

Довлетов Артур Маркович, аспирант кафедры экономики и управления персоналом, Московский государственный технологический университет «СТАНКИН», г. Москва

**ПОВЫШЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ
ПРОЦЕССОВ НА ОСНОВЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ
ТЕХНОЛОГИЙ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ: ОБЗОР МЕТОДОВ И
ПЕРСПЕКТИВЫ ПРИМЕНЕНИЯ**

Аннотация. Статья посвящена систематизации методов и инструментов интеллектуальных технологий принятия решений применительно к задаче повышения эффективности производственных процессов. Рассмотрены теоретические основы понятия «производственный процесс» в интерпретации различных исследователей и выявлены элементы, определяющие его управляемость в условиях цифровой трансформации. Проведён сравнительный анализ ключевых методов интеллектуального анализа данных - машинного обучения, нейронных сетей, предиктивной аналитики, алгоритмов классификации и анализа временных рядов - с позиций их применимости на промышленных предприятиях. Охарактеризованы базовые модели интеграции интеллектуальных систем в производственную среду: модель «умного склада», гибкое управление запасами, интеграция с ERP-системами и концепция цифрового двойника. На основе обобщения отечественного и зарубежного опыта количественно оценены потенциальные эффекты от внедрения каждой из рассмотренных моделей. Сформулированы рекомендации по поэтапному масштабированию интеллектуальных решений на промышленных предприятиях, учитывающие организационные, кадровые и технологические условия.

Ключевые слова: производственные процессы, интеллектуальные технологии, принятие решений, машинное обучение, предиктивная аналитика, цифровой двойник, управление запасами, Индустрия 4.0.

IMPROVING THE EFFICIENCY OF PRODUCTION PROCESSES BASED ON INTELLIGENT DECISION-MAKING TECHNOLOGIES: A REVIEW OF METHODS AND APPLICATION PROSPECTS

Abstract. The article is devoted to systematizing the methods and tools of intelligent decision-making technologies in relation to improving the efficiency of production processes. The theoretical foundations of the concept of «production process» as interpreted by various researchers are considered, and the elements that determine its manageability in the context of digital transformation are identified. A comparative analysis of the key methods of intelligent data analysis - machine learning, neural networks, predictive analytics, classification algorithms, and time series analysis - is carried out from the perspective of their applicability in industrial enterprises. The basic models for integrating intelligent systems into the production environment are characterized: the smart warehouse model, flexible inventory management, ERP system integration, and the digital twin concept. Based on a generalization of domestic and foreign experience, the potential effects of implementing each of the models are quantitatively assessed. Recommendations are formulated for the phased scaling of intelligent solutions at industrial enterprises, taking into account organizational, personnel, and technological conditions.

Keywords: production processes, intelligent technologies, decision-making, machine learning, predictive analytics, digital twin, inventory management, Industry 4.0.

ВВЕДЕНИЕ

Трансформация промышленных систем управления под влиянием цифровых технологий - один из наиболее устойчивых трендов последнего десятилетия. Пандемия 2020-2021 годов, последовавшие за ней перебои в цепочках поставок и волна роста издержек лишь ускорили этот процесс: предприятия, прежде откладывавшие вопросы цифровизации, оказались перед выбором - адаптироваться или уступить конкурентам. Н.Н. Бахтадзе и В.А. Потоцкий, анализируя современные методы управления производственными процессами, констатируют, что именно качество аналитических инструментов определяет конкурентоспособность предприятия в долгосрочной перспективе [1].

Тем не менее разрыв между декларируемыми намерениями и реальными результатами остаётся значительным. Большинство отечественных предприятий по-прежнему ограничивается автоматизацией отдельных операций - внедрением ERP-систем, штрихкодированием складских позиций, переводом документооборота в цифровую форму. Качественно иной уровень - интеллектуальное управление, предполагающее самостоятельное формирование решений системой на основе анализа данных, - встречается значительно реже. К.И. Дементьев, исследовавший мировой опыт применения искусственного интеллекта на предприятиях, констатирует, что практическое использование методов ИИ для управления производственными процессами по-прежнему отстаёт от числа публикаций и пилотных проектов [5].

Это противоречие задаёт актуальность настоящего исследования. Цель статьи - систематизировать методы интеллектуального анализа данных применительно к задачам управления производством, охарактеризовать существующие модели их интеграции в операционные процессы и сформулировать практические рекомендации по внедрению. Объектом рассмотрения выступают производственные процессы организаций, предметом - инструментарий интеллектуальных технологий

принятия решений как средство повышения их эффективности. Методология исследования основана на сравнительном анализе, систематизации и обобщении отечественных и зарубежных научных публикаций, а также данных о результатах внедрения рассматриваемых технологий на промышленных предприятиях.

