

**МАТЕМАТИЧЕСКОЕ И ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ,
КОМПЛЕКСОВ И КОМПЬЮТЕРНЫХ СЕТЕЙ/MATHEMATICAL SOFTWARE FOR COMPUTERS,
COMPLEXES AND COMPUTER NETWORKS**

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.161.49>

РОЛЬ БОЛЬШИХ ДАННЫХ В ПРИНЯТИИ РЕШЕНИЙ ПРИ РАЗРАБОТКЕ ПОТ

Обзор

Никоноров Е.О.^{1,*}

¹ ООО «Автоматика-сервис», Москва, Российская Федерация

* Корреспондирующий автор (egor-nic2001[at]mail.ru)

Аннотация

Постановка проблемы. В этой статье рассматривается важность роли больших данных в анализе промышленного Интернета вещей. В ней освещаются основные операции в этой области, аналитически и подробно рассматриваются все процедуры, которые могут помочь лучше понять роль больших данных. Описаны такие операции, как техническое обслуживание, обнаружение неисправностей, оптимизация, оптимальное поведение, управление энергопотреблением и другие.

Целью данной статьи является анализ использования больших данных в принятии решений в промышленном интернете вещей (ПоТ), а также рассмотрение применения больших данных в данной области в целом.

Результаты. Исследование показало, что сочетание большие данные и ПоТ может значительно повысить операционную эффективность и качество продукции. Основные направления включают статистический мониторинг процессов, топологический анализ данных для прогнозного обслуживания и разработку интеллектуальных систем управления жизненным циклом продукции (PLM). Кроме того, подчеркивается важность надежных мер кибербезопасности в связи с увеличением подключенности и обмена данными в среде ПоТ. Статья подчеркивает потенциал большие данные и ПоТ в революционизации промышленных процессов, а также выявляет вызовы и направления будущих исследований, необходимые для полного раскрытия их преимуществ.

Ключевые слова: большие данные, анализ, промышленный Интернет вещей.

THE ROLE OF BIG DATA IN DECISION-MAKING IN IIOT DEVELOPMENT

Review article

Nikonorov E.O.^{1,*}

¹ Automatika-service LLC, Moscow, Russian Federation

* Corresponding author (egor-nic2001[at]mail.ru)

Abstract

Problem statement. This article examines the importance of big data in the analysis of the industrial Internet of Things. It highlights the main operations in this field and provides an analytical and detailed review of all procedures that can help to better understand the role of big data. Operations such as maintenance, fault detection, optimisation, optimal behaviour, energy management and others are described.

The aim of this article is to analyse the use of big data in decision-making in the Industrial Internet of Things (IIoT) and to examine the application of big data in this field in general.

Results. The study showed that combining big data and IIoT can significantly improve operational efficiency and product quality. Key areas include statistical process monitoring, topological data analysis for predictive maintenance, and the development of intelligent product lifecycle management (PLM) systems. In addition, the importance of robust cybersecurity measures is emphasised in light of increased connectivity and data sharing in the IIoT environment. The paper emphasises the potential of big data and IIoT to revolutionise industrial processes, while also identifying challenges and areas for future research necessary to fully realise their benefits.

Keywords: big data, analytics, industrial Internet of Things.

Введение

Применение интеллектуальных датчиков, приводов и других устройств, таких как радиочастотные идентификационные метки, для улучшения промышленных и производственных процессов известно как промышленный интернет вещей (ПоТ). Эти устройства подключены к сети для облегчения сбора, обмена и анализа данных. Полученные в результате этого процесса инсайты способствуют повышению надежности и эффективности. ПоТ, иногда называемый промышленным интернетом, используется в широком спектре отраслей, включая производство, коммунальные услуги, нефтегазовую промышленность и управление энергией [1].

ПоТ использует данные, генерируемые «глупыми» машинами, которые находятся в промышленных условиях на протяжении многих лет, применяя аналитику в реальном времени и возможности умных машин. Применение интеллектуальных датчиков, приводов и других устройств, таких как радиочастотные идентификационные метки, для улучшения промышленных и производственных процессов известно как промышленный интернет вещей (ПоТ). Эти устройства подключены к сети для облегчения сбора, обмена и анализа данных. Полученные в результате этого процесса инсайты способствуют повышению надежности и эффективности. ПоТ, иногда называемый промышленным

интернетом, используется в широком спектре отраслей, включая производство, коммунальные услуги, нефтегазовую промышленность и управление энергией [2].

ПоТ использует данные, генерируемые «глупыми» машинами, которые находятся в промышленных условиях на протяжении многих лет, применяя аналитику в реальном времени и возможности умных машин.

Многие исследования характеризуют большие данные по-разному, например, как океан информации или огромный объем как структурированных, так и неструктурированных данных. Большие данные также могут описываться как наборы данных, которые необходимо обрабатывать с использованием новых технологий, поскольку они слишком велики для традиционных методов обработки данных. При правильном использовании большие данные могут применяться различными способами для поддержки принятия решений. Способность принимать решения улучшается благодаря разнообразным методам и инструментам, которые выявляют корреляции между большим числом переменных в наборах данных [3], [4].

