



**АВТОМАТИЗАЦИЯ И УПРАВЛЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ И
ПРОИЗВОДСТВАМИ/AUTOMATION AND CONTROL OF TECHNOLOGICAL PROCESSES AND
PRODUCTION**

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.165.57> EDN: DSJELK**ОБЗОР ПРИМЕНЕНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ АНАЛИЗА БОЛЬШИХ ДАННЫХ В
АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ**

Научная статья

Чучман Н.М.^{1,*}¹ ORCID : 0009-0005-9851-1021;¹ Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина, Иваново, Российская Федерация

* Корреспондирующий автор (n_chuchman[at]mail.ru)

Аннотация

В статье проводится системный анализ подходов к интеграции методов искусственного интеллекта в контур автоматизированных систем управления технологическими процессами (АСУТП) для обработки гетерогенных массивов промышленных данных. Предложена классификация источников данных в рамках многоуровневой архитектуры, включающей технологии граничных вычислений (Edge Computing) и централизованные облачные хранилища. Выполнен сравнительный анализ эффективности предиктивного мониторинга относительно традиционных реактивных подходов. Выделены ключевые тенденции в построении проактивных систем выявления аномалий на базе нейросетевых моделей (LSTM) и алгоритмов градиентного бустинга (XGBoost), а также сформулированы организационно-технические барьеры внедрения данных технологий.

Ключевые слова: АСУТП, большие данные, промышленный интернет вещей, SCADA и MES, предиктивная аналитика, обнаружение аномалий, цифровой двойник, edge/fog-вычисления, LSTM, XGBoost.

**AN OVERVIEW OF THE APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR BIG DATA ANALYSIS IN
AUTOMATED PROCESS CONTROL SYSTEMS**

Research article

Chuchman N.M.^{1,*}¹ ORCID : 0009-0005-9851-1021;¹ Ivanovo State Power Engineering University named after V.I. Lenin, Ivanovo, Russian Federation

* Corresponding author (n_chuchman[at]mail.ru)

Abstract

The article presents a systematic analysis of approaches to integrating artificial intelligence methods into the control cycle of automated process control systems (APCS) for processing heterogeneous industrial data sets. A classification of data sources is suggested within a multi-level architecture, incorporating edge computing technologies and centralised cloud storage. A comparative analysis of the effectiveness of predictive monitoring relative to traditional reactive approaches is carried out. Key tendencies in the construction of proactive anomaly detection systems based on neural network models (LSTM) and gradient boosting algorithms (XGBoost) are identified, and organisational and technical barriers to the implementation of these technologies are outlined.

Keywords: APCS, big data, Industrial Internet of Things, SCADA and MES, predictive analytics, anomaly detection, digital twin, edge/fog computing, LSTM, XGBoost.

Введение

Современные автоматизированные системы управления технологическими процессами (АСУТП) сталкиваются с возрастанием сложности обработки информации из-за увеличения объема и сложности данных, поступающих от датчиков и других источников. Промышленные предприятия генерируют большие объемы информации, требующие обработки в реальном времени для эффективного управления производственными процессами. Традиционные методы анализа, такие как распределительные архитектуры с беспроводными модулями или простые датчики, объединенные проводной сетью [1, С. 165], уже не способны эффективно справляться с динамичными изменениями, что затрудняет процесс принятия решений и может привести к снижению производительности и увеличению затрат [2, С. 11-15].

Для решения этих проблем необходимы более мощные и гибкие методы, способные работать с большими данными. Искусственный интеллект (ИИ) и машинное обучение (МО) предоставляют возможности обработки данных в реальном времени, прогнозирования откатов и оптимизации процессов на 25–30% [3, С. 70]. Однако внедрение ИИ в АСУТП сопряжено с серьезными вызовами. Во-первых, интеграция требует масштабной модернизации аппаратной инфраструктуры (например, внедрения GPU-кластеров для обработки нейросетевых моделей) и программного обеспечения, что повышает начальные затраты на 30–50%, что указано в исследовании А.И. Шинкевича и А.А. Лубиной [4, С. 16-18]. Во-вторых, проблемы интерпретируемости моделей «черного ящика» и необходимость постоянного переобучения моделей для борьбы с дрейфом данных создают дополнительные сложности. Компании сталкиваются с дефицитом квалифицированных специалистов и рисками ложных срабатываний, которые могут угрожать безопасности производственного процесса.

Ключевыми вызовами внедрения ИИ в АСУТП являются разработка методов анализа многомерных нелинейных данных и принятие решений в условиях динамичных и изменений, обеспечение устойчивости моделей к дрейфу данных, повышение точности прогнозов и обеспечение безопасности в критических процессах. В то же время ИИ способствует оптимизации работы оборудования, повышению надежности и внедрению комплексного управления производственными процессами, что формирует конкурентное преимущество.

Методы и принципы исследования

Объектом данного обзора являются АСУТП в контексте обработки больших данных на промышленных предприятиях. Рассматриваются различные подходы, основанные на применении методов ИИ и МО для анализа данных, прогнозирования аномалий (например, отказов оборудования или отклонений параметров процесса) и оптимизации рабочих процессов в АСУТП.

Обзор охватывает исследования, посвященные применению ИИ и МО для обработки технологических данных в АСУТП. Основное внимание уделено задачам прогнозирования отказов оборудования, мониторинга критических параметров процессов, а также оптимизации параметров производственного процесса на основе текущих данных.

Для подготовки обзора были использованы публикации, полученные через крупнейшие научные базы данных, такие как Google Scholar, Scopus и другие. Ключевые запросы включали темы: "predictive maintenance", "machine learning for process optimization", "AI in industrial automation". Включены только те работы, которые предлагают практические применения технологий ИИ и МО в АСУТП и содержат конкретные примеры их реализации.