ПРОИЗВОДСТВЕННЫЙ ПРОЦЕСС КАК ОБЪЕКТ УПРАВЛЕНИЯ

Прежде чем переходить к анализу технологий, необходимо уточнить само понятие производственного процесса - не столько ради терминологической строгости, сколько потому, что от понимания его структуры зависит выбор инструментов управления. Согласно ГОСТ 14.004-83, производственный процесс представляет собой совокупность всех действий людей и орудий труда, необходимых на данном предприятии для изготовления и ремонта продукции. Это определение, при всей его лаконичности, оставляет за рамками ряд существенных факторов.

Р.А. Фатхудинов в учебнике по производственному менеджменту определяет производственный процесс как сочетание предметов и орудий труда, а также живого труда в пространстве и во времени, функционирующих для удовлетворения потребностей производства [15]. Э. Голдратт в рамках теории ограничений рассматривает производственный процесс как цепь взаимосвязанных последовательных событий, акцентируя внимание на узких местах системы как точках приложения управленческих усилий [4]. О.С. Муфтахова предлагает комплексное определение, включающее помимо традиционных элементов информационные, финансовые и страховые ресурсы как полноправные составляющие производственной системы [11]. Действительно, без учёта информационной составляющей невозможно понять, каким образом данные о состоянии оборудования или динамике спроса могут стать входом для системы принятия решений.

Производственный процесс традиционно делится на основные и вспомогательные подпроцессы. Первые непосредственно создают продукт - плавка металла, механическая обработка, сборка узлов; вторые обеспечивают условия их протекания - ремонт оборудования, внутренняя логистика, складирование. Это разграничение принципиально для понимания того, где именно интеллектуальные технологии способны принести наибольший экономический эффект: вспомогательные процессы нередко несут непропорционально высокую долю издержек за счёт складских потерь, избыточных запасов и ручных операций согласования документов.

Управление производством предполагает целенаправленное воздействие на совокупность взаимосвязанных процессов с целью обеспечения их оптимального функционирования. По временным горизонтам управленческие решения в производственной среде распределяются по четырём уровням: решения реального времени (управление параметрами технологического процесса), краткосрочные оперативные (составление сменных графиков, формирование заказов), среднесрочные плановые (управление запасами, производственное планирование) и стратегические (выбор технологий, инвестиционные приоритеты). Интеллектуальные системы охватывают все эти уровни, хотя с различной степенью технологической зрелости.

МЕТОДЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ В ПРОИЗВОДСТВЕННОМ КОНТЕКСТЕ

Интеллектуальный анализ данных (Data Mining) охватывает арсенал методов, направленных на извлечение неочевидных закономерностей из массивов производственной информации. Применительно к задачам промышленного управления их можно систематизировать по четырём

функциональным группам: прогнозирование, классификация, оптимизация и обнаружение аномалий.

Прогностические модели составляют ядро современной предиктивной аналитики. Я.Р. Суницкий демонстрирует, что нейронные сети и алгоритмы градиентного бустинга позволяют прогнозировать дефекты продукции в металлургической промышленности с точностью, недостижимой при традиционном статистическом контроле, - за счёт способности выявлять нелинейные зависимости между множеством входных параметров технологического процесса [14]. Вместе с тем методы требуют значительных объёмов размеченных обучающих данных и специализированных компетенций для настройки, что остаётся существенным барьером для малых и средних предприятий.

Классификационные методы находят применение в задачах контроля качества и диагностики оборудования. Деревья решений и метод опорных векторов (SVM) используются для автоматической маршрутизации дефектных изделий, классификации причин простоев, идентификации режимов работы станков. В.А. Шмелёв, исследовавший применение нейросетевых моделей для построения цифровых двойников станков с ЧПУ, показывает, что виртуальный прототип оборудования способен в реальном времени отражать фактическое техническое состояние физической машины и имитировать её поведение при различных режимах нагрузки, обеспечивая превентивное обнаружение отклонений [17].