Целью данной статьи является анализ использования больших данных в принятии решений в промышленном интернете вещей (ПоТ), а также рассмотрение применения больших данных в данной области в целом.

Актуальность статьи: с течением времени создается все больший объем данных. Сегодня люди живут в цифровом мире, где в повседневной жизни им приходится иметь дело с огромными объемами данных и информации, большая часть которых генерируется Интернетом и международными коммуникационными сетями. В результате был получен огромный объем данных, для управления и систематизации которых требуется множество подходящих методов и инструментов. Большие данные необходимы для всей отрасли, а также для многих других предприятий и организаций в различных областях. Исследователи теперь могут извлекать и визуализировать большие данные для более широкого спектра применений. Недавний анализ рынка подчеркивает стратегическую важность и стремительный рост глобального сектора больших данных. Несмотря на краткосрочные колебания, объем рынка, по прогнозам, достигнет 401,2 млрд долларов США к 2028 году, при стабильном росте в среднем на 12,7% в период с 2023 по 2028 год. В этом секторе работают более 13 миллионов специалистов по всему миру, и он выигрывает от активной инвестиционной деятельности: более 61 500 раундов финансирования и 146 000 патентов стимулируют инновации. Ожидается, что наибольший рост будет наблюдаться в таких регионах, как Азиатско-Тихоокеанский регион, что отражает глобальный спрос на передовые решения для анализа данных во всех отраслях.

В исследовании [5] Авторы исследовали пересечение роста больших данных и Интернета вещей (IoT), что хорошо отражено в резком увеличении использования устройств, подключенных к IoT, и экспоненциальном росте потребления данных. Разворачивание огромного числа датчиков и устройств в промышленном секторе привело к производству массивных больших данных в промышленном Интернете вещей (ПоТ). Литература включает многочисленные исследования по аналитике больших данных (BDA) и IoT. Однако по-прежнему отсутствуют исследования, которые бы рассматривали наиболее значимые вызовы для роста интеллектуальных систем IoT. Для устранения этого пробела в данной статье предлагается инновационный интегрированный метод, использующий многокритериальную оптимизацию на основе анализа отношений и полной мультиплекционной формы (MULTIMOORA) и взаимодействие критериев через межкритериальную корреляцию (CRITIC) в рамках q-ранговых ортопарных нечетких множеств (q-ROFSs). В предлагаемом методе CRITIC используется для расчета весов атрибутов, тогда как MULTIMOORA используется для оценки ранжирования опций на q-ROFSs. Проводится тематическое исследование вызовов BDA в процессе разработки интеллектуальных систем IoT в контексте Индустрии 4.0. Кроме того, выполняются сравнительные и чувствительные анализы предложенного подхода, чтобы продемонстрировать способность разработанной структуры к приоритизации интеллектуальных систем IoT.

В исследовании [6] Авторы исследовали производство больших данных в промышленном Интернете вещей (ПоТ), что очевидно из-за массового развертывания датчиков и устройств IoT. Однако обработка больших данных остается сложной задачей из-за ограниченных вычислительных, сетевых и ресурсных возможностей хранения на стороне устройств IoT. Аналитика больших данных (BDA) ожидается, что предоставит операционную и клиентскую интеграцию в системах IoT. Хотя существует множество исследований по IoT и BDA, лишь немногие из них исследовали конвергенцию этих двух парадигм. В этом контексте недавние исследования изучили технологии, алгоритмы и методы BDA, которые могут привести к развитию интеллектуальных систем IoT. Была разработана таксономия путем классификации и категоризации литературы на основе важных параметров, таких как источники данных, аналитические инструменты, аналитические методы, требования, промышленные аналитические приложения и типы аналитики. Были представлены рамки и примеры предприятий, получивших выгоду от BDA. Также перечислены значительные возможности, которые вводятся BDA в IoT. Кроме того, были выявлены и обсуждены важнейшие вызовы, которые еще предстоит решить, служащие направлениями для будущих исследований.

Исследования показали, что внедрение BDA увеличивает производительность и выпуск продукции компаний, а IoT позволяет компаниям получать больше информации и контроля над физическими ресурсами, процессами и окружающей средой. BDA и IoT дополняют друг друга и развиваются по принципу двойной «спирали». В статье [7] авторы кратко рассматривают возможности и вызовы в эпоху больших данных и IoT для морского кластера Мёре. Далее они предлагают новую структуру, интегрирующую технологии BDA и IoT для судов поддержки на шельфе (OSVs) на основе гибридной вычислительной платформы CPU/GPU/FPGA высокой производительности. По мнению авторов, такая структура, при ее реализации, может помочь морским компаниям увеличить выпуск и производительность, что, в свою очередь, позволит всему кластеру продолжать лидировать в глобальной морской индустрии.

