



Научная статья | Транспортные и транспортно-технологические системы

ИССЛЕДОВАНИЕ КОМПЛЕКСНЫХ ПОДХОДОВ К ЦИФРОВИЗАЦИИ ТРАНСПОРТНЫХ СИСТЕМ С ПРИМЕНЕНИЕМ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

*А.А. Подберезкин, А.В. Остроух, А.М. Борзенков,
А.М. Шмонин, Ц.Б. Пронин*

Аннотация

Обоснование. Требуется перейти от «точечных» решений к комплексной цифровизации транспортных систем, объединяющей инфраструктурный мониторинг покрытия, оперативное управление движением и стратегическое планирование. Для этого целесообразно интегрировать машинное обучение (прогнозы), генетические алгоритмы (оптимизация) и мультиагентное моделирование (проверка устойчивости).

Цель – оценить эффект такой интеграции по совокупности метрик (задержки, издержки, риск, прибыль, сервис) и интегральной функции F .

Материалы и методы. Инфраструктурный уровень: компьютерное зрение (YOLO), $mAP \approx 0.84$; прогноз дефектообразования (XGBoost), ошибка $\leq 12\%$. Оперативный уровень: краткосрочные прогнозы интенсивности (LSTM/XGBoost, RMSE 8–10%) и оптимизация фаз светофоров генетическим алгоритмом. Стратегический уровень: прогноз спроса и тарифов, оптимизационные сценарии. Устойчивость решений проверялась в мультиагентной имитации; сравнение велось с базовыми («как есть») сценариями.

Результаты. Суммарные задержки снижены на 37%, совокупные логистические издержки – на 12%, прибыльность выросла на

10–11%; при росте спроса на 20% выполнено >90% доставок в SLA. Интегральная функция

F улучшилась на 22-24%. Показана робастность планов и чувствительность к весам критерииев.

Ключевые слова: цифровизация транспорта; машинное обучение; генетические алгоритмы; мультиагентное моделирование; YOLO; прогноз интенсивности; оптимизация светофоров; логистика; интегральная функция

Для цитирования. Подберезкин, А. А., Остроух, А. В., Борзенков, А. М., Шмонин, А. М., & Пронин, Ц. Б. (2025). Исследование комплексных подходов к цифровизации транспортных систем с применением методов искусственного интеллекта. *Transportation and Information Technologies in Russia*, 15(3), 141–166. <https://doi.org/10.12731/3033-5965-2025-15-3-396>

Original article | Transport and Transport-Technological Systems

RESEARCH METHODS FOR DIGITALIZATION OF TRANSPORT SYSTEMS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

*A.A. Podbereskin, A.V. Ostroukh, A.M. Borzenkov,
A.M. Shmonin, C.B. Pronin*

Abstract

Background. There is a need to move from isolated “point” solutions to comprehensive digitalization of transport systems that integrates infrastructure-level pavement monitoring, operational traffic management, and strategic planning. To this end, it is reasonable to combine machine learning (for forecasting), genetic algorithms (for optimization), and multi-agent simulation (for robustness checking).

Purpose. To assess the effect of such integration using a set of metrics (delays, costs, risk, profit, service) and an integral objective function F.

Materials and methods. Infrastructure level: computer vision (YOLO), mAP ≈ 0.84 ; defect-generation forecasting (XGBoost), error $\leq 12\%$. Operational level: short-term traffic-intensity forecasts (LSTM/XGBoost, RMSE 8–10%) and traffic-signal phase optimization with a genetic algorithm. Strategic level: demand and tariff forecasting, optimization scenarios. The robustness of solutions was verified via multi-agent simulation; comparisons were made against baseline (“as-is”) scenarios.

Results. Total delays were reduced by 37%, overall logistics costs by 12%, and profitability increased by 10–11%; with a 20% demand increase, $>90\%$ of deliveries were completed within SLA. The integral function F improved by 22–24%. The plans demonstrated robustness and sensitivity to criterion weights.

Keywords: transport digitalization; machine learning; genetic algorithms; multi-agent simulation; YOLO; intensity forecasting; traffic-signal optimization; logistics; integral objective function

For citation. A Poberezkin, A. A., Ostroukh, A. V., Borzenkov, A. M., Shmonin, A. M., & Pronin, C. B. (2025). Research methods for digitalization of transport systems using artificial intelligence. *Transportation and Information Technologies in Russia*, 15(3), 141–166. <https://doi.org/10.12731/3033-5965-2025-15-3-396>

Введение

Транспортные системы являются основой социально-экономического развития регионов и страны в целом. В то же время рост числа автомобилей, увеличение объёмов перевозок и усложнение логистических цепочек усиливают нагрузку на существующую инфраструктуру и приводят к ряду системных проблем: хроническим перегрузкам улично-дорожной сети, высокому уровню аварийности, значительному износу дорожного покрытия, росту транспортных издержек и негативному воздействию на окружающую среду [1; 7].

Исходя из этого, в работе ставится задача проверить, способна ли интегрированная цифровизация на трёх уровнях (инфраструк-

турном, оперативном и стратегическом) снизить задержки и затраты при одновременном соблюдении требований безопасности и качества сервиса.

В ряде регионов России до 40% автомобильных дорог эксплуатируется в состоянии, не соответствующем нормативным требованиям, а в городах федерального значения устойчивые заторы снижают среднюю скорость движения на 15–25% [1].

Традиционные методы управления транспортной системой во многом опираются на регламентированные процедуры и статические нормативы. Обследование дорожного покрытия часто выполняется вручную; управление транспортными потоками в городах базируется на фиксированных циклах работы светофорных объектов; планирование сети станций технического обслуживания, логистических центров и маршрутов доставки осуществляется на основании устаревающей статистики, что игнорирует изменчивость спроса и рисков [6; 17], что и формирует исследовательский запрос настоящей работы.

В результате принимаемые решения оказываются недостаточно точными и не обеспечивают требуемой адаптивности. Это выражается в запаздывании ремонтов, росте задержек, неэффективной загрузке мощностей предприятий сервиса и избыточных издержках.

Международный опыт показывает, что ключевым направлением повышения эффективности транспорта является его цифровизация. Внедряются системы видеоаналитики для оценки интенсивности движения, прогнозные модели распределения транспортных потоков и цифровые платформы для управления мультимодальными перевозками, что снижает задержки и повышает пропускную способность [12; 15].