В обзор были включены только те статьи, которые касаются реальных практик внедрения ИИ в АСУТП, а также работы, посвященные применению конкретных моделей ИИ для решения задач, таких как прогнозирование отказов и оптимизация процессов. Исключены статьи, не содержащие практических примеров и относящиеся к теоретическим вопросам или маркетинговым исследованиям.

В процессе анализа источников была проведена систематизация существующих подходов к применению ИИ в АСУТП. Основные направления классификации включают:

- **Анализ вызовов и преимуществ:** Оценка существующих проблем, с которыми сталкиваются предприятия при внедрении ИИ, а также преимуществ от использования технологий, таких как прогнозирование отказов и оптимизация процессов.
- **Метрики оценки эффективности:** Обзор существующих метрик, используемых для оценки эффективности применения ИИ в АСУТП, включая точность прогнозов, время отклика систем и экономическую эффективность внедрения.
- **Модели и методы ИИ:** Сравнение различных моделей ИИ, включая методы, такие как LSTM (долгосрочная краткосрочная память) для обработки временных рядов и XGBoost для многомерной оптимизации производственных параметров.
- **Интеграция с IoT:** Описание подходов к интеграции IoT-протоколов, таких как MQTT и CoAP, с ИИ-системами для повышения точности обработки данных и снижения задержек в системе.

Основные результаты

АСУТП представляют собой многоуровневые комплексы, обеспечивающие сбор, обработку и управление данными в реальном времени на промышленных объектах. Структура АСУТП включает три ключевых уровня: полевой (датчики и исполнительные механизмы), автоматизации (регуляторы и контроллеры) и управления (SCADA-системы) [5, С. 20]. Отдельно можно выделить уровень планирования (MES/ERP) [6, С. 3-4]. Полевой уровень собирает первичные данные о параметрах процесса (давление, температура, вибрация), передавая их вверх по иерархии для анализа и корректировки.

Датчики и исполнительные механизмы являются основой полевого уровня АСУТП, отвечая за сбор первичных данных о параметрах процесса, таких как давление, температура, вибрация, а также за выполнение управляющих команд. Для передачи данных между уровнями АСУТП традиционно применяются проводные полевые сети, включая Profibus DP, Modbus RTU/ASCII по RS-485 и CAN [8]. Эти протоколы обеспечивают высокую надежность, детерминизм связи и защиту от помех в промышленных условиях.

В реальных промышленных системах датчики могут быть подключены к Ethernet-модулям напрямую или через RS-485, которые преобразуют данные в формат Modbus TCP. Исполнительные механизмы, такие как реле и контроллеры с модулями, интегрируются через шлюзы, что позволяет эффективно управлять большим количеством устройств и данными [7].

Преимущества традиционных полевых протоколов, таких как Modbus, заключаются в их Master-Slave архитектуре, которая обеспечивает высокую отказоустойчивость и надежность, что особенно важно для электротехнических объектов, таких как подстанции, канализационные насосные станции и системы вентиляторных градирен. Протокол RS-485 поддерживает скорости передачи данных от 300 до 115200 бит/с, что делает его совместимым с SCADA-системами через Ethernet-конвертеры [7].

С переходом на Ethernet, шлюзы преобразуют данные с RS-485/232 в Fast Ethernet, что позволяет интегрировать устаревшее оборудование с современными сетями [7]. Коммутаторы обеспечивают стабильную работу системы при увеличении объемов данных, поступающих от множества датчиков, и сохраняют высокую надежность и масштабируемость сети в условиях роста информационных потоков. Интеграция таких решений с современными сетями способствует повышению эффективности работы и отказоустойчивости систем, интегрируя старое оборудование с новыми технологиями и обеспечивая адаптивность в условиях роста данных.

Ограничения традиционных полевых сетей приводят к необходимости перехода на промышленный Ethernet и внедрения гибридных решений, включающих IoT-протоколы, такие как ZigBee и LoRaWAN, через Modbus-шлюзы.

Это также способствует развитию edge-вычислений, что, в свою очередь, улучшает масштабируемость, дальность и пропускную способность систем [7].

SCADA-системы — это программные комплексы для наблюдения и управления производственными процессами в реальном времени. Они собирают данные с датчиков и оборудования, объединяя их в одну наглядную модель, что позволяет операторам контролировать работу и быстро реагировать на изменения. Используя специальные протоколы (например, OPC и DDE), система непрерывно обменивается данными с контроллерами, сохраняет историю событий и создает отчеты. Важную роль играет удобный интерфейс (HMI), который наглядно показывает текущую ситуацию и помогает оператору принимать правильные решения. Системы SCADA находят широкое применение в различных отраслях, от промышленности до экологического мониторинга и автоматизации зданий, демонстрируя свою универсальность и эффективность в реальном времени [9, С. 386-389].

Системы управления производственными процессами (MES, Manufacturing Execution Systems) обеспечивают координацию производственной деятельности, оптимизируя расписания, управление ресурсами и выполнение заказов на основе агрегированных данных, полученных из SCADA-систем. ERP-системы интегрируются с MES и АСУТП для стратегического планирования на уровне предприятия, охватывая такие функции, как учет, логистика и управление цепочкой поставок [6, С. 2-4]. Интеграция SCADA, MES и ERP создает единую информационную среду, в которой данные от датчиков эффективно используются для принятия управленческих решений на уровне стратегического управления [6, С. 3-4].

С ростом цифровизации IoT-протоколы (ZigBee IEEE 802.15.4, LoRaWAN, NB-IoT) обеспечивают гибкость развертывания и масштабируемость беспроводных сенсорных сетей (WSN) для промышленных систем [2, С. 19-20].

В системах АСУТП угольной промышленности активно используются WSN, основанные на протоколах LoRaWAN и ZigBee, которые обеспечивают непрерывный сбор телеметрических данных с датчиков, расположенных на удаленных и труднодоступных объектах. Эти протоколы интегрируются в многоуровневую архитектуру АСУТП, где данные с сенсоров передаются на промежуточные уровни обработки (такие как SCADA-системы и ERP), что формирует основу для реализации распределенных облачных вычислений [10, С. 84].

