

УДК 658.7:004.94

DOI: [10.26102/2310-6018/2026.60.9.002](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.60.9.002)

Системный анализ факторов неопределённости в управлении распределёнными организационными системами складского типа

А.Е. Дорофеев✉

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

Резюме. В статье решается актуальная проблема управления распределёнными организационными системами складского типа (РОСС-СТ) в условиях экстремальной энтропии среды, характерной для современной электронной коммерции. Показано, что традиционные методы дискретно-событийного и агентного моделирования сталкиваются с вычислительным «проклятием размерности» и эффектом отложенной реактивности, что исключает их прямое применение для управления логистическими сетями в режиме реального времени. На основе интеграции системного анализа и теории активных систем предложена математическая формализация и декомпозиция совокупного вектора неопределённости на три базовые компоненты: внешнюю стохастическую, внутреннюю технологическую и поведенческую (субъективную). Главным результатом исследования является разработка структурно-функциональной архитектуры гибридной интеллектуальной системы управления на базе динамического цифрового двойника организации. Описана работа трех взаимосвязанных контуров (предиктивно-аналитического, динамической диспетчеризации и адаптивно-мотивационного), в которых тяжеловесные пошаговые симуляции замещаются быстродействующими нейросетевыми суррогатными моделями. Обосновано, что предложенный подход обеспечивает миллисекундное перестроение бесконфликтных траекторий сборки и позволяет осуществлять непрерывную косвенную идентификацию латентных состояний персонала (уровня утомляемости и мотивации), эффективно минимизируя информационную асимметрию и оппортунистическое поведение агентов.

Ключевые слова: распределенные организационные системы, складская логистика, теория активных систем, факторы неопределенности, цифровой двойник организации, гибридные интеллектуальные системы, нейросетевые суррогатные модели, динамическое перепланирование.

Для цитирования: Дорофеев А.Е. Системный анализ факторов неопределённости в управлении распределёнными организационными системами складского типа. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2026;14(9). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2534> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.60.9.002

System analysis of uncertainty factors in the management of warehouse-type distributed organizational systems

A.E. Dorofeev✉

*Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Saint-Petersburg,
the Russian Federation*

Abstract. The article addresses the urgent problem of managing distributed warehouse-type organizational systems under conditions of extreme environmental entropy typical for modern e-commerce. It is shown that traditional discrete-event and agent-based modeling methods face the computational "curse of dimensionality" and delayed reactivity, precluding their direct application for real-time logistics network control. Based on the integration of systems analysis and the theory of active

systems, mathematical formalization and decomposition of the aggregate uncertainty vector into three basic components is proposed: external stochastic, internal technological, and behavioral (subjective). The main result of the study is the development of structural and functional architecture for a hybrid intelligent control system based on a dynamic digital twin of the organization. The operation of three interconnected loops (predictive-analytical, dynamic dispatching, and adaptive-motivational) is described, where heavy step-by-step simulations are replaced by high-speed neural network surrogate models. It is substantiated that the proposed approach provides sub-millisecond rebuilding of conflict-free picking trajectories and enables continuous indirect identification of latent personnel states (fatigue and motivation levels), effectively minimizing information asymmetry and opportunistic agent behavior.

Keywords: distributed organizational systems, warehouse logistics, theory of active systems, uncertainty factors, digital twin of organization, hybrid intelligent systems, neural network surrogate models, dynamic replanning.

For citation: Dorofeev A.E. System analysis of uncertainty factors in the management of warehouse-type distributed organizational systems. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2026;14(9). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2534> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.60.9.002

Введение

Современный этап развития глобальной и российской экономики характеризуется взрывным ростом сектора электронной коммерции (e-commerce) и омниканальной торговли. Функционирование таких гигантов рынка, как Ozon, Wildberries и Amazon, привело к качественному изменению структуры логистических сетей. На смену изолированным складским комплексам пришли распределенные организационные системы складского типа (РОСС-СТ), представляющие собой сложные многоуровневые сети, включающие фулфилмент-центры, сортировочные хабы и пункты выдачи заказов. Эффективность управления такими системами напрямую определяет пропускную способность логистических коридоров и уровень клиентского сервиса.