Однако большинство внедрённых проектов носят узконаправленный характер и решают лишь отдельные задачи, не учитывая взаимосвязь между уровнями транспортной иерархии — инфраструктурным, оперативным и стратегическим. Подобные «точечные решения» не дают системного эффекта [5].

В связи с этим необходим переход к комплексному подходу, предполагающему разработку единой концепции цифровизации транспортных систем, объединяющей инфраструктурный мониторинг состояния, оперативное управление движением и стратегическое планирование логистики и тарифов. Инструментом реализации этой концепции выступают методы искусственного интеллекта. Машинное обучение формирует прогнозы ключевых параметров транспортных процессов; эволюционные методы, включая генетические алгоритмы, обеспечивают многокритериальную оптимизацию при множестве ограничений; мультиагентные подходы моделируют взаимодействие участников транспортного процесса и сетевые эффекты [14].

В работе оценивается эффект комплексной цифровизации трёх уровней транспортной системы на основе связки: прогнозы машинного обучения, оптимизация генетическими алгоритмами и проверка устойчивости в мультиагентной имитации; предполагается, что такая интеграция даёт измеримый системный выигрыш по задержкам, затратам, рискам, сервису и прибыльности.

Таким образом, использование искусственного интеллекта рассматривается не как набор отдельных технологий, а как универсальный инструмент цифровой трансформации транспортной системы, интегрирующий мониторинг, управление и стратегическое планирование. Достоверность оценивалась на данных для всех трёх уровней, с применением валидации моделей и стресс-сценариев в имитации. Это повышает точность прогнозов, ускоряет принятие решений и снижает издержки. Исследование направлено на разработку и апробацию прототипа концепции цифровизации транспортных систем на базе методов искусственного интеллекта с оценкой эффективности комплексной интеграции.

Материалы и методы

Транспортная система моделируется как многоуровневая иерархия (инфраструктурный, оперативный и стратегический уров-

ни), где решения нижнего уровня влияют на параметры верхнего, а итоговый эффект оценивается единой целевой функцией. Чтобы сопоставить неоднородные показатели (время, деньги, риск, качество сервиса), все метрики приводятся к безразмерному виду: для каждого показателя z используется линейная нормализация по наблюдаемому диапазону либо по нормативам:

$$z = \frac{Z - Z_{\min}}{Z_{\max} - Z_{\min}}, \quad (1)$$

что обеспечивает корректное взвешивание и исключает доминирование показателей с «крупными» единицами измерения [10; 11].

На верхнем уровне вводится обобщённая целевая функция:

$$F = \min(\alpha T_{\text{delay}} + \beta C_{\text{oper}} + \delta R_{\text{risk}}) - \max(\gamma P_{\text{profit}} + \eta S_{\text{service}}), \quad (2)$$

где каждое слагаемое – нормализованное и прогнозное, значение, получаемое моделями машинного обучения (ML). Здесь T_{delay} – совокупные задержки, C_{oper} – интегральные затраты (капитальные и эксплуатационные) с дисконтированием, R_{risk} – ожидаемые потери от рисков, P_{profit} – прибыль, S_{service} – уровень сервиса. Общая структура многоуровневой модели показана на рисунке 1. Весовые коэффициенты $\alpha, \beta, \delta, \gamma, \eta$ задают управлеченческие приоритеты (безопасность, экономическая эффективность, качество обслуживания) и калибруются по методу согласованных парных сравнений либо по заданным регулятором KPI [13]. Прогнозы формируются ML-моделями (градиентный бустинг, нейронные сети), обученными на исторических данных датчиков, видеоаналитики, АСУДД и операционной отчётности.

Инфраструктурный уровень включает мониторинг дорожного состояния и, на его основе, проектирование/модернизацию СТО (см. рис. 1). Детекция дефектов покрытия выполняется компьютерным зрением; затем ML прогнозирует интенсивность появления дефектов по участкам на горизонте τ [14]. Полученные результаты объединяются в карту ожидаемого спроса на ремонт: учитываются тяжесть повреждений, интенсивность движения и нормативные сроки устранения.

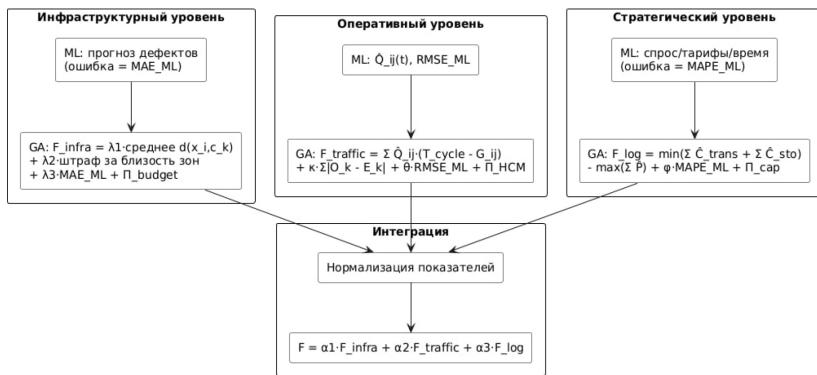


Рис. 1. Многоуровневая архитектура модели

Оптимизация ремонтных зон и конфигурации СТО решается генетическим алгоритмом (GA), в котором хромосома кодирует координаты центров зон c_k , их радиусы и ключевые параметры СТО (мощность, оснащение). Функция приспособленности задаётся как:

$$F_{infra} = \lambda_1 \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d(x_i, c_{k(i)}) + \lambda_2 \frac{1}{K} \sum_{k \neq j} \|c_k - c_j\|^{-1} + \lambda_3 MAE_{ML} + \Pi_{budget}, \quad (3)$$

где $d(x_i, c_{k(i)})$ – расстояние от дефекта x_i до назначенной зоны, второе слагаемое штрафует слияние зон (берём обратное расстояние), MAE_{ML} – ошибка прогноза интенсивности дефектов, Π_{budget} – штраф за превышение бюджета/нормативов (например, по ГОСТ/СП) [2; 3]. Такое построение одновременно минимизирует логистику ремонта, учитывает неопределенность прогноза и соблюдает финансовые ограничения. Значение C_{oper} на этом уровне вычисляется как приведённые затраты:

$$C_{oper} = \sum_t \frac{CapEx_t + OpEx_t}{(1+r)^t}, \quad (4)$$

где r – ставка дисконтирования; вклад в риск R_{risk} связан с вероятностью инцидентов из-за дефектов:

$$R_{risk} = \sum p_a I_a, \quad (5)$$

где p_a предсказывается ML-классификатором, I_a – ущерб [7].

