

УДК 62-503.55
Код ГРНТИ 50.43

doi 10.54708/19926502_2026_3021123

Прогнозирование и управление состоянием устройств на основе анализа временных рядов

А.Б. Голенищев*, Т.А. Макаровских, Н.Ю. Долганина,
В.В. Судницын, П.А. Манатин

ЮУрГУ (НИУ), г. Челябинск, Челябинская область, Россия

Аннотация. Современные высокопроизводительные вычислительные системы требуют высокой надежности и устойчивости работы, поскольку сбои оборудования могут приводить к значительным потерям ресурсов и времени. Для решения этой задачи в работе предлагается метод интеллектуального обнаружения аномалий и прогнозирования состояния оборудования в составе автоматизированной системы управления суперкомпьютером. Подход основан на анализе временных рядов эксплуатационных параметров и применении алгоритмов машинного обучения для выявления скрытых признаков деградации и отклонений от оптимального технологического режима. Архитектура системы предусматривает интеграцию модулей сбора данных с датчиков, интеллектуальной обработки сигналов и принятия управляющих решений в реальном времени. Реализация такого метода позволит перейти от реактивного обслуживания к проактивному управлению, повысить надежность вычислительных комплексов и обеспечить более эффективное использование их ресурсов. Разработанный подход может быть адаптирован для применения в других критически важных технических системах, требующих предиктивного технического обслуживания оборудования.

Ключевые слова: индустрия 4.0, анализ временных рядов, автоматизированные системы управления, искусственный интеллект.

*golenischevms@susu.ru

Введение

На сегодняшний день промышленное производство требует наличия комплексных решений для практических задач: разработка, моделирование и прототипирование продукции, автоматическое управление и аналитический сбор данных производственного процесса, применение ИИ и роботизированных систем для повышения производительности труда и качества выпускаемой продукции. Группой авторов проведено исследование ключевых технологий промышленной революции (индустрии 4.0 и 5.0) в России [1]. Целью исследования являлось выявление степени внедрения данных технологий в отечественной промышленности, определение факторов, способствующих и препятствующих цифровой трансформации предприятий, а также анализ направлений их дальнейшего развития.

Для достижения поставленной цели был проведен контент-анализ нормативно-правовой базы, стратегий цифрового развития и корпоративных отчетов ведущих промышленных компаний России (в частности ПАО «Газпром», ПАО «Сбербанк», ПАО «Ростелеком», ГК «Росатом» и др.). Кроме того, были сопоставлены данные о внедрении технологий с международными рейтингами цифровой зрелости промышленности.

В результате исследования установлено, что наибольшее распространение в России получили технологии:

- промышленного интернета вещей (IIoT) – в сфере мониторинга и обслуживания оборудования;
- искусственного интеллекта (AI) – в банковском секторе, энергетике и логистике;
- облачных вычислений (Cloud Computing) – при управлении большими массивами данных;
- цифровых двойников (Digital Twins) – на предприятиях атомной и нефтегазовой отрасли.

В то же время выявлены ограничения внедрения таких технологий, как дополненная и смешанная реальность (AR/MR) и роботизация производственных процессов, обусловленные высокой стоимостью решений и недостаточной кадровой подготовкой.

Проведенный анализ показал, что переход к Индустрии 5.0 в России будет происходить поэтапно, с опорой на повышение уровня цифровой культуры персонала и развитие искусственного интеллекта и технологий бережливого производства. Таким образом, исследование позволило уточнить текущее состояние цифровой трансформации отечественной промышленности, определить ключевые тренды и направления технологического развития.

Сердцем современного производства являются автоматизированные системы управления АСУ (Industrial Control Systems, ICS), отказоустойчивость и оптимальность работы которых определяет общую эффективность предприятия [2]. Однако растущая сложность технологических процессов делает традиционные системы контроля и мониторинга недостаточными для предотвращения непредвиденных простоев и поддержания максимальной производительности. Скрытые деградационные процессы, постепенный износ механизмов и аномалии в работе машин требуют новых, более совершенных методов анализа.

Перспективным направлением для решения этих задач являются подходы, основанные на искусственном интеллекте (ИИ) и анализе данных. Прогресс в вычислительных мощностях и алгоритмах машинного обучения способствовал активному внедрению методов ИИ в промышленность, что подтверждается инициативами Индустрии 4.0. Согласно отчетам, потенциал ежегодного вклада ИИ в управление цепочками поставок и производство оценивается в триллионы долларов США.