Кластеризация применяется для сегментации производственных данных - выделения типовых режимов работы оборудования, группировки заказов по технологическим маршрутам, идентификации паттернов потребления ресурсов. Алгоритмы K-средних и DBSCAN используются в системах производственного планирования для объединения однотипных заданий в партии, что сокращает переналадки и повышает загрузку мощностей. М.Х. Прилуцкий и О.В. Кривошеев показывают, что кластеризация производственных заданий в сочетании с алгоритмами

оптимизации расписания позволяет сократить время переналадки на 15-25 % в зависимости от типа производства [12]. К. Büttner с соавторами на основе широкого обзора подтверждают, что методы машинного обучения охватывают все ключевые этапы производственного планирования, обеспечивая комплексный эффект оптимизации [18].

Анализ временных рядов - класс методов, ориентированных на выявление закономерностей в последовательных измерениях производственных параметров. Модели ARIMA и их современные расширения (Prophet, LSTM-сети) применяются для прогнозирования спроса, планирования мощностей, управления запасами. О.Л. Ксенофонтова и Ю.В. Трофимов демонстрируют, что гибридная модель Prophet + CatBoost, интегрированная с платформой «1С: Предприятие», обеспечивает снижение издержек на хранение и повышение точности планирования по сравнению с традиционными ABC-XYZ-моделями [7]. Принципиальное достоинство таких подходов - адаптивность: модель самостоятельно корректирует параметры прогноза при изменении рыночных условий.

Обнаружение аномалий - одно из наиболее востребованных направлений. Системы предиктивной аналитики, основанные на алгоритмах автоэнкодеров или изолирующих лесов (Isolation Forest), обучаются распознавать нормальные режимы работы оборудования и фиксировать отклонения до наступления отказа. Разработка АО «РОТЕК» - комплекс удалённого мониторинга и прогностики для энергетического и промышленного оборудования - позволяет своевременно выявлять признаки деградации и переходить от календарного технического обслуживания к обслуживанию по фактическому состоянию [8].

КОНЦЕПЦИЯ ИНДУСТРИИ 4.0 И МОДЕЛИ ИНТЕГРАЦИИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Понятие «Индустрия 4.0» охватывает совокупность цифровых технологий, нацеленных на оптимизацию производственных процессов, - от

промышленного интернета вещей (IIoT) до систем больших данных, искусственного интеллекта и машинного обучения. Г.Ю. Силкина и соавторы, проведя библиометрический анализ публикационной активности по базам Scopus и OpenAlex за 2011-2022 годы, зафиксировали устойчивый рост числа работ по применению технологий Индустрии 4.0 в производственном управлении, что свидетельствует об усиливающемся практическом интересе к данному направлению [13].

Одним из центральных элементов является концепция цифрового двойника (digital twin) - виртуальной интерактивной копии реального объекта или процесса, обновляемой в реальном времени на основе данных датчиков. М.В. Царев и Ю.С. Андреев систематизируют типологию цифровых двойников в промышленности, выделяя двойники изделий, двойники производственных процессов и двойники производственных систем [16]. Применительно к управлению производством наиболее значим двойник процесса: он позволяет симулировать поведение технологической цепочки при изменении параметров, тестировать управленческие решения до их фактического применения и сокращать время переналадки при смене ассортимента.

Практические результаты применения цифровых двойников подтверждают их экономическую состоятельность. К.А. Виноградов, А.С. Никулин и Ю.Н. Шмотин описывают опыт АО «ОДК» по внедрению данной технологии при создании газотурбинных двигателей: три типа компьютерных моделей («как спроектировано», «как изготовлено», «как испытано») обеспечили возможность непрерывного совершенствования конструкции без прерывания производственного цикла [2]. Зарубежный опыт также указывает на значимые результаты: применение предиктивной аналитики на крупном нефтеперерабатывающем предприятии позволило предсказать критический сбой компрессора за 25 суток до его возникновения, что обеспечило предотвращение многомиллионных потерь [20].

Промышленный интернет вещей (IIoT) формирует инфраструктурный фундамент для работы цифровых двойников. Сеть датчиков, встроенных в оборудование, непрерывно генерирует поток данных о температуре, вибрации, токе потребления, давлении, образующих «цифровую тень» реального технологического процесса. Интеграция IIoT с алгоритмами машинного обучения позволяет перейти от простой регистрации событий к их интерпретации и автоматическому формированию управляющих воздействий. А. Fuller с соавторами систематизируют технологии, обеспечивающие подобную интеграцию, и указывают на платформу Predix компании General Electric как один из первых примеров промышленного масштабирования данного подхода [19].

