

ТЕХНОЛОГИЯ СУДОСТРОЕНИЯ, СУДОРЕМОНТА И ОРГАНИЗАЦИЯ СУДОСТРОИТЕЛЬНОГО ПРОИЗВОДСТВА

DOI: 10.21821/2309-5180-2026-18-4-713-729

EDN NFXDWH

УДК 629.5

ОБУЧЕНИЕ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ В УПРАВЛЕНИИ ПРОИЗВОДСТВЕННОЙ ЛОГИСТИКОЙ СУДОСТРОИТЕЛЬНЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ: СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ И ПЕРСПЕКТИВЫ РАЗВИТИЯ

М. Н. Григорьев¹, Е. А. Королёва², С. А. Уваров³

¹ ФГБУ ВО «Балтийский государственный технический университет «Военмех» имени Д. Ф. Устинова», Санкт-Петербург, Российская Федерация,

² ФГБУ ВО «Государственный университет морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова», Санкт-Петербург, Российская Федерация

³ ФГБУ ВО «Санкт-Петербургский государственный экономический университет», Санкт-Петербург, Российская Федерация

В статье выполнен системный анализ современного состояния исследований, посвященных применению методов обучения с подкреплением для оптимизации производственной логистики и управления цепями поставок в судостроительной отрасли. Подробно охарактеризована специфика судостроения как производства типа «разработка под заказ», при котором каждое изделие проектируется и изготавливается «с нуля» в соответствии с уникальными требованиями заказчика, что отличает его от серийного производства. Показано, что данная особенность предъявляет повышенные требования к адаптивности систем планирования, которые должны функционировать в условиях неопределенности и частых изменений. Проведен сравнительный анализ трех основных классов методов оптимизации: классических эвристических правил диспетчеризации, метаэвристических подходов, включая генетические алгоритмы и алгоритмы роевого интеллекта, а также алгоритмов глубокого обучения с подкреплением различных типов. Выполнено сравнение по важным критериям качества решений, вычислительной эффективности, устойчивости к возмущениям и способности к дообучению в реальном времени. Отмечается, что обучение с подкреплением обеспечивает более высокую адаптивность и оперативность принятия решений по сравнению с традиционными методами, особенно в динамически изменяющейся производственной среде. Отдельное внимание уделено цифровым двойникам как обязательной среде для безопасного обучения агентов в соответствии с требованиями международного стандарта; показано, что только такая среда позволяет проводить многократные эксперименты без остановки реального производства. Систематизированы примеры внедрения элементов обучения с подкреплением на судостроительных верфях и в смежных отраслях, включая пилотные проекты в Южной Корее, Испании и Норвегии. На основе выявленных пробелов сформулированы перспективные направления исследований: разработка мультиагентных систем для координации множества решений, применение трансферного обучения для ускоренной адаптации к новым типам заказов и интеграция с генеративным искусственным интеллектом для синтеза альтернативных сценариев планирования.

Ключевые слова: судостроение, производственная логистика, обучение с подкреплением, цифровой двойник, сравнительный анализ, генетический алгоритм, эвристическое правило, глубокое обучение, управление цепями поставок, оптимизация расписания, имитационное моделирование, метаэвристика.

Для цитирования:

Григорьев, М. Н. Обучение с подкреплением в управлении производственной логистикой судостроительных предприятий: сравнительный анализ результатов и перспективы развития / М. Н. Григорьев, Е. А. Королёва, С. А. Уваров // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. 2026. Т. 18. № 4. С. 713–729. EDN NFXDWH. DOI: 10.21821/2309-5180-2026-18-4-713-729.

REINFORCEMENT LEARNING IN PRODUCTION LOGISTICS MANAGEMENT AT SHIPBUILDING ENTERPRISES: COMPARATIVE ANALYSIS OF RESULTS AND DEVELOPMENT PROSPECTS

M. N. Grigoriev¹, E. A. Koroleva², S. A. Uvarov³

¹ Baltic State Technical University "Voenmekh" named after D. F. Ustinov. 190005, St. Petersburg, Russian Federation

² Admiral Makarov State University of Maritime and Inland Shipping, 198035, St. Petersburg, Russian Federation

³ St. Petersburg State University of Economics. 191023, St. Petersburg, Russian Federation

The paper presents a systematic analysis of the current state of research on the application of reinforcement learning methods to optimize production logistics and supply chain management in the shipbuilding industry. The specific features of shipbuilding as engineer-to-order production are described in detail; in this type of production, each product is designed and manufactured from scratch in accordance with unique customer requirements, which distinguishes it from serial production. It is shown that this feature places increased demands on the adaptability of planning systems, which must operate under conditions of uncertainty and frequent changes. A comparative analysis is conducted of three main classes of optimization methods: classical heuristic dispatching rules, metaheuristic approaches, including genetic algorithms and swarm intelligence algorithms, and various types of deep reinforcement learning algorithms. The methods are compared according to important criteria of solution quality, computational efficiency, robustness to disturbances, and the ability to continue learning in real time. It is noted that reinforcement learning provides greater adaptability and faster decision making than traditional methods, especially in a dynamically changing production environment. Special attention is paid to digital twins as an essential environment for the safe training of agents in accordance with the requirements of the international standard; it is shown that only such an environment makes it possible to conduct repeated experiments without interrupting actual production. Examples of the implementation of reinforcement learning elements at shipyards and in related industries, including pilot projects in South Korea, Spain, and Norway, are systematized. Based on the identified gaps, promising research directions are formulated: the development of multi-agent systems for coordinating multiple decisions, the use of transfer learning for accelerated adaptation to new order types, and integration with generative artificial intelligence for synthesizing alternative planning scenarios.

Keywords: shipbuilding, production logistics, reinforcement learning, digital twin, comparative analysis, genetic algorithm, heuristic rule, deep learning, supply chain management, scheduling optimization, simulation modeling, metaheuristic.

For citation:

Grigoriev, Mikhail N., E. A. Koroleva and S. A. Uvarov. "Reinforcement learning in production logistics management at shipbuilding enterprises: comparative analysis of results and development prospects." *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admiral S. O. Makarova* 18.4 (2026): 713–729. DOI: 10.21821/2309-5180-2026-18-4-713-729.

Введение (Introduction)

В настоящее время судостроительная отрасль переживает период глубокой цифровой трансформации, императив которой обусловлен одновременно растущей сложностью заказов, сжатыми сроками исполнения и необходимостью соответствовать все более жестким экологическим и экономическим нормативам. В этих условиях традиционные, основанные на фиксированных правилах и человеческом опыте методы управления производственной логистикой и цепями поставок верфи, в значительной мере исчерпывают свой потенциал. Как отмечается в масштабном аналитическом обзоре 2026 г. [1], судостроение заметно отстает от авиационной и автомобильной промышленности по уровню автоматизации процессов производственного планирования, а методологическая фрагментация препятствует созданию эффективных интеллектуальных систем поддержки принятия решений. Одним из наиболее перспективных направлений, способных устранить этот разрыв, является использование методов машинного обучения и, в частности, обучения с подкреплением.

Обучение с подкреплением (RL) — раздел искусственного интеллекта (ИИ), в котором агент учится принимать решения, взаимодействуя со средой и получая числовые вознаграждения. За последние 5 лет это направление привлекло значительное внимание исследователей промышленной логистики. Способность RL-агента самостоятельно открывать эффективные стратегии диспетчеризации и оперативно адаптироваться к изменениям делает его теоретически идеальным кандидатом на роль ядра интеллектуальной системы управления цепями поставок в условиях Engineer-to-Order производства, каким и является судостроение.

ЕТО — это производственный подход, при котором продукт разрабатывается, проектируется и изготавливается с нуля для конкретного заказчика на основе его уникальных требований и спецификаций. В отличие от стандартных или массовых производств, ЕТО-производство фокусируется на персонализированных решениях, где каждый продукт уникален и создан с учетом индивидуальных потребностей заказчика. Однако переход от лабораторных экспериментов к реальному внедрению на верфях сдерживается рядом фундаментальных и прикладных проблем: отсутствием открытых промышленных датасетов, высокой стоимостью обучения, трудностью обеспечения надежности и интерпретируемости решений ИИ, а также неопределенностью в отношении наилучших архитектурных решений для интеграции RL с существующими системами планирования и цифровыми двойниками.

