π-Economy. 2026, Том 19, № 4. С. 198–213.
π-Economy. 2026, Vol. 19, No. 4. Pp. 198–213.

Экономико-математические методы и модели
Economic & mathematical methods and models

Научная статья
УДК 330.46
DOI: https://doi.org/10.18721/JE.19411
EDN: https://elibrary/XKFVQN

САМООБУЧАЮЩАЯСЯ АГЕНТНАЯ МОДЕЛЬ АДАПТИВНОГО ПЛАНИРОВАНИЯ МУЛЬТИМОДАЛЬНЫХ ПЕРЕВОЗОК

А.С. Антонов ✉, **И.В. Ильин, А.И. Лёвина**

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого,
Санкт-Петербург, Российская Федерация

✉ antonov.aleksandr.s@yandex.ru

Аннотация. Мультимодальные перевозки характеризуются высокой степенью неопределенности, разнородностью участников (железнодорожный, морской, автомобильный транспорт) и технологическими ограничениями, что делает традиционные централизованные методы планирования, основанные на статических моделях оптимизации, недостаточно эффективными. Возникает противоречие между необходимостью глобальной координации цепочек поставок и невозможностью оперативной адаптации к динамическим изменениям среды без потери гибкости. Дополнительную сложность вносит необходимость согласования решений между независимыми участниками транспортного процесса, обладающими собственными целями и ограничениями. Целью статьи является разработка самообучающейся мультиагентной модели адаптивного планирования мультимодальных перевозок, основанной на децентрализованном принятии решений и параметрической адаптации критериев агентов. Методологическая база работы объединяет принципы агентно-ориентированного моделирования, элементы теории принятия решений и формализацию поведения участников через универсальную функцию удовлетворенности, отражающую многокритериальную природу транспортных процессов. В рамках исследования последовательно выполнены анализ существующих подходов к планированию мультимодальных перевозок, формализация требований к математическим методам, а также разработка структуры агентов, представляющих ключевые элементы транспортной системы и их взаимодействие. В качестве результата предложена математическая модель, в которой каждый элемент транспортной сети представлен автономным агентом с собственными критериями (стоимость, время, ресурсы) и механизмом локального принятия решений. Взаимодействие агентов реализуется через механизм согласования решений, обеспечивающий формирование согласованного плана перевозки без централизованного управления. Ключевым элементом выступает механизм самообучения: система адаптирует приоритеты агентов путем сравнения ожидаемых и фактических результатов операций, накапливая опыт для повышения точности последующих решений и устойчивости к внешним возмущениям. Новизна предлагаемого решения заключается в создании формализованной модели самообучающейся мультиагентной системы, обеспечивающей адаптацию параметров принятия решений на основе ретроспективного анализа и позволяющей учитывать повторяемость типовых ситуаций. Практическая значимость подтверждается возможностью использования разработанной модели в интеллектуальных логистических платформах, а также снижением необходимости полного перепланирования при возникновении отклонений и повышением устойчивости транспортных процессов. Полученные результаты демонстрируют перспективность применения мультиагентного подхода для эффективного управления мультимодальными перевозками в условиях высокой неопределенности.

© Антонов А.С., Ильин И.В., Лёвина А.И., 2026. Издатель: Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

Ключевые слова: мультимодальные перевозки, мультиагентные системы, адаптивное планирование, функции удовлетворенности агентов, самообучающиеся системы, распределенное принятие решений, логистические системы, управление транспортными процессами

Для цитирования: Антонов А.С., Ильин И.В., Лёвина А.И. (2026) Самообучающаяся агентная модель адаптивного планирования мультимодальных перевозок. π-Economy, 19 (4), 198–213. DOI: https://doi.org/10.18721/JE.19411

Research article
DOI: https://doi.org/10.18721/JE.19411

SELF-LEARNING AGENT MODEL FOR ADAPTIVE PLANNING OF MULTIMODAL TRANSPORTATION

A.S. Antonov ✉ , I.V. Ilyin, A.I. Levina

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University,
St. Petersburg, Russian Federation

✉ antonov.aleksandr.s@yandex.ru

Abstract. Multimodal transportation is characterized by high level of uncertainty, heterogeneity of participants (rail, maritime, road transport), and technological constraints, which make traditional centralized planning methods based on static optimization models insufficiently effective. A contradiction arises between need for global coordination of supply chains and inability to promptly adapt to dynamic changes in environment without loss of flexibility. Additional complexity comes from need to coordinate decisions among independent participants of transport process, each having own objectives and constraints. The aim of the article is to develop a self-learning multi-agent model for adaptive planning of multimodal transportation based on decentralized decision-making and parametric adaptation of agent criteria. Methodological basis combines principles of agent-based modeling, elements of decision theory, and formalization of participant behavior through universal satisfaction function reflecting multi-criteria nature of transport processes. Within study, analysis of existing approaches to multimodal transportation planning, formalization of requirements for mathematical methods, and design of agent structure representing key elements of transport system and their interaction were carried out. As a result, mathematical model is proposed in which each element of transport network is represented as autonomous agent with own criteria (cost, time, resources) and local decision-making mechanism. Interaction of agents is implemented through coordination mechanism that ensures formation of consistent transportation plan without centralized control. Key element is self-learning mechanism: system adapts priorities of agents by comparing expected and actual outcomes of operations, accumulating experience to improve accuracy of subsequent decisions and robustness to external disturbances. Novelty lies in development of formalized model of self-learning multi-agent system that enables adaptation of decision-making parameters based on retrospective analysis and allows consideration of recurring patterns. Practical significance is confirmed by possibility of using developed model in intelligent logistics platforms, as well as by reducing need for complete re-planning when deviations occur and by increasing robustness of transport processes. The results demonstrate potential of multi-agent approach for efficient management of multimodal transportation under conditions of high uncertainty.

Keywords: multimodal transportation, multi-agent systems, adaptive planning, agent satisfaction functions, self-learning systems, distributed decision-making, logistics systems, transport management systems

Citation: Antonov A.S., Ilyin I.V., Levina A.I. (2026) Self-learning agent model for adaptive planning of multimodal transportation. π-Economy, 19 (4), 198–213. DOI: https://doi.org/10.18721/JE.19411

© Antonov A.S., Ilyin I.V., Levina A.I., 2026. Published by Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University

Введение

Актуальность исследования

Мультимодальные перевозки – это способ транспортировки грузов, при котором доставка осуществляется с использованием двух и более видов транспорта в рамках единой логистической цепочки и одного договора перевозки. Такие перевозки возникают в случаях, когда доставка груза не может быть эффективно выполнена одним видом транспорта, например при международных перевозках на большие расстояния, при отсутствии прямого транспортного сообщения между пунктами отправления и назначения, а также при необходимости сочетания различных видов транспорта для снижения стоимости или времени доставки.

