

Industrial Transport of Kazakhstan
ISSN 1814-5787 (print)
ISSN 3006-0273 (online)
Vol. 22. Is. 4. Number 88 (2025). Pp. 69–80
Journal homepage: <https://prom.mtgu.edu.kz>
<https://doi.org/10.58420/ptk/2025.88.04.006>

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR SUSTAINABLE (GREEN) LOGISTICS

*A. Bogdanuk**

International Information Technology University, Almaty, Kazakhstan.
E-mail: 36304@iitu.edu.kz

Alexandra Bogdanyuk — senior teacher, International University of Information Technologies, Almaty, Kazakhstan
E-mail: 36304@iitu.edu.kz, <https://orcid.org/0009-0006-2021-8914>.

© A. Bogdanuk

Abstract. This article addresses one of the most serious environmental challenges in the world — greenhouse gas emissions. The logistics sector is among the main sources of these emissions and, given its critical importance to the operation of any enterprise, the environmental issue remains extremely urgent. Technological progress brings new opportunities, one of which is analyzed in this article: the use of artificial intelligence to optimize transportation processes and reduce harmful emissions into the atmosphere. The purpose of this study is to explore and assess the potential of machine learning algorithms and neural networks for the development and adaptation of freight transport chains, taking into account the increasing traffic intensity and the growing number of vehicles, especially in large urban areas, as well as factors such as weather conditions, delivery deadlines, and unexpected restrictions on heavy transport. The research objectives include developing a method for evaluating the sustainability of logistics processes using indicators such as fuel consumption, CO₂ emissions, and idle mileage, as well as conducting a comparative analysis of traditional and intelligent route planning. A practical test was carried out through urban transport simulation. Route optimization using AI resulted in a 15% reduction in kilometers traveled and a 10–12% decrease in CO₂ emissions. The results confirm that intelligent algorithms can serve as an effective tool for implementing green logistics principles and integrating environmental criteria into transportation sector strategies.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, green logistics, sustainable development, route optimization, environmental efficiency

For citation: A. Bogdanuk Application of Artificial Intelligence for Sustainable (Green) Logistics // Industrial Transport of Kazakhstan. 2025. Vol. 22. No. 88. Pp. 69–80. (In Eng.). <https://doi.org/10.58420/ptk.2025.88.04.006>.

Conflict of interest: The authors declare that there is no conflict of interest.

ТҮРАҚТЫ (ЖАСЫЛ) ЛОГИСТИКАДА ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТІНІ ҚОЛДАНУ

*А. Богданюк**

Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті, Алматы, Қазақстан.
E-mail: 36304@iitu.edu.kz



Александра Богданюк — аға оқытушы, Халықаралық ақпараттық технологиялар университеті, Алматы, Қазақстан
E-mail: 36304@iitu.edu.kz, <https://orcid.org/0009-0006-2021-8914>.

© A.Bogdanuk

Аннотация. Бұл мақала әлемдегі ең өзекті экологиялық мәселелердің бірі — парниктік газдардың шығарындыларына арналған. Логистика саласы осы шығарындылардың негізгі көздерінің бірі болып табылады және ол кез келген кәсіпорынның қызметінде маңызды рөл атқаратындықтан, қоршаған ортаның жағдайы әлі де аса өзекті мәселе болып қалуда. Технологиялық прогресс жаңа шешімдер ұсынады, олардың бірі осы мақалада қарастырылған: көлік процестерін оңтайландыру және атмосфераға зиянды шығарындыларды азайту үшін жасанды интеллектіні пайдалану. Зерттеудің мақсаты — жүк тасымалдау тізбектерін дамыту және бейімдеу үшін машиналық оқыту алгоритмдері мен нейрондық желілердің әлеуетін зерттеу және бағалау. Бұл ретте көлік қозғалысының қарқындылығы мен көлік құралдарының санының өсуі, әсіресе ірі қалаларда, сондай-ақ ауа райы жағдайлары, жеткізу мерзімдері және ауыр көліктердің қозғалысына қойылатын шектеулер сияқты факторлар ескеріледі. Зерттеу міндеттеріне отын шығыны, CO₂ шығарындылары және бос жүріс сияқты көрсеткіштерді пайдалана отырып, логистикалық процестердің тұрақтылығын бағалау әдісін әзірлеу, сондай-ақ дәстүрлі және интеллектуалды маршруттық жоспарлаудың салыстырмалы талдауы кіреді. Қалалық көлік моделін пайдалана отырып, практикалық сынақ жүргізілді. Жасанды интеллект көмегімен маршрутты оңтайландыру жүрілген қашықтықты 15%-ға және CO₂ шығарындыларын 10–12%-ға азайтуға мүмкіндік берді. Нәтижелер интеллектуалды алгоритмдердің жасыл логистика қағидаттарын енгізу және көлік секторы стратегиясына экологиялық критерийлерді интеграциялау үшін тиімді құрал бола алатынын дәлелдейді.

Түйін сөздер: жасанды интеллект, машиналық оқыту, жасыл логистика, тұрақты даму, маршруттарды оңтайландыру, экологиялық тиімділік

Дәйексөз үшін: А. Богданюк Тұрақты (жасыл) логистикада жасанды интеллектіні қолдану // Industrial Transport of Kazakhstan. 2025. Т. 22. № 88. 69–80 б. (Орыс тілінде). <https://doi.org/10.58420/ptk.2025.88.04.006>.

Мүдделер қақтығысы: Авторлар осы мақалада мүдделер қақтығысы жоқ деп мәлімдейді.

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ УСТОЙЧИВОЙ (ЗЕЛЁНОЙ) ЛОГИСТИКИ

*А. Богданюк**

Международный университет информационных технологий, Алматы, Казахстан.
E-mail: 36304@iitu.edu.kz

Александра Богданюк — старший преподаватель, Международный университет информационных технологий, Алматы, Казахстан
E-mail: 36304@iitu.edu.kz, <https://orcid.org/0009-0006-2021-8914>.