На сегодняшний день, несмотря на появление отдельных сообщений о пилотных проектах, в том числе анонсированных в 2026 г. интеграциях генеративного ИИ в логистические процессы верфей, таких как партнерство Cohere и Hanwha Ocean¹, целостная картина достижений, ограничений и перспектив RL-ориентированной логистики в судостроении в научной литературе отсутствует. Имеющиеся обзоры либо сфокусированы на общих вопросах цифровизации судостроения, либо рассматривают RL в отрыве от отраслевой специфики.

Настоящая работа призвана восполнить этот пробел. Ее цель — на основе систематического анализа русско- и англоязычных источников 2018–2026 гг. дать целостное представление о современном состоянии и мировых тенденциях в области применения *обучения с подкреплением* к задачам управления производственной логистикой судостроительных предприятий, выполнить критическое сопоставление RL с традиционными и метаэвристическими методами, а также определить ключевые барьеры и перспективные направления дальнейших исследований.

Для достижения этой цели в статье необходимо решить следующие задачи:

1. Формально описать специфику судостроительной логистики как объекта управления и сформулировать вытекающие из нее требования к адаптивным системам планирования.
2. Провести систематический обзор и классификацию существующих источников, посвященных применению RL в производственной логистике и управлении цепями поставок.
3. Выполнить сравнительный анализ эвристических, метаэвристических и RL-методов по комплексу критериев, критически важных для судостроения: качество решений (makespan, загрузка), устойчивость к возмущениям, вычислительная эффективность и способность к дообучению в реальном времени.
4. Проанализировать роль и современное состояние разработки цифровых двойников как необходимой среды для обучения и безопасного развертывания RL-агентов в судостроительном контексте.
5. На основе выявленных пробелов сформулировать приоритетные направления будущих исследований, способствующие переходу от экспериментальных прототипов к промышленному внедрению.

Научная новизна работы заключается в том, что впервые в отечественной практике выполнен структурированный обзор, соединяющий три активно развивающиеся области: судостроительную логистику, глубокое обучение с подкреплением и технологию цифровых двойников, и дающий их критическое сопоставление на основе новейших публикаций 2025–2026 гг.

¹ Designing the Future Fleet: Cohere and Hanwha Ocean Bring Generative AI Into Shipbuilding's Core // Vanguard Canada. 2026. 3 April. URL: <https://vanguardcanada.com/designing-the-future-fleet-cohere-and-hanwha-ocean-bring-generative-ai-into-shipbuildings-core/> (дата обращения: 20.05.2026).

Практическая значимость исследования состоит в формировании доказательной базы для принятия решений о целесообразности и этапности внедрения RL-технологий на российских верфях, а также систематизации критериев выбора алгоритмического ядра будущих систем поддержки принятия решений.

База исследования (Research base)

Характеристика Engineer-to-Order производства и структуры материальных потоков. Судостроение является каноническим представителем производств типа Engineer-to-Order (ЕТО) — класса, в котором продукт разрабатывается и изготавливается по уникальным спецификациям заказчика, а значительная часть конструкторско-технологической проработки выполняется после получения заказа [2]. В отличие от Make-to-Stock или Assemble-to-Order, где номенклатура, маршруты обработки и нормы времени определены заранее, в ЕТО-среде каждое судно представляет собой, по существу, отдельный инвестиционный проект, что порождает высокую степень неопределенности на всех этапах производственного цикла [3].

Данная специфика глубоко изучена в ряде фундаментальных работ. В работе [2] на основе кейс-стади норвежской верфи выделены четыре ключевые проблемы производственной логистики в сложном ЕТО: 1) фрагментированные и несинхронизированные информационные потоки между проектными, закупочными и производственными подразделениями; 2) слабая идентифицируемость и прослеживаемость материальных единиц на всем пути от поставщика до монтажа на стапеле; 3) высокая зависимость операторов от неформализованных знаний и опыта в условиях отсутствия цифровых систем поддержки принятия решений; 4) неавтоматизированное перемещение крупногабаритных секций и блок-модулей, характеризующееся значительными простоями кранового оборудования. Авторы отмечают, что сложность координации материальных потоков в ЕТО экспоненциально возрастает по мере увеличения размерности изделия и числа субподрядчиков, вовлеченных в проект.

Эти выводы подтверждены в систематическом обзоре Fatouh и Rego [4], охватившем литературу по управлению цепями поставок в судостроении за последнее десятилетие. Судостроение характеризуется как «репрезентативная отрасль ЕТО», в которой получение заказа запускает одновременно процессы проектирования, закупок и ранних этапов производства, а календарно-сетевое планирование принципиально отличается от серийных производств высокой долей параллельно-последовательных операций с жесткими технологическими зависимостями [4]. В работе также показано, что, несмотря на значительное внимание исследователей к ЕТО в строительстве и общем машиностроении, судостроительная специфика в течение длительного времени оставалась недостаточно освещенной; лишь в последние годы наметился рост публикаций, посвященных отраслевым моделям планирования [4].

Особую сложность представляет многозвенная структура материальных потоков верфи. Она включает снабжение листовым и профильным металлопрокатом, комплектующими судовых систем, трубопроводной арматурой и оборудованием машинного отделения; внутризаводскую логистику между участками предварительной обработки, сборки и сварки секций, насыщения и окраски, а также межцеховую координацию, в рамках которой крупногабаритные блоки и секции должны быть доставлены в зону стапеля в строго определенной технологической последовательности. Нарушение этой последовательности даже на одном звене может вызвать каскад задержек по всей цепочке, что непосредственно отражается на общем сроке выполнения заказа — ключевом обязательстве верфи перед заказчиком.

Авторы работы [3] исследовали природу неопределенности, присущую ЕТО-среде в судостроении, и предложили различать два подтипа такого производства: Innovate-to-Order (ИТО) — создание полностью нового продукта с высокой долей научно-исследовательской проработки — и Redesign-to-Order (РТО) — адаптация существующего базового проекта под специфические требования заказчика [3]. Авторы показали, что источники неопределенности варьируются в зависимости от подтипа: для ИТО доминируют неопределенности проектного этапа (возможность технических ошибок, незрелость конструкторской документации на момент запуска закупок), тогда

как для RTO первостепенны колебания со стороны поставок и доступности критических ресурсов [3]. Это разграничение имеет прямое следствие для проектирования систем производственного планирования: алгоритмическое ядро должно быть способно адаптироваться к различным профилям неопределенности без перенастройки «вручную».

Ключевые показатели эффективности и типовые узкие места. Практика судостроительного планирования оперирует несколькими ключевыми показателями эффективности, среди которых центральное место занимает *makespan* — общее календарное время выполнения производственной программы от запуска первой операции до сдачи последней секции на стапель. В классической постановке задачи календарного планирования верфи, формализованной в работе [5], целевая функция минимизации *makespan* дополняется штрафами за нарушение директивных сроков (*tardiness*) и ограничениями на емкость межоперационных буферов, обусловленными физическими размерами собираемых блок-секций. Авторы подчеркивают, что учет ограниченной вместимости буферов является уникальной особенностью судостроительной задачи, редко встречающейся в литературе по Job Shop Scheduling общего профиля [5].

Вторым критическим показателем является *загрузка оборудования*, в первую очередь — дорогостоящего кранового парка верфи. Краны обслуживают одновременно несколько строящихся заказов, и их расписание является одним из главных «узких мест», лимитирующих пропускную способность всей производственной системы. В исследовании [6] предложена модель многокритериальной оптимизации, в которой наряду с *makespan* и стоимостью минимизируются также время простоя оборудования и общее энергопотребление, что отражает современный тренд на устойчивое развитие производственных систем.

Третьим интегральным показателем выступает *ритмичность* — равномерность загрузки производственных мощностей на всем горизонте планирования. В судостроении колебания загрузки особенно выражены: пиковые периоды (одновременное формирование корпуса на стапеле и насыщение секций) сменяются спадами, что ведет к неэффективному использованию рабочей силы. Сглаживание профиля загрузки является самостоятельной оптимизационной задачей, тесно связанной с управлением цепями поставок: несвоевременная доставка критических комплектующих способна как вызвать простой, так и, напротив, спровоцировать авральный режим работы с переработками и повышенным риском дефектов.

К типовым узким местам судостроительной логистики, многократно идентифицированным в литературе [2–4], относятся: разрыв между темпом подачи металлопроката и производительностью сборочных участков; конфликт за крановое время между параллельными проектами; запаздывание поставок оборудования с длительным циклом изготовления; непредвиденные доработки по результатам контроля сварных швов, нарушающие исходное расписание.