В частности, LoRaWAN и ZigBee обеспечивают передачу информации о ключевых параметрах горных процессов, таких как вибрация, температура и газовый фон [10, С. 84]. Это позволяет осуществлять мониторинг в реальном времени и оперативно оптимизировать добычные операции. Интеграция таких протоколов способствует повышению эффективности эксплуатации оборудования, снижению простоев и улучшению автоматизации производственных процессов за счёт устранения необходимости в сложной проводной инфраструктуре на протяженных участках рудников [10, С. 84-86].

Развернутая инфраструктура, включающая системы обработки данных на базе Hadoop/Spark, используется для обработки больших объемов информации (например, более 4,5 миллионов записей с 15 шахт за период 2018–2023 гг.), что подтверждает практическую применимость указанных протоколов в условиях высокой нагрузки на системы мониторинга [10, С. 82-84].

В промышленности, в контексте АСУТП, большие данные (Big Data) целесообразно анализировать через классическую триаду характеристик: объем (Volume), скорость поступления (Velocity) и разнообразие (Variety). Эти параметры формируют высокоразмерные и структурно сложные массивы технологической информации. В реальных условиях эксплуатации сложных технологических объектов данные представлены многоканальными временными рядами, полученными от многочисленных измерительных каналов, которые обладают высокой степенью нелинейности взаимосвязей между параметрами и содержат стохастические возмущения. Такие особенности данных существенно усложняют применение традиционных методов моделирования и анализа, требуя внедрения более адаптированных подходов для обработки и интерпретации информации [11, С. 105].

Промышленность представляет собой крупный источник данных, объем которых значительно возрос в последние десятилетия благодаря внедрению технологий Интернета вещей (IoT), умных сенсоров и автоматизированных систем мониторинга. В частности, в угледобывающих компаниях с 2017-2023 гг. аккумулировалось более 10 петабайт данных, которые охватывают широкий спектр производственных процессов — от геологоразведки и добычи угля до его обогащения и транспортировки [12, С. 83-86].

Использование SCADA-систем, а также протоколов IoT, таких как ZigBee и LoRaWAN, становится критически важным для сбора, передачи и обработки данных в таких условиях. Особенно важна скорость обработки данных — задержки могут привести к сбоям. В связи с этим растет потребность в высокоскоростных системах обработки данных, которые могут эффективно управлять и анализировать большие объемы информации для оптимизации технологических процессов, повышения безопасности и минимизации рисков [11, С. 104-105].

Нелинейный характер промышленных данных проявляется в сложной динамике технологических процессов и высокоразмерных разнородных потоках измерений, что затрудняет их адекватное описание линейными моделями регулирования [11, С. 104-107]. Технологические объекты целесообразно описывать иерархическими информационными моделями на основе методов машинного обучения и глубоких нейронных сетей, где специальные каскады сетей выполняют распознавание динамики процесса и его прогнозирование при обработке больших массивов разнородных данных [13, С. 106]. На практике это соответствует ситуациям, когда традиционные контуры регулирования в составе АСУТП не обеспечивают требуемой точности и устойчивости управления без привлечения продвинутой аналитики и моделей искусственного интеллекта [12, С. 105-106].

Исследования в угольной промышленности показывают, что внедрение технологий анализа больших данных и распределенных облачных вычислений позволяет добиться существенного улучшения показателей функционирования производственных систем: рост производительности труда составляет 25–40%, снижение простоев оборудования — 30–50%, при этом уровень автоматизации технологических процессов увеличивается до 70–85% [10, С. 82-83]. Эти данные могут свидетельствовать о том, что при возрастающей сложности и вариативности входных данных

традиционные АСУТП нуждаются в дополнении модулями интеллектуального анализа, ориентированными на извлечение скрытых закономерностей и построение прогнозных моделей на основе больших массивов технологической информации.

Протоколы передачи данных занимают центральное место в построении промышленных IoT-сетей, обеспечивающих связь полевого уровня с системами АСУТП и SCADA. Стандарт ZigBee применяется для организации беспроводных сетей датчиков с поддержкой звёздной, древовидной и ячеистой топологий, что позволяет объединять большое число узлов в единую самоорганизующуюся сеть и использовать его в составе WSN для распределённых технологических объектов [2, С. 20-21]. LoRaWAN относится к классу протоколов с большой дальностью действия и низкой скоростью передачи данных; за счёт применения широкополосной модуляции типа CHIRP Spread Spectrum обеспечивается надёжная телеметрия на значительные расстояния при низком энергопотреблении, что делает данный протокол востребованным для удалённых измерительных пунктов и редко передающих датчиков [2, С. 93-94].

В типичных архитектурах промышленного Интернета вещей ZigBee и LoRaWAN-сети подключаются к верхнему уровню через IoT-шлюзы и пограничные (edge) устройства, реализующие агрегирование и предобработку данных, а также конвертацию трафика в прикладные протоколы MQTT Message Queuing Telemetry Transport и CoAP Constrained Application Protocol [2, С. 86-87].

Edge-вычисления и fog-вычисления представляют парадигму, при которой вычислительные ресурсы размещаются ближе к источникам данных — в IoT-шлюзах и пограничных устройствах, в отличие от традиционных облачных решений. В IoT-архитектурах IoT-шлюзы и edge-узлы выполняют предобработку и агрегацию данных, обеспечивая снижение объёма передаваемой информации и уменьшение задержек по сравнению с централизованной обработкой в облаке [2, С. 16-18]. Гибридная модель сочетает edge/fog-вычисления с облачными платформами: локально происходит первичная обработка данных и принятие решений в реальном времени, а агрегированная информация передаётся в облако для глобального анализа и хранения [2, С. 86-87].