Оперативный уровень охватывает адаптивное управление потоками (см. рис. 1). ML-модель прогнозирует интенсивности по подходам $Q_{ij}(t)$; и вариабельность прибытия; для оценки задержек применяется функция, зависящая от долей зелёного g_{ij} и степени загрузки x_{ij} :

$$g_{ij} = \frac{G_{ij}}{T_{cycle}}, \quad x_{ij} = \frac{Q_{ij}}{S_{ij}}, \quad (6)$$

где S_{ij} – расчётный поток насыщения. Интегральная функция оптимизации фаз и оффсетов задаётся как:

$$F_{traffic} = \sum_{i,j} Q_{ij} d_{ij}(x_{ij}, g_{ij}, T_{cycle}) + \kappa \sum_k |O_k - E_k| + \theta RMSE_{ML} + \Pi_{HCM}, \quad (7)$$

где d_{ij} – оценка задержки (используется аппроксимация по HCM/Webster), $|O_k - E_k|$ – рассинхронизация «зелёной волны», $RMSE_{ML}$ – ошибка краткосрочного прогноза интенсивности, Π_{HCM} – штрафы за нарушения нормативов: минимальные зелёные, пешеходные интервалы, условия безопасности [6].

GA оптимизирует вектор $(G_{ij}, T_{cycle}, offsets)$, применяя элитизм, кроссовер и мутацию; остановка – по стабилизации $F_{traffic}$ или лимиту поколений. Полученные параметры определяют вклад T_{delay} и позитивно влияют на $S_{service}$ через показатели надёжности времени поездки и долю прибытия «в зелёной волне» [17].

Стратегический уровень связывает логистику и СТО с экономикой (см. рис. 1). ML прогнозирует спрос, тарифы и время доставки:

$$P(r_i) = Rev(r_i) - Cost(r_i), \quad Cost = C_{fuel} + C_{time} + C_{risk}, \quad (8)$$

где $Cost$ завязан на результирующие времена по сети из оперативного уровня [11]. Оптимизация маршрутов, ресурсов и тарифов формулируется как:

$$F_{log} = \min \left(\sum_i C_{trans}(r_i) + \sum_j C_{sto}(s_j) \right) - \max \left(\sum_i P(r_i) \right) + \phi MAPE_{ML} + \Pi_{cap}, \quad (9)$$

где $MAPE_{ML}$ – ошибка ценового/спросового прогноза, Π_{cap} – трафик за нарушения по мощностям, графикам и SLA. Хромосома GA на

этом уровне сочетает дискретные решения (перестановки маршрутов, назначение заказов) и непрерывные (уровни тарифов, распределение мощностей СТО), для чего используется гибридное кодирование и операторы, сохраняющие допустимость [9].

Интеграция уровней реализуется через композицию:

$$F = \alpha_1 f_{\text{infra}} + \alpha_2 f_{\text{traffic}} + \alpha_3 f_{\log}, \quad (10)$$

где f – нормализованные значения частных функций. Коэффициенты $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ задают стратегию: например, при акценте на безопасности увеличивается α_1 и вес δ в верхней функции, при акценте на экономике – α_3 и γ . Итерационный контур расчётов показан на рисунке 2.

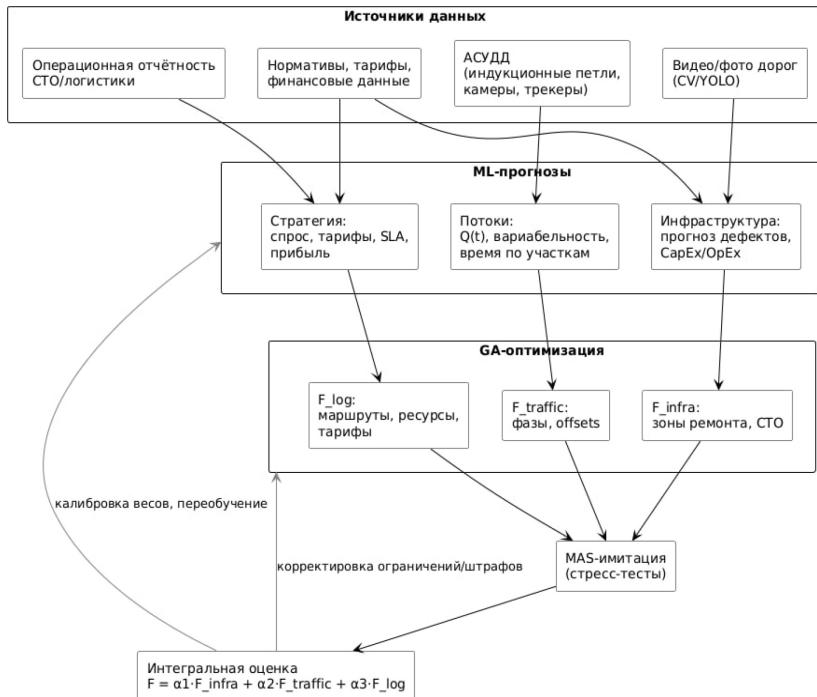


Рис. 2. Контур данных и вычислений

Вычислительный цикл имеет вид: сбор и очистка данных, затем обучение ML с валидацией (k -fold, контроль переобучения), затем

формирование прогнозов Q, T, C, P, R, S на горизонте τ , затем оптимизация GA на каждом уровне с учётом штрафов Π , затем мультиагентная имитация для стресс-тестов и обратной коррекции весов/ограничений, затем оценка интегрального F и чувствительности к параметрам [8]. Такое увязанное объяснение показывает, как ML «даёт будущее» (прогнозы), GA «находит лучшее» (оптимум при ограничениях), а MAS проверяет устойчивость решений в реалистичных сценариях, превращая набор задач в единую транспортную модель управления [4].