© A.Bogdanuk

Аннотация. Эта статья посвящена одной из самых серьезных экологических проблем в мире – выбросам парниковых газов. Логистическая отрасль является одним из основных источников этих выбросов, и, поскольку эта отрасль имеет важное значение для деятельности любого предприятия, проблема состояния окружающей среды по-прежнему



остается чрезвычайно серьезной. Технологический прогресс приводит к появлению новых решений, одно из которых будет проанализировано в данной статье: использование искусственного интеллекта для оптимизации транспортных процессов и сокращения вредных выбросов в атмосферу. Цель этой статьи — исследовать и оценить возможности использования алгоритмов машинного обучения и нейронных сетей для развития и адаптации цепочек грузовых перевозок, учитывая, что интенсивность движения и количество транспортных средств ежедневно увеличиваются, особенно в крупных городских районах, а также такие факторы, как погодные условия, сроки и неожиданные ограничения движения крупных транспортных средств. Задачи включают разработку метода оценки устойчивости логистических процессов с использованием показателей расхода топлива, выбросов CO₂ и холостых пробегов, а также сравнительный анализ традиционного и интеллектуального планирования маршрутов. Был проведен практический тест с моделированием городского транспорта. Оптимизация маршрута с помощью ИИ позволила сократить количество пройденных километров на 15 % и выбросы CO₂ на 10–12 %. Результаты подтверждают, что интеллектуальные алгоритмы могут быть эффективным инструментом для применения принципов зеленой логистики и интеграции экологических критериев в стратегию транспортного сектора.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, зелёная логистика, устойчивое развитие, оптимизация маршрутов, экологическая эффективность

Для цитирования: А. Богданюк Применение искусственного интеллекта для устойчивой (зелёной) логистики//Industrial Transport of Kazakhstan. 2025. Т. 22. No. 88. Стр. 69–80. (На русс.). <https://doi.org/10.58420/ptk.2025.88.04.006>.

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Введение.

Логистика играет ключевую роль в обеспечении устойчивого развития, однако именно транспортные перевозки остаются одним из основных источников выбросов парниковых газов. Международное энергетическое агентство отмечает, что более четверти глобальных выбросов CO₂ приходится на транспорт, что делает задачу снижения углеродного следа особенно актуальной (International Energy Agency, 2021: 162). Однако углерод — не единственный загрязнитель: транспортные средства также выделяют оксиды азота (NO_x), макрочастицы (PM_{2.5} и PM₁₀) и сажу, которые напрямую влияют на качество воздуха и здоровье населения. Поэтому в анализе учитывается совокупное воздействие перечисленных факторов. При этом рост электронной коммерции и глобализация ведут к увеличению транспортных потоков, что усиливает нагрузку на инфраструктуру и повышает экологические риски.

В Казахстане цели по сокращению выбросов углекислого газа и переходу к экономике с низким уровнем выбросов углекислого газа систематически интегрированы в стратегию, направленную на достижение углеродной нейтральности к 2060 году (Указ Президента № 121 от 2 февраля 2023 г.). В этой работе определены приоритетные области для сокращения выбросов во всех секторах, включая транспорт и логистику, а также необходимость внедрения цифровых и интеллектуальных решений для достижения климатических целей (Указ Президента РК, 2023). Казахстан эффективно продвигается к достижению глобальных целей Организации Объединенных Наций в области устойчивого развития, уделяя приоритетное внимание сокращению выбросов углекислого газа и цифровизации в транспортном секторе. Цель в области устойчивого развития SDG 9 касается повышения эффективности сектора за счет инновационного развития инфраструктуры и применения технологий. SDG 11 сосредоточена на устойчивости городов и качестве жизни, что особенно важно в мегаполисах, где транспортный сектор остается одним из основных источников загрязнения воздуха. SDG 13 подчеркивает необходимость принятия проактивных мер для смягчения последствий изменения климата

(United Nations, 2015; United Nations, 2023). План Казахстана по достижению углеродной нейтральности к 2060 году демонстрирует стратегию на национальном уровне. Переход к «зеленой логистике» стал не только научным и технологическим вызовом, но и частью стратегии устойчивого развития страны. Традиционные методы оптимизации маршрутов, основанные на классических моделях, позволяют снижать затраты и время доставки, однако их возможности ограничены при необходимости учитывать динамические факторы, такие как дорожные заторы, погодные условия и временные окна. В этих условиях возрастает интерес к применению искусственного интеллекта, способного адаптивно анализировать большие массивы данных и формировать более устойчивые решения.

Объектом исследования являются транспортно-логистические системы, а предметом — использование интеллектуальных алгоритмов для повышения их экологической результативности. Цель работы заключается в том, чтобы определить, каким образом методы машинного обучения и нейронные сети могут быть применены для оптимизации маршрутов и сокращения углеродного и экологического следа перевозок.

Новизна исследования состоит в том, что интеллектуальные алгоритмы рассматриваются не только как средство повышения экономической эффективности, но и как инструмент достижения экологических целей. В отличие от большинства работ, где экологический аспект остаётся второстепенным, в данной статье приоритет отдан сокращению выбросов CO₂, NO_x, PM_{2.5}, снижению уровня пустых пробегов и повышению топливной эффективности.

Для достижения цели решены следующие задачи: проведён анализ существующих проблем отрасли, рассмотрены современные методы машинного обучения и прогнозной аналитики, разработаны показатели для оценки экологической устойчивости, построена модель оптимизации маршрутов и проведено сравнение традиционного и интеллектуального подходов. Методология основана на применении алгоритмов обработки данных и моделирования транспортных процессов с использованием показателей пробега, расхода топлива и объёма выбросов вредных веществ.