Методы искусственного интеллекта и машинного обучения существенно расширяют возможности анализа данных, преодолевая ограничения традиционных подходов, включая линейные регуляторы и простые статистические модели. Эти методы позволяют извлекать скрытые паттерны из больших объёмов разнородных данных, обеспечивая прогнозирование, оптимизацию и мониторинг в условиях высокой динамики и нелинейности технологических процессов [12, С. 107].

Глубокие нейронные сети, включая иерархические ансамбли сверточных нейронных сетей (CNN), применяются для распознавания динамики технологического процесса и его прогнозирования на основе обработки мультимодальной технологической информации из отдельных каналов технологических зон; выход ансамбля поступает на второй каскад с выходной нейронной сетью для финального классифицирования состояний [11, С. 104-106]. Такие подходы рекомендованы для создания интеллектуальных «умных фабрик» с полной автоматизацией и роботизированным управлением, включая мониторинг оборудования, контроль качества продукции и оптимизацию цепочек поставок [4, С. 12].

Long Short-Term Memory (LSTM) сети относятся к классу рекуррентных нейронных сетей (RNN), оптимизированных для моделирования временных рядов в задачах прогнозирования трафика и состояний систем мониторинга. LSTM превосходят традиционные статистические модели типа ARIMA по метрикам точности, таким как MAPE (5,7–18,4% против 6,2–23,7%) и RMSE, демонстрируя способность захватывать нелинейные долгосрочные зависимости в последовательностях данных [13]. В контексте АСУТП LSTM интегрируются в проактивные системы для предсказания аномалий и отказов оборудования на основе исторических траекторий, минимизируя реактивное обслуживание [13].

Extreme Gradient Boosting (XGBoost) представляет собой алгоритм градиентного бустинга на основе деревьев решений, формирующий последовательный ансамбль слабых моделей с применением регуляризации L1/L2 для предотвращения переобучения и повышения устойчивости к шумам в данных. В АСУТП XGBoost эффективно решает задачи многомерной оптимизации параметров технологических процессов, автоматически подбирая оптимальные setpoint'ы регуляторов на основе множества входных переменных из SCADA-систем, учитывая нелинейные взаимодействия факторов. Алгоритм демонстрирует высокие показатели F1-score (0,85–0,89) в классификации аномалий и прогнозировании, обеспечивая реальное время корректировки процессов для повышения стабильности, энергоэффективности и снижения простоев без ручного вмешательства [13].

В SCADA-системах и АСУТП основные ограничения связаны с задержками реакции в промышленных сетях: PROFIBUS-DP функционирует по принципу master-slave с CPU-модулями (например, в SIMATIC S7-300), что приводит к накоплению ошибок передачи данных при интенсивных мультимодальных потоках и замедлению реального времени принятия решений. Проводные интерфейсы OPC/DDE (Dynamic Data Exchange) и MPI/PROFIBUS не обеспечивают достаточную пропускную способность для высокоскоростной обработки сигналов от RTU/PLC, вызывая задержки в NMI и визуализации процессов [9, С. 386-392].

Неэффективное использование ресурсов и частые ремонты из-за простоев оборудования приводят к росту эксплуатационных расходов (OPEX) в добывающей промышленности, подчёркивая необходимость перехода к ИИ-методам; внедрение big data аналитики и ML минимизирует эти проблемы, снижая затраты на добычу на 20–30%, CAPEX и углеродный след на 15–25% за счёт предиктивного прогнозирования, оптимизации мониторинга процессов и повышения эффективности в условиях цифровизации [10, С. 82-85].

Интеграция решений искусственного интеллекта и продвинутой аналитики с промышленным Интернетом вещей и контурами управления позволяет перейти от накопления телеметрии к извлечению из неё управленческой ценности: в угольной отрасли рост данных связывается с внедрением IoT и «умных» датчиков, а передовые компании применяют аналитику для выявления скрытых закономерностей, точного прогнозирования и проактивной оптимизации ключевых

операций [12, С. 82-83]. Продвинутой аналитика при этом понимается как совокупность методов извлечения ценной информации из больших данных — от машинного обучения и предиктивного моделирования до искусственного интеллекта и цифровых двойников [12, С. 83-84].

Архитектура IoT включает конечные устройства (сенсоры, актуаторы), шлюзы, облачную платформу и систему аналитики. Для уменьшения трафика и задержек применяются граничные вычисления, где первичная обработка данных происходит до отправки в облако. В коммуникациях отсутствует единый стандарт, но широко используются протоколы ZigBee и LoRa/LoRaWAN [2, С. 43-51].

С точки зрения интеграции с АСУТП и производственными ИС, в практическом примере корпоративной аналитической платформы описано объединение разрозненных потоков в единое «озеро данных»: туда собираются данные от «интеллектуальных систем» горной техники, производственных цифровых систем, лабораторных данных качества, а также интегрируются корпоративные системы и контуры управления (SAP, MES Wonderware, SCADA Trace Mode) [12, С. 85]. В составе такой платформы в качестве элементов сбора/интеграции и хранения упоминаются промышленные протоколы и технологии (например, MQTT и OPC UA для сбора данных; Hadoop/Hive на уровне хранилища) [12, С. 85]. Роль SCADA в этом контуре описывается как обеспечение работы в реальном времени по сбору, обработке, отображению и архивированию данных об объекте мониторинга/управления, а также как точка связи с внешними приложениями; при этом в управлении предприятием такими внешними приложениями часто выступают решения уровня MES [9, С. 387-388].

На прикладном уровне ожидаемый эффект продвинутой аналитики и ИИ в промышленном контексте связывается, в частности, с предиктивной диагностикой технического состояния оборудования по данным встроенных сенсоров и систем диспетчеризации для снижения простоев, а также с созданием комплексных предиктивных и оптимизационных моделей в рамках интегрированных решений («Интеллектуальная шахта») [12, С. 86-87].

