

**АРХИТЕКТУРА AI-NATIVE-ПЛАТФОРМЫ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ
СКОРОСТНЫХ РЕЖИМОВ АВТОТРАНСПОРТА**

Остроух А. В. ORCID ID 0000-0002-8887-6132,
Подберёзкин А. А. ORCID ID 0009-0001-6192-5029, Пронин Ц. Б.,
Поспелов П. И. ORCID ID 0000-0002-0493-4957,
Котов А. А. ORCID ID 0000-0002-6855-0688

*Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования
«Московский автомобильно-дорожный государственный технический университет (МАДИ)»,
Москва, Российская Федерация, e-mail: ostroukh@mail.ru*

В статье рассматривается архитектура платформы на основе искусственного интеллекта для автоматизированного управления процессом моделирования скоростных режимов автотранспорта. Целью исследования является разработка архитектуры и алгоритмов управления автоматизированной системой, где интеллектуальные агенты выступают в роли ядра, организующего сквозной технологический процесс от постановки задачи до анализа результатов. Методология исследования базируется на применении агентно-ориентированной парадигмы, принципов платформенной инженерии и контура машинного обучения и эксплуатации для управления жизненным циклом моделей. Предлагаемая архитектура включает слой интеллектуального взаимодействия с пользователем на естественном языке, слой кооперирующихся сервисов для обработки данных, детерминированное расчётное ядро и единую платформу данных. Предложена схема управления технологическим процессом с выделением входных и выходных данных, управляющих воздействий и контрольных точек, что позволяет организовать обратную связь между этапами расчёта и обеспечивает обработку исключительных ситуаций. Агенты в составе системы управляют потоком задач, координируют выполнение этапов извлечения, проверки, расчёта и представления данных, а также обеспечивают автоматическое восстановление при сбоях. В результате создан действующий прототип платформы, демонстрирующий возможность автоматизации этапов подготовки, валидации исходных данных и первичной интерпретации результатов моделирования. Разработанная платформа может рассматриваться как основа для создания интеллектуальных систем поддержки принятия решений в области проектирования и оценки безопасности дорожного движения.

Ключевые слова: платформа на основе искусственного интеллекта, моделирование скоростных режимов, транспортное моделирование, мультиагентная система, автоматизация инженерных расчётов, оркестратор рабочих процессов, архитектура программного обеспечения, контур машинного обучения и эксплуатации

**AI-NATIVE PLATFORM ARCHITECTURE
FOR VEHICLE SPEED REGIME MODELING**

Ostroukh A. V. ORCID ID 0000-0002-8887-6132,
Podberezkin A. A. ORCID ID 0009-0001-6192-5029, Pronin C. B.,
Pospelov P. I. ORCID ID 0000-0002-0493-4957,
Kotov A. A. ORCID ID 0000-0002-6855-0688

*Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education
«Moscow Automobile and Road Construction State Technical University (MADI)»,
Moscow, Russian Federation, e-mail: ostroukh@mail.ru*

The article considers the architecture of an artificial intelligence-based platform for automated control of vehicle speed regime modeling. The aim of the study is to develop an architecture and control algorithms for an automated system in which intelligent agents serve as the core organizing the end-to-end technological process from problem formulation to result analysis. The research methodology is based on the agent-oriented paradigm, platform engineering principles, and a machine learning operations framework for managing model lifecycles. The proposed architecture includes a layer for natural language intelligent interaction with the user, a layer of cooperating services for data processing, a deterministic computation kernel, and a unified data platform. A control scheme for the technological process is proposed, specifying inputs and outputs, control actions, and checkpoints, which enables feedback between calculation stages and ensures exception handling. The agents within the system manage the task flow, coordinate the execution of extraction, validation, calculation, and data presentation stages, and provide automatic recovery from failures. As a result, a working prototype of the platform has been developed, demonstrating the feasibility of automating the stages of data preparation, validation, and primary interpretation of modeling results. The developed platform can be considered as a foundation for creating intelligent decision support systems in the field of road design and traffic safety assessment.