Согласно исследованию Венкатеша Перутхамби и соавторов (2025), прогнозное обслуживание, основанное на больших данных и машинном обучении, продемонстрировало преобразующий потенциал в контексте промышленного Интернета вещей (ПоТ). Комбинируя данные датчиков в режиме реального времени, передовую аналитику и методы оптимизации, промышленные предприятия могут значительно сократить количество отказов оборудования,

незапланированных простоев и затрат на техническое обслуживание. Исследование посвящено сравнению алгоритмов машинного обучения для прогнозного технического обслуживания и затрагивает ключевые вопросы масштабируемости, вычислительной эффективности и безопасности данных.

Результаты исследования

До недавнего времени компании управляли традиционными активами — имуществом, финансами, интеллектуальной собственностью. С наступлением цифровой эпохи появился новый тип актива — данные. Как отмечает Economist, в XXI веке данные играют такую же роль, какую нефть играла в XX веке, став основным двигателем роста и перемен.

Мир стремительно цифровизируется, и граница между физической и виртуальной реальностью становится всё менее ощутимой. Компании трансформируются вслед за изменениями в поведении потребителей, постоянно использующих гаджеты. Онлайн-сервисы зависят от данных так же, как машины — от бензина. Искусственный интеллект обрабатывает большие данные в мощных data-центрах, создавая новые виды программных продуктов. Это радикально меняет компании и конкуренцию между ними.

Выражение «данные — это новая нефть» стало популярным. Авторство фразы приписывается британскому математику Клайву Хамби, который использовал её в 2006 году на конференции по маркетингу. С развитием интернета вещей любая техника, от тостера до авиационного двигателя, стала источником данных. Сегодня все наши действия генерируют данные. При этом только 20% данных находятся в интернете, остальные 80% хранятся в недрах компаний и организаций. Поэтому данные стали рассматриваться как валюта будущего.

Каждые 20 лет цифровая революция кардинально меняет мир, принося новые технологии и изменения экономику. Начало этой революции в 1960-х годах привело к созданию протокола TCP/IP, который объединил миллиарды устройств по всему миру. Это породило множество новых технологий и сделало информацию и скорость её передачи ключевыми активами.

В 1970-х и 1980-х годах цифровая трансформация привела к созданию интегральных схем, уменьшивших размеры устройств и ускоривших вычисления. Это позволило инженерам использовать программы компьютерного проектирования, менеджерам — отслеживать запасы в реальном времени, а геологам — рассчитывать вероятность нахождения нефти. Это было началом современной эры вычислений. В 1990-х и 2000-х годах следующая трансформация привела к связи цифровых процессов. Компьютеры стали объединяться в сети, что привело к созданию интернет-услуг и облачных технологий. В результате появилась виртуальная экономика взаимосвязанных машин, программного обеспечения и процессов.

Быстрая передача данных привела к информационному шуму, когда человек сталкивается с огромным количеством контента, который сложно обработать. В то же время появилась глобализация, с производством, перемещенным в регионы с низкими затратами, что изменило местные экономики развитых стран. Сейчас происходит третья трансформация — интернет вещей. Она началась с вездесущих датчиков и привела к тому, что устройства и датчики стали обмениваться данными без участия человека. Концепция IoT появилась в 1999 году в Массачусетском технологическом институте и получила широкое распространение благодаря интернету, смартфонам и дешевым электронным компонентам.

Суть IoT в том, что любое устройство может обмениваться данными с пользователем или другим устройством, представляя персонифицированный сервис. IoT проник во все сферы жизни: от управления дорожным движением и подключённых автомобилей до бытовых приборов и медицинских устройств. К 2025 году прогнозируется, что к глобальной сети будет подключено около 20 миллиардов устройств, что почти втрое превышает численность населения Земли.

Большинство данных генерируют не люди, а интеллектуальные устройства. Это приборы для мониторинга, сенсоры, системы наблюдения, смартфоны и интеллектуальные системы. Мировой объём данных растёт экспоненциально, что требует новых подходов к хранению и обработке информации.

Интернет вещей стал возможен благодаря широкому распространению интернета и смартфонов, удешевлению компонентов и развитию интеллектуальных алгоритмов. Сегодня IoT-системы обычно состоят из сети умных устройств и облачной платформы, к которой они подключены.

Центральным интерфейсом взаимодействия человека с устройствами IoT стали мобильные приложения. Например, с помощью смартфона можно управлять «умной» кофеваркой или отслеживать запасы в «умном» холодильнике. В промышленности IoT используется для мониторинга газопроводов и анализа состояния железнодорожных путей.

IoT можно разделить на потребительский и промышленный сегменты. Он проник во все сферы жизни, делая их более эффективными и экономически выгодными.