Ограничения традиционных систем планирования в условиях неопределенности. Классические инструменты производственного планирования — от алгоритмов MRP II (Manufacturing Resource Planning) до систем класса APS (Advanced Planning & Scheduling) и моделей дискретно-событийного имитационного моделирования (DES) — разрабатывались преимущественно для условий серийного и крупносерийного производств [3]. Их применение в судостроительной ЕТО-среде имеет ряд фундаментальных ограничений.

Во-первых, методология MRP II предполагает наличие абсолютно точных спецификаций изделия (BOM) и технологических маршрутов на момент планирования [3]. В судостроении это требование заведомо невыполнимо: конструкторская документация «вызревает» параллельно с выполнением заказа, и значительная часть позиций специфицируется лишь после подписания контрактов с поставщиками оборудования, что приводит к постоянным корректировкам ведомостей материалов. Стандартный механизм MRP-перепланирования, предполагающий полный пересчет потребностей при каждом изменении, оказывается слишком инерционным и вычислительно затратным для масштаба верфи [3].

Во-вторых, системы класса APS, хотя и превосходят MRP II по качеству формируемых расписаний за счет одновременного учета материальных и мощностных ограничений, ориентированы

на построение детерминированного плана для заранее известного множества заказов. Стохастическая природа судостроительных процессов — вариабельность длительности сварочных операций, случайные отказы оборудования, непредсказуемые задержки поставок — требует либо закладывания чрезмерных временных резервов, снижающих пропускную способность, либо постоянных ручных корректировок плана диспетчерским персоналом. Как отмечается в работе [5], традиционные подходы к планированию блок-секций, опирающиеся на предположение о неограниченной вместимости буферов, дают решения, нереализуемые в реальных цеховых условиях.

В-третьих, метод DES, получивший широкое распространение на верфях как инструмент валидации производственных расписаний, обладает принципиальным ограничением: имитационная модель способна оценить последствия заданного плана, но не генерирует сам план и не адаптирует его к изменяющейся обстановке. DES-модели лишены способности к обучению на исторических данных и требуют повторного прогона при каждом значимом отклонении, что не позволяет использовать их в качестве ядра системы оперативного планирования в реальном масштабе времени.

Таким образом, совокупность указанных ограничений формирует объективный запрос на переход к адаптивным, самообучающимся методам планирования, способным функционировать в условиях высокой неопределенности и неполноты исходных данных — запрос, на который отвечают методы обучения с подкреплением, рассмотренные далее.

Методы и материалы (Methods and Materials)

Анализ методов оптимизации производственной логистики. Оптимизация производственной логистики в судостроении, как и в других отраслях дискретного машиностроения, прошла путь от простейших эвристических правил до интеллектуальных систем, основанных на глубоком обучении с подкреплением. Здесь представлен систематический обзор трех классов методов: эвристических, метаэвристических и методов на основе RL, с акцентом на их применимость к условиям судостроительного ЕТО-производства, характеризуемого высокой неопределенностью, уникальностью заказов и жесткими технологическими ограничениями.

Классические эвристики и правила диспетчеризации. Эвристические методы на протяжении десятилетий оставались основным инструментом оперативного управления производственной логистикой благодаря своей вычислительной простоте и интуитивной понятности для диспетчерского персонала (например, комплексный обзор методов оптимизации судостроительного производства [1] относит классические эвристики к базовому уровню инструментов). Наиболее распространенные правила диспетчеризации включают:

- FIFO (First-In-First-Out) — заказы обслуживаются в порядке поступления в систему; правило обеспечивает справедливое распределение времени ожидания, но не чувствительно к длительности операций и срочности заказов;
- SPT (Shortest Processing Time) — приоритет отдается заказу с наименьшей длительностью обработки на данной операции; это правило минимизирует среднее время пребывания заказа в системе, однако создает риск «голодания» длительных операций;
- LIFO (Last-In-First-Out) — приоритет у заказа, поступившего последним; применяется редко в рутинном планировании, но может использоваться при авральных ситуациях;
- MST (Minimum Slack Time) — приоритет у заказа с минимальным резервным временем до директивного срока.

Ключевое преимущество эвристических правил — нулевое время принятия решения и отсутствие необходимости в вычислительной инфраструктуре. Однако их фундаментальный недостаток заключается в статичности: каждое правило оптимизирует лишь один частный критерий и не способно адаптироваться к изменяющейся производственной ситуации [7]. Именно это обстоятельство обусловило переход к более сложным методам.

Метаэвристические подходы. Метаэвристические алгоритмы представляют собой класс методов, предназначенных для поиска решений, близких к оптимальным, в задачах высокой размерности, где полный перебор вычислительно неосуществим. В судостроительном производ-

ственном планировании наибольшее распространение получили генетические алгоритмы (ГА), алгоритмы роя частиц (PSO), имитация отжига и табу-поиск [8].

Генетический алгоритм имитирует процесс естественной эволюции: популяция возможных расписаний подвергается операциям селекции, скрещивания и мутации, постепенно улучшая значение целевой функции. В работе [8] ГА применен к классической для судостроения трехстадийной задаче Джонсона при изготовлении секции корпуса судна; компьютерный эксперимент показал, что ГА находит решение, близкое к оптимальному, за приемлемое время. Более сложная постановка рассмотрена в [9], где предложен самообучающийся гиперэвристический алгоритм на основе ГА (GA-SLHN) для задачи логистического планирования сборки модульных каютных блоков круизных судов. Отличительной чертой GA-SLHN является использование самообучающейся стратегии высокого уровня, которая динамически выбирает низкоуровневые эвристики из заранее сформированного пула; результаты промышленного внедрения показали сокращение транспортного времени до 37 % [9].

Работа [10] посвящена применению ГА для решения задачи календарного планирования с ограниченными ресурсами (RCPSP) в судостроении в условиях неопределенности. Предложенная схема сочетает ГА с методами вероятностного моделирования и сценарного анализа, позволяя одновременно минимизировать срок завершения проекта и максимизировать загрузку ресурсов. Анализ Парето-оптимальных решений дает лицу, принимающему решения, инструмент для оценки компромиссов между временем, стоимостью и распределением ресурсов [10].

Общим достоинством метаэвристик является их способность решать задачи, не поддающиеся точным методам оптимизации. Однако они обладают и рядом принципиальных ограничений. Во-первых, метаэвристики требуют полного перезапуска при изменении параметров задачи, что исключает их применение в режиме реального времени. Во-вторых, качество решения критически зависит от настройки многочисленных параметров, а сама настройка представляет собой отдельную оптимизационную задачу. В-третьих, метаэвристики не используют накопленный исторический опыт: каждое новое расписание строится «с нуля» [1].

Глубокое обучение с подкреплением: базовые модели и формализация задачи логистики. Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning, RL) представляет собой принципиально иной подход, свободный от многих ограничений классических и метаэвристических методов. В отличие от статических оптимизаторов, RL-агент обучается в процессе взаимодействия со средой, получая числовое вознаграждение за каждое действие, постепенно вырабатывает стратегию, максимизирующую кумулятивное вознаграждение [11].

Формализация задачи производственной логистики как марковского процесса принятия решений (Markov Decision Process, MDP) включает три ключевых компонента:

Состояние (State): вектор признаков, описывающих текущее состояние производственной системы — статус каждого заказа, занятость и исправность оборудования, уровень заполнения межоперационных буферов, оставшееся время до директивных сроков. В судостроительном контексте размерность пространства состояний чрезвычайно высока и требует применения глубоких нейронных сетей для аппроксимации функции ценности или стратегии.

Действие (Action): решение, принимаемое агентом в данном состоянии, — выбор следующего заказа из очереди, назначение операции на конкретную единицу оборудования, изменение приоритета. Пространство действий может быть как дискретным, так и непрерывным.

Вознаграждение (Reward) — скалярная величина, получаемая агентом после выполнения действия. В задачах минимизации makespan вознаграждение обычно определяется как отрицательное приращение времени выполнения заказа, что стимулирует агента завершать программу как можно быстрее [12].

Среди алгоритмов глубокого RL, нашедших применение в производственной логистике, выделяются три основных семейства:

DQN (Deep Q-Network). Алгоритм аппроксимирует функцию ценности действия $Q(s,a)$ с помощью глубокой нейронной сети, обучаемой методом минимизации временной разницы. DQN

хорошо работает с дискретными пространствами действий умеренной размерности, однако страдает от переоценки ценности и нестабильности обучения [12].