На основании обобщения рассмотренных подходов можно выделить четыре устойчивые модели интеграции интеллектуальных технологий в производственные процессы.

Первая модель - «умный склад» - предполагает комплексную автоматизацию складских операций с использованием IIoT, систем управления складом (WMS), роботизированных комплексов и аналитических платформ. А.Г. Изотова и Н.О. Садовникова рассматривают поддерживающие бизнес-процессы, включая складские операции, как критически важный элемент операционной устойчивости предприятий, подчёркивая, что именно здесь потенциал цифровизации реализован наименее полно [6].

Вторая модель - гибкое управление запасами - строится на алгоритмах машинного обучения для прогнозирования спроса и адаптивного пополнения складских позиций. В отличие от детерминированных моделей (формула Уилсона, ABC-XYZ-анализ), интеллектуальные подходы учитывают нестационарность временных рядов спроса, наличие сезонных эффектов и внешних шоков. Применение гибридных алгоритмов позволяет сократить издержки на хранение при сохранении заданного уровня обслуживания клиентов [7].

Третья модель - интеграция с ERP-системами - направлена на преодоление информационных разрывов между оперативными данными производственных систем и корпоративными ресурсами. Единая база данных, связывающая показатели производства, финансов, продаж и закупок, создаёт условия для принятия согласованных межфункциональных решений. А.А. Митькин указывает, что именно интеграционная составляющая нередко определяет разницу между успешными и неудачными проектами цифровизации [10].

Четвёртая модель - облачные системы поддержки принятия решений (СППР) - ориентирована на предприятия, не располагающие ресурсами для собственной вычислительной инфраструктуры. Облачные платформы предоставляют готовую аналитическую среду по модели SaaS, снижая первоначальные капиталовложения и сокращая время до первого практического результата. К.И. Дементьев отмечает, что именно масштабируемость облачных решений обеспечивает их растущую популярность среди предприятий среднего бизнеса [5].

ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ ВНЕДРЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Оценка экономической эффективности внедрения интеллектуальных технологий требует методологической чёткости. Нередко проекты цифровизации оцениваются исключительно по техническим KPI - точности прогноза, времени отклика системы - тогда как влияние на операционные и финансовые результаты остаётся непросчитанным. Именно экономическое обоснование является ключевым аргументом при принятии инвестиционных решений.

Базовым инструментом оценки управления запасами остаётся модель оптимального размера заказа (EOQ). При годовом спросе $N = 7\,500$ единиц, стоимости заказа $S_0 = 1\,000$ руб., удельных затратах на хранение $Sh = 100$ руб./ед./год оптимальный размер заказа составляет:

$$Q_0 = \sqrt{\frac{2 \cdot S_0 \cdot N}{Sh}} = \sqrt{\frac{2 \cdot 1000 \cdot 7500}{100}} \approx 387 \text{ единиц}$$

Минимальная годовая стоимость, связанная с запасами:

$$TC = \frac{S_0 \cdot N}{q_0} + \frac{Sh \cdot q_0}{2} \approx 38730 \text{ руб.}$$

Переход к динамической модели пополнения, адаптирующей параметры заказа к текущим рыночным условиям, способен дополнительно сократить совокупную стоимость управления запасами за счёт снижения страхового запаса при сохранении уровня сервиса. По данным практических внедрений, экономия составляет от 12 до 20 % от базовых издержек хранения.

Внедрение системы электронного документооборота обеспечивает регистрацию, учёт и хранение документов, быстрый круглосуточный доступ к информации, минимизацию времени согласования. Расчёт по типовому складскому подразделению: ежегодные затраты на бумагу и ручной ввод составляют около 40 000-45 000 руб.; стоимость лицензирования системы документооборота - 2 500-3 000 руб. в год на пользователя. Срок окупаемости не превышает трёх месяцев даже в консервативном сценарии.

Применительно к операционным затратам интеллектуальные технологии оказывают прямое влияние на материалоёмкость и транспортные расходы через оптимизацию логистических маршрутов и снижение объёма избыточных запасов. Общее снижение прямых материальных затрат по итогам внедрения комплексной системы управления составляет в среднем 5-8 % в зависимости от отрасли и исходного уровня автоматизации.

Для горнодобывающей промышленности, где риски незапланированных простоев особенно высоки, экономический эффект предиктивной аналитики принимает форму предотвращённого ущерба. А.А. Гаврилов и соавторы указывают, что компании, внедрившие ИИ-мониторинг производственного оборудования, получают возможность оптимизировать энергопотребление и повышать эффективность технологических процессов на основе непрерывного анализа данных [3]. Эффект достигается не через прямое сокращение затрат, а через качество использования существующих ресурсов - классический признак интеллектуального управления.