Рынок потребительского IoT в 2023 году вырос на 21%. При этом в 2024 году ожидается его сокращение на 10,6%. Объем рынка «Умного дома» по итогам 2023 года поднялся почти на 19%, до 1,7 млн долларов. В 2024 году он подрастет еще 9,5%, ожидают исследователи. В МТС оценивают расходы на ПоТ-решения в РФ по итогам 2023 года в 70-80 млрд рублей. В компании отметили, что после ухода иностранных производителей с российского рынка возникла необходимость в импортозамещение многих контроллеров, SCADA и MES-систем на предприятиях. На создание отечественных аналогов нужно, добавили в МТС. Наибольший дефицит наблюдается в сфере оборудования для ПоТ, а также в отраслевом программном обеспечении, добавляют в «МегаФоне».

Принцип работы технологии заключается в следующем: первоначально устанавливаются датчики, исполнительные механизмы, контроллеры и человеко-машинные интерфейсы на ключевые части оборудования, после чего осуществляется сбор информации, которая впоследствии позволяет компании приобрести объективные и точные данные о состоянии предприятия. Обработанные данные доставляются во все отделы предприятия, что помогает наладить взаимодействие между сотрудниками разных подразделений и принимать обоснованные решения.

Помимо этого, компании могут заменить быстро устаревающую бумажную документацию, а также аккумулировать экспертные знания специалистов. Полученная информация может быть использована для предотвращения внеплановых простоев, поломок оборудования, сокращения внепланового техобслуживания и сбоев в управлении цепочками поставок, тем самым позволяя предприятию функционировать более эффективно.

При обработке огромного массива неструктурированных данных их фильтрация и адекватная интерпретация является приоритетной задачей для предприятий. В данном контексте особую значимость приобретает корректное представление информации в понятном пользователю виде, для чего сегодня на рынке представлены передовые аналитические платформы, предназначенные для сбора, хранения и анализа данных о технологических процессах и событиях в реальном времени. Согласно исследованию консалтинговой компании IDC, в 2011 году человечеством было генерировано 1,8 зеттабайт информации. В 2012 году объем ценных данных увеличился почти в два раза и составил 2,8 зеттабайт. К 2020 году эта цифра достигнет 40 зеттабайт. Такие большие объемы данных требуют обработки для того, чтобы быть использованными в процессе принятия решений.

Существует значительный потенциал для улучшения процессов принятия решений за счет интеграции аналитики больших данных (BDA) в системы промышленного Интернета вещей (ПоТ). Это подробное исследование применения больших данных для принятия решений в сфере ПоТ:

Профилактическое обслуживание и мониторинг в режиме реального времени: это начинается со сбора данных в режиме реального времени с использованием датчиков и модулей ПоТ для получения огромных объемов данных. Эти собранные данные могут обрабатываться с помощью технологий анализа больших данных для постоянного мониторинга производительности и работоспособности машин. Данные в нормальном состоянии помогут получить представление о нормальной работе, когда что-то не так, следует принимать решения, предвидя возможные неисправности оборудования и рекомендуя ремонт до того, как они произойдут, прогнозная аналитика может сократить расходы на техническое обслуживание и время простоя. Для этого может потребоваться хранение данных примерно более 24 часов,

Эффективность операций BDA обладает возможностью объединять данные из нескольких источников, включая системы управления запасами, сети поставок и производственные линии. Этот шаг очень важен для процесса оптимизации, когда аналитика позволяет выявлять узкие места и неэффективность производственного процесса. Это напрямую поможет добиться максимальной эффективности и качества, сократить количество отходов и усовершенствовать производство, а менеджеры смогут принимать обоснованные решения. Все это зависит от анализа каждого шага любого процесса для достижения оптимального поведения.

Мониторинг данных по управлению энергопотреблением: датчики системы ПоТ отслеживают, сколько энергии используется различным оборудованием и операциями. После этого большие данные могут выявить области чрезмерного энергопотребления, проанализировав закономерности энергопотребления. Принятие решений: Предприятия могут снизить расходы, повысить экологичность и внедрить стратегии энергосбережения на практике.

Индивидуализация и понимание потребностей клиентов: Устройства Интернета вещей собирают данные об использовании и предпочтениях пользователей. Этап персонализации позволит адаптировать продукты и услуги к требованиям конкретных клиентов. Благодаря индивидуальным решениям предприятия могут повысить уровень удовлетворенности и лояльности потребителей, принимая решения, основанные на данных.

Процедуры BDA выполняются как последовательность действий во время проектирования, подготовки и анализа данных, даже если идея автоматизированных конвейеров передачи данных в системах ПоТ все еще отсутствует в доступной на данный момент литературе. Следовательно, для внедрения процедур BDA и управления ими на всех уровнях концентрических вычислительных систем требуется всеобъемлющая стратегия. Выполнение всего процесса, от сбора необработанных данных до визуализации знаний и приведения их в действие, требует управления жизненным циклом. Для обеспечения общесистемного контроля над данными также требуется тщательное рассмотрение вопроса о происхождении данных, то есть о распределении прав собственности на данные между различными владельцами стека. Изменение знаний, вызванное постоянным развитием потоков данных, требует использования конвейеров данных для адаптивной реконфигурации аналитических процедур.

Анализ больших данных используется в качестве обратной связи для среды Интернета вещей, чтобы продолжать вносить улучшения, таким образом, среда ПоТ будет улучшаться, а модель Больших данных также будет обновляться.