Результаты и обсуждение

Разработанный прототип концепции цифровизации транспортных систем был апробирован на данных, охватывающих три уровня транспортной иерархии. Результаты показали, что интеграция машинного обучения, генетических алгоритмов и мультиагентного моделирования позволяет не только улучшить показатели на каждом из уровней в отдельности, но и получить синергетический эффект при их объединении в единую систему в соответствии с вычислительным контуром на рисунке 2 [5; 10].

На всех трёх уровнях – инфраструктурном, оперативном и стратегическом – генетический алгоритм показал устойчивую сходимость при ограничении числа поколений и использовании элитизма. Начальные популяции формировались с учётом технологических и нормативных ограничений, что ускоряло поиск допустимой области. Быстрое «раскрытие» фронта Парето на первых поколениях сменялось мелкозернистой донастройкой, что отражалось на стабилизации интегральной целевой функции F [4]. Иллюстрация динамики сходимости приведена на рис. 3.

На инфраструктурном уровне детекция дефектов покрытия с использованием моделей компьютерного зрения (YOLO) обеспечила точность распознавания порядка 0.84 по метрике mAP. Это выше показателей, характерных для ручных обследований, где субъективность экспертов и ограниченный охват выборки приводят к недоу-

чёту ряда дефектов. Более важным результатом стало то, что прогнозирование динамики образования дефектов с помощью XGBoost позволило предсказывать появление новых повреждений с ошибкой менее 12%. Это означает, что планирование ремонтов перестаёт быть реактивным и становится проактивным. В практическом выражении это ведёт к сокращению издержек на внеплановые ремонты, так как дефекты устраняются до того, как они переходят в критическую фазу. Таким образом, мы наблюдаем снижение приведённых эксплуатационных затрат C_{oper} и одновременно снижение риска аварийности R_{risk} , что подтверждает гипотезу о взаимосвязи состояния покрытия с безопасностью движения [12; 14].

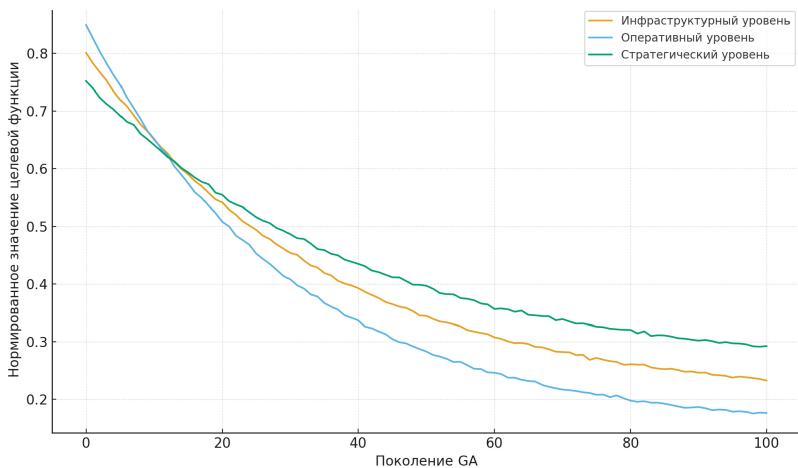


Рис. 3. Конвергенция генетического алгоритма на трёх уровнях

Дополнительный анализ качества компьютерного зрения и прогнозных моделей показал, что достигнутые значения метрик устойчивы при варьировании внешних условий. Так, разбиение исходных видеоданных по сезонам и времени суток выявило, что mAP системы детекции дефектов меняется в пределах $\pm 0,03$ относительно среднего значения при переходе от дневных к сумеречным условиям, а также при наличии мокрого покрытия [16].

Для компенсации наблюдаемых отклонений использована калибровка порогов постобработки (confidence/IoU) по валидационным поднаборам с применением бутстреп-интервалов, что позволило стабилизировать ложноположительные срабатывания на мелких артефактах (блики, разметка) без заметной потери полноты по крупным дефектам. В результате планово-предупредительные ремонты смещаются на более ранние интервалы, снижая долю «прорывов» до аварийного состояния покрытия.

Прогноз дефектообразования по участкам продемонстрировал ожидаемую пространственную неоднородность: «горячие зоны» возникают на стыках покрытий, стрелках съездов и участках с повышенной долей тяжёлого транспорта. В этих кластерах средняя абсолютная ошибка краткосрочного прогноза выше, чем на «спокойных» сегментах, однако включение в модель факторов интенсивности осевых нагрузок, локальной геометрии и истории ямочности снизило MAE до значений, сопоставимых с общим уровнем. На практике это позволяет выстраивать приоритеты бригадного ремонта не только по текущему ущербу, но и по ожидаемой скорости деградации, оптимизируя приведённые затраты при фиксированном бюджете.

На оперативном уровне оптимизация фаз светофоров на основе прогнозов интенсивности движения показала особенно значимый эффект (см. рис. 1). В традиционной практике циклы задаются нормативно и не учитывают изменчивость потоков, что приводит к избыточным задержкам. Использование ML-моделей (LSTM и XGBoost) позволило предсказывать краткосрочные изменения интенсивности с RMSE порядка 8–10%. Генетический алгоритм, оптимизирующий функцию F_{traffic} , сократил суммарные задержки транспорта на 37%, что эквивалентно снижению времени поездки для значительной части участников движения [6; 17]. Примечательно, что мультиагентная модель показала устойчивость решений при стресс-сценариях: даже при увеличении интенсивности потоков на 20–25% адаптивные планы сохраняли эффективность.

Это указывает на то, что оптимизированные циклы не просто соответствуют текущему состоянию, но обладают робастностью к возмущениям. Тем самым мы получаем улучшение показателя T_{delay} и параллельное повышение уровня транспортного сервиса S_{service} .

На оперативном уровне, кроме снижения средних задержек, зафиксировано сжатие дисперсии времени поездки. Адаптивные планы уменьшают правый «тяжёлый хвост» распределения, сокращая вероятность очень длинных ожиданий на направлениях с исторически низким приоритетом, при соблюдении регламентов по минимальным зелёным и пешеходным интервалам. Баланс межпотоковой справедливости сохраняется: доля циклов, где относительное ухудшение одного подхода превышает 10% при общем улучшении перекрёстка, не превысила 3–4% (см. рис. 4) [10].