Keywords: AI-Native platform, speed regime modeling, transport modeling, multi-agent system, software architecture, automation of engineering calculations, workflow orchestrator, machine learning operations framework

Введение

Точное моделирование скоростных режимов автотранспорта является важной задачей для проектирования безопасных и эффективных автомобильных дорог, оценки пропускной способности и анализа аварийности. Традиционные подходы к решению этой задачи основаны на применении детерминированных математических моделей, реализованных в виде специализированного программного обеспечения [1]. При этом современные исследования прогнозирования скоростей дорожного движения автомобилей показывают целесообразность совмещения моделей машинного обучения с объяснимыми методами анализа влияния дорожной сети [2; 3]. Однако ключевым ограничением таких систем остаётся значительная доля ручного, трудоёмкого и подверженного ошибкам труда на этапах подготовки и валидации разнородных исходных данных (проектные отметки, параметры транспортных средств, данные о покрытии и ограничениях), а также интерпретации объёмных результатов расчётов.

Современный этап развития цифровых технологий в инженерии характеризуется переходом от автоматизации отдельных операций к созданию интеллектуальных сред, способных управлять сложными процессами [4]. В транспортной предметной области уже сформирован отдельный корпус исследований по применению больших языковых моделей в интеллектуальных транспортных системах, дорожной безопасности и анализе мобильности [5; 6]. Концепция архитектуры на основе искусственного интеллекта (AI-Native) предлагает принципиально иной подход: искусственный интеллект рассматривается не как опциональный модуль, а как фундаментальный, системообразующий принцип архитектуры всей платформы. В такой системе интеллектуальные агенты, потоковая обработка данных и алгоритмы машинного обучения формируют ядро, которое оркеструет все этапы работы – от приёма задачи до генерации инсайтов [7].

Объектом исследования является автоматизированный технологический процесс моделирования скоростных режимов автотранспорта. Предмет исследования составляют архитектура, модели, алгоритмы и программные средства автоматизации этого процесса.

Целью данного исследования является разработка метода архитектурной организации автоматизированной системы управления расчётным процессом моделирования скоростных режимов с использованием интеллектуальных агентов.

Научная новизна работы заключается в разработке метода архитектурной организации автоматизированной системы управления расчётным процессом с использованием интеллектуальных агентов, интегрирующего принципы мультиагентных систем, платформенной инженерии и контура машинного обучения и эксплуатации [7; 8]. В отличие от существующих подходов предлагаемый метод обеспечивает управление сквозным технологическим процессом, включая обработку исключительных ситуаций и автоматическую проверку промежуточных результатов, что позволяет преодолеть разрыв между гибкостью методов искусственного интеллекта и требованием к высокой точности классических инженерных расчётов.

В работе используются следующие понятия.

Архитектура на основе искусственного интеллекта (AI-Native) – подход к проектированию систем, при котором методы искусственного интеллекта являются не надстройкой, а фундаментальным принципом организации всех информационных потоков и управляющих воздействий.

Интеллектуальный агент – программный компонент, обладающий автономией, способностью к целенаправленному поведению и взаимодействию с другими агентами и средой для выполнения поставленных задач.

Оркестратор – компонент, управляющий последовательностью выполнения задач, координацией агентов и обработкой исключительных ситуаций в рамках сквозного технологического процесса.

Самообучающаяся экосистема – архитектурный принцип, при котором каждый выполненный расчёт и корректировка пользователя обогащают платформу данных, становясь основой для дообучения моделей.

«Золотые пути» (golden paths) – стандартизированные шаблоны технологических процессов для типовых сценариев моделирования, обеспечивающие повторяемость и управляемость.

«Единый источник истины» (single source of truth) – принцип организации данных, при котором все компоненты системы используют согласованные данные из единого хранилища, исключаящего противоречия.

Коэффициент безопасности – отношение скорости движения, обеспечиваемой данным участком дороги, к максимальной скорости на предшествующем участке; значения менее 0,4 характеризуют очень опасные участки, 0,4–0,6 – опасные, 0,6–0,8 – малоопасные, более 0,8 – практически не опасные [1; 9].