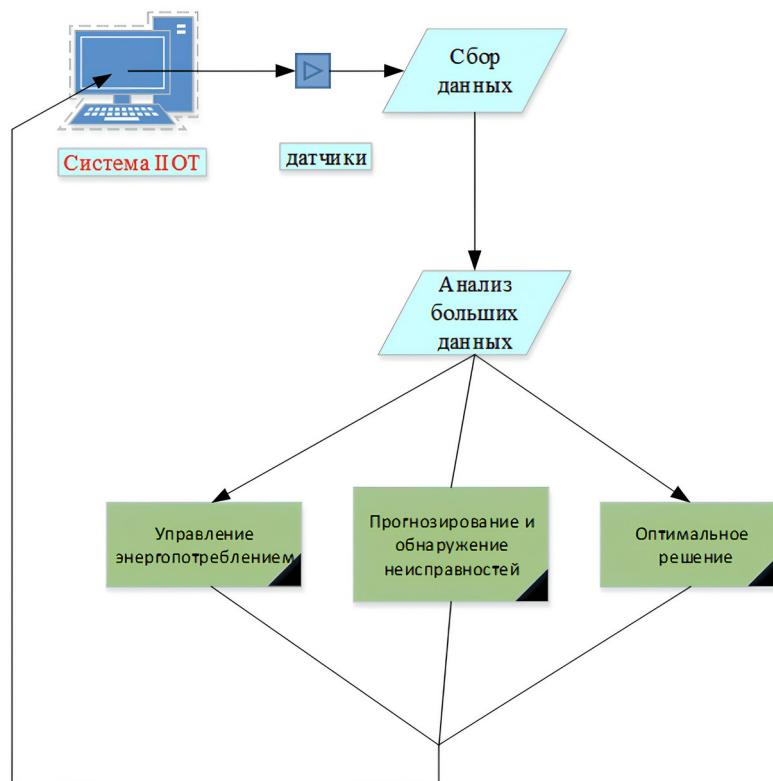


Рисунок 1 - Простой процесс анализа больших данных
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.161.49.1>

Мониторинг производства является важной задачей в интеллектуальном производстве, поскольку позволяет предприятиям своевременно выявлять отклонения в работе производственных линий и сокращать количество отходов. Недавно были предложены алгоритмы машинного обучения для использования в рамках статистического мониторинга процессов (SPM). Такой подход преобразует проблему мониторинга в проблему обнаружения выбросов или контролируемую классификацию, которая классифицирует будущие наблюдения либо как контролируемые, либо как вышедшие из-под контроля. С этой точки зрения, идея использования одноклассовых опорных векторов Машин для обнаружения аномалий в [8] может быть развита для дальнейшего применения.

Использование технологий IoT для крупных производственных линий, работающих непрерывно, позволяет получать данные в режиме реального времени. Более того, данные в интеллектуальном производстве в настоящее время собираются с высокой частотой, высокой размерностью и большим разнообразием, которые не следует обрабатывать прямолинейно. Поэтому требуются усовершенствованные модели для мониторинга больших данных в режиме реального времени. В последнее время топологический анализ данных (TDA) стал мощным инструментом для извлечения информации из многомерных, неполных и зашумленных данных различных типов, таких как изображения, 3D-сканирование, графики, облака точек и сетки. Основная идея TDA заключается в поиске формы, лежащей в основе структуры фигур или соответствующих малоразмерных характеристик многомерных данных. В результате проблема обработки сложной структуры и массивных данных сводится к более простым задачам. Первое успешное применение исследования TDA в области производства проведено в [9]. В этом исследовании авторы применили алгоритм Mapper, инструмент в TDA, для прогнозирующего анализа набора данных о процессе химического производства для прогнозирования выхода и набора данных о процессе травления полупроводников для обнаружения неисправностей. В целом, исследований по этому многообещающему подходу все еще очень мало, и необходимо провести дальнейшие исследования, чтобы обнаружить его многочисленные применения в интеллектуальном производстве. Например, глубокий для мониторинга интеллектуального производственного процесса следует разработать алгоритмы обучения, такие как долговременная кратковременная память (LSTM) и RNN для топологических данных.

Управление жизненным циклом продукта: Управление жизненным циклом продукции (PLM) — это последовательность стратегий управления всеми данными, относящимися к проектированию, производству, поддержке и окончательной утилизации готовой продукции. С этой точки зрения мониторинг производственного процесса можно рассматривать как компонент PLM. PLM приносит огромные преимущества обрабатывающей промышленности, повышая качество продукции, снижая затраты на создание прототипов, выявляя потенциальные возможности продаж и увеличивая доходы, поддерживая работоспособность оборудования и снижая воздействие на окружающую среду в конце срока службы. Венкатараманьян [10] сообщил, что нефтехимическая промышленность США несет убытки примерно в 20 миллиардов долларов из-за плохого управления оборудованием и процессами, которые приводят к таким нештатным ситуациям. Аналогичным образом, американские производители ежегодно тратят более 7 миллиардов долларов на отзыв и обновление более 2000 дефектных изделий. Все эти расходы связаны с