Традиционные системы мониторинга реагируют на сбой только по факту их возникновения, что не позволяет вовремя предотвратить ущерб. Предиктивная аналитика работает на опережение: она заранее прогнозирует возможные дефекты, давая запас времени для устранения проблем [13].

Для прогнозирования используются методы машинного обучения. Особо отмечается эффективность нейросетей LSTM, которые лучше других справляются с анализом трафика [13]. Сама система включает сбор данных, оценку рисков, модуль принятия решений и «цифрового двойника», который помогает выявлять скрытые отклонения в реальном времени [13]. Практическая польза такого подхода подтверждена цифрами: по сравнению с обычным мониторингом, количество простоев снизилось на 27%, а скорость реакции на инциденты выросла на 35% [13].

В литературе подчёркивается, что индустриальная адаптация применения методов ИИ сдерживается отсутствием общепринятых архитектурных подходов и стандартов для отраслевых платформ, недостаточной методологической проработанностью оценки эффектов, а также дефицитом организационных механизмов цифровой трансформации, включая развитие компетенций и обучение персонала [12, С. 82-83]. Существенным фактором выступают ограничения вычислительных ресурсов на периферии сети: конечные устройства Интернета вещей конструируются как недорогие, автономные и энергоэффективные, что объективно лимитирует их производительность [2, С. 15-25]. Одновременно требования к обработке данных в режиме, близком к реальному времени, и рост объёмов данных снижают эффективность исключительно облачной модели, что обосновывает применение распределённых архитектур, предусматривающих перенос части функций мониторинга и предварительной обработки к источникам данных [2, С. 43-51]. Практические примеры демонстрируют реализацию указанного подхода в форме интеграционных платформ, объединяющих потоки разных источников, включая MES Wonderware и SCADA Trace Mode; при этом использование edge computing и гибридных облачно-туманных хранилищ рассматривается как средство обеспечения высокой производительности и отказоустойчивости при горизонтальном масштабировании (в частности, приводятся показатели доступности 99,95% и потоковой обработки до 100 тыс. событий/с) [12, С. 84-85].

Внедрение методов искусственного интеллекта и продвинутой аналитики в промышленной среде в значительной степени определяется кадровыми факторами: применение таких подходов требует высокой квалификации исполнителей и наличия качественной информационной базы [4, С. 18]. Переход к проактивному мониторингу с использованием предиктивной аналитики и цифровых двойников позволяет существенно снизить количество сбоев и время реакции на них, однако для эффективной цифровой трансформации необходимо одновременно развивать организационные механизмы, включая создание профильных центров компетенций и программ обучения для управления на основе данных [11, С. 5-7].

При разработке систем мониторинга и обнаружения аномалий ключевым методическим вопросом выступает контроль ошибок распознавания, прежде всего компромисс между вероятностью ложной тревоги и вероятностью правильного обнаружения, который определяется выбором порогового уровня срабатывания: повышение порога снижает вероятность ложной тревоги, но одновременно уменьшает вероятность правильного обнаружения [2, С. 43-51]. В рамках предиктивной аналитики для раннего выявления аномалий и потенциальных отказов рассматривается использование комплекса моделей машинного обучения (включая LSTM, гибридные CNN-LSTM, модели градиентного бустинга и ансамблевые схемы), а качество решений оценивается не только регрессионными метриками, но и показателями для задачи классификации аномалий, в частности F1-мерой [13]. Показано, что для более протяжённых горизонтов прогнозирования наилучшие результаты обеспечивают гибридные архитектуры CNN-LSTM и ансамблевые модели [13]. Одновременно предлагается архитектурный подход, в котором наряду с модулем предиктивной аналитики выделяются модули анализа рисков, принятия решений и визуализации, обеспечивающие интерпретацию результатов мониторинга в прикладных задачах управления [13].

Обсуждение

Сравнительный анализ традиционных методов и методов с применением ИИ

В рамках традиционных подходов к анализу состояний АСУТП акцент делается на количественной оценке коэффициентов надёжности и спектральном разложении сигналов с последующей нормализацией амплитуд и вычислением взвешенных гармонических компонент, интегрируемых в F-методы и ансамблевые алгоритмы типа Random Forest для классификации работоспособности систем. Данные методики демонстрируют высокую эффективность в квазистатических режимах эксплуатации, где преобладают детерминированные паттерны сигналов, обеспечивая точное распознавание неидентифицированных состояний с использованием пороговых метрик и статистических тестов. Но их применимость существенно ограничивается в условиях высокочастотных стохастических процессов с большими объёмами разнородных данных, характеризующихся нелинейными возмущениями и многомерными потоками, поскольку алгоритмы не обладают достаточной адаптивностью для мгновенной обработки в реальном времени, что требует перехода к гибридным распределённо-централизованным архитектурам на базе глубокого обучения.

Преимущества ИИ-методов в АСУТП включают автоматизированное извлечение сложных закономерностей из больших данных, адаптацию к изменяющимся условиям и интеграцию с существующими системами (SCADA, MES) [12, С. 85]. Они позволяют перейти от реактивного к предиктивному управлению, снижая зависимость от операторов и повышая общую надёжность производства за счет своевременного выявления рисков [13].

Анализ проблем внедрения и технологические барьеры

Анализ пропускной способности традиционных полевых интерфейсов (OPC/DDE, MPI/PROFIBUS) демонстрирует их недостаточную эффективность для задач высокоскоростной обработки сигналов от RTU/PLC [9, С. 12-15]. Архитектура типа Master-Slave при интенсивных мультимодальных потоках приводит к увеличению латентности, что замедляет принятие решений в реальном времени [7]. В условиях управления сложными технологическими объектами подобные задержки недопустимы, так как препятствуют своевременной реакции на стохастические возмущения и пиковые нагрузки.