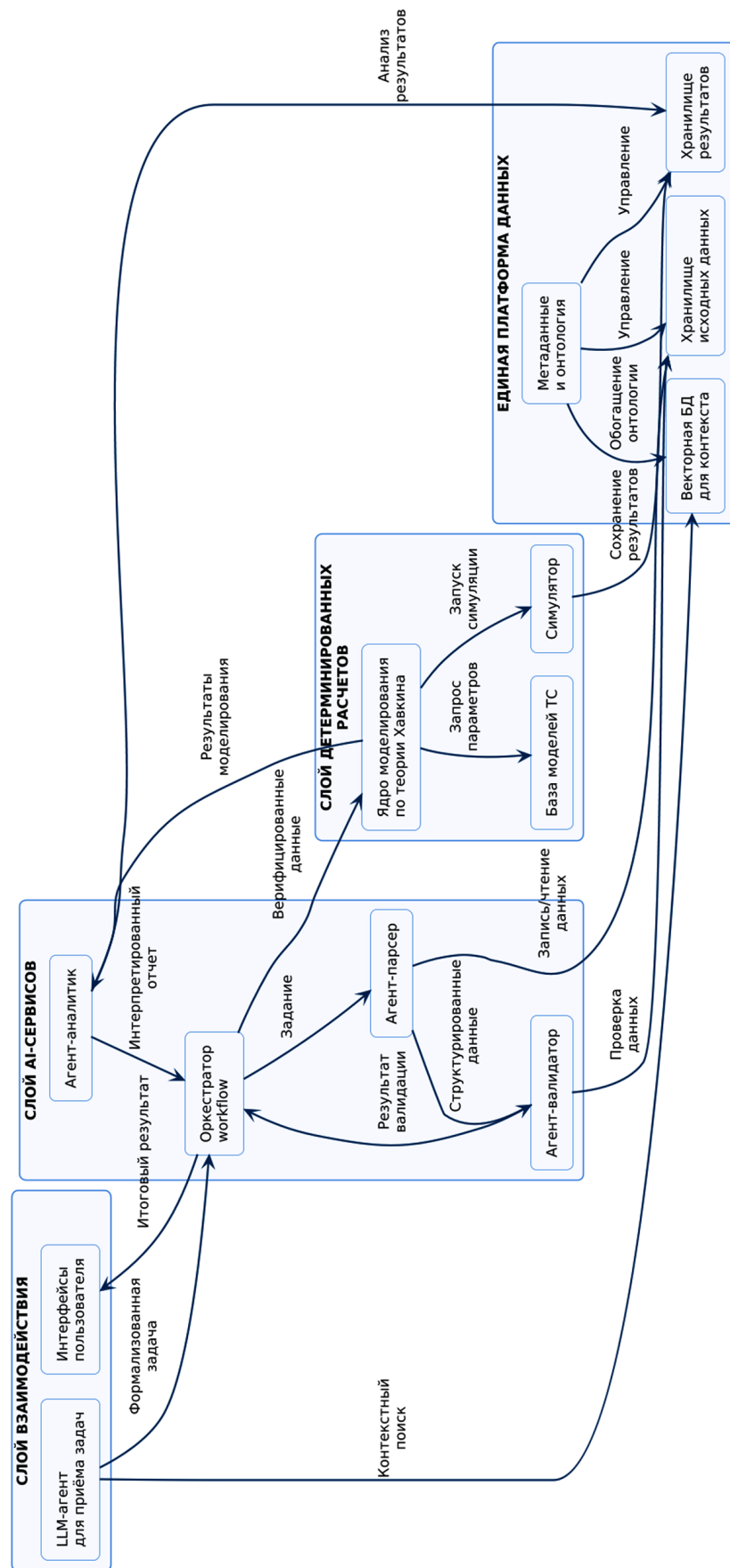


Рис. 1. Высокоуровневая архитектура AI-Native-платформы для моделирования скоростных режимов
Источник: составлено авторами

Материалы и методы исследования

В основе методологии проектирования платформы лежит принцип «платформа как продукт» (Platform-as-a-Product), направленный на предоставление пользователю (инженеру-расчётчику) целостного, удобного сервиса для решения его задачи, а не набора разрозненных инструментов. Это достигается за счёт создания стандартизированных «золотых путей» (golden paths) – шаблонов рабочих процессов (workflow) для типовых сценариев моделирования.