Мультимодальные перевозки широко применяются в международной торговле, в глобальных цепочках поставок, в контейнерных перевозках, а также в отраслях с распределенной производственной и сбытовой структурой, таких как промышленность и ритейл. Наибольшее распространение они получили в регионах с развитой транспортной инфраструктурой и с активными внешнеторговыми потоками, включая Европу, Азию и Северную Америку.

Каждый вид транспорта, функционирующий в мультимодальных перевозках, имеет свои собственные технологические, организационные и инфраструктурные условия. Железнодорожный транспорт ориентирован на строгие расписания и крупные объемы перевозок, морской транспорт характеризуется длительными сроками доставки и зависимостью от портовой инфраструктуры, автомобильный транспорт обладает высокой гибкостью маршрутов, а авиационные перевозки обеспечивают высокую скорость доставки при наличии жестких ограничений, связанных с пропускной способностью аэропортов и регламентами безопасности. Указанные особенности приводят к формированию сложной сети взаимозависимостей между участками маршрута, в которой изменение параметров на одном этапе транспортировки может вызвать цепную реакцию и привести к необходимости корректировки всей транспортной цепочки.

Традиционные методы планирования транспортных процессов основаны на централизованных моделях оптимизации, разработанных в рамках теории исследования операций. К числу таких методов относятся задачи маршрутизации транспортных средств, задачи распределения потоков в транспортных сетях, а также модели линейного и целочисленного программирования, используемые для выбора маршрутов и распределения грузопотоков.

Исторически данные подходы восходят к классической работе [1], в которой была впервые сформулирована задача маршрутизации транспортных средств как задача оптимального планирования перевозок. Несмотря на значительную давность, данные модели до настоящего времени лежат в основе большинства современных алгоритмов планирования транспортных процессов, что подтверждается последующими исследованиями в области оптимизации на транспортных сетях [2, 3].

В современных работах данные методы получили развитие в виде расширенных моделей планирования перевозок, учитывающих многокритериальность, временные ограничения и мультимодальную структуру транспортных цепочек. В обзорной работе [4] показано, что большинство существующих моделей мультимодальных перевозок по-прежнему основано на математическом программировании и сетевых моделях оптимизации. Аналогичные выводы представлены в работе [5], где подчеркивается, что задачи маршрутизации и распределения потоков остаются центральными элементами планирования транспортных систем, несмотря на рост сложности и динамичности среды.

«Узкое место» подобных моделей заключается в том, что они позволяют получать решения, оптимальные с точки зрения выбранных критериев эффективности, однако их применение связано с рядом существенных ограничений [6]. Данные модели требуют значительных вычислительных ресурсов для обработки большого объема данных и пересчета решений при изменении исходных условий. Также такие модели плохо приспособлены к работе в условиях динамической

среды, где изменения могут происходить быстрее, чем выполняется процесс пересчета оптимального плана.

Для решения этой задачи могут быть использованы мультиагентные системы, рассматривающие транспортную систему как совокупность взаимодействующих агентов, каждый из которых представляет отдельного участника процесса и обладает возможностью принимать решения в рамках собственной области ответственности. Такой подход позволяет распределить процесс принятия решений между участниками системы, повысить гибкость планирования и обеспечить более быструю реакцию на изменения внешней среды [7–9].

Обзор литературы

Проблема планирования мультимодальных перевозок является предметом активных исследований в ракурсах транспортной логистики, исследования операций и экономико-математического моделирования. В научной литературе сформировались несколько основных направлений разработки моделей планирования перевозок, различающихся уровнем централизации управления, используемыми методами оптимизации и степенью учета динамических факторов транспортной среды.

Одной из наиболее цитируемых обзорных работ в данной области является исследование [4], в котором проведен систематический анализ моделей планирования мультимодальных перевозок. Авторы классифицируют существующие исследования по уровням принятия решений – стратегическому, тактическому и операционному – и показывают, что большинство моделей ориентировано на задачи выбора маршрутов, распределения грузопотоков и проектирования транспортных сетей. В качестве основных методов используются модели математического программирования, сетевые оптимизационные модели и различные эвристические алгоритмы. При этом в работе подчеркивается, что существующие модели в большинстве случаев ориентированы на статические условия планирования и слабо учитывают динамику транспортных процессов и возникающие нарушения выполнения перевозок.

Сходный вывод представлен в работе [10], посвященной анализу методов операционных исследований в интермодальных грузовых перевозках. Авторы отмечают, что мультимодальные транспортные системы характеризуются высокой сложностью, обусловленной необходимостью координации различных видов транспорта, терминалов и участников транспортного процесса. В таких системах необходимо одновременно учитывать маршрутизацию грузов, расписания транспортных средств, ограничения терминальной инфраструктуры и технологические требования перегрузки. В результате классические модели оптимизации часто оказываются недостаточно гибкими для эффективного полирования процессов в подобных системах.

Значительное внимание в научной литературе уделяется централизованным моделям управления мультимодальными перевозками. Так, в работе [11] предложена модель управления сетью экспедиторских перевозок в реальном времени, в которой интегрируются различные виды транспорта и операции перегрузки грузов. Автор рассматривает систему, способную динамически корректировать транспортные планы при возникновении различных нарушений, включая задержки транспортных средств, изменения условий движения и появление новых заказов. Несмотря на ориентацию на динамическую среду, предложенный подход остается централизованным и предполагает наличие системы управления, которая выполняет постоянный пересчет транспортного плана на основе поступающей информации.

В последующих исследованиях развитие получили модели оперативного перепланирования мультимодальных перевозок в условиях неопределенности. В работе [12] предложена гибридная система поддержки принятия решений для планирования и управления интермодальными перевозками. Авторы рассматривают транспортную сеть, включающую автомобильный, железнодорожный и внутренний водный транспорт, и разрабатывают модель, позволяющую выявлять

нарушения транспортных процессов и формировать альтернативные планы перевозок. Особенностью данной системы является интеграция нескольких стадий управления – от построения исходного плана до анализа его исполнения и последующего перепланирования. Тем не менее механизм адаптации системы по-прежнему основан на повторном вычислении альтернативных решений в централизованной системе поддержки принятия решений.