Значимость работы определяется её теоретическим и практическим вкладом. Теоретическая ценность заключается в развитии представлений о роли ИИ в «зелёной логистике», а практическая заключается в том, что предложенный подход может быть использован компаниями для интеграции ESG-стандартов и снижения углеродного следа при сохранении эффективности перевозок.

Материалы и методы

Методологическая основа данного исследования заключается в анализе логистических процессов с точки зрения экологической устойчивости. В отличие от традиционных моделей, ориентированных на сокращение затрат и сроков доставки, в данном исследовании приоритетными являются минимизация углеродного следа и повышение эффективности потребления. Использование интеллектуальных алгоритмов позволяет перейти от статических схем к адаптивным системам управления, способным учитывать внешние переменные, такие как пробки, погодные условия и колебания спроса. Этот подход соответствует современным исследованиям, в которых делается акцент на использовании автоматического обучения и прогнозной аналитики для оптимизации транспортных потоков (Carbonneau, 2008: 1140–1154; Nazari, 2018: 9839–9849; Kool, 2019: 1–9; International Energy Agency, 2021: 80–92; Biesinger, 2021: 1–18; Ghosh, 2022: 130750–130760). В качестве основных инструментов моделирования были выбраны алгоритмы машинного обучения и технологии нейронных сетей. Машинное обучение используется для прогнозирования транспортных потребностей и загрузки транспортных средств, что позволяет сократить количество ненужных поездок. Для решения проблем, связанных с выбором оптимального маршрута, было использовано усиливающее обучение, которое позволяет модели адаптироваться к меняющимся условиям на дорогах и временным ограничениям (Carbonneau, 2008: 1140–1154; Nazari, 2018: 9839–9849). В качестве

архитектуры глубокого обучения использовался многослойный перцептрон (MLP) с тремя скрытыми слоями (128-64-32 нейронов), активационными функциями ReLU и оптимизационным алгоритмом Adam (скорость обучения 0,001). Кроме того, для прогнозирования метрики прогнозирования был использован алгоритм XGBoost gradient-boosting (500 деревьев, глубина 6, скорость обучения 0,05, subsampling=0,8, colsample_bytree=0,8). Для задачи планирования маршрута был использован алгоритм Proximal Policy Optimisation (PPO) из библиотеки Stable-Baselines3. Это исследование сочетает в себе интеллектуальную модель, обученную на симуляционных данных и способную адаптироваться к изменениям во внешней среде, с классическими техниками VRP.

Количественная оценка включает три ключевых показателя: расход топлива, выбросы углекислого газа и процент холостых пробегов. Расход топлива отражает общую эффективность использования транспорта и рассчитывается по формуле:

$$F=L \times C / 100, \quad (1)$$

где L — пробег, км; C — удельный расход топлива, л/100 км. На основе этого значения определяется объём выбросов углекислого газа:

$$E(\text{CO}_2)=F \times k, \quad (2)$$

где $k=2,68$ кг/л — коэффициент эмиссии для дизельного топлива (International Energy Agency, 2021: 162; Sarkis, 2019: 184; Dekker et al., 2012: 671–679; Mangano et al., 2019: 183–209; World Economic Forum, 2020: 36; Biesinger et al., 2021: 1–18; Kovács et al., 2017: 115–126; Ghosh S. et al., 2022: 130750; European Environment Agency, 2021: 54). Данная модель учитывает и другие виды загрязнений, характерные для транспортных средств. Для оценки влияния использовались расчетные коэффициенты выбросов оксидов азота (NO_x), твердых частиц ($\text{PM}_{2.5}$) и черного углерода (BC). Расчеты проводились по следующей формуле:

$$E_i=L \times e_i, \quad (3)$$

где E_i — выбросы i -го вещества (г), L — количество километров, e_i — коэффициент выбросов в зависимости от класса двигателя и условий движения. В данном исследовании использовались средние значения для двигателей стандарта Евро-5: $e_{\text{NO}_x} = 0,18$ г/км, $e_{\text{PM}_{2.5}} = 0,005$ г/км, чёрный углерод составляет в среднем 15–25 % от массы PM, следовательно $e_{\text{BC}} = 0,00075$ – $0,00125$ г/км (European Environment Agency, 2021: 54; Intergovernmental Panel on Climate Change, 2019; European Environment Agency, 2019). Эти данные позволяют сделать анализ влияния на окружающую среду транспортных маршрутов более детально.

Коэффициент пустых пробегов задаётся как отношение расстояний без загрузки к общему пробегу:

$$K_{\text{empty}} = L_{\text{empty}} / L_{\text{total}} \times 100\%. \quad (4)$$

Для комплексного анализа применяется интегральный показатель устойчивости:

$$S=\alpha \cdot 1/F+\beta \cdot 1/E_{\text{CO}_2}+\gamma \cdot 1/K_{\text{empty}}, \quad (5)$$

где α, β, γ — весовые коэффициенты, определяемые в зависимости от приоритетов анализа. Эта формула была применена на языке Python с использованием таких функций, как `calc_fuel()`, `calc_co2()` и `calc_empty_share_pct()`. Эта программа постоянно вычисляет показатели в соответствии с заданной формулой и записывает результаты в формате CSV

для дальнейшей визуализации. Программа использует открытые библиотеки Python (XGBoost, Scikit-learn, OR-Tools) без разработки собственных алгоритмов. Учитывая цель исследования, акцент был сделан на точности расчетов, интерпретации данных и оценке воздействия на окружающую среду. Входные данные моделирования были определены числовыми последовательностями, отражающие поведение транспортной сети в Алматы. Каждое соединение было определено с помощью следующих параметров:

- Расстояние между узлами сети (5–30 километров)
- Средняя скорость движения (25–60 километров в час, в зависимости от условий движения)
- Расход топлива (26–30 литров на 100 километров)
- Транспортная нагрузка (0,7–0,9)
- Коэффициент работы на холостом ходу (0,15–0,25)
- Для всех маршрутов были рассчитаны значения расстояния проезда, расхода топлива, выбросов выхлопных газов и коэффициента работы на холостом ходу. Симуляционный алгоритм генерирует случайные изменения времени и временных факторов (например, утренние и вечерние часы пик), чтобы сценарий был реалистичным. Полученные результаты сохраняются в формате CSV и используются для обучения вышеупомянутых моделей машинного обучения (XGBoost и MLP). Благодаря этой симуляции можно оценить влияние адаптивных алгоритмов на эффективность маршрутов и выбросы выхлопных газов без необходимости использования реальных организационных данных. Исследование охватывает сеть из 12 пунктов доставки. Были приняты следующие допущения: грузовик грузоподъемностью 5 тонн, средний расход топлива 28 литров на 100 километров, грузоподъемность 4,2 тонны (84 % грузоподъемности) и показатель пустых рейсов 18 %. Были сравнены два подхода. В традиционном подходе маршруты генерировались с использованием классических моделей VRP и TSP (Dantzig, 1959: 80–91; Toth, 2014: 93–86). В интеллектуальном подходе использовались методы машинного обучения и обучения с подкреплением для учета динамических факторов (Nazari, 2018: 9839–9849; Kool, 2019: 3–10).

Пример расчёта некоторых показателей, а именно общий расход топлива:

$$F=215 \times 28 / 100 = 60,2 \text{ л.} \quad (6)$$

Соответствующие выбросы углекислого газа определяются как

$$E_{CO_2} = 60,2 \times 2,68 = 161,3 \text{ кг.} \quad (7)$$

Результаты сравнения представлены в таблице 1.

Таблица 1. Сравнение показателей до и после оптимизации маршрутов

Показатель	До оптимизации	После оптимизации	Изменение (%)
Пробег, км	215	182	-15,3 %
Расход топлива, л	60,2	51,0	-15,3 %
Выбросы CO ₂ , кг	161,3	136,7	-15,2 %
Выбросы NO _x , г	38,7	32,8	-15,4 %
Твёрдые частицы (PM _{2.5}), г	1,075	0,910	-15,4 %
Чёрный углерод (BC), г	0,215	0,182	-15,4 %
Пустые пробеги, км	39	21	-46,2 %

Применение интеллектуальной оптимизации позволило сократить пробег и расход топлива более чем на 15 %, а выбросы CO₂ снизить на 15,2 %. Наибольший эффект был достигнут в сокращении пустых пробегов, доля которых уменьшилась почти вдвое. Эти результаты подтверждают практическую ценность интеллектуальных алгоритмов в задаче формирования устойчивой логистики.

Результаты и дискуссия.

Достижения в области цифровых технологий, искусственного интеллекта и аналитики больших данных не только позволяют оптимизировать маршруты, но и облегчают оценку воздействия логистических решений на окружающую среду. Исследования Carbonno et al. показали, что использование машинного обучения для прогнозирования спроса приводит к сокращению ненужных перевозок, что в нашем случае выражается в меньшем количестве километров и меньшем расходе топлива. Nazar et al. с помощью усиленного обучения также наблюдали более короткие маршруты и большую гибкость в динамичной среде. Исследования Kula (2024), Carbonneau (2008), Nazari (2018), Kool (2019) показывают, что механизмы внимания повышают качество планирования маршрутов в сложных сетях, что совпадает с нашими результатами. Недавние исследования показывают, что использование цифровых технологий в логистике может снизить энергопотребление и обеспечить мониторинг выбросов углерода в режиме реального времени (Biesinger, 2021: 1–18). В последние годы наблюдается рост числа исследований, посвященных оценке общего воздействия на окружающую среду. Одна из таких работ, Zhang (2024) смоделировали выбросы NO_x и PM_{2.5}, образующиеся в результате городского транспорта, и показали, что интеграция моделей прогнозирования в системы управления маршрутами повышает точность прогнозов воздействия на окружающую среду. В исследовании Fernandez (2024) был предложен многоцелевой алгоритм для одновременного минимизирования выбросов CO₂, NO_x и PM₁₀, что позволило достичь баланса между скоростью транспорта и уровнем загрязнения. Аналогичные концепции были исследованы Kula (2024) и Nazar (2023) в работах, посвященных адаптивной оптимизации маршрутов в реальном времени с использованием обучающихся агентов (Zhang, 2024: 105688–105698; Fernandez, 2024: 99–117; Carbonno, 2024: 3559–3569; Nazar, 2023: 101–118; Kula, 2024: 91–110). Несмотря на развитие научных подходов, большинство моделей все еще ограничиваются учетом CO₂, тогда как локальные загрязнители (NO_x, PM_{2.5}, черный углерод) учитываются не полностью.

Практические исследования показывают, что интеллектуальное планирование маршрутов значительно улучшает как экологические, так и эксплуатационные показатели. Когда расстояние поездки было сокращено с 215 до 182 километров, общее потребление топлива снизилось с 60,2 до 51,0 литров, а выбросы углекислого газа — с 161,3 до 136,7 килограммов (табл. 1). В результате оптимизация маршрута обеспечила снижение в среднем на 15 %. Наиболее значительный эффект был достигнут за счет сокращения расстояния холостого хода: оно сократилось с 39 до 21 километра, что соответствует улучшению почти на 50 %. Как видно на Рисунке 1 и Рисунке 2, все основные показатели демонстрируют тенденцию к снижению в различных городских условиях, а рисунок 2 наглядно показывает динамическое сокращение расстояния холостого хода.