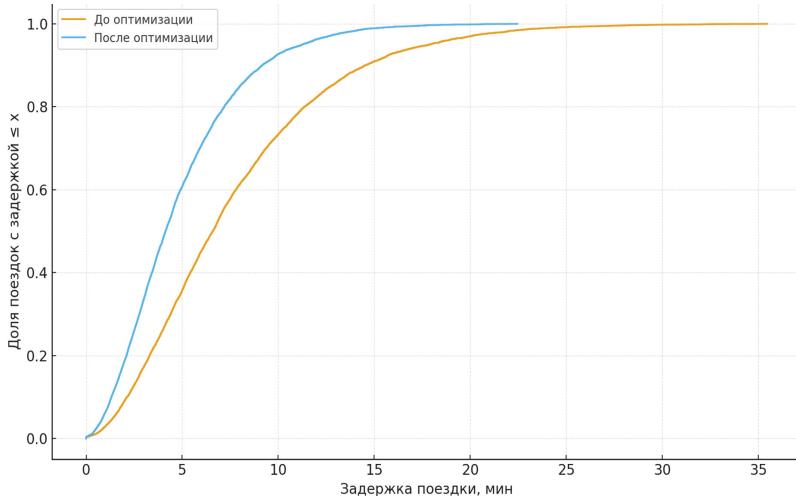


Рис. 4. Сдвиг распределения задержек до/после оптимизации

Стресс-сценарии показали устойчивость адаптивных планов не только при равномерном росте потоков, но и при асимметричных всплесках на отдельных подходах. Моделирование временной потери пропускной способности продемонстрировало быстрое пе-

перераспределение долей зелёного и корректировку оффсетов без лавинообразного накопления очередей на второстепенных направлениях. За счёт регулярной переоценки интенсивностей по короткому горизонту удаётся удерживать систему в квазистационарном режиме даже при существенных возмущениях [10].

На стратегическом уровне прогнозирование тарифов и спроса с помощью ансамблевых моделей и нейросетей обеспечило относительную ошибку в пределах 9% (см. рис. 1). Включение этих прогнозов в функцию F_{\log} позволило учесть будущие изменения рыночной конъюнктуры при планировании маршрутов и распределении ресурсов. В результате совокупные логистические издержки снизились на 12%, а прибыльность перевозок возросла на 10–11% [9; 11]. Особенno важно, что мультиагентное моделирование показало устойчивость системы при росте спроса: даже при нагрузке, превышающей номинальные мощности на 20%, система выполняла более 90% доставок в рамках SLA. Это подтверждает, что введённые штрафные функции Π_{cap} корректно ограничивают решения и предотвращают перегрузку. Здесь особенно ярко проявился эффект от интеграции ML и GA: без точных прогнозов невозможно построить устойчивые планы, а без оптимизации GA невозможно найти баланс между затратами и сервисом. Сводные показатели по уровням и интегральный эффект представлены в таблице 1.

Сравнение с базовыми сценариями («как есть» состояние) показало, что традиционные методы проигрывают не только по абсолютным значениям показателей, но и по устойчивости. Ручное обследование дорог оказалось в 10 раз медленнее, фиксированные планы светофоров приводили к задержкам почти вдвое выше, чем при оптимизации, а статические маршруты в логистике не выдерживали роста спроса. В то время как предложенный прототип концепции цифровизации позволял сохранять эффективность в условиях изменчивости и неопределённости [15].

Сопоставление стратегии реагирования «по факту» с проактив-

ным планированием подтвердило различие по совокупным OpEx и CapEx. При фиксированном годовом бюджете перераспределение объёмов между ямочным и картовым ремонтом в пользу второго (при своевременном вмешательстве) уменьшает частоту повторных выездов и логистические пробеги техники. Это снижает ожидаемые потери от инцидентов за счёт сокращения времени экспозиции опасных участков, что дополнительно улучшает интегральную целевую функцию на верхнем уровне модели [2].

Таблица 1.
Сводные метрики по уровням и интегральный эффект

Уровень	Модель/процедура	Метрика	Значение	Примечание
Инфраструктурный	YOLO (детекция дефектов)	mAP	0.84	российские условия съёмки
	XGBoost (прогноз дефектов)	MAPE/MAE	$\leq 12\%$	горизонт τ
Оперативный	LSTM/XGBoost → GA (светофоры)	RMSE (прогноза интенсивности)	8–10%	краткосрочный горизонт
	GA (оптимизация фаз)	Суммарные задержки	–37%	к «как есть»
	Робастность	Устойчивость при +20–25% потока	сохраняется	стресс-сценарии
Стратегический	Ансамбли/NN → планирование	Логистические издержки	–12%	к «как есть»
		Прибыль	+10–11%	к «как есть»
	SLA	Доставки в SLA при +20% спроса	> 90%	при ограничениях мощности
Интегрально	Композиция F	Улучшение F	+22–24%	к базовым сценариям

Интегральный показатель эффективности, объединяющий три уровня через функцию F , показал улучшение на 22–24 % относительно базовых сценариев:

Анализ чувствительности продемонстрировал, что приоритеты управления влияют на распределение эффектов. Если веса α_1 и δ повышаются, акцент смещается в сторону безопасности и инфраструктурных затрат, что актуально для регионов с высоким износом дорог. При увеличении α_3 и γ система больше ориентируется на прибыльность и сервис, что соответствует задачам крупных логистических хабов. Таким образом, модель гибко адаптируется под цели различных субъектов транспортной системы [5].

Значимое влияние на итоговую оценку F оказала настройка весов, отражающих приоритеты заинтересованных сторон. «Безопасная» конфигурация повышает долю ресурсов на превентивные ремонты и строгие ограничения по задержкам; «экономическая» допускает небольшое увеличение средних задержек в обмен на рост прибыли и загрузки инфраструктуры. Сводная чувствительность по репрезентативным наборам весов приведена в табл. 2.