Отдельное направление исследований связано с применением мультиагентных технологий в планировании транспортных процессов. В работе [13] предложена мультиагентная архитектура планирования интермодальными транспортными цепочками. Авторы рассматривают задачу планирования перевозок как совокупность взаимодействующих подзадач, соответствующих различным участникам транспортного процесса. Для координации решений используется механизм переговоров между агентами, а сама система функционирует на основе дискретно-событийной модели. Несмотря на использование мультиагентной архитектуры, в данной работе отсутствует единая формализация предпочтений агентов и не рассматривается механизм адаптации их поведения на основе накопленного опыта [14–16].

В ряде современных исследований рассматриваются возможности применения методов обучения для задач планирования мультимодальных перевозок. Так, в работе [17] предложена модель многокритериальной маршрутизации мультимодальных перевозок на основе обучения с подкреплением. Авторы учитывают одновременно несколько критериев эффективности, включая стоимость перевозки, время доставки и экологические показатели, и демонстрируют улучшение качества решений по сравнению с традиционными метаэвристическими алгоритмами. Однако обучение в данной модели направлено на поиск оптимального маршрута в транспортной сети, тогда как параметры предпочтений участников транспортного процесса остаются фиксированными [18–21].

Анализ существующих исследований показывает, что современные модели планирования мультимодальных перевозок развиваются по нескольким направлениям:

- централизованные модели оптимизации позволяют получать решения высокого качества, однако плохо адаптируются к динамическим изменениям транспортной среды;
- мультиагентные подходы обеспечивают более гибкое планирование, но часто ограничиваются имитационными моделями взаимодействия агентов;
- методы машинного обучения позволяют учитывать неопределенность и изменчивость среды, однако обычно применяются для решения отдельных задач маршрутизации [22, 23].

Проведенный анализ показывает, что существующие модели планирования мультимодальных перевозок не обеспечивают одновременного объединения трех аспектов, необходимых для работы в динамичной транспортной среде. К ним относятся формализованное описание поведения участников перевозочного процесса, адаптация параметров принятия решений на основе фактических результатов выполнения перевозок и распределенное формирование транспортного плана без необходимости централизованного пересчета всей модели при каждом изменении условий.

Нерешенная проблема заключается в отсутствии самообучающейся мультиагентной модели адаптивного планирования мультимодальных перевозок, в которой поведение агентов описывается через единую математическую функцию предпочтений, а параметры принятия решений изменяются на основе сопоставления ожидаемых и фактических результатов транспортных операций. Отсутствие такой модели ограничивает возможность применения мультиагентного подхода в условиях высокой неопределенности, когда требуется не только согласование решений между участниками перевозочного процесса, но и накопление опыта для последующей корректировки параметров планирования.

Цель и задачи

Целью статьи является разработка самообучающейся мультиагентной модели адаптивного планирования мультимодальных перевозок, обеспечивающей формирование и корректировку транспортных решений на основе распределенного принятия решений и анализа фактических результатов выполнения перевозок.

Для достижения поставленной цели в работе решаются следующие задачи:

1) провести анализ существующих методов планирования мультимодальных перевозок и выявить их основные ограничения в условиях высокой неопределенности транспортной среды;

2) обосновать целесообразность применения мультиагентного подхода для планирования мультимодальных транспортных процессов;

3) сформулировать математическую модель поведения агентов на основе функций удовлетворенности, отражающих их критерии принятия решений;

4) предложить и математически описать механизм самообучения мультиагентной системы, обеспечивающий адаптацию параметров принятия решений на основе анализа фактических результатов выполнения транспортных операций;

5) провести анализ преимуществ и ограничений предложенной модели с точки зрения ее применения в интеллектуальных системах планирования логистических процессов.

Материалы и методы

Логика проведения исследования по решению поставленных задач может быть описана в виде последовательно реализуемых этапов:

Этап 1: провести анализ существующих методов планирования мультимодальных перевозок, включая модели математического программирования, сетевые оптимизационные подходы и мультиагентные системы, выявить основные ограничения традиционных методов.

Этап 2: определить требования к формализации поведения агентов и механизму адаптации параметров принятия решений в системе мультимодальных перевозок.

Этап 3: определить перечень агентов, соответствующих ключевым участникам транспортного процесса; для каждого типа агентов определить цели функционирования, ограничения и основные критерии принятия решений, разработать математический аппарат описания поведения агентов. Введена универсальная функция удовлетворенности, позволяющая формализовать предпочтения агентов в виде совокупности критериев с изменяемыми весовыми коэффициентами. Определен принцип нормировки частных оценок и агрегирования критериев в единую функцию.

Этап 4: предложить и математически описать механизм самообучения системы.

Этап 5: формализовать процедуры обновления параметров модели во времени, включая введение временного индекса, описание динамики изменения весов критериев и нормировку параметров после обновления.

Методологически исследование опирается на методы и модели линейного программирования, агентного моделирования и сетевого анализа.

Результаты и обсуждение

В соответствии с ГОСТ 34.003-90 математическое обеспечение автоматизированной системы представляет собой совокупность математических методов, моделей и алгоритмов, применяемых для решения задач автоматизированной системы. В рамках настоящей статьи рассматриваются отдельные элементы математического обеспечения, необходимые для построения самообучающейся мультиагентной модели адаптивного планирования мультимодальных перевозок. К таким элементам относятся модель поведения агентов транспортного процесса, функция удовлетворенности агентов, механизм оценки ожидаемых и фактических результатов перевозки, функция

награды, алгоритм адаптации весовых коэффициентов критериев и процедура самообучения системы. Далее данные элементы раскрываются через описание структуры агентов, формализацию функции удовлетворенности, механизм расчета награды и алгоритм адаптации параметров принятия решений.

Под системой адаптивного планирования мультимодальными перевозками в рамках настоящего исследования понимается организационно-информационная система, предназначенная для планирования, координации, мониторинга и адаптивного перепланирования мультимодальных перевозок в пределах доступного организатору перевозки сегмента транспортной сети. Основной функцией системы планирования является обеспечение адаптивного перевозочного процесса в условиях изменения параметров транспортной среды. В рамках рассматриваемой системы реализуются функции планирования, мониторинга, контроля и поддержки принятия решений. Функция планирования заключается в формировании и корректировке мультимодальных маршрутов перевозки, функция контроля – в анализе исполнения транспортных операций и выявлении отклонений, функция поддержки принятия решений – в выборе вариантов действий при изменении параметров транспортной среды.