Для реализации AI-Native-подхода была применена *агентно-ориентированная парадигма* с формализацией проектных решений [10-12]. Система декомпозирована на кооперирующихся интеллектуальных агентов, каждый из которых обладает автономией и специализацией. Это согласуется с трендом на переход от систем, автоматизирующих вычисления, к системам, автоматизирующим интеллектуальные этапы работы с данными и знаниями.

Архитектура платформы реализована в виде четырёх логически связанных слоёв (рис. 1).

Слой взаимодействия (Interaction Layer)

Обеспечивает мультимодальный интерфейс для пользователя. Ключевым компонентом является *LLM-агент-коммуникатор*, который принимает задачи, сформулированные на естественном языке (например, «смоделируй движение КамАЗа на горном участке»), и преобразует их в формализованный технический запрос, идентифицируя тип задачи, целевые объекты и параметры [5; 6; 13].

Слой AI-сервисов (AI Services Layer)

Ядро интеллектуальной обработки. Включает:

- *Workflow-оркестратор*. Управляет последовательностью выполнения задач на основе предопределённых сценариев (например, «парсинг → валидация → расчёт → анализ»). Координирует работу агентов, обрабатывает исключения.

- *Специализированные агенты*. Агент-парсер (извлекает структурированные массивы данных – отметки, радиусы кривых – из загруженных файлов CSV, Excel, PDF), агент-валидатор (проверяет физическую реализуемость и корректность данных на соответствие ГОСТам, отраслевым нормам и логическим ограничениям), агент-аналитик (обрабатывает сырые результаты моделирования, выявляет аномалии, выделяет

участки с низким коэффициентом безопасности, формулирует предварительные текстовые выводы).

Слой детерминированных расчётов (Deterministic Computation Layer)

Содержит верифицированные, традиционные расчётные модули, обеспечивающие точность и научную обоснованность результатов. В ядре платформы реализован *алгоритм моделирования скоростных режимов*, основанный на теории расчёта скорости движения автомобилей и уравнениях динамики транспортного средства. Доступ к этому слою строго регламентирован: вызов происходит только после успешного прохождения валидации входных данных.

Единая платформа данных (Unified Data Platform)

Обеспечивает целостность, согласованность и доступность всех информационных активов. Объединяет векторную базу данных для хранения онтологии предметной области и семантического поиска, хранилище исходных данных, хранилище результатов всех выполненных расчётов и систему метаданных. Реализует принцип «единого источника истины», что исключает противоречия в данных, используемых AI-моделями и расчётными модулями.

Технологический стек и MLOps. Платформа построена на основе микросервисной архитектуры с использованием контейнеризации (Docker) и оркестрации (Kubernetes). Для управления жизненным циклом ML-моделей (LLM-агентов, моделей классификации документов [14]) реализован базовый контур машинного обучения и эксплуатации, включающий сохранение версий моделей и данных с использованием специализированных средств [15; 16], отслеживание изменения характеристик данных на основе статистических критериев, контроль качества моделей по метрикам точности на проверочной выборке, механизм возврата к предыдущей стабильной версии модели при обнаружении критического ухудшения качества или изменении свойств данных, а также контур с участием человека в процессе принятия решения о продвижении модели на следующий этап жизненного цикла [8].

Схема управления технологическим процессом. Управление процессом расчёта реализовано на основе формальной схемы, включающей следующие элементы: входные данные (проектная документация, параметры транспортных средств, запрос пользователя); выходные данные (профили скоростей, коэффициенты безопасно-

сти, отчёты); управляющие воздействия (команды оркестратора на запуск агентов, изменение параметров расчёта); контрольные точки (завершение извлечения данных, успешная проверка, получение результатов расчёта). Обратная связь реализована через механизм отслеживания выполнения задач и систему регистрации событий, позволяющую контролировать статус каждого этапа. Обработка исключительных ситуаций включает автоматический перезапуск агентов при сбоях, перенаправление задач на резервные экземпляры и уведомление пользователя о критических ошибках.

Результаты исследования и их обсуждение

В результате проектирования и реализации создан действующий прототип AI-Native-платформы для моделирования скоростных режимов [17]. Ключевым *архитектурным результатом* является успешная интеграция четырёх слоёв в целостную систему, обеспечивающую сквозную автоматизацию типового процесса моделирования.