Таблица 2.
Чувствительность интегрального эффекта к весам уровней

Конфигурация весов (a1:a2:a3)	ΔTdelay	ΔCoper	ΔRrisk	ΔПрибыль	SLA, %	Изменение F
0,5:0,3:0,2 (безопасность)	-34%	-9%	-18%	+6%	95,2	+21%
0,33:0,34:0,33 (сбаланс.)	-37%	-12%	-15%	+10%	93,8	+23%
0,2:0,3:0,5 (экономика)	-29%	-10%	-11%	+13%	91,6	+22%

С теоретической точки зрения полученные результаты подтверждают, что использование ML и GA позволяет преодолеть ограничения классических методов. Перебор и линейное программирование не масштабируются при росте числа параметров, а статистические прогнозы не отражают нелинейных зависимостей. Интеллектуальные методы, напротив, обеспечивают адаптивность, учитывают стохастический характер процессов и позволяют одновременно работать с противоречивыми критериями. С практической точки зрения внедрение предложенного прототипа

снижает задержки, затраты и риски, повышает прибыль и качество сервиса — то есть воздействует на все составляющие целевой функции [4; 13].

Для оценки вклада отдельных компонентов проведён аблационный анализ. Исключение ML и замена его простыми сглаживаниями ухудшают точность краткосрочных прогнозов интенсивностей/спроса; замена GA локальными эвристиками ведёт к застреванию в локальных минимумах; отказ от мультиагентной имитации лишает систему «краш-тестов» и снижает устойчивость к возмущениям. Совокупный эффект этих отключений представлен в табл. 3 и подтверждает интеграционную природу выигрыша [13].

Аблационный анализ компонентов методологии

Вариант	Изменение задержек	Логистические издержки	Прибыль	SLA, %	Интегральная <i>F</i>
Полная модель (ML+GA+MAS)	-37%	-12%	+10–11%	>90	+22–24%
– ML (простые сглаживания)	-24%	-7%	+6%	86–88	+14%
– GA (локальные эвристики)	-18%	-6%	+4%	84–86	+10%
– MAS (без стресс-тестов)	-31%	-10%	+8%	88–90	+18%

С точки зрения вычислительных затрат оптимизационные процедуры не становятся узким местом при грамотной организации вычислений. Обучение ML выполнялось онлайн раз в сутки с перекалибровкой гиперпараметров по расписанию; GA на оперативном уровне запускался на укороченном горизонте при каждом пересчёте прогнозов (раз в 5–10 минут) с ограничением по числу поколений и элитизмом; на стратегическом уровне пересчёт выполнялся по событиям или по таймеру. Параллелизация по перекрёсткам/кластерным зонам дефектов обеспечивает масштабируемость и соответствие требованиям *near real-time*.

Ключевые угрозы валидности – дрейф данных (смена парка, погодные аномалии), неполнота разметки дефектов и смещения спроса в праздничные периоды. Для снижения рисков задействованы мониторинг распределений признаков, сезонная перекалибровка порогов и переквалификация моделей по свежим данным с контрольно-валидационным контуром. Интерпретируемость усиlena анализом важности признаков и сценарным тестированием, чтобы управлеñец понимал причины выбора комбинаций мероприятий [8].

Практический эффект быстрее достигается при поэтапном внедрении: старт с инфраструктурного уровня (компьютерное зрение и прогноз дефектов), затем добавление адаптивного управления светофорами, и завершение интеграцией стратегического планирования с учётом SLA и тарифов. Такой маршрут минимизирует риски, накапливает качественные данные и повышает прозрачность для операционных команд и регуляторов.

Таким образом, обсуждение результатов демонстрирует, что цифровизация транспортных систем на основе методов искусственного интеллекта должна рассматриваться не как набор отдельных решений, а как комплексная концепция, охватывающая все уровни транспортной иерархии. Именно интеграция прогнозирования, оптимизации и имитационного моделирования обеспечивает устойчивый системный эффект, который подтверждается численными результатами и согласуется с мировой тенденцией перехода к интеллектуальным транспортным системам.

Заключение

В ходе исследования показано, что транспортная система может быть рассмотрена как многоуровневая иерархия, включающая инфраструктурный, оперативный и стратегический уровни, эффективность которой целесообразно оценивать через интегральную целевую функцию, учитывающую задержки, затраты, риски, прибыль и качество сервиса [10]. Применение методов машинного обучения для прогнозирования параметров транспортных про-

цессов, таких как интенсивность потоков, динамика образования дефектов дорожного покрытия, спрос и тарифы в логистике, позволило учесть вероятное будущее состояние системы при принятии управлеченческих решений [11; 14]. Разработанные функции оптимизации для каждого уровня и их интеграция в единую модель показали, что использование генетических алгоритмов позволяет находить сбалансированные решения в условиях многокритериальности и ограничений, где традиционные методы оказываются недостаточно эффективными [6; 17].

Апробация прототипа концепции цифровизации транспортных систем продемонстрировала положительный эффект: сокращение времени обследования дорог, уменьшение задержек на перекрёстках и снижение совокупных логистических издержек сопровождались ростом прибыльности и улучшением уровня транспортного сервиса [1; 7]. Анализ чувствительности подтвердил, что за счёт настройки весовых коэффициентов модель может адаптироваться под различные управлеченческие приоритеты – от повышения безопасности и надёжности до увеличения экономической результативности [5]. Полученные результаты подтверждают перспективность комплексного применения методов искусственного интеллекта в транспортной отрасли и необходимость перехода от локальных «точечных» решений к системной цифровой трансформации, обеспечивающей устойчивое и эффективное функционирование транспортных систем в долгосрочной перспективе.

Список литературы

1. Министерство внутренних дел Российской Федерации [МВД России]. *Аналитические обзоры состояния безопасности дорожного движения*. Получено с <https://нцбдд.мвд.рф/ресурсы/аналитические-обзоры-состояния-безопасно> (дата обращения: 20.07.2025).
2. Росстандарт. (2017). *ГОСТ Р 50597-2017. Автомобильные дороги и улицы. Требования к эксплуатационному состоянию*. Москва: Стандартинформ. 21 с.