Преодоление указанных барьеров требует смены парадигмы построения промышленных сетей: перехода от жестких проводных иерархий к гибридным решениям на базе промышленного Ethernet и IoT-протоколов [7]. Интеграция Ethernet-шлюзов обеспечивает масштабируемость и возможность работы с большими данными, однако для минимизации задержек необходима децентрализация вычислений. Внедрение архитектур Edge/Fog позволяет перенести предобработку и фильтрацию данных на периферию сети, снижая зависимость от пропускной способности каналов до облака и обеспечивая требуемую реактивность системы мониторинга.

Методологический компромисс при выборе порогов обнаружения

Ключевым методологическим аспектом при построении систем предиктивной аналитики для проактивного мониторинга является выбор критериев качества моделей, обеспечивающих баланс между пропуском значимых событий и количеством срабатываний системы. В промышленных условиях этот баланс оценивается не только по ошибкам прогнозирования (MAPE, RMSE, MAE), но и по интегральным метрикам классификации, таким как F1-мера, которые одновременно учитывают точность и полноту обнаружения аномалий и таким образом отражают компромисс между ложными тревогами и пропуском инцидентов [13].

Организационные барьеры и развитие человеческого капитала

Внедрение ИИ и продвинутой аналитики в промышленность зависит не только от технологий, но и от уровня квалификации персонала, определяя успех эксплуатации моделей и минимизацию рисков интерпретации результатов. Существующий дефицит специалистов на стыке анализа данных и управления процессами сдерживает цифровизацию, требуя развития компетенций, включая владение ИИ/ML и soft skills [4, С. 17-19].

Индустриальная адаптация решений тормозится недостатком организационных механизмов трансформации, в том числе моделей компетенций и программ обучения [4, С. 18]. Необходимы институциональные меры — сотрудничество фондов развития с IT-организациями для координации экспертизы науки, промышленности и ИТ.

Трансформация культуры и инвестиции в цифровые навыки сотрудников обязательны для перехода к data-driven управлению и роста эффективности. Практика подтверждает роль программ обучения в повышении зрелости персонала и конкурентоспособности [11, С. 20-22].

Заключение

На основе анализа существующих исследований можно выделить несколько ключевых направлений, которые решают актуальные проблемы внедрения искусственного интеллекта и машинного обучения в АСУТП.

В работе А.В. Шинкевича и А.А. Лубниной [4] рассматриваются технологии ИИ, применяемые для анализа больших данных и предсказания аномальных событий, таких как отказы оборудования, с использованием алгоритмов предсказательной аналитики, таких как LSTM и XGBoost. Эти методы обработки временных рядов позволяют повысить точность предсказаний и минимизировать риски сбоев в системе, что важно для повышения надёжности АСУТП.

В свою очередь, исследования Д.О. Руднева и А.А. Сычугова [1] подчеркивают необходимость интеграции различных источников данных и использования распределённых информационных систем для мониторинга состояния объектов. В рамках данной работы предлагается использование гибридных решений, таких как edge и fog вычисления, что способствует эффективной предварительной обработке данных на местах с последующим централизованным хранением и анализом.

Вопрос масштабируемости и гибкости АСУТП, также важный для обеспечения их долгосрочной эффективности, обсуждается в работах В.Е. Федорова и Г.Е. Глушкова [6]. В предложенной модели используется стандартизированная инфраструктура Ethernet-сетей для интеграции различных компонентов системы, что позволяет обеспечить необходимую гибкость при увеличении объема данных. В аспекте повышения производительности и экономической эффективности работа К.В. Харченко и соавторов [10] показала, что применение распределённых облачных

вычислений и IoT-протоколов позволяет существенно снизить простои оборудования и улучшить производственные показатели.

В рамках данной работы аналогичный подход применяется с акцентом на использование ИИ для оптимизации параметров технологических процессов, что способствует улучшению точности прогнозов и снижению затрат. Вопросам безопасности и конфиденциальности данных уделяется внимание в исследованиях А.В. Шинкевича и А.А. Лубниной [4], где подчеркивается роль ИИ в диагностике и управлении рисками для повышения безопасности. Эти подходы также нашли отражение в настоящей работе, где рассматриваются меры по обеспечению кибербезопасности при внедрении новых технологий в АСУТП. Таким образом, исследуемые в литературе подходы и предложенные решения позволяют не только решить ряд актуальных проблем, но и прокладывают путь для дальнейших инноваций в области автоматизации управления промышленными процессами с использованием технологий ИИ.

Благодарности

Автор статьи выражает глубокую признательность кафедре Систем управления ИГЭУ им. В.И. Ленина. Эта работа во многом состоялась благодаря поддержке преподавателей кафедры, которые всегда были готовы поделиться опытом, обсудить сложные моменты и предложить нестандартный взгляд на привычные задачи автоматизации. Особая благодарность — заведующему кафедрой СУ Голубеву Антону Владимировичу и доценту кафедры СУ Никонорову Андрею Николаевичу.

Конфликт интересов

Не указан.

Рецензия

Сообщество рецензентов Международного научно-исследовательского журнала
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.165.57.1>

Acknowledgement

The author of the article expresses their deep gratitude to the Faculty of Control Systems at the ISEU named after V.I. Lenin. This work was made possible in large part thanks to the support of the faculty's teachers, who were always ready to share their experience, discuss complex issues and offer an unconventional perspective on familiar automation tasks. Special thanks go to Golubev Anton Vladimirovich, Head of the SC Faculty and Nikonorov Andrei Nikolaevich, Associate Professor of the SC Faculty.

Conflict of Interest

None declared.