A2C (Advantage Actor-Critic) и A3C (Asynchronous A3C). Актор-критические архитектуры сочетают две сети: актор, параметризующий стратегию $\pi(a|s)$, и критик, оценивающий ценность состояния $V(s)$. Преимущество перед DQN — возможность работы с непрерывными пространствами действий и более высокая стабильность обучения за счет использования функции преимущества, снижающей дисперсию градиента [7].

PPO (Proximal Policy Optimization). На сегодняшний день PPO является доминирующим алгоритмом в задачах производственного планирования благодаря своей стабильности и эффективности выборки [13]. Ключевой идеей PPO является ограничение величины изменения стратегии на каждой итерации с помощью специальной клиппированной целевой функции, что предотвращает разрушительно большие обновления параметров. Сравнительные исследования убедительно демонстрируют, что PPO-агент быстрее и стабильнее сходится к оптимальному решению по сравнению с семейством DQN [14].

Систематический обзор (2025) [13] 26 исследований подтверждает, что передовые методы RL, особенно DQN и PPO, все чаще превосходят метаэвристики и классические эвристики при решении задач гибридного потокового планирования, при этом намечается устойчивый тренд на гибридизацию RL с другими оптимизационными техниками [13].

Анализ успешных внедрений RL в дискретном производстве и логистике. Имеющийся к 2026 г. массив публикаций содержит ряд значимых примеров, демонстрирующих эффективность RL в задачах, релевантных судостроению.

Динамическое планирование распределенных производственных систем. В работе [12] пять алгоритмов глубокого RL (DQN, Double DQN, Dueling DQN, TRPO, PPO) применены к задаче динамического распределенного планирования с транспортными ограничениями (DDJSPT). Показано, что PPO превосходит остальные алгоритмы по критерию среднего запаздывания, а предложенная архитектура обеспечивает обобщение на 243 производственные конфигурации [12].

Совместное планирование производства и логистики. В работе 2025 г. [15] предложили вложенно-иерархическую архитектуру глубокого RL для совместного планирования производства и логистики в динамических гибких цехах, где агенты верхнего и нижнего уровней координируют распределение работ и транспортных ресурсов соответственно.

Сравнение RL с правилами диспетчеризации. В работе Zhou и Rose (2025) авторы провели сравнительное имитационное исследование, в котором DRL-агент на основе актор-критической архитектуры динамически назначал веса отдельным правилам диспетчеризации, формируя контекстно-зависимую гибридную стратегию. Результаты моделирования на реалистичной модели сложного цеха показали, что предложенный подход устойчиво превосходит как отдельные правила, так и гибридные стратегии со статическими весами по критериям длительности цикла, своевременности поставок и пропускной способности [7].

Обзор шаблонов проектирования DRL для производственного планирования. Авторы [11] (2025) идентифицировали типовые паттерны проектирования DRL-моделей для задач календарного планирования, охватывающие архитектуру агента, среду, представление состояния и действий, а также функцию вознаграждения. Авторы обобщили процедуры обучения и применения DRL-решателей, выделив ключевые показатели для их сравнительной оценки.

Применение RL в судостроении. Знаковым примером является работа [16], в которой RL-агент на основе CNN-автоэнкодера обучен в среде цифрового двойника (Unity 3D) решать задачу размещения блок-секций в предстпельной зоне верфи. RL-агент превзошел экспертов-людей по качеству плана размещения примерно на 15 % [16], что является одним из первых подтверждений практической эффективности RL в судостроительном контексте.

Таким образом, проведенное исследование демонстрирует, что эвристические и метаэвристические методы, сохраняя значимость для долгосрочного планирования, уступают RL-подходам в способности к адаптации и обучению в реальном времени, что делает RL наиболее пер-

спективным ядром для интеллектуальных систем оперативного управления производственной логистикой. Вместе с тем эффективное применение RL в судостроении требует адекватной среды обучения, роль которой выполняют цифровые двойники, рассматриваемые в следующем разделе.

Результаты (Results)

Цифровые двойники как среда для обучения и развертывания RL-решений

Концепция цифрового двойника и стандарт ISO 23247. Цифровой двойник (Digital Twin, DT) определяется как виртуальное представление физического объекта или системы, синхронизированное с ним на протяжении всего жизненного цикла и обеспечивающее двусторонний обмен данными между реальным и виртуальным мирами. В производственном контексте DT выступает одновременно как инструмент мониторинга текущего состояния, среда для безопасного экспериментирования с альтернативными сценариями и платформа для обучения интеллектуальных агентов без риска нарушения реальных производственных процессов.

Ключевым нормативным фундаментом для разработки и внедрения DT в промышленности является серия международных стандартов ISO 23247 Automation systems and integration — Digital twin framework for manufacturing, первая редакция которой опубликована в 2021 г. Стандарт ISO 23247-1:2021 определяет общие принципы и терминологию². В 2025–2026 гг. серия дополнена техническими отчетами, описывающими конкретные сценарии использования, включая управление сложными технологическими процессами в других высокотехнологичных отраслях³.

Применительно к судостроению стандарт ISO 23247 получил развитие в работе Sánchez-Fernández et al. (2026) [17], в которой предложен фреймворк для создания процессных цифровых двойников, структурированный вокруг трех уровней цифровой зрелости:

- базовый мониторинг — односторонний поток данных с физического объекта в виртуальную модель;
- расширенная аналитика — интеграция разнородных источников, накопление исторических данных и применение алгоритмов диагностики;
- предиктивное управление — полноценная двусторонняя связь, позволяющая виртуальной модели воздействовать на физический процесс в реальном масштабе времени [17, с. 3–5].

Этот фреймворк верифицирован на реальной пилотной ячейке в Центре инноваций и робототехники верфи NAVANTIA в Ферроле (Ла-Корунья, Испания), где DT используется для координации роботизированной сварки, компьютерного зрения и автономных транспортных средств при изготовлении компонентов малой предварительной сборки [17].

Двусторонняя связь является принципиальным условием превращения DT из пассивной имитационной модели в активную среду обучения. Как показано в исследовании интернета вещей (IoT) для интеллектуального производства в судостроительных цехах (2025), двунаправленная DT-система, развернутая на участке резки стали, обеспечивает сбор, передачу, хранение и симуляционный анализ данных в реальном времени, создавая основу для внедрения алгоритмов интеллектуального планирования на базе RL [18]. Среди выявленных барьеров — унификация технических стандартов, безопасность коммуникаций, гарантии реального времени и механизмы межцехового взаимодействия [18].

Анализ архитектур «симуляция-оптимизация» и способов интеграции RL-агента с DT

В литературе по судостроительному производственному планированию сформировалось два методологически различных подхода к интеграции RL и DT: гибридные архитектуры «симуляция-оптимизация» и архитектуры прямого встраивания RL-агента в DT-среду.

Гибридные архитектуры «симуляция-оптимизация». Данный класс решений предполагает использование дискретно-событийной имитационной модели (DES) в качестве ядра DT, поверх которого надстраивается оптимизационный слой. В обзоре [1] показано, что гибридные

² ISO 23247-1:2021. Automation systems and integration — Digital twin framework for manufacturing — Part 1: Overview and general principles. Geneva : ISO, 2021. 12 p.

³ ISO/TR 23247-100:2025. Automation systems and integration — Digital twin framework for manufacturing — Part 100: Use case on management of semiconductor ingot growth process. Geneva : ISO, 2025. 18 p.

DES-оптимизационные фреймворки в настоящее время представляют собой наиболее операционально зрелый класс методов: они опираются на десятилетия отраслевого опыта применения DES на верфях и обеспечивают измеримые улучшения производственных показателей в структурированных условиях. Однако авторы подчеркивают, что многие DT- и AI- ориентированные работы приоритизируют архитектурную интеграцию и синхронизацию данных в ущерб лонгитюдной валидации по общеверфным KPI [1].

Примером зрелой гибридной архитектуры применительно к судостроению является система динамической диспетчеризации транспортировки блок-секций на основе DT, предложенная в работе [19]. В этой архитектуре DT-модель верфи обеспечивает отображение реальной дорожной ситуации и местоположения блоков в реальном времени, а оптимизационный слой на основе генетического алгоритма (GA) формирует расписание для парка транспортеров с учетом негабаритности секций и ограничений грузоподъемности. Экспериментальные сравнения на различных сценариях подтвердили, что DT-ориентированный подход устойчиво превосходит традиционные методы диспетчеризации по критериям времени транспортировки и ритмичности сборочных операций [19].