РЕКОМЕНДАЦИИ ПО ВНЕДРЕНИЮ И МАСШТАБИРОВАНИЮ

Обобщение рассмотренного материала позволяет сформулировать систему рекомендаций, ориентированных на руководителей промышленных предприятий, принимающих решение о внедрении интеллектуальных технологий управления.

Первоочередным шагом является диагностика готовности предприятия к цифровизации, включающая оценку качества и полноты данных, уровня автоматизации основных процессов и компетентности персонала. Именно «качество данных» - их точность, полнота, своевременность и доступность - определяет потолок эффективности любой интеллектуальной системы. Предприятие, не обладающее структурированной базой исторических производственных данных, не сможет получить от машинного обучения ожидаемого результата вне зависимости от совершенства применяемых алгоритмов. Поэтому инвестиции в датчики, системы сбора данных и их стандартизацию нередко приоритетнее инвестиций в сами аналитические платформы.

Стратегически верный подход - начало с высоковариативных, дорогостоящих задач, где человеческое суждение ограничено по охвату или скорости: управление запасами в условиях широкой номенклатуры,

мониторинг многочисленных единиц оборудования, анализ брака в многопараметрических процессах. В таких точках приложения интеллектуальные технологии демонстрируют наилучшее соотношение затрат и результатов и являются идеальными кандидатами для пилотных проектов.

Параллельно с технологическим внедрением необходимо выстраивать организационные условия - систему обучения персонала, механизмы управления изменениями и корпоративную культуру, воспринимающую данные как ценный ресурс. А.А. Гаврилов и соавторы особо указывают, что человеческий фактор остаётся одним из ключевых препятствий при внедрении ИИ: сопротивление изменениям, недоверие к рекомендациям алгоритмов и неготовность к переобучению нередко нивелируют технические преимущества системы [3]. Преодоление этих барьеров требует не единовременных тренингов, а постоянной работы с персоналом всех уровней.

А.Н. Мефодичев и А.М. Иванилова на основе анализа практики внедрения международных методологий совершенствования бизнес-процессов подчёркивают, что именно поэтапность и включённость персонала определяют долгосрочную устойчивость достигнутых результатов [9]. Масштабирование успешного пилота должно опираться на задокументированный опыт первого внедрения - выявленные узкие места, нестандартные ситуации, требующие ручного вмешательства, и фактически достигнутые показатели эффективности.

Наконец, необходимо учитывать динамику технологического ландшафта: алгоритмы, оптимальные сегодня, через три-пять лет могут быть вытеснены более эффективными решениями. Архитектура внедряемых систем должна быть модульной и открытой для обновления без полной замены платформы. Г.Ю. Силкина и соавторы особо подчёркивают, что долгосрочное конкурентное преимущество обеспечивается не разовым

внедрением технологии, а способностью организации к непрерывному технологическому обновлению [13].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведённый анализ свидетельствует о том, что интеллектуальные технологии принятия решений сформировали качественно новый уровень возможностей для управления производственными процессами. Предиктивная аналитика, цифровые двойники, алгоритмы машинного обучения и системы поддержки принятия решений перестали быть инструментами технологических лидеров и постепенно входят в стандартную операционную практику промышленных предприятий. Экономический эффект их применения поддаётся количественной оценке и в большинстве случаев обеспечивает положительный ROI в горизонте одного-двух лет.

Вместе с тем дистанция между технологическим потенциалом и его реализацией остаётся значительной. Причины этого разрыва лежат не столько в технической сложности решений, сколько в организационной неготовности предприятий - недостаточном качестве данных, дефиците компетенций и сопротивлении изменениям. Это означает, что стратегия внедрения интеллектуальных технологий должна рассматриваться как комплексная трансформация операционной модели, а не как точечная автоматизация отдельных функций.