Задача адаптивного планирования мультимодальных перевозок заключается в формировании и динамической корректировке плана доставки грузов по мультимодальным маршрутам с учетом текущего состояния транспортной сети, доступности ресурсов, ограничений перевозочного процесса и изменений параметров внешней среды. В рамках данной задачи требуются определение последовательности транспортных узлов, выбор видов транспорта и перевозчиков, распределение ресурсов и корректировка маршрутов таким образом, чтобы обеспечить достижение целевых показателей перевозочного процесса при сохранении устойчивости системы к возникающим возмущениям.

В ответ на выявленные ограничения широко используемых подходов к планированию мультимодальных перевозок в настоящей работе предлагается самообучающаяся мультиагентная модель адаптивного планирования мультимодальных перевозок. Суть предлагаемого подхода состоит в том, что процесс планирования рассматривается не как единая централизованная оптимизационная задача, а как последовательность согласованных локальных решений, принимаемых автономными агентами в изменяющейся транспортной среде. Каждый агент отражает отдельного участника или ресурс перевозочного процесса, имеет собственные критерии принятия решений и оценивает варианты действий через функцию удовлетворенности. После выполнения транспортной операции система сопоставляет ожидаемые и фактические результаты, после чего корректирует веса критериев агентов. За счет этого модель не только формирует согласованный план перевозки, но и изменяет параметры принятия решений на основе накопленного опыта.

Система мультимодальных перевозок строится как совокупность отдельных агентов, каждый из которых является отдельным участником транспортного процесса, обладающим собственными критериями эффективности, ограничениями и правилами поведения. В рамках мультимодальной транспортной цепочки такими агентами выступают агент заказа и агенты транспортных ресурсов, представляющие различные виды транспорта:

- агент заказа отражает интересы грузоотправителя или логистического заказа и стремится обесечить перевозку с приемлемыми сроками, стоимостью и качеством сервиса;
- агенты ресурсов (агенты транспортных ресурсов), отражают интересы исполнителей перевозки и ориентированы на рациональное использование собственных мощностей, соблюдение технологических требований и минимизацию операционной неэффективности.

Взаимодействие указанных агентов происходит через механизм виртуального рынка, в котором решения формируются поэтапно, через обмен предложениями, через выбор сегментов маршрута и через последующую корректировку параметров поведения системы [24].

В предлагаемой модели каждый агент рассматривается как самостоятельный субъект принятия решений, обладающий собственной системой предпочтений. С учетом специфики мультимодальных перевозок в модели выделяются следующие типы агентов ресурсов:

1) агент автомобильного транспорта;
2) агент железнодорожного транспорта;
3) агент морского транспорта;
4) агент авиационного транспорта.

Агент автомобильного транспорта характеризуется высокой гибкостью маршрутов и ориентирован на выполнение перевозок с минимальными временными задержками при ограниченной грузовместимости. Его поведение определяется стремлением к максимальной загрузке транспортных средств, сокращению простоев и минимизации отклонений от запланированного графика.

Агент железнодорожного транспорта функционирует в условиях фиксированных расписаний и высокой пропускной способности. Его интересы связаны с обеспечением полной загрузки составов, с соблюдением графика движения и с минимизацией простоев на узловых станциях. В отличие от автомобильного транспорта, данный агент обладает меньшей гибкостью, но обеспечивает более устойчивое выполнение перевозок на длинных плечах.

Агент морского транспорта ориентирован на перевозки больших объемов грузов с длительными сроками доставки. Его поведение определяется необходимостью оптимизации загрузки судов, координации с портовой инфраструктурой и учета расписаний захода в порты. Существенную роль в его функционировании играют ограничения, связанные с портовыми операциями и временем обработки грузов.

Агент авиационного транспорта обеспечивает максимальную скорость доставки при наличии жестких ограничений по стоимости перевозки и по доступности инфраструктуры. Его интересы связаны с эффективным использованием ограниченных мощностей, с соблюдением временных окон и с минимизацией задержек, оказывающих существенное влияние на стоимость операций.

Таким образом, агенты ресурсов формируют распределенную среду принятия решений, в которой каждый участник стремится к достижению собственных целей при соблюдении технологических и инфраструктурных ограничений. Указанные особенности находят отражение в составе критериев функции удовлетворенности и в значениях их весовых коэффициентов, что обеспечивает возможность формализации разнородного поведения агентов в рамках единой математической модели [25, 26].

Поведение агента описывается через функцию удовлетворенности, отражающую степень соответствия выбранного решения его целям и ограничениям [27–29]. Так как система функционирует в динамической среде, все оценки и параметры модели зависят от времени. Индекс времени (t) вводится во все основные выражения как элемент модели, позволяющий учитывать накопление опыта и реализовывать механизм самообучения. В момент времени (t) агент оценивает ожидаемое качество решения, после исполнения плана система наблюдает фактический результат, сопоставляет его с ожидаемым и на этой основе изменяет внутренние параметры. Время в модели используется для отражения действия системы во времени, для фиксации накопленного опыта и для реализации механизма самообучения.

В системе рассматривается множество агентов i:

$$i \in \{1, \ldots, N\},$$

где N – общее число агентов в системе.

Общая функция удовлетворенности агента i имеет вид:

$$Y_i(t) = \sum_{j=1}^{M_i} w_{ij}(t)\, y_{ij}(t),$$

где $Y_i(t)$ – удовлетворенность агента i в момент времени t; M_i – число критериев, значимых для агента i; $w_{ij}(t)$ – вес j-го критерия для агента i, отражающий его текущую значимость в момент времени t; $y_{ij}(t)$ – частная удовлетворенность агента i по j-му критерию в момент времени t.

Частная удовлетворенность $y_{ij}(t)$ представляет собой нормированную оценку степени достижения агентом i значения критерия j в момент времени t. Значение $y_{ij}(t) = 0$ соответствует полному неудовлетворению критерия, а значение $y_{ij}(t) = 1$ соответствует максимально предпочтительному результату. Нормирование позволяет использовать критерии различной природы в рамках единой модели, например стоимость перевозки, время доставки, уровень загрузки ресурсов и другие показатели эффективности транспортного процесса.

При этом все оценки нормированы:

$$y_{ij}(t) \in [0,1]; \quad \sum w_{ij}(t) = 1.$$

Удовлетворенность агента представляет собой взвешенную сумму частных оценок по отдельным критериям. Такая форма записи является универсальной и позволяет использовать единый принцип описания для агентов разных типов: для агента заказа, для агентов транспортных ресурсов, а также для других элементов системы. При этом различие между агентами проявляется в составе критериев и в значениях их весов. С прикладной точки зрения это позволяет формализовать в едином виде поведение разнородных участников мультимодальной транспортной системы. При этом данная свертка не означает тождественности экономической природы агентов. Единым в модели является лишь общий принцип агрегирования критериев, тогда как содержание самих критериев полностью определяется типом агента.