Основная сложность управления РОСС-СТ заключается в экстремально высоком уровне неопределенности, имеющей как внешнюю стохастическую природу (динамические колебания входящего потока заказов, сбои в цепочках поставок), так и внутреннюю технологическую специфику (вариативность времени выполнения операций, неравномерность производительности персонала и оборудования). В этих условиях классические детерминированные модели планирования теряют адекватность, что приводит к возникновению «узких мест», затовариванию зон динамической сборки и срыву сроков доставки. В связи с этим системный анализ и формализованная классификация факторов неопределенности являются критически важным шагом для разработки адаптивных механизмов управления складскими распределенными системами нового поколения.

Фундаментальные основы управления сложными организационными структурами и системами с активными элементами заложены в трудах Д.А. Новикова, где подробно описаны механизмы планирования, стимулирования и оперативного контроля в условиях информационной асимметрии [1, 2]. Однако специфика распределенных складских систем требует проекции данных механизмов на стохастические технологические процессы. В работах N. Boysen и J. Gu представлен глубокий анализ эволюции складских операций в эпоху e-commerce, подчеркивающий усложнение процессов комплектации и необходимость мгновенной переконфигурации потоков [3, 4].

Современный вектор развития теории управления распределенными логистическими объектами направлен на цифровизацию и создание интеллектуальных

сред (Smart Warehousing) [5]. Для нивелирования деструктивных воздействий и рисков неопределенности в условиях Индустрии 4.0 активно развивается концепция цифровых двойников цепочек поставок (Digital Supply Chain Twins), детально исследованная в трудах D. Ivanov [6, 7]. Применение подходов процессного анализа (Process Mining) и цифровых двойников организаций позволяет обеспечить сквозную видимость (end-to-end visibility) процессов [8, 9]. В то же время, как отмечают А. Kaiblinger и В. Wurm, проектирование цифровых двойников для распределенных организационно-технических систем сталкивается с барьерами масштабируемости и интеграции социально-технических факторов [10, 11]. Архитектурные подходы к построению систем управления складами на базе цифровых двойников и искусственного интеллекта рассматриваются в недавних обзорах [12, 13], однако вопросы системной классификации неопределенностей, влияющих на динамические потоковые процессы сборки, остаются исследованными фрагментарно [14, 15].

Несмотря на обилие публикаций, посвященных оптимизации складской логистики, существует явный разрыв между абстрактными математическими моделями теории организационных систем и прикладными задачами управления динамическими потоками в крупномасштабных РОСС-СТ. Традиционные методы дискретно-событийного и агентного моделирования при масштабировании на уровень распределенной сети сталкиваются с вычислительной перегрузкой и неспособны осуществлять коррекцию траекторий объектов в режиме реального времени [16]. Таким образом, возникает научная проблема, заключающаяся в необходимости разработки методологии системного анализа, которая позволила бы декомпозировать и структурировать факторы неопределенности РОСС-СТ для последующей интеграции в гибридные архитектуры управления.

Целью данного исследования является проведение комплексного системного анализа и формализованной классификации факторов неопределенности, действующих в распределенных организационных системах складского типа, для формирования теоретического фундамента построения адаптивных интеллектуальных систем управления.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Описать РОСС-СТ как специфический объект системного анализа и теории организационных систем.
2. Выявить, структурировать и классифицировать ключевые источники и факторы внешней и внутренней неопределенности.
3. Оценить влияние выявленных факторов на стабильность динамических процессов сборки и выявить ограничения существующих подходов к их моделированию.
4. Предложить концептуальные принципы построения гибридной архитектуры управления, компенсирующей неопределенность за счет интеграции имитационных моделей и нейросетевых алгоритмов.

Материалы и методы

Методологическую основу настоящего исследования составляет комплексный подход, сочетающий методы системного анализа, теории организационных систем, теории активных систем, а также принципы процессного моделирования стохастических логистических сред. Распределенная организационная система складского типа (РОСС-СТ) рассматривается в работе как многоуровневая организационно-техническая система, функционирующая в условиях высокой энтропии внешней и внутренней среды. Для проведения системного анализа и декомпозиции исследуемого объекта РОСС-СТ формально представляется в виде кортежа взаимосвязанных элементов:

$$S = \langle G, T, A, U \rangle. \quad (1)$$

В рамках данной структуры символ $G = (V, E)$ задает пространственно-топологическую структуру (граф) распределенной сети, где множество вершин V определяет физические элементы сети, такие как фулфилмент-центры, сортировочные терминалы и транзитные хабы крупномасштабных сетей электронной коммерции, а множество ребер E описывает транспортно-логистические каналы связи между ними. Множество $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ определяет совокупность технологических потоковых процессов, протекающих как внутри отдельных узлов, так и в межтерминальном пространстве, включая операции динамической сборки, сортировки, консолидации и кросс-докинга [3]. Элемент $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ формализует множество активных элементов системы, к которым относятся линейный персонал, операторы комплектации, водители и автономные роботизированные агенты, обладающие собственным целеполаганием и свободой выбора действий в рамках реализуемых регламентов [1]. Наконец, элемент U представляет собой совокупность механизмов управления, включающих алгоритмы планирования, диспетчеризации, стимулирования и оперативного распределения ресурсов [2]. Технологический процесс динамической потоковой сборки (order picking) в конкретном узле распределенной сети $v_i \in V$ описывается как направленный граф элементарных технологических операций, производительность выполнения которых напрямую зависит от текущего состояния активных элементов A и параметров входящего материального потока [4].

Для построения адекватных механизмов управления в рамках системного анализа вводится вектор совокупной неопределенности $\Xi(t)$, который декомпозируется на три базовые взаимосвязанные компоненты:

$$\Xi(t) = \langle \Xi_{ext}(t), \Xi_{tech}(t), \Xi_{act}(t) \rangle. \quad (2)$$

Каждая из указанных компонент представляет собой многомерную стохастическую или поведенческую структуру, детальный анализ которых необходим для минимизации операционных рисков системы. Внешняя стохастическая неопределенность $\Xi_{ext}(t)$ определяет случайные флуктуации параметров внешней среды логистической системы и характеризуется вектором:

$$\Xi_{ext}(t) = \langle \lambda(t), \tau_{del}(t) \rangle, \quad (3)$$

где $\lambda(t)$ – отражает нестационарный входящий поток заказов, обладающий экстремальной волатильностью в периоды пиковых нагрузок e-commerce и описываемый нестационарным пуассоновским процессом, а $\tau_{del}(t)$ является случайной величиной задержек в цепях поставок между узлами сети, обусловленной дорожной обстановкой или внешними факторами [6].

Внутренняя технологическая неопределенность $\Xi_{tech}(t)$ обусловлена физическими, инфраструктурными и алгоритмическими ограничениями внутрискладской среды фулфилмент-центров и описывается выражением:

$$\Xi_{tech}(t) = \langle \Delta T_{pick}(t), P_{fail}(t) \rangle, \quad (4)$$

где компонент $\Delta T_{pick}(t)$ отражает вариативность времени выполнения технологических циклов сборки, вызванную случайным характером размещения товаров при хаотическом хранении, а $P_{fail}(t)$ задает вероятность стохастических сбоев автоматизированного оборудования, таких как сортировочные конвейеры или WMS-серверы, временно блокирующие участки графа технологического процесса [14].

Поведенческая неопределенность активных элементов $\Xi_{act}(t)$ проистекает из природы человека как активного субъекта системы и формализуется кортежем:

$$\Xi_{act}(t) = \langle r(t), y(t) \rangle, \quad (5)$$

где $r(t)$ – вектор внутренних состояний агентов, включающий уровень утомляемости и индивидуальную мотивацию, скрытый от управляющего органа, а $y(t)$ стратегии поведения агентов, способных в условиях информационной асимметрии максимизировать собственную функцию полезности в ущерб глобальным целям организации [1, 2].

Для исследования и нивелирования влияния вектора неопределенности $\Xi(t)$ на эффективность РОСС-СТ традиционно применяются методы дискретно-событийного и агентного моделирования [15]. Однако проведенный анализ выявляет критические ограничения данных подходов при их масштабировании на уровень распределенных сетей e-commerce масштаба Ozon или Wildberries. Во-первых, возникает вычислительное «проклятие размерности» при попытке симулировать работу сети из десятков фулфилментов и тысяч агентов-комплектовщиков, выполняющих миллионы операций в сутки, что исключает возможность функционирования традиционных моделей в режиме реального времени. Во-вторых, проявляется эффект отложенной реактивности изолированных имитационных моделей, требующих полного перезапуска симуляции при изменении параметров стохастической среды. В-третьих, стандартные агентные подходы игнорируют динамику активных систем, моделируя поведение людей по жестко заданным детерминированным правилам, что не позволяет адаптировать алгоритмы под изменяющуюся мотивацию персонала.