PLM. Ключевым фактором PLM является прогностический и диагностический мониторинг. Сравнивая различные существующие подходы к прогнозированию и диагностике в PLM, автор пришел к выводу, что ни один традиционный метод не является адекватным для удовлетворения всех требований, предъявляемых к желаемой диагностической системе. Далее предлагается применение концепции интеллектуальных систем для решения этой сложной задачи. В этом смысле использование ПоТ, Big Data и AI — это базовая платформа для проектирования таких интеллектуальных PLM-систем. PLM-системы на базе ПоТ станут первым местом, где вся информация о продукте из области маркетинга и дизайна будет собрана воедино, в то время как алгоритмы искусственного интеллекта обработают эту информацию и выдадут форму, подходящую для производства и поддержки. В качестве примера Карасев и Суханов [11] недавно была разработана PLM-система, использующая модели мультиагентных систем. В целом, разработка PLM-систем на основе искусственного интеллекта в интеллектуальном производстве привлекательна для будущих исследований.

Прогнозное обслуживание: Еще одним применением ПоТ, больших данных и искусственного интеллекта в интеллектуальном производстве является профилактическое обслуживание или техобслуживание «точно в срок». Преимущества, достигнутые благодаря разработке комплексного профилактического обслуживания, показаны в [12]. В прошлом техническое обслуживание проводилось регулярно, через определенные промежутки времени, что приводило к некоторым ограничениям. Это могло привести к потере производительности на крупную сумму, в то время как для устранения неисправностей, возникающих при поломке машины, перед проведением технического обслуживания, процесс должен был быть остановлен. В противном случае, если машина в данный момент не нуждается в техническом обслуживании, время и дополнительные денежные средства будут потрачены впустую. Даже ненужные операции по техническому обслуживанию могут привести к увеличению частоты отказов из-за установленных дефектных элементов или небрежности человека. Передовые технологии ПоТ позволяют инженерам своевременно проводить профилактическое техническое обслуживание. В частности, датчики применяются к различным элементам оборудования для постоянного обновления информации о состоянии отдельного оборудования. Инструменты искусственного интеллекта могут обрабатывать собранные данные для мониторинга и прогнозирования перегрузок, отказов оборудования или связанных с ними проблем на основе алгоритмов обучения.

Будет точно определено подходящее время для технического обслуживания оборудования. Онлайн-обучение, передача Обучение и адаптация к предметной области являются основными направлениями прогнозирования в индустрии 4.0 [13].

Кибербезопасность: Экспоненциальный рост ПоТ также создает серьезные проблемы, связанные с проблемой кибербезопасности при проектировании и внедрении «умной фабрики». Это привело бы к серьезным последствиям, если бы хакеры смогли получить доступ к управляющим сетям или вредоносным программам, а черви могли бы проникнуть в операционные системы предприятия и разрушить их. Кибербезопасность в настоящее время является предметом серьезной озабоченности во многих исследованиях. В работе [14] были отобраны и рассмотрены двадцать четыре метода оценки рисков, разработанные или применяемые в контексте системы диспетчерского контроля и сбора данных.

Анализ больших данных используется в качестве обратной связи для среды Интернета вещей, чтобы продолжать вносить улучшения, таким образом, среда ПоТ будет улучшаться, а модель Больших данных также будет обновляться.

Мониторинг производства является важной задачей в интеллектуальном производстве, поскольку позволяет предприятиям своевременно выявлять отклонения в работе производственных линий и сокращать количество отходов. Недавно были предложены алгоритмы машинного обучения для использования в рамках статистического мониторинга процессов (SPM). Такой подход преобразует проблему мониторинга в проблему обнаружения выбросов или контролируемую классификацию, которая классифицирует будущие наблюдения либо как контролируемые, либо как вышедшие из-под контроля. С этой точки зрения, идея использования одноклассовых опорных векторов Машин для обнаружения аномалий в [8] может быть развита для дальнейшего применения.

Использование технологий ПоТ для крупных производственных линий, работающих непрерывно, позволяет получать данные в режиме реального времени. Более того, данные в интеллектуальном производстве в настоящее время собираются с высокой частотой, высокой размерностью и большим разнообразием, которые не следует обрабатывать прямолинейно. Поэтому требуются усовершенствованные модели для мониторинга больших данных в режиме реального времени. В последнее время топологический анализ данных (TDA) стал мощным инструментом для извлечения информации из многомерных, неполных и зашумленных данных различных типов, таких как изображения, 3D-сканирование, графики, облака точек и сетки. Основная идея TDA заключается в поиске формы, лежащей в основе структуры фигур или соответствующих малоразмерных характеристик многомерных данных. В результате проблема обработки сложной структуры и массивных данных сводится к более простым задачам. Первое успешное применение исследования TDA в области производства проведено в [9]. В этом исследовании авторы применили алгоритм Mapper, инструмент в TDA, для прогнозирующего анализа набора данных о процессе химического производства для прогнозирования выхода и набора данных о процессе травления полупроводников для обнаружения неисправностей. В целом, исследований по этому многообещающему подходу все еще очень мало, и необходимо провести дальнейшие исследования, чтобы обнаружить его многочисленные применения в интеллектуальном производстве. Например, глубокий для мониторинга интеллектуального производственного процесса следует разработать алгоритмы обучения, такие как долговременная кратковременная память (LSTM) и RNN для топологических данных.