Использование только функции удовлетворенности агента приводит к замкнутому циклу принятия решений, описывающему метаматематическую модель без обучения. Принципиальная новизна предлагаемого подхода заключается в том, что после выполнения плана система использует не только ожидаемые оценки, но и фактические результаты транспортных операций. В отличие от статических моделей выбора, в предлагаемой системе после выполнения плана учитывается не только ожидаемая, но и фактическая результативность принятых решений. Это позволяет перевести мультиагентный механизм из режима локального согласования в режим накопительного обучения на основе опыта выполнения перевозок.

После завершения транспортной операции для каждого агента определяется фактическая удовлетворенность, полученная на основе реально достигнутых результатов за счет подстановки фактических данных в функцию удовлетворенности, использованную для расчета ожидаемого результата.

Далее вводится награда агента $R_i(t)$:

$$R_i(t) = Y_i^{fact} - Y_i(t),$$

где $Y_i^{fact}(t) = \sum_{j=1}^{M_i} w_{ij}(t) y_{ij}^{fact}(t)$.

При этом $y_{ij}^{fact}(t)$ представляет собой фактическую нормированную оценку достижения агентом i значения критерия j, рассчитанную по результатам завершенной транспортной операции. В отличие от ожидаемой оценки, формируемой на этапе планирования на основе прогнозных параметров перевозки, величина определяется на основе фактически наблюдаемых значений критериев, включая фактическое время доставки, фактические транспортные затраты,

уровень использования ресурсов и иные показатели, характеризующие результат выполнения перевозки.

Если $R_i(t) > 0$, то фактически реализованное решение оказалось лучше ожидаемого, следовательно, текущая стратегия выбора и рыночного согласования может считаться эффективной. Если $R_i(t) < 0$, это означает, что план привел к ухудшению результата относительно ожидаемой оценки, и параметры принятия решений должны быть скорректированы.

Таким образом, агент не просто сравнивает варианты в момент выбора, но и пересматривает значимость собственных критериев после завершения перевозки. Система начинает обучаться на реальных результатах, а не только на прогнозах, что переводит мультиагентную модель с полностью операционного уровня на уровень тактического планирования и параметрической адаптации. Обновление весов критериев выглядит следующим образом:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta R_i(t)\, y_{ij}^{real}(t),$$

где $w_{ij}(t+1)$ – обновленный вес критерия i агента i; η – шаг обучения, $0{,}001 \le \eta \le 0{,}1$; $y_{ij}^{real}(t)$ – вклад j-го критерия в фактический результат агента i.

После обновления веса нормируются:

$$\sum_j w_{ij}(t+1) = 1.$$

Из формулы следует, что веса тех критериев, которые внесли положительный вклад в фактически успешный результат, увеличиваются, тогда как значимость критериев, связанных с неудачными решениями, в относительном выражении снижается. Тем самым система не просто повторяет прошлые правила выбора, а постепенно изменяет внутренние приоритеты агентов. В этом состоит одно из наиболее важных отличий предлагаемой модели от традиционных мультиагентных схем, где предпочтения агентов считаются фиксированными.

Механизм самообучения реализует мягкую параметрическую адаптацию модели, при которой агенты не меняют базовую структуру своих целей, но изменяют относительную важность критериев внутри этой структуры. Это особенно важно для мультимодальной транспортной среды, где одни и те же параметры могут иметь различную значимость в зависимости от повторяемости ситуаций, характера нарушений, загрузки инфраструктуры и накопленного опыта исполнения перевозок.

Предложенный математический аппарат обладает несколькими важными свойствами. Во-первых, он обеспечивает единый принцип описания поведения различных агентов при сохранении индивидуальности их критериев. Во-вторых, он позволяет учитывать отраслевую специфику различных видов транспорта в рамках одной модели. В-третьих, введение временного индекса и процедуры обновления весов превращает систему из статической схемы согласования в самообучающуюся мультиагентную среду, способную адаптироваться к повторяющимся паттернам рынка перевозок.

Предложенный механизм самообучения может быть интерпретирован как упрощенная форма обучения с подкреплением (Reinforcement Learning, RL), в которой агенты корректируют параметры своей функции предпочтений на основе получаемой награды. В отличие от классических подходов RL, ориентированных на поиск оптимальной стратегии в пространстве состояний и действий, в данной модели обучение реализуется через адаптацию весовых коэффициентов критериев, что позволяет учитывать специфику распределенного принятия решений в мультиагентной среде.

Практическое значение такого подхода состоит в том, что он позволяет строить интеллектуальные системы поддержки принятия решений для мультимодальных перевозок, в которых отдельные участники транспортного процесса не просто исполняют команды центра, а выступают как активные носители собственных критериев и ограничений. Это особенно важно для реальной логистики, где транспортная цепочка формируется не внутри одной полностью контролируемой системы, а на стыке интересов перевозчиков, терминалов, операторов и заказчиков [30, 31].

Для оценки потенциальной эффективности предложенного подхода можно рассмотреть сравнительный сценарий, в котором централизованная модель и мультиагентная система применяются к одной и той же транспортной задаче в условиях возникновения возмущений (например, задержек или изменения доступности ресурсов). В централизованной модели требуется пересчет всего транспортного плана, тогда как в мультиагентной системе изменения локализуются на уровне отдельных агентов. Это позволяет сократить время реакции системы и уменьшить количество изменений в уже согласованных сегментах маршрута. Таким образом, предложенный подход обеспечивает более устойчивое поведение системы при повторяющихся нарушениях и может рассматриваться как инструмент агентно-ориентированного адаптивного планирования мультимодальных перевозок.

Вместе с тем предложенная модель имеет и ряд ограничений. Во-первых, качество самообучения зависит от корректности нормировки критериев и от выбора шага обучения. Во-вторых, линейная форма удовлетворенности предполагает аддитивность критериев и не учитывает возможные нелинейные эффекты их взаимодействия. В-третьих, без дополнительной процедуры калибровки веса могут адаптироваться нестабильно в условиях редких, но сильных возмущений внешней среды.

Дополнительным ограничением является то, что в текущем виде модель описывает самообучение на уровне адаптации весов критериев, но не включает более сложные механизмы контекстной памяти, в которых система различала бы типы ситуаций и по-разному обновляла бы параметры в зависимости от класса события.