Результат функционирования платформы проиллюстрирован на примере кейса: пользователь формулирует запрос «*Рассчитай профиль скоростей для грузового автомобиля МАЗ-504 на горном участке трассы длиной 30 км с максимальным уклоном 4%. Учи ограничение скорости в населённых пунктах и кривые радиусом менее 2000 м*» и загружает CSV-файл с пикетажными отметками (рис. 2). LLM-агент-коммуникатор

классифицирует запрос, извлекает сущности (тип ТС, длина, параметры ограничения) и инициирует рабочий процесс.

Агент-парсер обрабатывает CSV-файл, извлекая массив отметок. Агент-валидатор проверяет физическую реализуемость профиля (например, отсутствие обрывов >20 м между пикетами) и корректность формата.

После успешной валидации оркестратор вызывает API детерминированного ядра, передавая ему структурированный пакет входных данных. Ядро выполняет симуляцию и возвращает массив скоростей, времен и коэффициентов безопасности по пикетам. Агент-аналитик обрабатывает эти данные, выделяя участки с минимальным коэффициентом безопасности (<0.6) и формируя текстовый вывод для пользователя. Весь процесс, от загрузки файла до получения интерпретированного результата, выполняется без ручного вмешательства на этапах парсинга, валидации и первичного анализа. В демонстрационном расчёте (длина участка 30 км) платформа сформировала итоговые показатели: средняя скорость 61,7 км/ч, коэффициент безопасности 0,66; время вычисления детерминированного ядра составило 1,7 мс (рис. 3).

Таким образом, основным *функциональным результатом* является *сокращение операционного времени* инженера-расчётчика и потенциальное *снижение риска ошибок* при условии успешной проверки входных данных и корректной настройки модели.

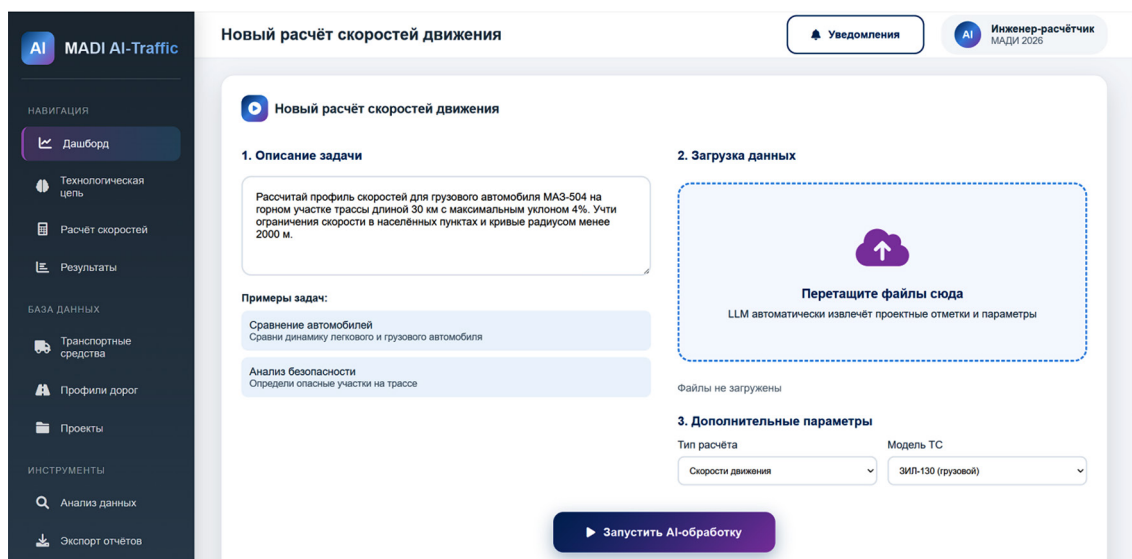


Рис. 2. Интерфейс AI-Native-платформы

Источник: составлено авторами по результатам данного исследования и на основании: URL: <https://ai-traffic.asumadi.ru/>