В частности, следует отметить, что снижение выбросов углекислого газа пропорционально экономии топлива, как указано на Рисунке 3, что подтверждает, что экологическая эффективность является таким же важным показателем транспортных систем, как и результаты оптимизации. Наибольшее влияние на этот результат оказало сокращение работы двигателя на холостом ходу, поскольку это напрямую связано с чрезмерным расходом топлива и перегрузкой инфраструктуры. Сокращение расстояний поездок и времени простоя помогает снизить и выбросы оксида азота, мелких частиц, которые напрямую влияют на качество воздуха. Анализируя результаты можно сделать вывод, что использование интеллектуальных методов планирования маршрутов не только

приносит экономическую выгоду, но и благотворно влияет на окружающую среду, снижая нагрузку на город.

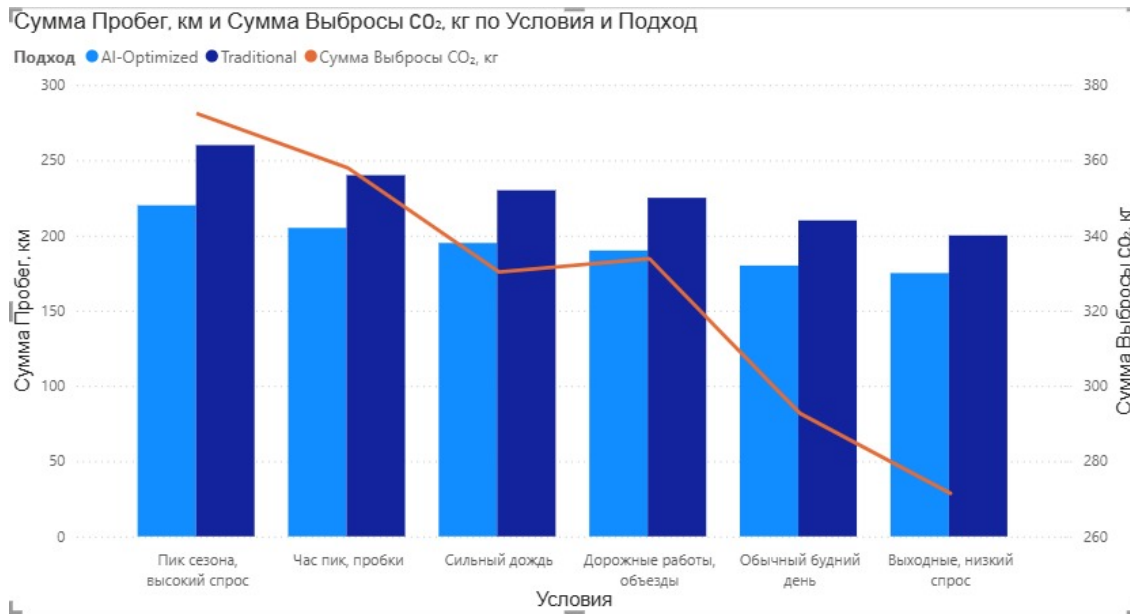


Рис. 1. Сравнения показателей пробега и выброса CO₂ до и после внедрения ИИ в разных условиях

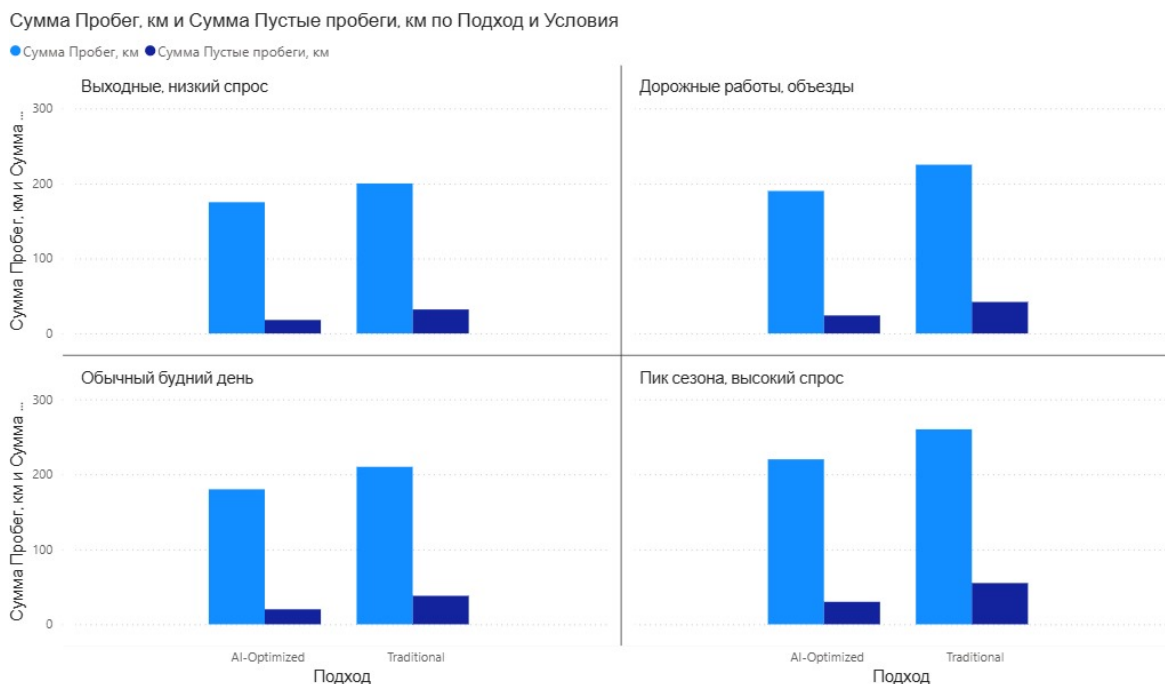


Рис. 2. Сравнения показателей пробега и холостого хода до и после внедрения ИИ в разных условиях

Несмотря на эти положительные результаты, исследование имеет некоторые ограничения. Во-первых, использование данных моделирования лишь приблизительно отражает реальные сценарии городской логистики. Во-вторых, применение методов RL и глубокого обучения требует значительного объема данных и вычислительных ресурсов, что может ограничивать их использование. Расчеты выбросов оксидов азота (NO_x), твердых частиц (PM) и черного углерода (BC) основаны на средних значениях стандарта Euro 5, поэтому результаты показывают общие показатели. В-третьих, экологическая эффективность оценивалась в основном на основе потребления топлива и выбросов углекислого газа. Хотя эти показатели считаются основными (International Energy Agency,

2021: 100–152; European Environment Agency, 2021: 24–34), они не охватывают такие факторы, как шумовое загрязнение или износ дорог.