С научно-исследовательской точки зрения перспективными направлениями дальнейших разработок представляются: адаптивные модели управления в условиях неопределённости спроса; интеграция методов обучения с подкреплением в производственное планирование; разработка объяснимых (explainable AI) алгоритмов, рекомендации которых могут быть верифицированы производственным персоналом. Реализация этих направлений позволит сформировать целостную модель повышения эффективности производственных процессов на основе интеллектуальных технологий принятия решений, адаптированную к условиям отечественных промышленных предприятий.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бахтадзе Н.Н., Потоцкий В.А. Современные методы управления производственными процессами // Проблемы управления. 2009. № 3. С. 56-63.
2. Виноградов К.А., Никулин А.С., Шмотин Ю.Н. Опыт АО «ОДК» по внедрению технологий цифрового двойника при создании газотурбинных двигателей // Вестник Самарского университета. Аэрокосмическая техника, технологии и машиностроение. 2023. Т. 22, № 4. С. 25-36.
3. Гаврилов А.А., Гаев Л.В., Мабиала Ж. Использование ИИ в производственной сфере // Актуальные вопросы развития научных исследований: теоретический и практический взгляд: сб. ст. по итогам Международной науч.-практ. конф. Стерлитамак: Агентство международных исследований, 2024. С. 67-70.
4. Голдратт Э., Кокс Д. Цель: процесс непрерывного совершенствования. М.: Попурри, 2009. 496 с.
5. Дементьев К.И. Анализ мирового опыта применения искусственного интеллекта для оптимизации бизнес-процессов предприятий // Управленческое консультирование. 2023. № 1. С. 107-120.
6. Изотова А.Г., Садовникова Н.О. Роль поддерживающих бизнес-процессов в основных процессах производственных предприятий // Современные тенденции развития науки и мирового сообщества в эпоху цифровизации: сб. материалов XXIV Международной науч.-практ. конф. М.: Центр развития образования и науки, 2024. С. 146-152.
7. Ксенофонтова О.Л., Трофимов Ю.В. Разработка интеллектуальной модели управления запасами на предприятии с серийным производством // Современные наукоёмкие технологии. Региональное приложение. 2024. № 1(77). С. 34-42.
8. Липатов М. Первый в России комплекс предиктивной аналитики для энергетического и промышленного оборудования // Вестник НТЦ ЕЭС. 2016. № 2. С. 18-24.

9. Мефодичев А.Н., Иванилова А.М. Опыт внедрения комплексного подхода к организации производственного процесса на основе международных практик совершенствования бизнес-процессов // Молодой ученый. 2017. № 16(150). С. 287-291.

10. Митькин А.А. Совершенствование производственных процессов на основе автоматизации бизнес-процессов // Ключевые позиции и точки развития экономики и промышленности: теория и практика: сб. материалов III Международной науч.-практ. конф. Липецк: ЛГТУ, 2023. С. 448-450.

11. Муфтахова О.С. К вопросу об определении понятия «производственный процесс» // Вестник науки. 2020. № 4(25). С. 41-46.

12. Прилуцкий М.Х., Кривошеев О.В. Распределение производственных ресурсов в задачах объёмного планирования в условиях неполноты данных // Труды НГТУ им. Р.Е. Алексеева. 2022. № 2(137). С. 36-43.

13. Силкина Г.Ю., Алексеева Н.С., Шевченко С.Ю. Большие данные, машинное обучение, искусственный интеллект и блокчейн в корпоративном управлении // Вопросы экономики. 2023. № 4. С. 69-78.

14. Суницкий Я.Р. Применение методов машинного обучения для оптимизации производственных процессов в металлургической промышленности // Информационные технологии в промышленности. 2023. № 2. С. 15-22.

15. Фатхудинов Р.А. Производственный менеджмент: учебник для вузов. 6-е изд. СПб.: Питер, 2011. 496 с.

16. Царев М.В., Андреев Ю.С. Цифровые двойники в промышленности: история развития, классификация, технологии, сценарии использования // Информационные технологии. 2021. Т. 27, № 9. С. 451-462.

17. Шмелёв В.А. Нейросетевые модели для цифровых двойников станков с ЧПУ: разработка и апробация // Вестник машиностроения. 2022. № 3. С. 72-78.

18. Büttner K., Antons O., Arlinghaus J.C. Applied machine learning for production planning and control: overview and potentials // IFAC-PapersOnLine. 2022. Vol. 55, No. 2. P. 568-573. DOI: 10.1016/j.ifacol.2022.04.254.

19. Fuller A., Fan Z., Day C. Digital Twin: Enabling Technologies, Challenges and Open Research // IEEE Access. 2020. Vol. 8. P. 108952-108971. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2998358.

20. Saracco R. Digital Twins: Evolution in Manufacturing. IEEE Digital Reality, 2022. URL: <https://digitalreality.ieee.org> (дата обращения: 01.04.2025).