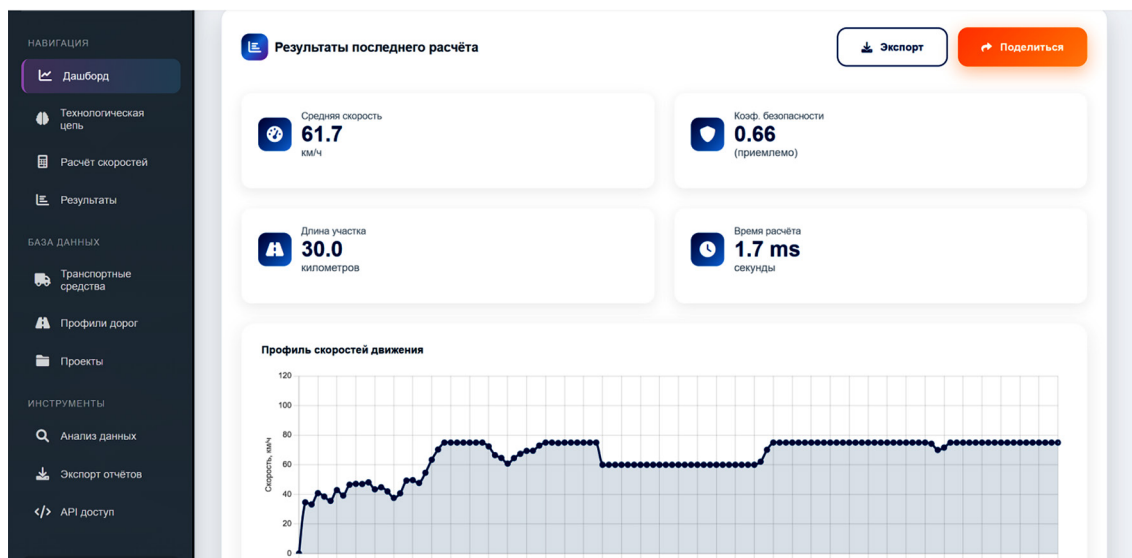


Рис. 3. Результаты расчётов

Рутинные и критические с точки зрения внимательности этапы подготовки данных и первичной обработки результатов передаются агентам. Инженер сосредоточивается на постановке задачи, анализе итоговых выводов и принятии нестандартных решений, выступая в роли «менеджера» для коллектива интеллектуальных агентов. При этом платформа представляет собой прототип, предназначенный для исследовательских и экспериментальных целей, и не может рассматриваться как готовая система для принятия решений по безопасности дорожного движения без дополнительной проверки на реальных объектах.

Предложенная архитектура демонстрирует практический путь построения специализированной AI-Native-системы для конкретной инженерной дисциплины. Основное преимущество подхода – создание *самообучающейся экосистемы*: каждый выполненный расчёт, каждая корректировка пользователя обогащают единую платформу данных, становясь основой для дообучения моделей и улучшения эвристик агентов. Это формирует положительную обратную связь, способствующую повышению точности и интеллекта платформы по мере накопления данных.

Сравнение с традиционными инструментами. Классическое моделирование в специализированном ПО представляет собой линейный процесс с полностью ручным управлением данными. AI-Native-платформа трансформирует его в параллельный, интегрированный и управляемый высокоуровневыми целями рабочего процесса, где пользователь взаимодействует

с системой на концептуальном, а не операционном уровне.

Выявленные *проблемы и ограничения* типичны для проектов, основанных на данных и машинном обучении.

Зависимость от качества данных. Эффективность агентов-парсеров и валидаторов напрямую определяется объёмом и репрезентативностью размеченных датасетов для инженерных документов, создание которых остаётся ресурсоёмкой задачей.

Интерпретируемость (Explainability). Решения и рекомендации, предлагаемые агентом-аналитиком, особенно в неоднозначных ситуациях, требуют возможности «обоснования» для принятия их ответственным инженером. Интеграция методов объяснимого ИИ (XAI) – необходимое направление развития [2].

Интеграция в существующие процессы. Внедрение платформы в действующий технологический процесс предприятия требует разработки адаптеров для существующих САПР, GIS и систем управления данными, что представляет отдельную инженерную задачу.