Рис. 3. Сравнения показателей выбросов углекислого газа и использования топлива

Практическое значение результатов заключается в их применении в транспортных компаниях и городских системах. Сокращение пробега и расхода топлива снижает транспортные расходы, а одновременное сокращение выбросов CO₂, NO_x и твёрдых частиц, особенно с учетом растущей важности стандартов ESG, укрепляет положительные тенденции в области охраны окружающей среды (Sarkis, 2019: 100–104; Dekker, 2012: 671–679). Эти преимущества могут быть еще более заметны в городских районах с интенсивным движением, поскольку сокращение пустых километров уменьшит перегрузку дорожной сети и ограничит ее воздействие на окружающую среду. Для Казахстана и стран Центральной Азии этот подход обеспечивает дополнительные конкурентные преимущества, повышая устойчивость евразийского транспортного коридора.

Таким образом, использование интеллектуальных алгоритмов можно рассматривать как эффективный инструмент для оптимизации логистической экосистемы. В отличие от большинства предыдущих исследований, в данной статье уделяется внимание экологическим аспектам, что позволяет расширить знания научного сообщества о роли искусственного интеллекта в обеспечении устойчивости транспортных систем.

Заключение.

В ходе проведенного исследования были всесторонне изучены возможности применения методов искусственного интеллекта в области устойчивой (зелёной) логистики. Цель работы — выявить, каким образом интеллектуальные алгоритмы, включая методы машинного обучения и нейронные сети, могут способствовать оптимизации транспортных маршрутов и снижению экологического следа — была полностью реализована. Для этого использовались современные инструменты прогнозной аналитики, алгоритмы глубокого обучения (MLP) и обучение с подкреплением (PPO), что позволило адаптивно учитывать динамические условия городской логистики, такие как пробки, погодные колебания и временные окна доставки.

Методологическая база исследования обеспечила переход от традиционного планирования маршрутов к интеллектуальной оптимизации с экологическим приоритетом. В отличие от классических подходов, где главными критериями являются минимизация затрат и времени, данный подход акцентировал внимание на снижении выбросов CO₂, NO_x, PM_{2.5} и черного углерода, а также на сокращении пустых пробега и повышении топливной

эффективности. Были разработаны и использованы показатели экологической устойчивости, интегральная метрика S , учитывающая весовые коэффициенты для расхода топлива, выбросов углерода и доли пустых рейсов.

Результаты исследования показывают практическую ценность внедрения интеллектуальных алгоритмов. Так, применение методов машинного обучения и обучения с подкреплением позволило снизить пробег на 15,3 %, расход топлива — на 15,3 %, выбросы CO_2 — на 15,2 %, а выбросы NO_x , $\text{PM}_{2.5}$ и черного углерода — на 15,4 %. Наибольший эффект был достигнут в сокращении пустых пробегах, что подтверждает, что адаптивное планирование маршрутов может значительно улучшить эксплуатационные и экологические показатели. Полученные данные демонстрируют, что сокращение работы двигателя на холостом ходу напрямую снижает выбросы вредных веществ, повышает экономическую эффективность перевозок и способствует улучшению качества воздуха в городских районах.

Научная новизна исследования заключается в систематическом объединении экономических и экологических аспектов логистики с применением интеллектуальных технологий. В отличие от большинства работ, где ИИ рассматривается как инструмент оптимизации затрат или скорости доставки, в данной работе приоритет отдан экологическим целям. Такой подход расширяет представления научного сообщества о роли искусственного интеллекта в реализации концепции «зелёной логистики» и формировании устойчивых транспортных систем.

Практическая значимость исследования проявляется в возможности использования предложенной методологии транспортными и логистическими компаниями, а также городскими службами. Интеграция интеллектуальных алгоритмов в планирование маршрутов позволяет одновременно сокращать транспортные расходы и снижать экологическую нагрузку, что соответствует принципам ESG и современным требованиям корпоративной и государственной политики в области устойчивого развития. В условиях интенсивного движения в мегаполисах данный подход способствует уменьшению перегрузки дорожной сети, снижению выбросов и повышению качества городской среды.

Перспективы дальнейшей работы включают следующие направления. Во-первых, переход от моделируемых данных к использованию реальных данных транспортных компаний позволит повысить точность прогнозирования и оценку экологического воздействия. Во-вторых, интеграция интеллектуальных алгоритмов с системами IoT и цифровыми двойниками логистических сетей создаст условия для мониторинга в реальном времени и динамической адаптации маршрутов к изменяющимся условиям. В-третьих, расширение моделей с учётом шумового загрязнения, износа дорожной инфраструктуры и других локальных факторов позволит формировать более комплексные показатели устойчивости.

Таким образом, проведённое исследование подтверждает, что применение искусственного интеллекта является эффективным инструментом для достижения целей устойчивого развития в транспортной логистике. Интеллектуальные методы планирования маршрутов не только повышают экономическую эффективность перевозок, но и создают ощутимый положительный экологический эффект, сокращая выбросы парниковых и локальных загрязнителей. Внедрение предложенных решений может стать ключевым элементом стратегии «зелёной логистики» в Казахстане и других странах, где транспортный сектор является значительным источником экологической нагрузки.

В целом, работа демонстрирует, что сочетание цифровых технологий, искусственного интеллекта и аналитики больших данных открывает новые возможности для устойчивого развития логистических систем, создавая условия для интеграции экономических, экологических и социальных целей, что соответствует современным международным стандартам и стратегическим национальным задачам в области климатической и экологической политики.