Перспективы развития модели связаны с ее интеграцией в цифровые логистические платформы, с использованием цифровых двойников логистической инфраструктуры и с расширением онтологического слоя системы для более точного описания условий формирования мультимодальных цепочек.

Заключение

В рамках проведенного исследования разработана самообучающаяся мультиагентная модель адаптивного планирования мультимодальных перевозок, в которой процесс формирования транспортного плана представлен как согласование локальных решений автономных агентов. Суть предложенного подхода состоит в переходе от централизованного пересчета единого оптимального плана к распределенному механизму планирования, где каждый агент отражает отдельного участника или ресурс перевозочного процесса, обладает собственной системой критериев и принимает решения в пределах своей области ответственности. Такое представление позволяет учитывать разнородность мультимодальной транспортной среды и связывать итоговое решение не только с параметрами маршрута, но и с поведением участников перевозочного процесса.

К основным результатам исследования относится формализация структуры агентов мультимодальной транспортной системы. В модели выделены агент заказа и агенты транспортных ресурсов, представляющие различные виды транспорта и отражающие особенности их функционирования в перевозочном процессе. Для описания поведения агентов предложена функция

удовлетворенности, позволяющая представить критерии принятия решений в единой математической форме. При этом различия между агентами сохраняются за счет состава критериев и значений весовых коэффициентов, что обеспечивает возможность описания разнородных участников транспортной системы в рамках единой модели.

Отдельным результатом является разработка механизма самообучения, основанного на сопоставлении ожидаемых и фактических результатов выполнения транспортных операций. Для этого в модель введены функция награды и правило обновления весовых коэффициентов критериев. После завершения перевозки система получает фактические значения показателей, сравнивает их с ожидаемыми результатами и на этой основе корректирует параметры принятия решений. Это позволяет модели не только согласовывать решения в момент планирования, но и изменять внутренние приоритеты агентов по мере накопления опыта выполнения перевозок.

Полученные результаты показывают, что предложенная модель формирует основу для агентно-ориентированного адаптивного планирования мультимодальных перевозок в условиях неопределенности. В отличие от статических моделей, где параметры выбора фиксированы заранее, разработанная модель предусматривает их последующую корректировку на основе результатов функционирования системы. Это позволяет снизить зависимость процесса планирования от полного централизованного пересчета и повысить устойчивость транспортного плана при возникновении отклонений на отдельных участках мультимодальной цепочки.

Практическая значимость разработанной модели связана с возможностью ее использования в интеллектуальных логистических платформах и в системах поддержки принятия решений. Модель может применяться для формирования и корректировки мультимодальных маршрутов, для согласования решений между участниками перевозочного процесса и для анализа последствий отклонений от исходного плана. Вместе с тем применение модели требует корректного выбора структуры критериев, процедуры нормировки показателей и параметров обучения. Дальнейшие исследования могут быть направлены на проверку модели на реальных данных, на уточнение механизма адаптации весов и на расширение состава факторов, влияющих на принятие решений в мультимодальной транспортной среде.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Dantzig G.B., Ramser J.H. (1959) The Truck Dispatching Problem. *Management Science*, 6 (1), 80–91. DOI: 10.1287/mnsc.6.1.80

2. Ahuja R.K., Magnanti T.L., Orlin J.B. (1993) *Network flows: Theory, algorithms, and applications.* Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.

3. Ferjani A., El Yaagoubi A., Boukachour J., Duvallet C. (2024) An optimization-simulation approach for synchromodal freight transportation. *Multimodal Transportation*, 3 (3), art. no. 100151. DOI: 10.1016/j.multra.2024.100151

4. SteadieSeifi M., Dellaert N.P., Nuijten W., Van Woensel T., Raoufi R. (2014) Multimodal freight transportation planning: A literature review. *European Journal of Operational Research*, 233 (1), 1–15. DOI: 10.1016/j.ejor.2013.06.055

5. Demir E., Bektaş T., Laporte G. (2014) A review of recent research on green road freight transportation. *European Journal of Operational Research*, 237 (3), 775–793. DOI: 10.1016/j.ejor.2013.12.033

6. Pillac V., Gendreau M., Guéret C., Medaglia A.L. (2013) A review of dynamic vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*, 225 (1), 1–11. DOI: 10.1016/j.ejor.2012.08.015

7. Alaei S., Durán-Micco J., Macharis C. (2024) Synchromodal transport re-planning: an agent-based simulation approach. *European Transport Research Review*, 16, art. no. 1. DOI: 10.1186/s12544-023-00624-y

8. Richter N., Martins-Turner K., Nagel K. (2024) Extension of an agent-based simulation for the optimized allocation of freight requests to differently structured supply chains. *Procedia Computer Science*, 238, 728–735. DOI: 10.1016/j.procs.2024.06.084

9. Фролов К.В., Бабкин А.В., Фролов А.К. (2024) Понятие и сущность цифровизации и цифровой трансформации на основе фундаментальных и прикладных аспектов системно-кибернетической теории. *π-Economy*, 17 (1), 7–26. DOI: 10.18721/JE.17101

10. Macharis C., Bontekoning Y.M. (2004) Opportunities for OR in intermodal freight transport research: A review. *European Journal of Operational Research*, 153 (2), 400–416. DOI: 10.1016/S0377-2217(03)00161-9

11. Bock S. (2010) Real-time control of freight forwarder transportation networks by integrating multimodal transport chains. *European Journal of Operational Research*, 200 (3), 733–746. DOI: 10.1016/j.ejor.2009.01.046

12. Hrušovský M., Demir E., Jammernegg W., Van Woensel T. (2021) Real-time disruption management approach for intermodal freight transportation. *Journal of Cleaner Production*, 280 (2), art. no. 124826. DOI: 10.1016/j.jclepro.2020.124826

13. Di Febbraro A., Sacco N., Saeednia M. (2016) An agent-based framework for cooperative planning of intermodal freight transport chains. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 64, 72–85. DOI: 10.1016/j.trc.2015.12.014

14. Davidsson P., Henesey L., Ramstedt L., Törnquist J., Wernstedt F. (2005) An analysis of agent-based approaches to transport logistics. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 13 (4), 255–271. DOI: 10.1016/j.trc.2005.07.002

15. Gambardella L.M., Rizzoli A.E., Funk P. (2002) Agent-based planning and simulation of combined rail/road transport. *Simulation*, 78 (5), 293–303. DOI: 10.1177/003754970207800551