Математическая постановка задачи оперативного управления потоками сборки в условиях многофакторной неопределенности формулируется в исследовании как задача динамического перепланирования траекторий и бесконфликтного распределения заданий в режиме реального времени:

$$\max_{u \in U} \mathbb{E} \left[\int_0^T f(X(t), u(t), \Xi(t)) dt \right], \quad (6)$$

где $X(t)$ определяет вектор состояния РОСС-СТ, $u(t)$ – задает управляющее воздействие, $f(\cdot)$ представляет собой целевую функцию эффективности функционирования складской системы, выраженную через минимизацию времени сборки волны заказов и максимизацию пропускной способности, а $\mathbb{E}$ является оператором математического ожидания по совместному распределению факторов неопределенности. Поскольку аналитическое или чисто имитационное решение данного уравнения в рамках масштабного графа сети G невозможно из-за указанных ограничений, в методологию исследования закладывается концепция перехода к гибридным интеллектуальным системам и цифровым двойникам, где тяжеловесные симуляции поддерживаются обученными нейросетевыми аппроксиматорами для мгновенной коррекции управленческих решений [7, 13].

Результаты

На основе проведенного системного анализа и декомпозиции факторов неопределенности синтезирована структурно-функциональная архитектура гибридной интеллектуальной системы управления распределенными организационными системами складского типа (РОСС-СТ). Взаимодействие элементов контура управления, имитационной среды цифрового двойника и информационных потоков в условиях многофакторной энтропии описывается разработанной системой уравнений состояния:

$$X(t+1) = \Phi(X(t), u(t), \Xi(t)), \quad (7)$$

$$u(t) = \Psi \left(X(t), \hat{\Xi}(t) \right), \quad (8)$$

где Φ представляет оператор перехода состояний, реализуемый дискретно-событийным модулем цифрового двойника системы, Ψ задает оператор формирования управляющего воздействия, реализуемый блоком нейросетевых аппроксиматоров, $X(t)$ – вектор текущего состояния логистической сети, а $\hat{\Xi}(t)$ – вектор прогнозных и идентифицированных значений факторов неопределенности, формируемый предиктивными модулями интеллектуальных контуров.

Взаимосвязь между компонентами совокупного вектора неопределенности $\Xi(t)$, функциональными контурами разработанной архитектуры и применяемым математическим аппаратом представлена в виде структурированной матрицы соответствия в Таблице 1.

Таблица 1 – Матрица распределения факторов неопределенности по контурам гибридной системы управления

Table 1 – Matrix of uncertainty factor distribution across the loops of a hybrid control system

Компонент вектора $\Xi(t)$	Источник неопределенности в РОСС-СТ	Функциональный контур архитектуры	Применяемый математический и нейросетевой аппарат	Регистрируемый выходной параметр контура
$\lambda(t)$	Нестационарный входящий поток заказов	Предиктивно-аналитический контур	Рекуррентные нейронные сети (LSTM), алгоритмы Process Mining	Краткосрочный прогноз плотности потока на узлы сети V
$\tau_{del}(t)$	Случайные задержки в цепях поставок	Предиктивно-аналитический контур	Методы стохастического программирования, графовые модели	Скорректированное время прибытия магистрального транспорта
$\Delta T_{pick}(t)$	Вариативность времени сборки волн заказов	Динамическая диспетчеризация и перепланирование	Нейросетевые суррогатные модели, обучение с подкреплением (RL)	Матрица бесконфликтных траекторий и пулов заданий
$P_{fail}(t)$	Стохастические отказы оборудования и WMS	Динамическая диспетчеризация и перепланирование	Теория марковских процессов, динамическая перестройка графа процессов	Схема резервных технологических маршрутов сборки
$r(t)$	Внутренние латентные состояния агентов	Адаптивно-мотивационный контур	Нейросетевые классификаторы, методы теории активных систем	Индекс утомляемости и индивидуальный профиль агента
$y(t)$	Стратегии поведения персонала	Адаптивно-мотивационный контур	Модели идентификации функций полезности ТАС	Динамический коэффициент материального стимулирования

Функциональная структура разработанного цифрового двойника организации включает три параллельно функционирующих контура, связанных через единую шину данных логистической сети. Предиктивно-аналитический контур обрабатывает внешние параметры $\lambda(t)$ и $\tau_{del}(t)$, осуществляя превентивный перерасчет загрузки глобального

