и принципы их совместного использования между предприятиями отрасли;
- сформировать нормативно-правовую базу, регулирующую применение ИИ на транспорте, и устранить правовую неопределённость в вопросах ответственности при автоматизированных решениях;
- создать механизмы государственного со-финансирования пилотных ИИ-проектов на транспортных предприятиях, особенно малого и среднего масштаба;
- инициировать программы подготовки специалистов по ИИ с транспортной специализацией в ведущих технических университетах.

Обсуждение Результатов

8.1. Интерпретация ключевых выводов

Результаты проведённого исследования подтверждают и развивают выводы предшествующих работ о значительном потенциале ИИ для повышения эффективности транспортных предприятий. Вместе с тем ряд выводов заслуживает отдельного осмысления.

Во-первых, анализ кейсов демонстрирует существенный разрыв между декларируемыми поставщиками ожиданиями и реально достигнутыми результатами внедрения. Компании, вошедшие в число лидеров по применению ИИ, последовательно инвестировали в него на протяжении 5–10 лет, прежде чем достигли документируемых в публикациях результатов. Это свидетельствует о том, что ИИ является не «быстрым решением», а долгосрочной стратегической инвестицией.

Во-вторых, данные показывают, что наибольший эффект достигается не при внедрении отдельных ИИ-приложений, а при создании интегрированной цифровой платформы, объединяющей данные из всех функциональных областей предприятия. Синергия между системами предиктивного обслуживания, маршрутизации и управления персоналом



обеспечивает мультипликативный эффект, превышающий сумму результатов отдельных проектов.

В-третьих, исследование подчёркивает критическую роль организационных факторов: технически безупречные ИИ-решения демонстрируют минимальный эффект в организациях с низкой цифровой культурой и отсутствием воли к изменениям на уровне руководства. Это согласуется с выводами работ по управлению изменениями [27] и указывает на то, что успех цифровой трансформации определяется в первую очередь людьми и процессами, а не технологиями.

8.2. Теоретический вклад исследования

Настоящее исследование вносит следующий вклад в развитие теории управления транспортными предприятиями. Предложена систематизация направлений применения ИИ в разрезе пяти функциональных областей управления транспортным предприятием, операционализированная через конкретные управленческие задачи, технологические подходы и измеримые результаты. Данная классификация может служить основой для разработки методических инструментов оценки зрелости цифровизации транспортных предприятий.

Кроме того, на основе сравнительного анализа кейсов выявлены универсальные факторы успеха внедрения ИИ, не зависящие от национального контекста и масштаба предприятия. Это позволяет сформировать более обоснованные ожидания и методические рекомендации для практиков, преодолевающих разрыв между теоретическим потенциалом ИИ и его реализованными эффектами.

Заключение

Проведённое исследование позволяет сформулировать следующие ключевые выводы.

Искусственный интеллект трансформирует систему управления транспортными предприятиями по пяти ключевым направлениям: оптимизация маршрутов и планирования перевозок, предиктивное техническое обслуживание подвижного состава, автоматизация диспетчерского управления, обеспечение транспортной безопасности и управление персоналом. Каждое из направлений опирается на специфические алгоритмы машинного обучения и генерирует измеримые экономические эффекты: снижение операционных расходов на 10–25%, сокращение внеплановых простоев на 20–45%, повышение пунктуальности на 15–30% и сокращение числа ДТП на 20–40%.

Международный опыт демонстрирует, что наибольшие результаты достигаются при создании интегрированных цифровых платформ, а не при внедрении изолированных ИИ-приложений. Успех цифровой



трансформации определяется не столько технологическим совершенством решений, сколько качеством организационной подготовки, культурой работы с данными и стратегической последовательностью руководства предприятия.

Для транспортных предприятий Узбекистана и Центральной Азии в целом применение ИИ представляет как значительную возможность повышения конкурентоспособности, так и серьёзный организационный вызов. Ключевыми предпосылками успеха являются формирование надёжной данных-инфраструктуры, развитие цифровых компетенций персонала всех уровней, поэтапный подход к внедрению и активная роль государства в создании благоприятной регуляторной среды.

Перспективами дальнейших исследований являются разработка отраслевой методики оценки готовности транспортных предприятий Узбекистана к цифровой трансформации, лонгитюдное исследование долгосрочных эффектов внедрения ИИ, а также изучение влияния ИИ на структуру занятости в транспортной отрасли.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. World Bank. Transport Overview. — Washington, D.C.: The World Bank, 2023. — URL: <https://www.worldbank.org/en/topic/transport/overview>
2. Указ Президента Республики Узбекистан о стратегии Узбекистан-2030 от 11 сентября 2023 года No УП-158. Ташкент, 2023.
3. Указ Президента Республики Узбекистан о стратегии Узбекистан-2030 от 11 сентября 2023 года No УП-158. Ташкент, 2023.
4. Schwab K. The Fourth Industrial Revolution. — Geneva: World Economic Forum, 2016. — 184 p.
5. Sussman J.M. Perspectives on Intelligent Transportation Systems (ITS). — New York: Springer, 2005. — 230 p.
6. Teece D.J. Dynamic Capabilities and Strategic Management // Strategic Management Journal. — 1997. — Vol. 18. — No. 7. — P. 509–533.
7. Vlahogianni E.I., Karlaftis M.G., Golias J.C. Short-term Traffic Forecasting: Where We Are and Where We're Going // Transportation Research Part C. — 2014. — Vol. 43. — P. 3–19.
8. Yurtsever E. et al. A Survey of Autonomous Driving: Common Practices and Emerging Technologies // IEEE Access. — 2020. — Vol. 8. — P. 58443–58469.
9. Vinyals O., Fortunato M., Jaitly N. Pointer Networks // Advances in Neural Information Processing Systems. — 2015. — Vol. 28. — P. 2692–2700.



10. Nazari M. et al. Reinforcement Learning for Solving the Vehicle Routing Problem // Advances in Neural Information Processing Systems. — 2018. — Vol. 31. — P. 9839–9849.
11. Lee J., Wu F., Zhao W. et al. Prognostics and Health Management Design for Rotary Machinery Systems: Reviews, Methodology and Applications // Mechanical Systems and Signal Processing. — 2014. — Vol. 42. — P. 314–334.
12. Горев А.Э., Олещенко Е.М. Организация автомобильных перевозок и безопасность движения. — М.: Академия, 2022. — 256 с.
13. Кобзев В.В., Разинков Д.С. Применение методов машинного обучения для диагностики тягового подвижного состава // Вестник ВНИИЖТ. — 2022. — № 2. — С. 114–120.
14. Тошматов Н.А. Цифровая экономика Узбекистана: состояние и перспективы развития. — Ташкент: IQTISOD-MOLIYA, 2023. — 312 с.
15. Yin R.K. Case Study Research and Applications: Design and Methods. 6th ed. — Thousand Oaks: SAGE Publications, 2018. — 352 p.
16. UPS Pressroom. ORION Fact Sheet. — Louisville: UPS, 2023. — URL: <https://pressroom.ups.com>
17. Ye J. et al. Co-prediction of Multiple Transportation Demands Based on Deep Spatio-temporal Neural Network // Proceedings of the 25th ACM SIGKDD. — 2019. — P. 305–313.