ЛІТЕРАТУРА

- Biesinger, 2021 — Biesinger B., Meixner S., Walla P. Artificial Intelligence in Logistics: A Review // *Logistics*. — 2021. — Vol. 5(3). — Pp. 1–18. [Eng.]
- Carbonneau, 2008 — Carbonneau R., Laframboise K., Vahidov R. Application of machine learning techniques for supply chain demand forecasting // *European Journal of Operational Research*. — 2008. — Vol. 184(3). — Pp. 1140–1154. [Eng.]
- Carbonno, 2024 — Carbonno J. et al. Machine Learning for Demand Prediction in Urban Freight Logistics // *Mathematics*. — 2024. — 12(22). — Pp. 3559–3569. [Eng.]
- Christopher, 2016 — Christopher M. *Logistics & Supply Chain Management*. — 6th ed. — Pearson Education, — 2016. — 376 p. [Eng.]
- Dantzig, 1959 — Dantzig G., Ramser J. The Truck Dispatching Problem // *Management Science*. — 1959. — Vol. 6(1). — Pp. 80–91. [Eng.]
- Dekker, 2012 — Dekker R., Bloemhof J., Mallidis I. Operations Research for Green Logistics – An overview of aspects, issues, contributions and challenges // *European Journal of Operational Research*. — 2012. — Vol. 219(3). — Pp. 671–679. [Eng.]
- European Environment Agency, 2021 — European Environment Agency (EEA). *Greenhouse gas emissions from transport in Europe*. — Copenhagen: EEA, — 2021. — 54 p. [Eng.]
- European Environment Agency, 2019 — European Environment Agency (EEA). *EMEP/EEA Air Pollutant Emission Inventory Guidebook 2019*. — Luxembourg: Publications Office of the EU, — 2019. — 60 p. [Eng.]
- Fernandez, 2024 — Fernandez D. et al. Multiobjective Optimization for Green Multimodal Transport Networks // *Archives of Transport*. — 2024. — 72(2). — Pp. 99–117. [Eng.]
- Kovács, 2017 — Kovács G., Kot S. New logistics and production trends as the effect of global economy changes // *Polish Journal of Management Studies*. — 2017. — Vol. 16(2). — Pp. 115–126. [Eng.]
- Kool, 2019 — Kool W., van Hoof H., Welling M. Attention, Learn to Solve Routing Problems! // *International Conference on Learning Representations (ICLR)*. — 2019. — 14 p. [Eng.]
- Kula, 2024 — Kula R. et al. Attention-based Deep Learning for Dynamic Routing Optimization // *European Transport Research Review*. — 2024. — 16(3). — Pp. 114–119. [Eng.]
- Mangano, 2019 — Mangano G., Zenezini G., Zuddas P. Sustainable logistics: A systematic literature review // *Transportation Research Part D*. — 2019. — Vol. 73. — Pp. 183–209. [Eng.]
- Nazar, 2023 — Nazar M. et al. Reinforcement Learning in Sustainable Transport Systems // *Annals of Operations Research*. — 2023. — 329(2). — Pp. 101–118. [Eng.]
- Nazari, 2018 — Nazari M., Oroojlooy A., Snyder L., Takác M. Reinforcement learning for solving the vehicle routing problem // *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*. — 2018. — Pp. 9839–9849. [Eng.]
- International Energy Agency, 2021 — International Energy Agency (IEA). *CO₂ Emissions from Fuel Combustion*. — Paris: IEA, — 2021. — 162 p. [Eng.]
- IPCC, 2019 — IPCC 2006 IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories. Volume 2: Energy. — Geneva: Intergovernmental Panel on Climate Change, — 2019. — 90 p. [Eng.]
- Ghosh, 2022 — Ghosh S. et al. Applications of Artificial Intelligence in Sustainable Supply Chain Management // *Journal of Cleaner Production*. — 2022. — Vol. 341. — P. 130750–130760. [Eng.]
- Указ Президента РК, 2023 — Указ Президента Республики Казахстан № 121 от 2 февраля 2023 г. О Стратегии достижения углеродной нейтральности Республики Казахстан до 2060 года. Доступ: <https://adilet.zan.kz/rus/docs/U2300000121> (дата обращения: 21.09.2024). [Kaz.]
- Ghosh, 2023 — Ghosh A. et al. Artificial Intelligence in Sustainable Logistics: Pathways towards SDG 9, 11 and 13 // *Journal of Cleaner Production*. — 2023. — Vol. 412. — P. 137352–137372. [Eng.]
- Sarkis, 2019 — Sarkis J. *Green Supply Chain Management: A Concise Introduction*. — Routledge, — 2019. — 184 p. [Eng.]
- Toth, 2014 — Toth P., Vigo D. *Vehicle Routing: Problems, Methods, and Applications*. — SIAM, — 2014. — 386 p. [Eng.]
- World Economic Forum, 2020 — World Economic Forum. *The Future of the Last-Mile Ecosystem*. — Geneva: WEF, — 2020. — 36 p. [Eng.]
- UNFCCC, 2024 — UNFCCC. *Carbon Neutrality Strategy of the Republic of Kazakhstan until 2060*. — UN Climate Change Secretariat, — 2024. Доступ: https://unfccc.int/sites/default/files/resource/Carbon_Neutrlaity_Strategy_Kazakhstan_Ru_Oct2024.pdf (дата обращения: 11.08.2024). [Eng.]
- United Nations, 2015 — United Nations. *Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development*. — New York: UN, — 2015. Доступ: <https://sdgs.un.org/2030agenda> (дата обращения: 21.09.2024). [Eng.]
- United Nations, 2023 — United Nations. *Sustainable Development Goals Knowledge Platform*. — 2023. Доступ: <https://sdgs.un.org/goals> (дата обращения: 01.09.2024). [Eng.]
- Zhang, 2024 — Zhang L. et al. Predictive Modelling of NO_x and PM_{2.5} Emissions for Smart Transport Planning // *Environmental Modelling & Software*. — 2024. — Vol. 173. — P. 105688–105698. [Eng.]