Перспективы развития связаны с углублением автономии и расширением функциональности системы. Приоритетными являются следующие направления:

- реализация *агента-оптимизатора*, способного не только выполнить расчёт по заданным параметрам, но и предложить инженеру варианты модификации исходных данных (профиля, плана) для достижения целевых показателей безопасности или эффективности [1];

- расширение онтологии и базы знаний платформы для поддержки *мультидисциплинарного моделирования*, например совместного расчёта скоростных режимов и оценки воздействия на окружающую среду;

- усиление *MLOps-контура* до промышленного уровня с развитыми системами мониторинга дрейфа данных, автоматического переобучения и управления экспериментированием (А/В-тестирование моделей) [13].

Заключение

В статье представлена и детально описана архитектура платформы на основе искусственного интеллекта, предназначенной для существенной трансформации процесса моделирования скоростных режимов автотранспорта. Показано, как интеграция принципов мультиагентных систем, платформенной инженерии и унифицированного управления данными позволяет перейти от использования искусственного интеллекта как инструмента постобработки к построению системы, где он является ядром, организующим весь технологический рабочий процесс от постановки задачи до анализа.

Ключевыми результатами являются многоуровневая архитектура, обеспечивающая четкое разделение ответственности между интеллектуальными агентами, детерминированными расчётными модулями и данными; функционирующий прототип, демонстрирующий возможность полной автоматизации рутинных этапов работы с данными в процессе моделирования; а также концептуальное обоснование новой роли инженера как стратега и управляющего интеллектуальной расчётной системой, а не оператора, выполняющего рутинные операции.

Разработка подтверждает актуальность тренда на создание экосистем на основе искусственного интеллекта в инженерном программном обеспечении и предлагает архитектурный шаблон для его реализации в области транспортного моделирования. Дальнейшая работа будет направлена на повышение интеллектуального уровня агентов за счёт внедрения методов оптимизации и усиления промышленного контура машинного обучения и эксплуатации для обеспечения надёжной эксплуатации платформы.

Список литературы

1. Котов А. А. Интерполяция поверхностей и анализ пространственных данных в геоинформационных системах для целей представления и пространственного анализа района изысканий в АСУТП установления полосы варьирования трассы автомобильной дороги // Вестник Московского автомобильно-дорожного института (государственного технического университета). 2005. № 5. С. 50-56. URL: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_21098564_71080911.pdf (дата обращения: 15.05.2026). EDN: RTSEYH.
2. Зырянов В. В., Аохуа Го., Линник Ю. Н., Кулев М. В. Моделирование гибких скоростных режимов на автомагистралях // Мир транспорта и технологических машин. 2024. № 4-1 (87). С. 104-111. DOI: 10.33979/2073-7432-2024-4-1(87)-104-111. EDN: NCCROE.
3. Nesa M., Yoon Y. Speed prediction and nearby road impact analysis using machine learning and ensemble of explainable AI techniques // Scientific Reports. 2024. Vol. 14. Article 25208. URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-024-74545-8> (дата обращения: 15.05.2026). DOI: 10.1038/s41598-024-74545-8.
4. Kuftinova N. G., Ostroukh A. V., Pronin C. B., Pospelov P. I., Kotov A. A. "Hybrid Domain-Specific Large Language Model for Traffic Accident Analysis and Road Safety Index Prediction," 2026 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications, Moscow, Russian Federation, 2026. P. 1-7. DOI: 10.1109/IEEECONF68869.2026.11461182.
5. Wandelt S., Zheng C., Wang S., Liu Y., Sun X. Large Language Models for Intelligent Transportation: A Review of the State of the Art and Challenges // Applied Sciences. 2024. Vol. 14. № 17. Article 7455. URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/14/17/7455> (дата обращения: 17.05.2026). DOI: 10.3390/app14177455.
6. Karim M. M., Shi Y., Zhang S., Wang B., Nasri M., Wang Y. Large language models and their applications in road-way safety and mobility enhancement: A comprehensive review // Artificial Intelligence for Transportation. 2025. Vol. 1. Article 100004. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S3050860625000043> (дата обращения: 12.05.2026). DOI: 10.1016/j.ait.2025.100004.
7. Загидуллин Р. Р., Хайбуллин А. Н. Прогнозирование транспортной загруженности с использованием методов машинного обучения // Транспорт и информационные технологии. 2025. Т. 15. № 2. С. 202–216. DOI: 10.12731/2227-930X-2025-15-2-347. EDN: HHJBXM.
8. Котов А. А. Предиктивное управление потребительскими свойствами автомобильных дорог: технологии непрерывного мониторинга в процессах эксплуатации транспортной инфраструктуры // Строительные и дорожные машины. 2026. № 1. С. 49-66. URL: <https://iereview.ru/index.php/IE/article/view/243> (дата обращения: 15.05.2026). EDN: WVHPWS.
9. Игнатов А. В., Басков В. Н. Методика оценки влияния фактора «Автомобиль» на безопасность дорожного движения // Вестник Сибирского государственного автомобильно-дорожного университета. 2025. Т. 22. № 4 (104). С. 568-577. URL: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_82833437_52003152.pdf (дата обращения: 19.05.2026). DOI: 10.26518/2071-7296-2025-22-4-568-577. EDN: JADMFR.
10. Zhang W., Valencia A., Chang N.-B. Synergistic Integration Between Machine Learning and Agent-Based Modeling: A Multidisciplinary Review // IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. 2023. Vol. 34. № 5. P. 2170–2190. URL: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/34473633/> (дата обращения: 11.05.2026). DOI: 10.1109/TNNLS.2021.3106777.
11. An L., Grimm V., Bai Y. et al. Modeling agent decision and behavior in the light of data science and artificial intelligence // Environmental Modelling & Software. 2023. Vol. 166. Article 105713. URL: https://www.canr.msu.edu/csis/uploads/files/Agent_decision_BD_AI_2023.pdf (дата обращения: 15.05.2026). DOI: 10.1016/j.envsoft.2023.105713.
12. Уваев М. Ю., Шиков А. Н. Применение агентно-ориентированного моделирования системы поддержки принятия решений на предприятии // Автоматизация. Современные технологии. 2025. Т. 79. № 11. С. 504-508. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=83179444> (дата обращения: 15.05.2026). DOI: 10.1016/j.envsoft.2023.105713.