Управление жизненным циклом продукта: Управление жизненным циклом продукции (PLM) — это последовательность стратегий управления всеми данными, относящимися к проектированию, производству, поддержке и окончательной утилизации готовой продукции. С этой точки зрения мониторинг производственного процесса можно рассматривать как компонент PLM. PLM приносит огромные преимущества обрабатывающей промышленности, повышая качество продукции, снижая затраты на создание прототипов, выявляя потенциальные возможности продаж и увеличивая доходы, поддерживая работоспособность оборудования и снижая воздействие на

окружающую среду в конце срока службы. Венкатаубраманьян [10] сообщил, что нефтехимическая промышленность США несет убытки примерно в 20 миллиардов долларов из-за плохого управления оборудованием и процессами, которые приводят к таким нештатным ситуациям. Аналогичным образом, американские производители ежегодно тратят более 7 миллиардов долларов на отзыв и обновление более 2000 дефектных изделий. Все эти расходы связаны с PLM. Ключевым фактором PLM является прогностический и диагностический мониторинг. Сравнивая различные существующие подходы к прогнозированию и диагностике в PLM, автор пришел к выводу, что ни один традиционный метод не является адекватным для удовлетворения всех требований, предъявляемых к желаемой диагностической системе. Далее предлагается применение концепции интеллектуальных систем для решения этой сложной задачи. В этом смысле использование IoT, Big Data и AI — это базовая платформа для проектирования таких интеллектуальных PLM-систем. PLM-системы на базе IoT станут первым местом, где вся информация о продукте из области маркетинга и дизайна будет собрана воедино, в то время как алгоритмы искусственного интеллекта обработают эту информацию и выдадут форму, подходящую для производства и поддержки. В качестве примера Карасев и Суханов [11] недавно была разработана PLM-система, использующая модели мультиагентных систем. В целом, разработка PLM-систем на основе искусственного интеллекта в интеллектуальном производстве привлекательна для будущих исследований.

Исследователи [8] провели серию экспериментов с использованием синтетически генерированного набора данных датчиков IoT, состоящего из 50 000 записей машины, имитирующих различные рабочие состояния (нормальное, предупреждение, отказ). Основная цель состояла в том, чтобы оценить эффективность четырех алгоритмов машинного обучения — случайного леса (RF), метода опорных векторов (SVM), долговременной кратковременной памяти (LSTM) и экстремального градиентного ускорения (XGBoost) — в прогнозном обслуживании.

Экспериментальный процесс включал:

- Этапы предварительной обработки, такие как вычисление пропущенных данных, нормализация и выбор объектов.
- Моделируйте обучение с использованием разбивки тренировочных тестов на 80/20 и оценивайте их по точности, повторению, баллам F1 и времени вычислений.
- Разворачивание в высокопроизводительной вычислительной среде (Intel i7, графический процессор RTX 3060).
- Тестирование производительности наборов данных различных размеров для оценки масштабируемости.

Результаты:

- XGBoost добился высочайшей точности (96,1%), обеспечивая наилучший баланс между производительностью и скоростью.
- LSTM также показал хорошие результаты (95,4%) с преимуществами в отношении данных временных рядов, но потребовал больших вычислительных ресурсов.
- Случайный лес был надежным, но немного менее точным (92,3%).
- SVM оказалась наименее эффективной (89,7%), борясь с нелинейными закономерностями в данных IoT.

Дополнительные методы, такие как федеративное обучение на основе блокчейна, снизили количество ложных тревог на 28% и повысили безопасность данных. Методы оптимизации, такие как Koopman observables и Dynamic Mode Decomposition with Control (DMDc), повысили эффективность системы и снизили вычислительные затраты на 35%.

Алгоритм XGBoost продемонстрировал наивысшую точность (96,1%), обеспечив лучший баланс между производительностью и скоростью. LSTM показал отличные результаты (95,4%) для данных временных рядов, но оказался наиболее ресурсозатратным. Random Forest был надежным, но менее точным (92,3%), а SVM оказался наименее эффективным (89,7%) из-за нелинейности данных. Более того, было установлено, что использование блокчейн-федеративного обучения снизило ложные срабатывания на 28%, а методы DMDc сократили вычислительные затраты на 35%.

Новизна исследования заключается не в создании новых алгоритмов, а в их комплексном сравнительном анализе на едином наборе данных IoT с акцентом на вычислительную эффективность и масштабируемость. Оригинальность работы заключается в предложенном гибридном подходе: комбинации стандартных ML-моделей с передовыми методами.