Прямое встраивание RL-агента в DT-среду. Альтернативный подход предполагает, что DT не просто предоставляет данные оптимизатору, а сам становится средой обучения для RL-агента. Наиболее показательным примером в судостроительном контексте является работа [16], в которой RL-агент обучается в среде цифрового двойника, построенного на игровом движке Unity 3D, для решения задачи размещения блок-секций в предстпельной зоне верфи. Пространство состояний формируется путем сверточной дискретизации плана зоны, что позволяет агенту на основе CNN-автоэнкодера компактно кодировать топологию доступного пространства; вознаграждение определяется как минимизация расстояния перемещения крана «Голиаф». Результаты показали, что RL-агент превосходит экспертов-людей по качеству плана размещения примерно на 15 %, а время формирования плана сокращается с нескольких недель до часов [16].

На общеархитектурном уровне вопрос интеграции RL и DT активно исследуется и за пределами судостроения. В систематическом обзоре применения DT в автомобильной и авиационной промышленности с переносом знаний на морскую отрасль (2025) [20] отмечается, что в автомобилестроении DT используются для повышения эффективности и безопасности автономных транспортных средств, а в авиации — для предиктивного обслуживания, обучения пилотов и мониторинга в реальном времени; морская отрасль, сталкиваясь с проблемами качества данных и эксплуатационной сложности, обладает значительным потенциалом для применения DT в задачах повышения производительности судов, безопасности и предиктивного обслуживания [20]. Предложенная авторами «дорожная карта» переноса знаний включает адаптацию DT-архитектур для морской специфики, в том числе для задач производственного планирования верфей.

Стратегическое значение интеграции RL и DT подтверждается и на уровне промышленных альянсов. В феврале 2026 г. HD Hyundai и Siemens анонсировали проект по созданию единой цифровой платформы, связывающей операции верфей по всему миру. Платформа, построенная на Siemens Xcelerator и Digital Twin Composer, объединит CAD, PLM, цифровое производство, автоматизацию и симуляцию; проект охватывает сборку блоков, сварку, трубопроводные и электромонтажные данные в рамках промышленной метавселенной, использующей физический AI и RL для виртуальной валидации планов до их исполнения на верфи⁴.

Известные пилотные проекты и прототипы цифровых двойников цехов и участков в судостроении (2020–2026)

Внедрение DT в судостроительное производство остается на стадии пилотных проектов и отдельных прототипов, однако их число и масштаб в последние годы заметно возросли. Ниже систематизированы наиболее документированные и релевантные теме настоящей статьи инициативы.

⁴ HD Hyundai selects Siemens Xcelerator for integrated digital shipbuilding platform // CIMdata. 2026. 16 February. URL: <https://www.cimdata.com/de/industry-summary-articles/item/29431-hd-hyundai-selects-siemens-xcelerator-for-integrated-digital-shipbuilding-platform> (дата обращения: 01.06.2026).

Пилотная ячейка верфи NAVANTIA в Ферроле, описанная в 2026 г. Наиболее методологически проработанный пример, реализована в рамках долгосрочной исследовательской программы «Верфь будущего» (O estaleiro do futuro) и объединяет роботизированную сварку, компьютерное зрение, автоматическую визуальную инспекцию и автономные транспортные средства в единой DT-архитектуре, построенной в соответствии с ISO 23247. Дискретно-событийная симуляция (DES) использована как инструмент адаптации традиционных методологий к требованиям процессного DT [17].

Участок резки стали (КНР). Исследование 2025 г., посвященное IoT-управляемому DT для интеллектуального производства в судостроительных цехах, демонстрирует двунаправленную DT-систему на участке резки стали. Система охватывает полный цикл сбора, передачи, хранения и симуляционного анализа данных. Среди перспективных решений выделены гибридные гранично-облачные вычислительные архитектуры для задач, чувствительных к задержкам, и алгоритмы интеллектуального планирования на базе RL [18].

Предстапельная зона верфи (Южная Корея). Прототип DT для размещения блок-секций в предстапельной зоне, реализованный на Unity 3D, использован как среда обучения RL-агента. В отличие от предыдущих примеров, где DT выполняет преимущественно мониторинговые функции, здесь DT непосредственно участвует в формировании производственного плана, замещая собой ручной труд планировщиков [16].

Архитектура DT для ресурсного планирования в ЕТО-верфях (Норвегия). Авторы [21] предложили архитектуру DT для планирования ресурсов на ЕТО-верфях норвежского морского сектора, основанную на кейс-информированном подходе. Работа фокусируется на интеграции DT с существующими ERP- и MES-системами верфи и определяет требования к данным, необходимым для поддержки оперативного планирования в условиях неопределенности [21].

Цифровая платформа HD Hyundai — Siemens (глобальный проект). Анонсированный в феврале 2026 г. проект представляет собой наиболее масштабную на сегодняшний день инициативу по интеграции DT и RL в судостроении. Платформа на базе Siemens Xcelerator призвана связать операции верфей HD Hyundai по всему миру единой цифровой нитью, охватывая CAD, PLM, цифровое производство и симуляцию. Ключевой особенностью является использование физического AI и RL для валидации производственных планов в виртуальной среде до их физического исполнения, что определяет переход от экспериментальных прототипов к промышленному внедрению⁴.

Несмотря на значительный прогресс, в работе [1] выявлен ряд фундаментальных ограничений, сдерживающих широкое внедрение DT на верфях: крайняя конфиденциальность промышленных данных и, как следствие, дефицит открытых датасетов, ограничивающий воспроизводимость и бенчмаркинг; отсутствие общепринятых KPI для сравнительной оценки DT-решений разных архитектур; методологический разрыв между архитектурно-ориентированными DT-работами, акцентирующими интеграцию и синхронизацию данных, и исследованиями, требующими лонгитюдной валидации на уровне всей верфи [1].

Преодоление этих ограничений является необходимым условием для перехода DT и RL из категории перспективных прототипов в разряд промышленного стандарта судостроительного планирования.

Обсуждение (Discussion)

Ранее изложенное дает возможность перейти к сопоставлению трех классов методов: эвристических, метаэвристических и основанных на обучении с подкреплением — по комплексу критериев, критически важных для судостроительного ЕТО-производства.

Сравнительный анализ строится на двух уровнях: качественном и количественном.

Качественное сравнение по ключевым критериям. Качественное сопоставление выполнено по пяти критериям, признанным определяющими для выбора метода производственного планирования в судостроении: адаптивность, масштабируемость, интерпретируемость, вычислительная стоимость обучения и способность функционировать в режиме реального времени [1].

Адаптивность характеризует способность метода перестраивать стратегию планирования при изменении производственных условий: поступлении срочного заказа, отказе оборудования, колебании времени обработки. Эвристические правила диспетчеризации (FIFO, SPT, MST) обладают нулевой адаптивностью: каждое правило жестко оптимизирует один критерий и не корректирует поведение при изменении обстановки [22]. Метаэвристики (генетические алгоритмы, алгоритм имитации отжига) способны перестраивать решение, но требуют полного или частичного перезапуска оптимизационной процедуры, что занимает значительное время и исключает адаптацию в реальном масштабе [1]. RL-агенты, напротив, обучаются стратегии, которая по определению учитывает стохастичность среды, и способны принимать решения за доли секунды без переобучения при локальных возмущениях; при радикальных изменениях (например, запуск нового типа заказа) может потребоваться дообучение, но современные методы трансферного обучения позволяют сократить этот процесс [23].

Масштабируемость отражает способность метода сохранять приемлемое качество решений при росте размерности задачи (числа заказов, единиц оборудования, технологических ограничений). Эвристики линейно масштабируются по времени, но их качество быстро деградирует при усложнении структуры ограничений [1]. Метаэвристики обеспечивают высокое качество решений для задач умеренной размерности, однако при переходе к масштабу целой верфи время поиска становится неприемлемым [1]. RL-методы, обученные на задачах определенного масштаба, демонстрируют многообещающую способность к обобщению: в работе [22] агент DRL, обученный на конфигурации цеха с пятью машинами, показал устойчивое превосходство над правилами диспетчеризации на конфигурациях с 10 и 15 машинами без дополнительного обучения. Для судостроения, где число одновременно обрабатываемых блок-секций может достигать нескольких сотен, способность DRL-агента к обобщению является критическим преимуществом [22].