15.05.2026). DOI: 10.36652/0869-4931-2025-79-11-504-508. EDN: RYLWTK.

13. Минаев В. А., Толпыгин А. С. Цифровая платформа для защищенных информационно-управляющих систем беспилотного транспорта // Информация и безопасность. 2024. Т. 27. № 3. С. 309-318. URL: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_76014176_22378518.pdf (дата обращения: 15.05.2026). DOI: 10.36622/1682-7813.2024.27.3.001. EDN: UXJRGD.

14. Сак А. Н. Использование синтаксических связей для классификации строительных документов с помощью методов машинного обучения // Экономика строительства. 2025. № 5. С. 508-511. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=82513860> (дата обращения: 14.05.2026). EDN: YKBEFA.

15. Kreuzberger D., Kühl N., Hirschl S. Machine Learning Operations (MLOps): Overview, Definition, and Architecture //

IEEE Access. 2023. Vol. 11. P. 31866–31879. URL: https://epub.uni-bayreuth.de/7577/1/Machine_Learning_Operations_MLOps_Overview_Definition_and_Architecture.pdf (дата обращения: 19.05.2026). DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3262138.

16. Исаева О. С., Исаев С. В., Кулясов Н. В. Формирование адаптивных рассылок брокера данных Интернета вещей // Информационно-управляющие системы. 2022. № 5 (120). С. 23–31. DOI: 10.31799/1684-8853-2022-5-23-31. EDN: VGTSEJ.

17. Котов А. А., Остроух А. В., Поспелов П. И., Подберёзкин А. А., Пронин Ц. Б. MADI-Speed-AI: моделирование скоростных режимов и расчёт показателей дорожных условий: свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2026662470, опубл. 28.04.2026 Бюл. № 5. Заявка № 2026662348 от 28.04.2026. URL: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_91264667_15459878.PDF (дата обращения: 15.05.2026).

Конфликт интересов: Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

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

Финансирование: Исследование выполнено в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (тема № FSFM-2025-0004), что не повлияло на объективность представленных результатов и выводов.

Financing: The research was carried out within the framework of the state assignment of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (theme No. FSFM-2025-0004), which did not affect the objectivity of the presented results and conclusions.