графа сети G . Контур динамической диспетчеризации оперирует внутрискладскими параметрами $\Delta T_{pick}(t)$ и $P_{fail}(t)$, формируя за миллисекунды скорректированные матрицы бесконфликтных траекторий движения внутри терминалов без перезапуска тяжеловесных симуляций. Адаптивно-мотивационный контур производит непрерывный мониторинг динамики векторов стратегий поведения $y(t)$, вычисляя латентные сдвиги вектора состояний активных элементов $r(t)$ по формуле:

$$\hat{r}(t) = F(y(t), y_{norm}(t)), \quad (9)$$

где F – нейросетевая функция классификации отклонений текущего поведения от нормативных регламентов $y_{norm}(t)$, а $\hat{r}(t)$ – полученная оценка уровня утомляемости и мотивации персонала, используемая управляющим органом для автоматической корректировки индивидуальных сменных заданий и параметров механизмов стимулирования. В практической реализации складских информационных систем (WMS) на вход нейросетевого классификатора F в качестве прокси-переменных y_t подаются объективные метрики цифрового следа агента: скорость сканирования штрихкодов (выраженная в строках в минуту), частота возникновения ошибок комплектации (mis-scans) и длительность микропауз между транзакциями.

Для валидации предложенной гибридной архитектуры проведен вычислительный эксперимент, сравнивающий производительность классической дискретно-событийной имитационной модели (разработанной в среде AnyLogic) и обученного нейросетевого аппроксиматора. Обучающая выборка для суррогатной модели сгенерирована путем проведения 100 000 итераций имитационного прогона пиковых нагрузок РОСС-СТ. Архитектура предиктивного модуля реализована на базе сетей долгой краткосрочной памяти (LSTM) с тремя скрытыми слоями (содержащими 128, 64 и 32 нейрона соответственно) и использованием функции потерь MSE (Mean Squared Error). Результаты тестирования показали, что при перепланировании траекторий сборки волны из 5000 заказов симуляция в AnyLogic требует в среднем от 1,5 до 2,3 секунд машинного времени, в то время как отклик нейросетевого аппроксиматора составляет 0,6–0,8 миллисекунд. Данный миллисекундный показатель экспериментально подтверждает заявленную возможность бесперебойного распределения заданий в режиме реального времени.

Обсуждение

Интерпретация полученных результатов теоретического исследования указывает на то, что синтезированная гибридная архитектура позволяет преодолеть фундаментальный разрыв между абстрактными постулатами теории организационных систем и прикладными алгоритмами автоматизации складской логистики. Описанная в результатах система уравнений состояния и матрица распределения факторов неопределенности демонстрируют, что интеграция нейросетевых суррогатных моделей в контур цифрового двойника полностью нивелирует проблему «проклятия размерности». В отличие от классических имитационных подходов, функциональные ограничения которых подробно анализировались в работах по складской логистике [15, 16], предложенный переход к оператору нейросетевого управления Ψ обеспечивает миллисекундное время отклика системы на стохастические возмущения. Это делает возможным сквозное управление в режиме реального времени даже для таких сверхсложных топологических графов G , какими обладают современные распределенные сети e-commerce уровня Ozon или Wildberries.

Сопоставление разработанного подхода с фундаментальными трудами Д.А. Новикова в области теории активных систем выявляет существенное развитие

математического аппарата идентификации внутренних состояний агентов [1, 2]. Если в традиционных моделях ТАС механизмы планирования и стимулирования опираются на статические гипотезы о функциях полезности элементов, то в рамках разработанного адаптивно-мотивационного контура вектор состояний $\hat{f}(t)$ оценивается динамически. Это позволяет практически минимизировать информационную асимметрию, трансформируя субъективный человеческий фактор из источника хаотической поведенческой неопределенности в прогнозируемый и контролируемый параметр технологического процесса. Данный результат расширяет применимость теории активных систем в высокоавтоматизированных средах.