Review

Community of Reviewers of the International Research Journal
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.165.57.1>

Список литературы / References

1. Руднев Д.О. Метод анализа состояния автоматизированных систем управления технологическими процессами / Д.О. Руднев, А.А. Сычугов // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. — Тула : Тульский государственный университет, 2017. — № 10. — С. 165–173. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metod-analiza-sostoyaniya-avtomatizirovannyh-sistem-upravleniya-tehnologicheskimi-protsessami> (дата обращения: 14.12.25).
2. Ануфриенко А.Ю. Исследование протоколов для беспроводных IoT устройств и методов обработки информации : дис. ... д-ра техн. наук : 2.2.13 / А.Ю. Ануфриенко. — Москва, 2022. — 138 с. — URL: https://www.sut.ru/doci/nauka/1AEA/DS_Anufrienko/Anufrienko_AYu_diss.pdf (дата обращения: 14.12.25).
3. Шешукова А.В. Мониторинг и оптимизация производительности ИИ-систем в реальном времени / А.В. Шешукова // Мехатроника, автоматика и робототехника. — 2025. — № 15. — С. 70–73. — URL: <https://scinetwork.ru/articles/26041#article--issue> (дата обращения: 17.01.2026).
4. Шинкевич А.В. Исследование тенденций использования искусственного интеллекта на уровне управления проектами промышленного развития / А.В. Шинкевич, А.А. Лубнина // *п-Economy*. — 2025. — Т. 18. — № 5. — С. 9–22. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/issledovanie-tendentsiy-ispolzovaniya-iskusstvennogo-intellekta-na-urovne-upravleniya-proektami-promyshlennogo-razvitiya/viewer> (дата обращения: 17.01.2026).
5. Луков Д.К. Автоматизированные системы управления технологическим процессом (АСУ ТП) / Д.К. Луков // *European science*. — 2019. — № 2 (44). — С. 19–21. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/avtomatizirovannye-sistemy-upravleniya-tehnologicheskim-protsessom-asu-tp> (дата обращения: 17.01.2026).
6. Федоров В.Е. Интегрированная автоматизированная система управления предприятием с применением АСУТП / В.Е. Федоров, Г.Е. Глушков // Форум молодых ученых. — 2018. — № 5–3 (21). — EDN YAKJNR.
7. Крюков А.В. Реализация АСУ электротехнических объектов на базе Ethernet-сетей / А.В. Крюков // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. — 2017. — № 21. — С. 5–24. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/realizatsiya-asu-elektrotehnicheskikh-obektov-na-baze-ethernet-setey> (дата обращения: 17.01.2026).
8. Таблица промышленных протоколов Modbus, Profibus, Ethernet/IP 2025. — URL: <https://inner.su/articles/tablitisa-promyshlennykh-protokolov-modbus-profibus-ethernet-ip-2025/> (дата обращения: 17.01.2026).
9. Реймген Ю.Э. Автоматизированные системы управления технологическими процессами. Scada система. Часть I / Ю.Э. Реймген // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). — 2014. — № 8. — С. 386–393. — EDN SNVREB.
10. Харченко К.В. Интеграция распределённых облачных вычислений для повышения эффективности угольной добычи и мониторинга горных процессов / К.В. Харченко, А.Ж. Зубец, Е.В. Разумова [и др.] // Горная промышленность. — 2025. — № 2. — С. 82–90. — DOI: 10.30686/1609-9192-2025-2-82-90. — EDN QGKMUU.
11. Пучков А.Ю. Применение глубоких нейронных сетей в моделях сложных технологических объектов / А.Ю. Пучков, М.И. Дли, Е.И. Лобанева // Известия Санкт-Петербургского государственного технологического института



(технического университета). — 2020. — № 52 (78). — С. 104–110. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-glubokih-neyronnyh-setey-v-modelyah-slozhnyh-tehnologicheskikh-obektov> (дата обращения: 17.01.2026).

12. Рождественская И.А. Применение технологий больших данных для повышения устойчивости и эффективности угольной промышленности в условиях цифровой трансформации отрасли / И.А. Рождественская, Н.А. Завалько, К.Е. Лукичев [и др.] // Уголь. — 2025. — № 1 (1189). — С. 82–92. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-tehnologiy-bolshih-dannyh-dlya-povysheniya-ustoychivosti-i-effektivnosti-ugolnoy-promyshlennosti-v-usloviyah-tsifrovoy> (дата обращения: 17.01.2026).

13. Клычков И.А. Методы предиктивной аналитики для построения проактивной системы мониторинга сети / И.А. Клычков // Инженерный вестник Дона. — 2025. — № 7 (127). — С. 406–420. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-prediktivnoy-analitiki-dlya-postroeniya-proaktivnoy-sistemy-monitoringa-seti/viewer> (дата обращения: 17.01.2026).

Список литературы на английском языке / References in English

1. Rudnev D.O. Metod analiza sostoyaniya avtomatizirovannikh sistem upravleniya tekhnologicheskimi protsessami [Methods of Analysis of the Condition of Industrial Objects in Automated Control Systems] / D.O. Rudnev, A.A. Sichugov // Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki [News of Tula State University. Technical Sciences]. — Tula : Tula State University, 2017. — № 10. — P. 165–173. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metod-analiza-sostoyaniya-avtomatizirovannyh-sistem-upravleniya-tehnologicheskimi-protsessami> (accessed: 14.12.25). [in Russian]

2. Anufrienko A.Yu. Issledovanie protokolov dlya besprovodnykh IoT ustroystv i metodov obrabotki informatsii [Research on protocols for wireless IoT devices and information processing methods: thesis for the degree of Candidate of Technical Sciences] : dis. ... of Grand PhD in Engineering : 2.2.13 / A.Yu. Anufrienko. — Moscow, 2022. — 138 p. — URL: https://www.sut.ru/doci/nauka/1AEA/DS_Anufrienko/Anufrienko_AYu_diss.pdf (accessed: 14.12.25). [in Russian]

3. Sheshukova A.V. Monitoring i optimizatsiya proizvoditel'nosti II-sistem v real'nom vremeni [Monitoring and optimizing the performance of ai systems in real time] / A.V. Sheshukova // Mekhatronika, avtomatika i robototekhnika [Mechatronics, Automation and Robotics]. — 2025. — № 15. — P. 70–73. — URL: <https://scinetwork.ru/articles/26041#article--issue> (accessed: 17.01.2026). [in Russian]