Интерпретируемость решений интеллектуальной системы — способность объяснить диспетчеру, почему выбрана та или иная последовательность операций, — остается серьезным вызовом для RL. Эвристические правила абсолютно прозрачны: диспетчер всегда понимает, что заказ запущен, потому что он «первый в очереди» или «имеет наименьшее время обработки». Метаэвристики менее прозрачны, но выдаваемое ими расписание может быть проверено на соответствие ограничениям «постфактум». Глубокие нейронные сети, аппроксимирующие стратегию RL-агента, функционируют как «черный ящик», и отсутствие интерпретируемости называется в литературе одним из главных препятствий для их внедрения на верфях [1].

Вычислительная стоимость обучения RL-агента на несколько порядков превышает затраты на однократный запуск GA или расчет по эвристическому правилу. Обучение агента PPO для задачи планирования сборки панельных блок-секций в работе Zhou et al. [22] потребовало около 10 000 эпизодов, что эквивалентно нескольким часам машинного времени. Однако после завершения обучения принятие решения занимает миллисекунды, что делает RL-агента привлекательным для оперативного планирования, где время реакции критично [23].

Способность к работе в реальном времени является, возможно, наиболее сильным дифференцирующим признаком. Классический GA формирует расписание за минуты или десятки минут, что приемлемо для суточного планирования, но не для оперативной диспетчеризации. RL-агент после обучения выдает решение менее чем за 100 мс, что открывает возможность динамической корректировки расписания по мере поступления новых данных от цифрового двойника цеха [24].

Сводка качественного сопоставления приведена в таблице на с. 725.

Количественные оценки. Прямое сравнение трех классов методов на едином судостроительном бенчмарке в литературе отсутствует. Однако сопоставление попарных результатов позволяет составить целостную картину.

RL против эвристических правил. Наиболее систематическое сравнение представлено в работе [24], где агент PPO, обученный в среде DES для задачи планирования сварочного процесса в профильном цехе, сопоставлялся с четырьмя правилами приоритета: SSPT (Shortest

Setup and Processing Time), ATCS (Apparent Tardiness Cost with Setups), MDD (Modified Due Date) и COVERT. На тестовых сценариях с высокой вариабельностью времени обработки PPO-агент обеспечил снижение среднего запаздывания на 18–24 % по сравнению с лучшим из эвристических правил и на 12–15 % — по критерию суммарного времени настройки [24].

Качественное сравнение методов производственного планирования

Qualitative Comparison of Production Planning Methods

Критерий	Эвристики	Метаэвристики (GA, PSO)	RL (PPO, DQN)
Адаптивность	—	○	+
Масштабируемость	○	+	+
Интерпретируемость	+	○	—
Стоимость обучения	+ (отсутствует)	○ (однократный запуск)	— (тысячи эпизодов)
Реальное время	++ (мгновенно)	— (минуты)	++ (миллисекунды после обучения)

Условные обозначения и сокращения:

«+» — высокая/приемлемая; «○» — средняя/ограниченная; «—» — низкая / проблемная;

GA (Genetic Algorithm) — метаэвристический метод оптимизации, вдохновленный теорией естественного отбора Ч. Дарвина;

PSO (Particle Swarm Optimization) — метаэвристический метод глобальной оптимизации, имитирующий групповое поведение животных;

PPO (Proximal Policy Optimization) — алгоритм обучения с подкреплением, который помогает агентам улучшать свои действия, сохраняя стабильность обучения;

DQN (Deep Q-Network) — алгоритм обучения с подкреплением, сочетающий Q-обучение с глубокими нейронными сетями.

Авторы работы [22] для задачи планирования сборочной линии панельных блок-секций показали, что агент на основе графовой изоморфной сети (GIN), обученный методом PPO, превосходит эвристики на 15–22 % по makespan и на 30–40 % — по времени вычисления; особенно выражено преимущество на задачах большого размера (более 50 блок-секций) [22].

RL против метаэвристик. Сравнение RL с генетическими алгоритмами в судостроительном контексте представлено ограниченным числом работ. В смежной области общего машиностроения обзор [23] показал, что RL-подходы превосходят генетическое программирование по качеству расписания на 5–15 % в задачах динамического JSS, но уступают в статических задачах с полной информацией. В судостроении, где доминирует стохастическая неопределенность, динамическое преимущество RL становится определяющим.

DES-оптимизационные гибриды. Фундаментальный обзор [1] позиционирует гибридные DES-оптимизационные фреймворки как наиболее операционально зрелый класс методов, обеспечивающий измеримые улучшения производственных показателей в структурированных условиях. Для задачи оптимизации сборочной линии корпусных блок-секций применение CP-DES-фреймворка позволило сократить makespan на 12–17 % по сравнению с ручным планированием [25]. Эти результаты, однако, получены в детерминированной постановке и не гарантируют робастности при внезапных возмущениях.

DT-RL-интегрированные системы. Публикации 2023–2026 гг. по интеграции DT и RL [16, 20] демонстрируют качественно новые возможности. В работе [16] (2023) RL-агент, обученный в DT-среде (Unity 3D), превзошел экспертов-людей по качеству плана размещения блок-секций примерно на 15 %, а время формирования плана сократилось с нескольких недель до часов [16]. Промышленный альянс HD Hyundai и Siemens (2026)⁴ указывает, что применение физического AI и RL для виртуальной валидации планов в рамках проекта «Future of Shipyard» направлено на сокращение производственных отклонений и связанных с ними задержек⁴, хотя конкретные метрики пока не раскрываются.

Таким образом, можно констатировать, что RL-подходы (особенно PPO и его модификации) устойчиво превосходят эвристики на 12–24 % по критериям makespan и tardiness, а также демонстрируют сопоставимое или превосходящее качество по сравнению с метаэвристиками при радикально (на 1–2 порядка) меньшем времени принятия решения.

Заключение (Conclusion)

Проведенный анализ позволяет выделить ряд фундаментальных пробелов, препятствующих переходу RL-решений из категории перспективных прототипов в разряд промышленного стандарта судостроительного планирования.

Во-первых, острый дефицит публикаций, верифицированных на реальных производственных данных. Как подчеркивается в [1], большинство DT- и AI-ориентированных работ приоритизируют архитектурную интеграцию и синхронизацию данных в ущерб лонгитюдной валидации по общепринятым КРП. Конфиденциальность промышленных данных в судостроении объективно ограничивает доступность открытых датасетов: на момент написания настоящего обзора авторам известен лишь один публично доступный набор данных, адаптированный из реального производства [26].

Во-вторых, отсутствие общепринятых бенчмарков для сравнительной оценки методов в судостроительном контексте. Работы по эвристикам, метаэвристикам и RL используют различные постановки задачи, целевые функции и масштаб производственной системы, что делает прямое сопоставление результатов некорректным [1]. Разработка стандартизированных бенчмарков на основе реальных данных верфей признается одной из первоочередных задач исследовательского сообщества [23].

В-третьих, ограниченная воспроизводимость результатов RL-исследований. Глубокое RL критически зависит от гиперпараметров (архитектура сети, темп обучения, коэффициент дисконтирования), а также от реализации среды обучения. В отсутствие открытого кода и стандартизированных сред воспроизведение заявленных результатов требует значительных усилий, что тормозит накопление и верификацию знаний [23].

В-четвертых, неисследованным остается вопрос об устойчивости RL-агентов к структурным изменениям производственной системы (перепланировка цеха, ввод нового оборудования, изменение номенклатуры заказов). Единичные работы по трансферному обучению [23] показывают принципиальную возможность переноса знаний между задачами, однако систематические исследования применительно к судостроению отсутствуют. Указанные пробелы формируют повестку будущих исследований.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Bordbar A. Digitalisation of shipyard production planning: a review of simulation, optimisation, AI, and digital twin methods (2010–2025) / A. Bordbar, M. Tadros, A. Nazemian [et al] // *Journal of Marine Science and Engineering*. — 2026. — Vol. # - Is. #. — Pp. 396. — DOI: 10.3390/jmse14040396.
2. Digitalized Manufacturing Logistics in Engineer-to-Order Operations / J. W. Strandhagen, S.-V. Buer, M. Semini, E. Alfnes / *J. W. Strandhagen* // *IFIP Advances in Information and Communication Technology*. — 2019. — Vol. 567. — Pp. 23–30. — DOI: 10.1007/978-3-030-30000-5_71.
3. Rearticulating supply chain design and operation principles to mitigate uncertainty in the Norwegian engineer-to-order shipbuilding sector / E. Alfnes, J. Gosling, M. Naim, H. C. Dreyer // *International Journal of Production Economics*. — 2023. — Vol. 262. — Art. 108903. — DOI: 10.1016/j.ijpe.2023.108903.
4. Fatouh T. Shipbuilding Engineer-To-Order Supply Chain: a Systematic Literature Review / T. Fatouh, N. Rego / *T. Fatouh* // *Procedia Computer Science*. — 2023. — Vol. 219. — Pp. 1868–1876. — DOI: 10.1016/j.procs.2023.01.485.
5. Jun D. Constrained Programming Model for the Optimization of Industrial-Scale Scheduling Problems in the Shipbuilding Industry / D. Jun, D. Jones, M. Li // *Journal of Marine Science and Engineering*. — 2023. — Vol. 11, № 8. — Art. 1517. — DOI: 10.3390/jmse11081517.
6. Gong L. A hybrid NSGA-III and Q-learning algorithm for multi-mode and multi-objective resource constrained project scheduling considering two-layered stochastic inputs / L. Gong, Z. Chen, Y. Wang // *Applied Soft Computing*. — 2026. — Art. 115483. — DOI: 10.1016/j.asoc.2026.115483.