В контексте прикладных исследований складских операций, представленных в обзорах N. Boysen и J. Gu, где основное внимание традиционно уделялось эвристическим методам статической маршрутизации и оптимизации топологии зон хранения, предложенная концепция смещает фокус на динамическое перепланирование потоков [3, 4]. Результаты показывают, что в условиях жестких временных ограничений e-commerce эпохи максимизация пропускной способности достигается не за счет поиска глобального детерминированного оптимума, а за счет непрерывной предиктивной адаптации к стохастике спроса $\lambda(t)$ и вариативности времени сборки $\Delta T_{pick}(t)$. Это коррелирует с выводами L. Zhen о неизбежности перехода к парадигме Smart Warehousing [5].

Сравнение с концепцией цифровых двойников цепочек поставок (Digital Supply Chain Twins), активно развиваемой в работах D. Ivanov, показывает, что предложенное решение осуществляет важную декомпозицию макроуровневых моделей устойчивости до тактико-операционного уровня распределенной складской системы [6, 7]. Большинство современных зарубежных исследований, как отмечают P. Maheshwari и A.D. Elbouzidi, рассматривают цифровые двойники и искусственный интеллект на концептуальном уровне, без жесткой формализации математической связи между стохастикой среды и управляющим воздействием [12, 13]. Разработанная же в настоящей статье матрица соответствия факторов и методов (Таблица 1) предлагает конкретный математический инструмент интеграции Process Mining и обучения с подкреплением в единую систему управления, что подтверждает научную новизну и практическую ценность полученных данных.

Единственным ограничением предложенного метода является высокая зависимость точности нейросетевых аппроксиматоров от качества синтетических данных, генерируемых дискретно-событийным модулем на этапе первоначального обучения, что требует построения высокоточных базовых имитационных моделей для каждого крупного узла распределенной сети. В связи с этим возникает проблема «холодного старта» и постепенного устаревания обучающей выборки. В процессе промышленной эксплуатации неизбежны изменения физической топологии склада (перенос стеллажного оборудования, модификация зон комплектации) и структуры потоков (сезонные сдвиги в ABC-анализе ассортимента). Для поддержания адекватности цифрового двойника предлагается использовать механизм триггерного переобучения суррогатных моделей. Рекомендуется инициировать автоматический цикл обновления нейросетевых контуров при превышении порога статистической значимости расхождений физической системы и модели, в частности, когда средняя абсолютная ошибка в процентах (MAPE) между предсказанным временем сборки и фактическими логами WMS стабильно превышает 5–7 % на протяжении рабочей смены.

Заключение

В результате проведенного исследования подведены итоги системного анализа факторов неопределенности в управлении распределенными организационными системами складского типа (РОСС-СТ) и сформулированы ключевые теоретические и практические выводы. В ходе работы была успешно решена научно-практическая задача по формализации и декомпозиции многомерного вектора неопределенности, разделенного на внешнюю стохастическую компоненту потоков заказов, внутреннюю технологическую вариативность складских операций и поведенческую неопределенность активных элементов. Обосновано, что традиционные методы изолированного дискретно-событийного и агентного моделирования при масштабировании на уровень крупных распределенных сетей электронной коммерции сталкиваются с критическими ограничениями, такими как «проклятие размерности» и эффект отложенной реактивности, что делает невозможным их прямое применение для оперативного управления в режиме реального времени. В качестве решения этой проблемы предложена и математически формализована оригинальная концепция гибридной интеллектуальной системы управления на основе динамического цифрового двойника организации, в которой тяжеловесные процедуры пошаговой симуляции замещаются быстродействующими нейросетевыми аппроксиматорами (суррогатными моделями).

Научно-практическая ценность работы заключается в создании трехконтурной архитектуры, позволяющей не только миллисекундно перестраивать траектории сборки заказов при технологических сбоях и отказах оборудования, но и превентивно минимизировать информационную асимметрию и оппортунистическое поведение персонала за счет динамической идентификации латентных внутренних состояний и уровня утомляемости агентов. На основе полученных результатов крупным маркетплейсам, логистическим операторам и распределенным фулфилмент-центрам рекомендуется осуществить концептуальный переход от классических систем класса WMS к интеграционным платформам цифровых двойников, использующим обученные нейросетевые макромодел для оперативной диспетчеризации потоков и адаптивного управления механизмами материального стимулирования линейного персонала. Основными направлениями дальнейших исследований в рассматриваемой области являются детальная алгоритмизация модулей обучения с подкреплением (Reinforcement Learning) для бесконфликтной динамической маршрутизации сотен автономных роботов и комплектовщиков в зонах хаотического хранения, а также разработка методик автоматизированной генерации и фильтрации синтетических обучающих выборок в дискретно-событийной среде для повышения точности и адаптивности нейросетевых суррогатных моделей.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Новиков Д.А. *Теория управления организационными системами*. Москва: ЛЕНАНД; 2022. 500 с.
2. Новиков Д.А. *Методология управления*. Москва: Либроком; 2011. 128 с.
3. Boysen N., de Koster R., Weidinger F. Warehousing in the e-commerce era: A survey. *European Journal of Operational Research*. 2019;277(2):396–411. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.08.023>
4. Gu J., Goetschalckx M., McGinnis L.F. Research on warehouse operation: A comprehensive review. *European Journal of Operational Research*. 2007;177(1):1–21. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.02.025>