16. Dolgui A., Ivanov D., Sokolov B. (2021) Ripple effect in the supply chain: an analysis and recent literature. *International Journal of Production Research*, 59 (1–2), 414–430. DOI: 10.1080/00207543.2017.1387680

17. Zhang T., Cheng J., Zou Y. (2024) Multimodal transportation routing optimization based on multi-objective Q-learning under time uncertainty. *Complex & Intelligent Systems*, 10 (2), 3133–3152. DOI: 10.1007/s40747-023-01308-9

18. Le T.V., Fan R. (2024) Digital twins for logistics and supply chain systems: Literature review, conceptual framework, research potential, and practical challenges. *Computers & Industrial Engineering*, 187, art. no. 109768. DOI: 10.1016/j.cie.2023.109768

19. Xu L., Mak S., Schoepf S., Ostroumov M., Brintrup A. (2025) Multi-agent digital twinning for collaborative logistics: Framework and implementation. *Journal of Industrial Information Integration*, 45, art. no. 100799. DOI: 10.1016/j.jii.2025.100799

20. Tomljenovic V., Merzifonluoglu Y., Spigler G. (2024) Optimizing inland container shipping through reinforcement learning. *Annals of Operations Research*, 339, 1025–1050. DOI: 10.1007/s10479-024-05927-4

21. De Bok M., Tavasszy L., Thoen S. (2022) Application of an empirical multi-agent model for urban goods transport to analyze impacts of zero emission zones in The Netherlands. *Transport Policy*, 124, 119–127. DOI: 10.1016/j.tranpol.2020.07.010

22. Ivanov D., Dolgui A. (2021) OR-methods for coping with the ripple effect in supply chains during COVID-19 pandemic: Managerial insights and research implications. *International Journal of Production Economics*, 232, art. no. 107921. DOI: 10.1016/j.ijpe.2020.107921

23. Pan S., Ballot E., Fontane F. (2021) The reduction of greenhouse gas emissions from freight transport by pooling supply chains. *International Journal of Production Economics*, 143 (1), 86–94. DOI: 10.1016/j.ijpe.2010.10.023

24. Antonov A., Levina A., Zhao Z. (2025) Evolution of Digital Systems in the Economy Through the Adoption of Multi-Agent Technologies. In: *Digital Systems and Information Technologies in the Energy Sector* (eds. I. Ilin, M. Youzhong), Cham: Springer, 187–201. DOI: 10.1007/978-3-031-80710-7_14

25. Ahmad M.A., Al-Bazi A., Clegg B. (2026) A hybrid multi-agent and system dynamics approach for risk-informed selection of third-party logistics providers in supply chains. *Computers in Industry*, 176, art. no. 104443. DOI: 10.1016/j.compind.2026.104443

26. Zhang M., Pan C. (2023) Hierarchical optimization scheduling algorithm for logistics transport vehicles based on multi-agent reinforcement learning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 25 (3), 3108–3117. DOI: 10.1109/TITS.2023.3337334

27. Khussanov A., Kaldybayeva B., Prokhorov O., Khussanov Z., Kenzhebekov D., Yevadilla M., Janabayev D. (2025) Agent-Based Simulation Modeling of Multimodal Transport Flows in Transportation System of Kazakhstan. *Logistics*, 9 (4), art. no. 172. DOI: 10.3390/logistics9040172

28. Silalahi S.A., Pujawan I.N., Singgih M.L. (2025) Agent-Based Simulation of Digital Interoperability Thresholds in Fragmented Air Cargo Systems: Evidence from a Developing Country. *Logistics*, 9 (4), art. no. 160. DOI: 10.3390/logistics9040160

29. Kahalimoghadam M., Thompson R.G., Rajabifard A. (2025) An intelligent multi-agent system for last-mile logistics. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 200, art. no. 104191. DOI: 10.1016/j.tre.2025.104191

30. Kalyazina S., Ilin I., Levina A. (2025) A Multi-Agent System in the IT Architecture of Project Portfolio Management of an Energy Company. In: *Digital Systems and Information Technologies in the Energy Sector* (eds. I. Ilin, M. Youzhong), Cham: Springer, 261–273. DOI: 10.1007/978-3-031-80710-7_19

31. Salas-Peña A., García-Palomares J.C. (2025) Simulating Co-Evolution and Knowledge Transfer in Logistic Clusters Using a Multi-Agent-Based Approach. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 14 (4), art. no. 179. DOI: 10.3390/ijgi14040179

REFERENCES

1. Dantzig G.B., Ramser J.H. (1959) The Truck Dispatching Problem. *Management Science*, 6 (1), 80–91. DOI: 10.1287/mnsc.6.1.80

2. Ahuja R.K., Magnanti T.L., Orlin J.B. (1993) *Network flows: Theory, algorithms, and applications*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.

3. Ferjani A., El Yaagoubi A., Boukachour J., Duvallet C. (2024) An optimization-simulation approach for synchromodal freight transportation. *Multimodal Transportation*, 3 (3), art. no. 100151. DOI: 10.1016/j.multra.2024.100151

4. SteadieSeifi M., Dellaert N.P., Nuijten W., Van Woensel T., Raoufi R. (2014) Multimodal freight transportation planning: A literature review. *European Journal of Operational Research*, 233 (1), 1–15. DOI: 10.1016/j.ejor.2013.06.055

5. Demir E., Bektaş T., Laporte G. (2014) A review of recent research on green road freight transportation. *European Journal of Operational Research*, 237 (3), 775–793. DOI: 10.1016/j.ejor.2013.12.033

6. Pillac V., Gendreau M., Guéret C., Medaglia A.L. (2013) A review of dynamic vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*, 225 (1), 1–11. DOI: 10.1016/j.ejor.2012.08.015

7. Alaei S., Durán-Micco J., Macharis C. (2024) Synchromodal transport re-planning: an agent-based simulation approach. *European Transport Research Review*, 16, art. no. 1. DOI: 10.1186/s12544-023-00624-y

8. Richter N., Martins-Turner K., Nagel K. (2024) Extension of an agent-based simulation for the optimized allocation of freight requests to differently structured supply chains. *Procedia Computer Science*, 238, 728–735. DOI: 10.1016/j.procs.2024.06.084

9. Frolov K.V., Babkin A.V., Frolov A.K. (2024) Concept and essence of digitalization and digital transformation based on fundamental and applied aspects of the systems-cybernetic theory. *π-Economy*, 17 (1), 7–26. DOI: 10.18721/JE.17101

10. Macharis C., Bontekoning Y.M. (2004) Opportunities for OR in intermodal freight transport research: A review. *European Journal of Operational Research*, 153 (2), 400–416. DOI: 10.1016/S0377-2217(03)00161-9