4. Shinkevich A.V. Issledovanie tendentsiy ispol'zovaniya iskusstvennogo intellekta na urovne upravleniya proektami promyshlennogo razvitiya [Research on trends in the use of artificial intelligence at the level of industrial development project management] / A.V. Shinkevich, A.A. Lubnina // π -Economy. — 2025. — Vol. 18. — № 5. — С. 9–22. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/issledovanie-tendentsiy-ispolzovaniya-iskusstvennogo-intellekta-na-urovne-upravleniya-proektami-promyshlennogo-razvitiya/viewer> (accessed: 17.01.2026). [in Russian]

5. Lukov D.K. Avtomatizirovannye sistemy upravleniya tekhnologicheskimi processom (ASU TP) [Automated Process Control Systems (APCS)] / D.K. Lukov // European science. — 2019. — № 2 (44). — P. 19–21. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/avtomatizirovannye-sistemy-upravleniya-tehnologicheskimi-protsessom-asu-tp> (accessed: 17.01.2026). [in Russian]

6. Fedorov V.E. Integrirovannaya avtomatizirovannaya sistema upravleniya predpriyatiem s primeneniem ASUTP [APCS as a Way to Improve the Enterprise Management System] / V.E. Fedorov, G.E. Glushkov // Forum molodykh uchenykh [Forum for Young Scientists]. — 2018. — № 21. — № 5–3 (21). — EDN YAKJNR. [in Russian]

7. Kryukov A.V. Realizatsiya ASU elektrotekhnicheskikh ob'ektov na baze Ethernet-setej [Realization of ACS of Electrotechnical Objects on the Basis of Ethernet-Networks] / A.V. Kryukov // Vestnik Permskogo nacional'nogo issledovatel'skogo politekhnicheskogo universiteta. Elektrotekhnika, informacionnye tekhnologii, sistemy upravleniya [Bulletin of Perm National Research Polytechnic University. Electrical Engineering, Information Technology, Control Systems]. — 2017. — № 21. — С. 5–24. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/realizatsiya-asu-elektrotekhnicheskikh-obektov-na-baze-ethernet-setey> (accessed: 17.01.2026). [in Russian]

8. Tablica promyshlennykh protokolov Modbus, Profibus, Ethernet/IP 2025 [Table of industrial protocols Modbus, Profibus, Ethernet/IP 2025]. — URL: <https://inner.su/articles/tablitisa-promyshlennykh-protokolov-modbus-profibus-ethernet-ip-2025/> (accessed: 17.01.2026). [in Russian]

9. Rejmggen Yu.E. Avtomatizirovannye sistemy upravleniya tekhnologicheskimi processami. Scada sistema. Chast' I [Automated Control Systems of Technological Processes. SCADA System. Part I] / Yu.E. Rejmggen // Gornyj informacionno-analiticheskij byulleten' (nauchno-tekhnicheskij zhurnal) [Mountain Information and Analysis Bulletin (Scientific and Technical Journal)]. — 2014. — № 8. — P. 386–393. — EDN SNVREB. [in Russian]

10. Kharchenko K.V. Integratsiya raspredelyonnykh oblachnykh vychislenij dlya povysheniya effektivnosti ugol'noj dobychi i monitoringa gornyx processov [Integration of Distributed Cloud Computing to Improve Coal Mining Efficiency and Monitoring of Mining Processes] / K.V. Kharchenko, A.Zh. Zubets, E.V. Razumova [et al.] // Gornaya promyshlennost' [Mining Industry Journal]. — 2025. — № 2. — P. 82–90. — DOI: 10.30686/1609-9192-2025-2-82-90. — EDN QGKMUU. [in Russian]

11. Puchkov A.Yu. Primenenie glubokikh neyronnykh setej v modelyah slozhnykh tekhnologicheskikh ob'ektov [Application of Deep Neural Networks in Models of Complex Technological Objects] / A.Yu. Puchkov, M.I. Dli, E.I. Lobaneva // Izvestiya Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo tekhnologicheskogo instituta (tekhnicheskogo universiteta) [Proceedings of the Saint Petersburg State Technological Institute (Technical University)]. — 2020. — № 52 (78). — P. 104–110. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-glubokih-neyronnyh-setey-v-modelyah-slozhnyh-tehnologicheskikh-obektov> (accessed: 17.01.2026). [in Russian]

12. Rozhdestvenskaya I.A. Primenenie tekhnologij bol'shikh dannykh dlya povysheniya ustojchivosti i ehffektivnosti ugol'noj promyshlennosti v usloviyakh cifrovoj transformacii otrasli [Application of Big Data Technologies to Improve



Sustainability and Efficiency of the Coal Industry in Conditions of Digital Transformation of the Industry] / I.A. Rozhdestvenskaya, N.A. Zavalko, K.E. Lukichev [et al.] // Ugol' [Coal]. — 2025. — № 1 (1189). — P. 82–92. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-tehnologiy-bolshih-dannyh-dlya-povysheniya-ustoychivosti-i-effektivnosti-ugolnoy-promyshlennosti-v-usloviyah-tsifrovoy> (accessed: 17.01.2026). [in Russian]

13. Klychkov I.A. Metody prediktivnoj analitiki dlya postroeniya proaktivnoj sistemy monitoringa seti [Predictive Analytics Methods for Building a Proactive Network Monitoring System] / I.A. Klychkov // Inzhenernyj vestnik Dona [Engineering journal of Don]. — 2025. — № 7 (127). — P. 406–420. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-prediktivnoy-analitiki-dlya-postroeniya-proaktivnoy-sistemy-monitoringa-seti/viewer> (accessed: 17.01.2026). [in Russian]