5. Zhen L., Li H. A literature review of smart warehouse operations management. *Frontiers of Engineering Management*. 2022;9(10):31–55. <https://doi.org/10.1007/s42524-021-0178-9>
6. Ivanov D. Digital supply chain management and technology to enhance resilience by building and using end-to-end visibility during the COVID-19 pandemic. *IEEE Transactions on Engineering Management*. 2021;71:10485–10495. <https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3095193>
7. Ivanov D., Dolgui A. A digital supply chain twin for managing the disruption risks and resilience in the era of Industry 4.0. *Production Planning & Control*. 2020;32(9):775–788. <https://doi.org/10.1080/09537287.2020.1768450>
8. Gerlach B., Zarnitz S., Nitsche B., Straube F. Digital Supply Chain Twins – Conceptual Clarification, Use Cases and Benefits. *Logistics*. 2021;5(4):86. <https://doi.org/10.3390/logistics5040086>
9. Van der Aalst W. Process Mining: Overview and Opportunities. *ACM Transactions on Management Information Systems*. 2012;3(2):7. <https://doi.org/10.1145/2229156.2229157>
10. Kaiblinger A., Woschank M. State of the Art and Future Directions of Digital Twins for Production Logistics: A Systematic Literature Review. *Applied Sciences*. 2022;12(2):669. <https://doi.org/10.3390/app12020669>
11. Wurm B., Becker M., Pentland B., et al. Digital Twins of Organizations: A Socio-Technical View on Challenges and Opportunities for Future Research. *Communications of the Association for Information Systems*. 2023;52:552–565. <https://doi.org/10.17705/1CAIS.05223>
12. Maheshwari P., Kamble S., Kumar S., Belhadi A., Gupta Sh. Digital twin-based warehouse management system: a theoretical toolbox for future research and applications. *The International Journal of Logistics Management*. 2023;35(4):1073–1106. <https://doi.org/10.1108/IJLM-01-2023-0030>
13. Elbouzidi A.D., El Cadi A.A., Pellerin R., Lamouri S., Valencia E.T., Bélanger M.-J. The Role of AI in Warehouse Digital Twins: Literature Review. *Applied Sciences*. 2023;13(11):6746. <https://doi.org/10.3390/app13116746>
14. Bélanger M.-J., Pellerin R., Lamouri S. A Literature Review on Digital Twins in Warehouses. *Procedia Computer Science*. 2023;219(7-8):370–377. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.01.302>
15. Aretoulaki E., Ponis S.T., Plakas G., Tzanetou D. Discrete Event Simulation and Digital Twins in Warehouse Logistics: A Bibliometric and Content Analysis-Based Systematic Literature Review. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*. 2024;37(10-11):1376–1403. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2024.2314772>
16. Le Th.V., Fan R. Digital Twins for Logistics and Supply Chain Systems: Literature Review, Conceptual Framework, Research Potential, and Practical Challenges. *Computers & Industrial Engineering*. 2023;187(3):109768. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109768>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ / INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Дорофеев Артем Евгеньевич, аспирант, **Artem E. Dorofeev**, Postgraduate, Peter the Санкт-Петербургский политехнический Great St. Petersburg Polytechnic University, университет Петра Великого, Санкт- Saint-Petersburg, the Russian Federation. Петербург, Российская Федерация.
e-mail: artem2001dor@mail.ru

*Статья поступила в редакцию 24.06.2026; одобрена после рецензирования 02.09.2026;
принята к публикации 08.09.2026.*

*The article was submitted 24.06.2026; approved after reviewing 02.09.2026;
accepted for publication 08.09.2026.*