7. Zhou Z. A Comparative Simulation Study of Deep Reinforcement Learning and Dispatching Rules for a Complex Job Shop / Z. Zhou, O. Rose // *Simulation in Produktion und Logistik 2025* : 21. ASIM-Fachtagung. — Dresden : Technische Universität Dresden, 2025. — Pp. 387–396. — DOI: 10.25368/2025.237.
8. Планирование процесса изготовления секции корпуса судна / А. Г. Гривачевский, В. Д. Гривачевский, М. Я. Ковалев, А. И. Сухомлинов // *Информатика*. — 2015. — № 4. — С. 49–60. — EDN YLJORG.
9. A Self-Learning Hyper-Heuristic Algorithm Based on a Genetic Algorithm: A Case Study on Prefabricated Modular Cabin Unit Logistics Scheduling in a Cruise Ship Manufacturer / J. Li, R. Dong, X. Wu [et al] // *Biomimetics*. — 2024. — Vol. 9 (№ 9). — Art. 516. — DOI: 10.3390/biomimetics9090516.
10. Akan E. Optimizing Shipbuilding Production Project Scheduling Under Resource Constraints Using Genetic Algorithms and Fuzzy Sets / E. Akan, G. Alkan // *Marine Science and Technology Bulletin*. — 2023. — Vol. 12, № 3. — P. 380–401. — DOI: 10.33714/masteb.1324266.
11. Design patterns of deep reinforcement learning models for job shop scheduling problems / S. Wang, J. Li, Q. Jiao, F. Ma // *Journal of Intelligent Manufacturing*. — 2025. — Vol. 36, № 6. — P. 3741–3759. — DOI: 10.1007/s10845-024-02454-8.
12. Deep reinforcement learning for dynamic distributed job shop scheduling problem with transfers / Y. Lei, Q. Deng, M. Liao, S. Gao // *Expert Systems with Applications*. — 2024. — Vol. 251. — Art. 123970. — DOI: 10.1016/j.eswa.2024.123970.
13. Pugliese V. Hybrid flow shop scheduling through reinforcement learning: a systematic literature review / V. Pugliese, O. F. de A. Ferreira, F. A. Faria // *Proceedings of the 40th ACM/SIGAPP Symposium on Applied Computing (SAC '25)*. — New York : ACM, 2025. — P. 1240–1249. — DOI: 10.1145/3672608.3707903.
14. Parallel Deep Reinforcement Learning Framework for Controlling Industrial Assembly Lines / A. Tortorelli, M. Imran, F. Delli Priscoli, F. A. Liberati // *Electronics*. — 2022. — Vol. 11, № 4. — Art. 539. — DOI: 10.3390/electronics11040539.
15. Shi J. Production-logistics collaborative scheduling in dynamic flexible job shops using nested-hierarchical deep reinforcement learning / J. Shi, F. Qiao, J. Liu [et al] // *AI in Engineering*. — 2025. — Vol. 65. — Art. 103195. — DOI: 10.1016/j.aei.2025.103195.
16. Kim Y. H., Yang G. Solving Pre-erection Area Block Placement Problem Using Deep Reinforcement Learning // *Advances in Computer Science and Ubiquitous Computing (CUTECSA 2022)* / Eds. J. S. Park, L. T. Yang, Y. Pan, J. H. Park. — Singapore : Springer, 2023. — P. 615–621. — (Lecture Notes in Electrical Engineering, Vol. 1028). — DOI: 10.1007/978-981-99-1252-0_83.
17. Sánchez-Fernández Á. Framework for the Development of a Process Digital Twin in Shipbuilding: A Case Study in a Robotized Minor Pre-Assembly Workstation / Á. Sánchez-Fernández, E.-D. Vlad-Voinea, J. Pernas-Álvarez [et al] // *Journal of Marine Science and Engineering*. — 2026. — Vol. 14, № 1. — Art. 106. — DOI: 10.3390/jmse14010106.
18. Internet of Things Driven Digital Twin for Intelligent Manufacturing in Shipbuilding Workshops / C. Liang, X. Li, W. Niu, Y. Zhang // *Future Internet*. — 2025. — Vol. 17, № 8. — Art. 368. — DOI: 10.3390/fi17080368.
19. Sun M. Enhancing shipyard transportation efficiency through dynamic scheduling using digital twin technology / M. Sun, C. Liang, D. Chang // *PLOS ONE*. — 2024. — Vol. 19, № 2. — Art. e0297069. — DOI: 10.1371/journal.pone.0297069.
20. Mao R. Systematic Survey of Digital Twin Applications: Transferring Knowledge From Automotive and Aviation to Maritime Industry / R. Mao, Y. Li, G. Li [et al] // *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. — 2025. — Vol. 26, № 4. — Pp. 4240–4259. — DOI: 10.1109/TITS.2025.3535593.
21. Romsdal A. Designing a Digital Twin Architecture for Resource Planning in ETO Shipyards: A Case-Informed Approach from the Norwegian Maritime Sector / A. Romsdal, M. Aarhaug, J. O. Strandhagen // *IFIP Advances in Information and Communication Technology*. — 2025. — Vol. 767. — Pp. 438–452. — DOI: 10.1007/978-3-032-03542-4_30.
22. Zhou T. Solving Panel Block Assembly Line Scheduling Problem via a Novel Deep Reinforcement Learning Approach / T. Zhou, L. Luo, Y. He [et al] // *Applied Sciences*. — 2023. — Vol. 13, № 14. — Art. 8483. — DOI: 10.3390/app13148483.
23. Learn to optimise for job shop scheduling: a survey with comparison between genetic programming and reinforcement learning / M. Xu, Y. Mei, F. Zhang, M. Zhang // *Artificial Intelligence Review*. — 2025. — Vol. 58 (№ 6). — Art. 160. — DOI: 10.1007/s10462-024-11059-9.

24. Nam S. Simulation-based deep reinforcement learning for multi-objective identical parallel machine scheduling problem / S. Nam, Y. Cho, J. H. Woo // *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering*. — 2024. — Vol. 16. — Art. 100629. — DOI: 10.1016/j.ijnaoe.2024.100629.
25. Scheduling optimization of hull block assembly line using constraint programming and discrete-event simulation / D. H. Kwak, K. Y. Cho, H. C. Yoon, J. H. Woo // *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering*. — 2025. — Vol. 17. — Art. 100675. — DOI: 10.1016/j.ijnaoe.2025.100675.
26. Chen S. Dataset of Ship Block Scheduling / S. Chen. — Mendeley Data, 2026. — Version 1. — DOI: 10.17632/4ds6t24mx2.1.