Полученные результаты подтверждают в литературе консенсус о преимуществе ансамблевых методов (XGBoost) перед SVM для табличных данных. Однако работа расширяет существующие знания, предоставляя практические метрики времени вычислений и масштабируемости в конкретной вычислительной среде. Методы оптимизации и безопасности напрямую решают ключевые проблемы IoT, что является шагом вперед по сравнению с исследованиями, фокусирующимиися исключительно на точности предсказания.

Заключение

Обобщенная структурно-параметрическая модель мемристора позволяет оценить все возможные изменения характеристик исследуемых устройств и избежать необходимости перебора всех возможных комбинаций параметров при поиске лучшего варианта. В свете современных тенденций, развитие и исследование мемристоров является довольно перспективным направлением, так как они могут стать основой для новых поколений электроники и вычислительной техники, которые будут функционировать более эффективно и быстро; компактных устройств для медицины и авиационной промышленности; создания искусственного интеллекта, нейронных сетей и обработки больших объемов данных.

Конфликт интересов

Не указан.

Рецензия

Все статьи проходят рецензирование. Но рецензент или автор статьи предпочли не публиковать рецензию к этой статье в открытом доступе. Рецензия может быть предоставлена компетентным органам по запросу.

Conflict of Interest

None declared.

Review

All articles are peer-reviewed. But the reviewer or the author of the article chose not to publish a review of this article in the public domain. The review can be provided to the competent authorities upon request.

Список литературы на английском языке / References in English

1. Sisinni E. Industrial internet of things: Challenges, opportunities, and directions / E. Sisinni, A. Saifullah, S. Han [et al.] // IEEE Transactions on Industrial Informatics. — 2018. — Vol. 14. — № 11. — P. 4724–4734.
2. Serror M. Challenges and opportunities in securing the industrial internet of things / M. Serror, S. Hack, M. Henze [et al.] // IEEE Transactions on Industrial Informatics. — 2021. — Vol. 17. — № 5. — P. 2985–2996.
3. Provost F. Data science and its relationship to big data and data-driven decision making / F. Provost, T. Fawcett // Big Data. — 2013. — Vol. 1. — № 1. — P. 51–59.
4. Kościelniak H. BIG DATA in decision making processes of enterprises / H. Kościelniak, A. Puto // Procedia Computer Science. — 2015. — Vol. 65. — P. 1052–1058.
5. Qi Q. Big data analytics challenges to implementing the intelligent Industrial Internet of Things (IIoT) systems in sustainable manufacturing operations / Q. Qi, Z. Xu, P. Rani // Technological Forecasting and Social Change. — 2023. — Vol. 190. — 122401 p.
6. Muhammad Habib ur Rehman. The Role of Big Data Analytics in Industrial Internet of Things / Muhammad Habib ur Rehman, Ibrar Yaqoob, Khaled Salah [et al.] // Future Generation Computer Systems. — 2019. — Vol. 99. — 247–259 p.
7. Wang H. Big data and industrial Internet of Things for the maritime industry in Northwestern Norway / H. Wang, O.L. Osen, G. Li [et al.] // TENCON 2015-2015 IEEE Region 10 Conference. — 2015. — P. 1–5.
8. Trinh V.V. Data driven hyperparameter optimization of one-class support vector machines for anomaly detection in wireless sensor networks / V.V. Trinh, K.P. Tran, T.T. Huong // 2017 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC). — IEEE, 2017. — P. 6–10.
9. Guo W. Identification of key features using topological data analysis for accurate prediction of manufacturing system outputs / W. Guo, A.G. Banerjee // Journal of Manufacturing Systems. — 2017. — Vol. 43. — P. 225–234.
10. Venkatasubramanian V. Prognostic and diagnostic monitoring of complex systems for product lifecycle management: Challenges and opportunities / V. Venkatasubramanian // Computers & Chemical Engineering. — 2005. — Vol. 29. — № 6. — P. 1253–1263.
11. Karasev V.O. Product lifecycle management using multi-agent systems models / V.O. Karasev, V.A. Sukhanov // Procedia Computer Science. — 2017. — Vol. 103. — P. 142–147.
12. Ferreiro S. Industry 4.0: Predictive intelligent maintenance for production equipment / S. Ferreiro, E. Konde, S. Fernandez [et al.] // European Conference of the Prognostics and Health Management Society. — 2016. — Vol. 3. — № 1. — P. 1–8.
13. Diez-Olivan A. Data fusion and machine learning for industrial prognosis: Trends and perspectives towards industry 4.0 / A. Diez-Olivan, J. Del Ser, D. Galar [et al.] // Information Fusion. — 2019. — Vol. 50. — P. 92–111.
14. Cherdantseva Y. A review of cyber security risk assessment methods for scada systems / Y. Cherdantseva, P. Burnap, A. Blyth [et al.] // Computers & Security. — 2016. — Vol. 56. — P. 1–27.