11. Bock S. (2010) Real-time control of freight forwarder transportation networks by integrating multimodal transport chains. *European Journal of Operational Research*, 200 (3), 733–746. DOI: 10.1016/j.ejor.2009.01.046

12. Hrušovský M., Demir E., Jammernegg W., Van Woensel T. (2021) Real-time disruption management approach for intermodal freight transportation. *Journal of Cleaner Production*, 280 (2), art. no. 124826. DOI: 10.1016/j.jclepro.2020.124826

13. Di Febbraro A., Sacco N., Saeednia M. (2016) An agent-based framework for cooperative planning of intermodal freight transport chains. *Transportation Research Part C: Emerging Technologie*s, 64, 72–85. DOI: 10.1016/j.trc.2015.12.014

14. Davidsson P., Henesey L., Ramstedt L., Törnquist J., Wernstedt F. (2005) An analysis of agent-based approaches to transport logistics. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 13 (4), 255–271. DOI: 10.1016/j.trc.2005.07.002

15. Gambardella L.M., Rizzoli A.E., Funk P. (2002) Agent-based planning and simulation of combined rail/road transport. *Simulation*, 78 (5), 293–303. DOI: 10.1177/003754970207800551

16. Dolgui A., Ivanov D., Sokolov B. (2021) Ripple effect in the supply chain: an analysis and recent literature. *International Journal of Production Research*, 59 (1–2), 414–430. DOI: 10.1080/00207543.2017.1387680

17. Zhang T., Cheng J., Zou Y. (2024) Multimodal transportation routing optimization based on multi-objective Q-learning under time uncertainty. *Complex & Intelligent Systems*, 10 (2), 3133–3152. DOI: 10.1007/s40747-023-01308-9

18. Le T.V., Fan R. (2024) Digital twins for logistics and supply chain systems: Literature review, conceptual framework, research potential, and practical challenges. *Computers & Industrial Engineering*, 187, art. no. 109768. DOI: 10.1016/j.cie.2023.109768

19. Xu L., Mak S., Schoepf S., Ostroumov M., Brintrup A. (2025) Multi-agent digital twinning for collaborative logistics: Framework and implementation. *Journal of Industrial Information Integration*, 45, art. no. 100799. DOI: 10.1016/j.jii.2025.100799

20. Tomljenovic V., Merzifonluoglu Y., Spigler G. (2024) Optimizing inland container shipping through reinforcement learning. *Annals of Operations Research*, 339, 1025–1050. DOI: 10.1007/s10479-024-05927-4

21. De Bok M., Tavasszy L., Thoen S. (2022) Application of an empirical multi-agent model for urban goods transport to analyze impacts of zero emission zones in The Netherlands. *Transport Policy*, 124, 119–127. DOI: 10.1016/j.tranpol.2020.07.010

22. Ivanov D., Dolgui A. (2021) OR-methods for coping with the ripple effect in supply chains during COVID-19 pandemic: Managerial insights and research implications. *International Journal of Production Economics*, 232, art. no. 107921. DOI: 10.1016/j.ijpe.2020.107921

23. Pan S., Ballot E., Fontane F. (2021) The reduction of greenhouse gas emissions from freight transport by pooling supply chains. *International Journal of Production Economics*, 143 (1), 86–94. DOI: 10.1016/j.ijpe.2010.10.023

24. Antonov A., Levina A., Zhao Z. (2025) Evolution of Digital Systems in the Economy Through the Adoption of Multi-Agent Technologies. In: *Digital Systems and Information Technologies in the Energy Sector* (eds. I. Ilin, M. Youzhong), Cham: Springer, 187–201. DOI: 10.1007/978-3-031-80710-7_14

25. Ahmad M.A., Al-Bazi A., Clegg B. (2026) A hybrid multi-agent and system dynamics approach for risk-informed selection of third-party logistics providers in supply chains. *Computers in Industry*, 176, art. no. 104443. DOI: 10.1016/j.compind.2026.104443

26. Zhang M., Pan C. (2023) Hierarchical optimization scheduling algorithm for logistics transport vehicles based on multi-agent reinforcement learning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 25 (3), 3108–3117. DOI: 10.1109/TITS.2023.3337334

27. Khussanov A., Kaldybayeva B., Prokhorov O., Khussanov Z., Kenzhebekov D., Yevadilla M., Janabayev D. (2025) Agent-Based Simulation Modeling of Multimodal Transport Flows in Transportation System of Kazakhstan. *Logistics*, 9 (4), art. no. 172. DOI: 10.3390/logistics9040172

28. Silalahi S.A., Pujawan I.N., Singgih M.L. (2025) Agent-Based Simulation of Digital Interoperability Thresholds in Fragmented Air Cargo Systems: Evidence from a Developing Country. *Logistics*, 9 (4), art. no. 160. DOI: 10.3390/logistics9040160

29. Kahalimoghadam M., Thompson R.G., Rajabifard A. (2025) An intelligent multi-agent system for last-mile logistics. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 200, art. no. 104191. DOI: 10.1016/j.tre.2025.104191

30. Kalyazina S., Ilin I., Levina A. (2025) A Multi-Agent System in the IT Architecture of Project Portfolio Management of an Energy Company. In: *Digital Systems and Information Technologies in the Energy Sector* (eds. I. Ilin, M. Youzhong), Cham: Springer, 261–273. DOI: 10.1007/978-3-031-80710-7_19

31. Salas-Peña A., García-Palomares J.C. (2025) Simulating Co-Evolution and Knowledge Transfer in Logistic Clusters Using a Multi-Agent-Based Approach. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 14 (4), art. no. 179. DOI: 10.3390/ijgi14040179

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT AUTHORS

АНТОНОВ Александр Сергеевич
E-mail: antonov.aleksandr.s@yandex.ru
Aleksandr S. ANTONOV
E-mail: antonov.aleksandr.s@yandex.ru
ORCID: https://orcid.org/0009-0001-1413-5374

ИЛЬИН Игорь Васильевич
E-mail: ivi2475@gmail.com
Igor V. ILYIN
E-mail: ivi2475@gmail.com

ЛЁВИНА Анастасия Ивановна
E-mail: alyovina@gmail.com
Anastasia I. LEVINA
E-mail: alyovina@gmail.com

Поступила: 30.03.2026; Одобрена: 14.07.2026; Принята: 17.07.2026.
Submitted: 30.03.2026; Approved: 14.07.2026; Accepted: 17.07.2026.