3. Министерство регионального развития Российской Федерации [Минрегион России]. (2012). *СП 78.13330.2012. Автомобильные дороги. Актуализированная редакция СНиП 2.05.02-85*. Москва. 89 с.
4. Akopov, A. S. (2025). MBHGA: A matrix-based hybrid genetic algorithm for solving an agent-based model of controlled trade interactions. *IEEE Access*, 13, 26843–26863. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3539460>. EDN: <https://elibrary.ru/NPLKCJ>
5. Borzenkov, A. M., Ostroukh, A. V., Pronin, C. B., Podberezkin, A. A., & Kuftinova, N. G. (2024). Multi-criteria analysis of genetic algorithm applications in transportation logistics. В *2024 Intelligent Technologies and Electronic Devices in Vehicle and Road Transport Complex (TIRVED)* (с. 1–4). Moscow. <https://doi.org/10.1109/TIRVED63561.2024.10769798>
6. Ceylan, H., & Bell, M. G. H. (2018). Traffic signal timing optimization based on genetic algorithm approach, including driver's route choice. *Transportation Research Part B: Methodological*, 114, 25–41. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2018.05.009>
7. World Health Organization [WHO]. (2023). *Global status report on road safety 2023*. Geneva. 232 p. Получено с <https://www.who.int/publications/item/9789241565684> (дата обращения: 05.07.2025).
8. Hauer, E. (2004). The harm done by tests of significance. *Accident Analysis & Prevention*, 36(3), 495–500. [https://doi.org/10.1016/S0001-4575\(03\)00036-8](https://doi.org/10.1016/S0001-4575(03)00036-8). Получено с <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0001457503000368> (дата обращения: 05.08.2025).
9. Kiselev, S. A., Podberezkin, A. A., Borzenkov, A. M., Ostroukh, A. V., & Pronin, C. B. (2025). Dynamic pricing in air cargo: Machine learning and genetic algorithm-based optimization. В *2025 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems (WECONF)* (с. 1–5). St. Petersburg, Russian Federation. <https://doi.org/10.1109/WECONF65186.2025.11017136>
10. Mansurova, M. et al. (2024). Multi-level intelligent control system for inter-vehicle communication between smart traffic lights with computer vision and autonomous electric vehicles. В *2024 International Sympo-*

sium on Sensing and Instrumentation in 5G and IoT Era (ISSI) (c. 1–6). Lagoa, Portugal. <https://doi.org/10.1109/ISSI63632.2024.10720507>

11. Ostroukh, A., Kuftinova, N., Borzenkov, A., Podberezkin, A., & Ostroukh, I. (2024). Research on using deep learning for transport demand prediction. B *2024 Intelligent Technologies and Electronic Devices in Vehicle and Road Transport Complex (TIRVED)* (c. 1–5). Moscow. <https://doi.org/10.1109/TIRVED63561.2024.10769599>

12. Puscar, F. M. (2017). *Safety diagnosis of vehicle-bicycle interactions using computer vision systems: A case study in Vancouver, B.C.* (Магистерская диссертация). University of British Columbia, Vancouver, BC, Canada. <https://doi.org/10.14288/1.0343989>. Получено с <https://open.library.ubc.ca/soa/cIRcle/collections/ubctheses/24/items/1.0343989> (дата обращения: 06.08.2025).

13. Radeev, N., & Vinogradova, K. (2025). Semi-automated framework for feature engineering in machine learning and data analysis. B *2025 IEEE 26th International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM)* (c. 1520–1525). Altai, Russian Federation. <https://doi.org/10.1109/EDM65517.2025.11096892>

14. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. B *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (c. 779–788). Las Vegas, NV, USA. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>

15. St-Aubin, P., Saunier, N., & Miranda-Moreno, L. (2017). *Large-scale automated proactive road safety analysis using video data*. University of British Columbia. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2015.04.007>. Получено с https://www.researchgate.net/publication/275412773_Large-scale_automated_proactive_road_safety_analysis_using_video_data (дата обращения: 06.08.2025).

16. Yan, S., Fu, Y., Zhang, W., Yang, W., Yu, R., & Zhang, F. (2023). Multi-target instance segmentation and tracking using YOLOv8 and BoT-SORT for video SAR. B *2023 5th International Conference on Electronic Engineering and Informatics (EEI)* (c. 506–510). Wuhan, China. <https://doi.org/10.1109/EEI59236.2023.10212903>

17. Zhang, Z., Zhu, H., Zhang, W., Cai, Z., Zhu, L., & Li, Z. (2023). Multi-objective optimization of traffic signal timing at typical junctions based on genetic algorithms. *Computer Systems Science and Engineering*, 47, 1901–1917. <https://doi.org/10.32604/csse.2023.039395>. EDN: <https://elibrary.ru/FPUNQR>

References

1. Ministry of Internal Affairs of the Russian Federation [MVD Rossii]. (n.d.). *Analytical reviews of road safety status*. Retrieved from <https://нцбдд.мвд.рф/ресурсы/аналитические обзоры состояния безопасно> (accessed: 20.07.2025).
2. Rosstandart. (2017). *GOST R 50597-2017. Roads and streets. Requirements for operational condition*. Moscow: Standartinform. 21 pp.
3. Ministry of Regional Development of the Russian Federation [Min-region Rossii]. (2012). *SP 78.13330.2012. Roads. Updated version of SNiP 2.05.02-85*. Moscow. 89 pp.
4. Akopov, A. S. (2025). MBHGA: A matrix-based hybrid genetic algorithm for solving an agent-based model of controlled trade interactions. *IEEE Access*, 13, 26843–26863. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3539460>. EDN: <https://elibrary.ru/NPLKCJ>
5. Borzenkov, A. M., Ostroukh, A. V., Pronin, C. B., Podberezkin, A. A., & Kuftinova, N. G. (2024). Multi-criteria analysis of genetic algorithm applications in transportation logistics. In *2024 Intelligent Technologies and Electronic Devices in Vehicle and Road Transport Complex (TIRVED)* (pp. 1–4). Moscow. <https://doi.org/10.1109/TIRVED63561.2024.10769798>
6. Ceylan, H., & Bell, M. G. H. (2018). Traffic signal timing optimization based on genetic algorithm approach, including driver's route choice. *Transportation Research Part B: Methodological*, 114, 25–41. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2018.05.009>
7. World Health Organization [WHO]. (2023). *Global status report on road safety 2023*. Geneva. 232 p. Retrieved from <https://www.who.int/publications/i/item/9789241565684> (accessed: 05.07.2025).