REFERENCES

- Biesinger, 2021 — Biesinger, B., Meixner, S., Walla, P. (2021). Artificial Intelligence in Logistics: A Review. *Logistics*, 5(3), 1–18. [in Eng.]
- Carbonneau, 2008 — Carbonneau, R., Laframboise, K., Vahidov, R. (2008). Application of machine learning techniques for supply chain demand forecasting. *European Journal of Operational Research*, 184(3), 1140–1154. [in Eng.]
- Carbonno, 2024 — Carbonno, J. et al. (2024). Machine Learning for Demand Prediction in Urban Freight Logistics. *Mathematics*, 12(22), 3559–3569. [in Eng.]
- Christopher, 2016 — Christopher, M. (2016). *Logistics & Supply Chain Management* (6th ed.). Pearson Education. 376 p. [in Eng.]
- Dantzig, 1959 — Dantzig, G., Ramser, J. (1959). The Truck Dispatching Problem. *Management Science*, 6(1), 80–91. [in Eng.]
- Dekker, 2012 — Dekker, R., Bloemhof, J., Mallidis, I. (2012). Operations Research for Green Logistics – An overview of aspects, issues, contributions and challenges. *European Journal of Operational Research*, 219(3), 671–679. [in Eng.]
- European Environment Agency, 2021 — European Environment Agency (EEA). (2021). *Greenhouse gas emissions from transport in Europe*. Copenhagen: EEA. 54 p. [in Eng.]
- European Environment Agency, 2019 — European Environment Agency (EEA). (2019). *EMEP/EEA Air Pollutant Emission Inventory Guidebook 2019*. Luxembourg: Publications Office of the EU. 60 p. [in Eng.]
- Fernandez, 2024 — Fernandez, D. et al. (2024). Multiobjective Optimization for Green Multimodal Transport Networks. *Archives of Transport*, 72(2), 99–117. [in Eng.]
- Kovács, 2017 — Kovács, G., Kot, S. (2017). New logistics and production trends as the effect of global economy changes. *Polish Journal of Management Studies*, 16(2), 115–126. [in Eng.]
- Kool, 2019 — Kool, W., van Hoof, H., Welling, M. (2019). Attention, Learn to Solve Routing Problems! *International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 14 p. [in Eng.]
- Kula, 2024 — Kula, R. et al. (2024). Attention-based Deep Learning for Dynamic Routing Optimization. *European Transport Research Review*, 16(3), 114–119. [in Eng.]
- Mangano, 2019 — Mangano, G., Zenezini, G., Zuddas, P. (2019). Sustainable logistics: A systematic literature review. *Transportation Research Part D*, 73, 183–209. [in Eng.]
- Nazar, 2023 — Nazar, M. et al. (2023). Reinforcement Learning in Sustainable Transport Systems. *Annals of Operations Research*, 329(2), 101–118. [in Eng.]
- Nazari, 2018 — Nazari, M., Oroojlooy, A., Snyder, L., Takác, M. (2018). Reinforcement learning for solving the vehicle routing problem. *NeurIPS*, 9839–9849. [in Eng.]
- International Energy Agency, 2021 — International Energy Agency (IEA). (2021). *CO₂ Emissions from Fuel Combustion*. Paris: IEA. 162 p. [in Eng.]
- IPCC, 2019 — IPCC. (2019). *2006 IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories*. Volume 2: Energy. Geneva: IPCC. 90 p. [in Eng.]
- Ghosh, 2022 — Ghosh, S. et al. (2022). Applications of Artificial Intelligence in Sustainable Supply Chain Management. *Journal of Cleaner Production*, 341, 130750–130760. [in Eng.]
- Ukaz Prezidenta RK, 2023 — Ukaz Prezidenta Respubliki Kazakhstan No. 121 ot 2 fevralya 2023 g. O Strategii dostizheniya uglerodnoi neutral'nosti Respubliki Kazakhstan do 2060 goda. Access: adilet.zan.kz (accessed: 21.09.2024). [in Kaz.]
- Ghosh, 2023 — Ghosh, A. et al. (2023). Artificial Intelligence in Sustainable Logistics: Pathways towards SDG 9, 11 and 13. *Journal of Cleaner Production*, 412, 137352–137372. [in Eng.]
- Sarkis, 2019 — Sarkis, J. (2019). *Green Supply Chain Management: A Concise Introduction*. Routledge. 184 p. [in Eng.]
- Toth, 2014 — Toth, P., Vigo, D. (2014). *Vehicle Routing: Problems, Methods, and Applications*. SIAM. 386 p. [in Eng.]
- World Economic Forum, 2020 — World Economic Forum. (2020). *The Future of the Last-Mile Ecosystem*. Geneva: WEF. 36 p. [in Eng.]
- UNFCCC, 2024 — UNFCCC. (2024). *Carbon Neutrality Strategy of the Republic of Kazakhstan until 2060*. Access: unfccc.int (accessed: 11.08.2024). [in Eng.]
- United Nations, 2015 — United Nations. (2015). *Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development*. Access: sdgs.un.org (accessed: 21.09.2024). [in Eng.]
- United Nations, 2023 — United Nations. (2023). *Sustainable Development Goals Knowledge Platform*. Access: sdgs.un.org (accessed: 01.09.2024). [in Eng.]
- Zhang, 2024 — Zhang, L. et al. (2024). Predictive Modelling of NO_x and PM_{2.5} Emissions for Smart Transport Planning. *Environmental Modelling & Software*, 173, 105688–105698. [in Eng.]