REFERENCES

1. Bordbar, A. et al. “Digitalisation of Shipyard Production Planning: A Review of Simulation, Optimisation, AI, and Digital Twin Methods (2010–2025).” *Journal of Marine Science and Engineering* 14.4 (2026). DOI: 10.3390/jmse14040396.
2. Strandhagen, J. W., S.-V. Buer, M. Semini and E. Alfnes. “Digitalized Manufacturing Logistics in Engineer-to-Order Operations.” *Advances in Production Management Systems. Production Management for the Factory of the Future*. Springer International Publishing, 2019: 579–587. DOI: 10.1007/978-3-030-30000-5_71.
3. Alfnes, E., J. Gosling, M. Naim and H. C. Dreyer. “Rearticulating supply chain design and operation principles to mitigate uncertainty in the Norwegian engineer-to-order shipbuilding sector.” *International Journal of Production Economics* 262 (2023): 108903. DOI: 10.1016/j.ijpe.2023.108903.
4. Fatouh, T. and N. Rego. “Shipbuilding Engineer-To-Order Supply Chain: a Systematic Literature Review.” *Procedia Computer Science* 219 (2023): 1868–1876. DOI: 10.1016/j.procs.2023.01.485.
5. Pernas-Álvarez, J. and D. Crespo-Pereira. “A Constrained Programming Model for the Optimization of Industrial-Scale Scheduling Problems in the Shipbuilding Industry.” *Journal of Marine Science and Engineering* 11.8 (2023). DOI: 10.3390/jmse11081517.
6. Zhang, H. et al. “A hybrid NSGA-III and Q-learning algorithm for multi-mode and multi-objective resource constrained project scheduling considering two-layered stochastic inputs.” *Applied Soft Computing* 201 (2026): 115483. DOI: 10.1016/j.asoc.2026.115483.
7. Zhou, Z., and O. Rose. “A Comparative Simulation Study of Deep Reinforcement Learning and Dispatching Rules for a Complex Job Shop.” *Simulation in Produktion und Logistik 2025*. Ed. Sebastian Rank, Mathias Kühn, and Thorsten Schmidt. Dresden: Technische Universität Dresden, 2025.
8. Grivachevskiy, A. G., V. D. Grivachevskiy, M. Ya. Kovalev and A. I. Sukhomlinov. «Planning vessel body section production.» *Informatics* 4(48) (2015): 49–56.
9. Li, J. et al. “A Self-Learning Hyper-Heuristic Algorithm Based on a Genetic Algorithm: A Case Study on Prefabricated Modular Cabin Unit Logistics Scheduling in a Cruise Ship Manufacturer.” *Biomimetics* 9.9 (2024). DOI: 10.3390/biomimetics9090516.
10. Akan, E. and G. Alkan. “Optimizing Shipbuilding Production Project Scheduling Under Resource Constraints Using Genetic Algorithms and Fuzzy Sets.” *Marine Science and Technology Bulletin* 12.3 (2023): 380–401. DOI: 10.33714/masteb.1324266.
11. Wang, S., J. Li, Q. Jiao and F. Ma. “Design patterns of deep reinforcement learning models for job shop scheduling problems.” *Journal of Intelligent Manufacturing* 36.6(2025): 3741–3759. DOI: 10.1007/s10845-024-02454-8.
12. Lei, Y., Q. Deng, M. Liao and S. Gao. “Deep reinforcement learning for dynamic distributed job shop scheduling problem with transfers.” *Expert Systems with Applications* 251 (2024): 123970. DOI: 10.1016/j.eswa.2024.123970.
13. Pugliese, V., O. Ferreira and F. Faria. “Hybrid Flow Shop Scheduling through Reinforcement Learning: A systematic literature review.” *SAC '25. Association for Computing Machinery*, 2025: 1240–1249. DOI: 10.1145/3672608.3707903.
14. Tortorelli, A., M. Imran, F. Delli Priscoli and F. Liberati. “A Parallel Deep Reinforcement Learning Framework for Controlling Industrial Assembly Lines.” *Electronics* 11.4 (2022). DOI: 10.3390/electronics11040539.
15. Shi, J. et al. “Production-logistics collaborative scheduling in dynamic flexible job shops using nested-hierarchical deep reinforcement learning.” *Advanced Engineering Informatics* 65 (2025): 103195. DOI: 10.1016/j.aei.2025.103195.
16. Kim, Y. H. and G. Yang. “Solving Pre-erection Area Block Placement Problem Using Deep Reinforcement Learning.” *Advances in Computer Science and Ubiquitous Computing*. Springer Nature Singapore, 2023: 615–621. DOI: 10.1007/978-981-99-1252-0_83.

17. Sánchez-Fernández, N. et al. "Framework for the Development of a Process Digital Twin in Shipbuilding: A Case Study in a Robotized Minor Pre-Assembly Workstation." *Journal of Marine Science and Engineering* 14.1 (2026). DOI: 10.3390/jmse14010106.
18. Liang, C., X. Li, W. Niu and Y. Zhang. "Internet of Things Driven Digital Twin for Intelligent Manufacturing in Shipbuilding Workshops." *Future Internet* 17.8 (2025). DOI: 10.3390/fi17080368.
19. Sun, M., C. Liang and D. Chang. "Enhancing shipyard transportation efficiency through dynamic scheduling using digital twin technology." *PLOS ONE* 19.2 (2024): 1–27. DOI: 10.1371/journal.pone.0297069.
20. Mao, R. et al. "A Systematic Survey of Digital Twin Applications: Transferring Knowledge From Automotive and Aviation to Maritime Industry." *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 26.4 (2025): 4240–4259. DOI: 10.1109/TITS.2025.3535593.
21. Romsdal, A., M. Aarhaug and J. O. Strandhagen. "Designing a Digital Twin Architecture for Resource Planning in ETO Shipyards: A Case-Informed Approach from the Norwegian Maritime Sector." *Advances in Production Management Systems. Cyber-Physical-Human Production Systems: Human-AI Collaboration and Beyond*. Springer Nature Switzerland, 2026: 438–452. DOI: 10.1007/978-3-032-03542-4_30.
22. Zhou, T. et al. "Solving Panel Block Assembly Line Scheduling Problem via a Novel Deep Reinforcement Learning Approach." *Applied Sciences* 13.14 (2023). DOI: 10.3390/app13148483.
23. Xu, M., Y. Mei, F. Zhang and M. Zhang. "Learn to optimise for job shop scheduling: a survey with comparison between genetic programming and reinforcement learning." *Artificial Intelligence Review* 58.6 (2025): 160. DOI: 10.1007/s10462-024-11059-9.
24. Nam, S., Y.-I. Cho and J. H. Woo. "Simulation-based deep reinforcement learning for multi-objective identical parallel machine scheduling problem." *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering* 16 (2024): 100629. DOI: 10.1016/j.ijnaoe.2024.100629.
25. Kwak, D. H., K.-Y. Cho, C. Ryu and J. H. Woo. "Scheduling optimization of hull block assembly line using constraint programming and discrete-event simulation." *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering* 17 (2025): 100675. DOI: 10.1016/j.ijnaoe.2025.100675.
26. MendeleyData. Chen S. "Dataset of Ship Block Scheduling" (2026). Version 1. DOI: 10.17632/4ds6t24mx2.1.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Григорьев Михаил Николаевич —
кандидат технических наук, профессор
ФГБУ ВО «Балтийский государственный
технический университет «ВОЕНМЕХ»
им. Д. Ф. Устинова»
190005, Российская Федерация, Санкт-Петербург,
1-я Красноармейская, ул., д. 1,
e-mail: grigorievmn@ya.ru

Королева Елена Арсентьевна —
доктор экономических наук, профессор,
ФГБУ ВО «Государственный университет
морского и речного флота имени адмирала
С. О. Макарова»
198035, Российская Федерация, Санкт-Петербург,
ул. Двинская, 5/7
e-mail: kea_56@mail.ru

Уваров Сергей Алексеевич —
доктор экономических наук, профессор
ФГБУ ВО «Санкт-Петербургский государственный
экономический университет»
191023, Российская Федерация, Санкт-Петербург,
наб. канала Грибоедова, д. 30-32, литер А
e-mail: s_uvarov@mail.ru

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Grigoriev, Mikhail N., —
Candidate of Technical Sciences, Professor,
Baltic State Technical University "Voenmekh"
named after D. F. Ustinov
1, 1st Krasnoarmeyskaya Street, Saint Petersburg,
190005, Russian Federation
e-mail: grigorievmn@ya.ru

Koroleva, Elena A. —
Doctor of Economics, Professor
Admiral Makarov State University of Maritime
and Inland Shipping
5/7, Liter A, Dvinskaya str, Saint-Petersburg,
198035, Russian Federation
e-mail: kea_56@mail.ru,

Uvarov, Sergey. A. —
Doctor of Economics, Professor,
St. Petersburg State University of Economics
30–32, letter A, nab. Griboyedov Canal, St. Petersburg,
191023, Russian Federation
e-mail: s_uvarov@mail.ru

Статья поступила в редакцию 08 июня 2026 г.
Received: Jun 8, 2026.