8. Hauer, E. (2004). The harm done by tests of significance. *Accident Analysis & Prevention*, 36(3), 495–500. [https://doi.org/10.1016/S0001-4575\(03\)00036-8](https://doi.org/10.1016/S0001-4575(03)00036-8). Retrieved from <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0001457503000368> (accessed: 05.08.2025).
9. Kiselev, S. A., Podberezkin, A. A., Borzenkov, A. M., Ostroukh, A. V., & Pronin, C. B. (2025). Dynamic pricing in air cargo: Machine learning and genetic algorithm-based optimization. B *2025 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems (WECONF)* (c. 1–5). St. Petersburg, Russian Federation. <https://doi.org/10.1109/WECONF65186.2025.11017136>
10. Mansurova, M. et al. (2024). Multi-level intelligent control system for inter-vehicle communication between smart traffic lights with computer vision and autonomous electric vehicles. B *2024 International Symposium on Sensing and Instrumentation in 5G and IoT Era (ISSI)* (c. 1–6). Lagoa, Portugal. <https://doi.org/10.1109/ISSI63632.2024.10720507>
11. Ostroukh, A., Kuftinova, N., Borzenkov, A., Podberezkin, A., & Ostroukh, I. (2024). Research on using deep learning for transport demand prediction. B *2024 Intelligent Technologies and Electronic Devices in Vehicle and Road Transport Complex (TIRVED)* (c. 1–5). Moscow. <https://doi.org/10.1109/TIRVED63561.2024.10769599>
12. Puscar, F. M. (2017). *Safety diagnosis of vehicle-bicycle interactions using computer vision systems: A case study in Vancouver, B.C.* (Магистерская диссертация). University of British Columbia, Vancouver, BC, Canada. <https://doi.org/10.14288/1.0343989>. Retrieved from <https://open.library.ubc.ca/soa/cIRcle/collections/ubctheses/24/items/1.0343989> (accessed: 06.08.2025).
13. Radeev, N., & Vinogradova, K. (2025). Semi-automated framework for feature engineering in machine learning and data analysis. B *2025 IEEE 26th International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM)* (c. 1520–1525). Altai, Russian Federation. <https://doi.org/10.1109/EDM65517.2025.11096892>
14. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. B *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (c. 1520–1525). Las Vegas, NV, USA. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.75>

ence on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (c. 779–788). Las Vegas, NV, USA. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>

15. St-Aubin, P., Saunier, N., & Miranda-Moreno, L. (2017). *Large-scale automated proactive road safety analysis using video data*. University of British Columbia. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2015.04.007>. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/275412773_Large-scale_automated_proactive_road_safety_analysis_using_video_data (accessed: 06.08.2025).

16. Yan, S., Fu, Y., Zhang, W., Yang, W., Yu, R., & Zhang, F. (2023). Multi-target instance segmentation and tracking using YOLOv8 and BoT-SORT for video SAR. In *2023 5th International Conference on Electronic Engineering and Informatics (EEI)* (c. 506–510). Wuhan, China. <https://doi.org/10.1109/EEI59236.2023.10212903>

17. Zhang, Z., Zhu, H., Zhang, W., Cai, Z., Zhu, L., & Li, Z. (2023). Multi-objective optimization of traffic signal timing at typical junctions based on genetic algorithms. *Computer Systems Science and Engineering*, 47, 1901–1917. <https://doi.org/10.32604/csse.2023.039395>. EDN: <https://elibrary.ru/FPUNQR>

ДАННЫЕ ОБ АВТОРАХ

Подберёзкин Александр Александрович, старший преподаватель кафедры «Автоматизированные системы управления» ФГБОУ ВО «Московский автомобильно-дорожный государственный технический университет»
Ленинградский проспект, 64, г. Москва, 125319, Российская Федерация
a.podberezkin@gmail.com

Остроух Андрей Владимирович, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры «Автоматизированные системы управления» ФГБОУ ВО «Московский автомобильно-дорожный государственный технический университет»

Ленинградский проспект, 64, г. Москва, 125319, Российской Федерации
ostroukh@mail.ru

Борзенков Александр Михайлович, студент, магистрант кафедры «Автоматизированные системы управления»
ФГБОУ ВО «Московский автомобильно-дорожный государственный технический университет»
Ленинградский проспект, 64, г. Москва, 125319, Российской Федерации
borzenkov03h@mail.ru

Шмонин Артём Михайлович, студент кафедры «Автоматизированные системы управления»
ФГБОУ ВО «Московский автомобильно-дорожный государственный технический университет»
Ленинградский проспект, 64, г. Москва, 125319, Российской Федерации
shmoninam@mail.ru

Пронин Цезарь Борисович, старший преподаватель кафедры «Автоматизированные системы управления»
ФГБОУ ВО «Московский автомобильно-дорожный государственный технический университет»
Ленинградский проспект, 64, г. Москва, 125319, Российской Федерации
caesarpr12@gmail.com

DATA ABOUT THE AUTHORS

Aleksandr A. Podberezkin, Senior Lecturer of the Department of Automated Control Systems
Moscow Automobile and Road Construction State Technical University

64, Leningradsky pr., Moscow, 125319, Russian Federation
a.podberezkin@gmail.com

Andrey V. Ostroukh, Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of the Department of Automated Control Systems
Moscow Automobile and Road Construction State Technical University
64, Leningradsky pr., Moscow, 125319, Russian Federation
ostroukh@mail.ru

Aleksandr M. Borzenkov, Student of the Department of Automated Control Systems
Moscow Automobile and Road Construction State Technical University
64, Leningradsky pr., Moscow, 125319, Russian Federation
borzenkov03h@mail.ru

Artyom M. Shmonin, Student of the Department of Automated Control Systems
Moscow Automobile and Road Construction State Technical University
64, Leningradsky pr., Moscow, 125319, Russian Federation
shmoninam@mail.ru

Cezar B. Pronin, Senior Lecturer of the Department of Automated Control Systems
Moscow Automobile and Road Construction State Technical University
64, Leningradsky pr., Moscow, 125319, Russian Federation
caesarpr12@gmail.com

Поступила 20.09.2025

После рецензирования 15.10.2025

Принята 19.10.2025

Received 20.09.2025

Revised 15.10.2025

Accepted 19.10.2025