Особую актуальность в этом контексте приобретает анализ временных рядов данных телеметрии с датчиков и контроллеров технологического оборудования. Способность алгоритмов ИИ выявлять сложные, неочевидные паттерны в многомерных потоках данных в реальном времени открывает путь к созданию самооптимизирующихся и высокоэффективных производственных систем [3]. Это позволяет решать две критически важные задачи:

1. Обнаружение аномалий в работе оборудования, которые могут свидетельствовать о внутреннем сбое, деградации компонентов или отклонении от оптимального технологического режима.

2. Прогнозирование состояния оборудования для перехода от планового к предиктивному техническому обслуживанию (predictive maintenance, PdM), что минимизирует простои и сокращает затраты на ремонт.

В отличие от существующих обзоров, посвященных применению ИИ в производстве в целом, данное исследование фокусируется на специфике анализа временных рядов для задач прогнозирования и обнаружения аномалий непосредственно в контуре управления АСУ.

Целью настоящего исследования является разработка метода интеллектуального обнаружения аномалий и прогнозирования технического состояния оборудования в составе автоматизированной системы управления суперкомпьютером, обеспечивающего повышение надежности и эффективности его функционирования за счет реализации принципов предиктивного технического обслуживания.

Во второй главе приведен обзор существующих решений для обнаружения аномалий и прогнозирования состояния оборудования на основе временных рядов задачи анализа временных рядов в АСУ. В третьей главе описано исследование по повышению надежности вычислительных комплексов на основе анализа временных рядов. В четвертой главе приведен пример практического применения результатов исследования.

Таким образом, интеграция методов анализа временных рядов на основе ИИ в АСУ является ключевым шагом на пути к созданию автономных высокоэффективных производственных систем следующего поколения.

Методы анализа временных рядов данных технологического оборудования

Задачи поиска аномалий в суперкомпьютерных системах направлены на своевременное выявление отклонений параметров оборудования и вычислительных процессов, способных привести к сбоям и отказам. Основной целью является раннее обнаружение нештатных состояний центральных процессоров, модулей питания, систем охлаждения и сетевых интерфейсов для обеспечения предиктивного обслуживания и повышения общей надежности вычислительного комплекса.

Группа авторов провела исследование алгоритма поиска аномалий Isolation Forest для временных рядов электрических сигналов [4]. В ходе работы были определены ключевые технологии анализа временных рядов сигналов:

- фрактальный и мультифрактальный анализ – применяется для выявления самоорганизованных структур и нестабильных динамических режимов, однако требует значительных вычислительных ресурсов;

- метод расчета плотности спектральной мощности (PSD) – эффективен для анализа периодических и шумовых компонентов, но слабо отражает кратковременные аномалии;

- методы машинного обучения и искусственного интеллекта – позволяют автоматически выделять сложные взаимосвязи параметров, однако требуют значительного объема обучающих данных;

- анализ спектральных характеристик и корреляционный анализ – применимы для обнаружения взаимосвязанных отклонений между параметрами системы.

Исследование итальянских авторов показало, что двухступенчатый подход, сочетающий полосовую фильтрацию и нейронную сеть, снижает вычислительную нагрузку и позволяет использовать анализ в реальном времени [5].

Предлагаемое решение на основе нейросетевой модели F-AnoGAN обеспечивает обнаружение взаимосвязанных аномалий в многомерных временных рядах и прогнозирование времени до отказа ключевых компонентов суперкомпьютера: центральных процессоров (CPU) и модулей питания. Использование исторических данных об аномалиях и отказах повышает точность прогнозирования и позволяет сопоставлять вероятности выхода из строя различных узлов системы.

В статье канадских авторов приведен обзор существующих методов прогнозирования временных рядов и их применения в различных отраслях промышленности [6]. К традиционным статистическим методам относятся:

- авторегрессионная интегрированная скользящая средняя (ARIMA);

- экспоненциальное сглаживание (ES).

К методам машинного обучения относятся:

- метод опорных векторов (SVM);

- искусственные нейронные сети (ANN).

Исследование авторов подчеркивает более простую интерпретируемость результатов для традиционных статистических алгоритмов с имеющими линейные признаки наборы данных. Методы на основе машинного обучения требуют больше вычислительных ресурсов, но более эффективно и быстро работают с задачами высокой размерности, однако менее интерпретируемы.

Генеративно-состязательные нейронные сети (GAN) способны эффективно решать задачи как поиска аномалий и восстановления пропущенных значений, так и прогнозирования многомерных временных рядов.

Другая группа канадских ученых провела практическое исследование подхода PdM для работы компрессора, разработав программный комплекс обслуживания на основе состояния (condition-based maintenance, CBM) с использованием прогнозирования [7]. На основе данной работы можно выделить основные компоненты АСУ, Рис. 1.

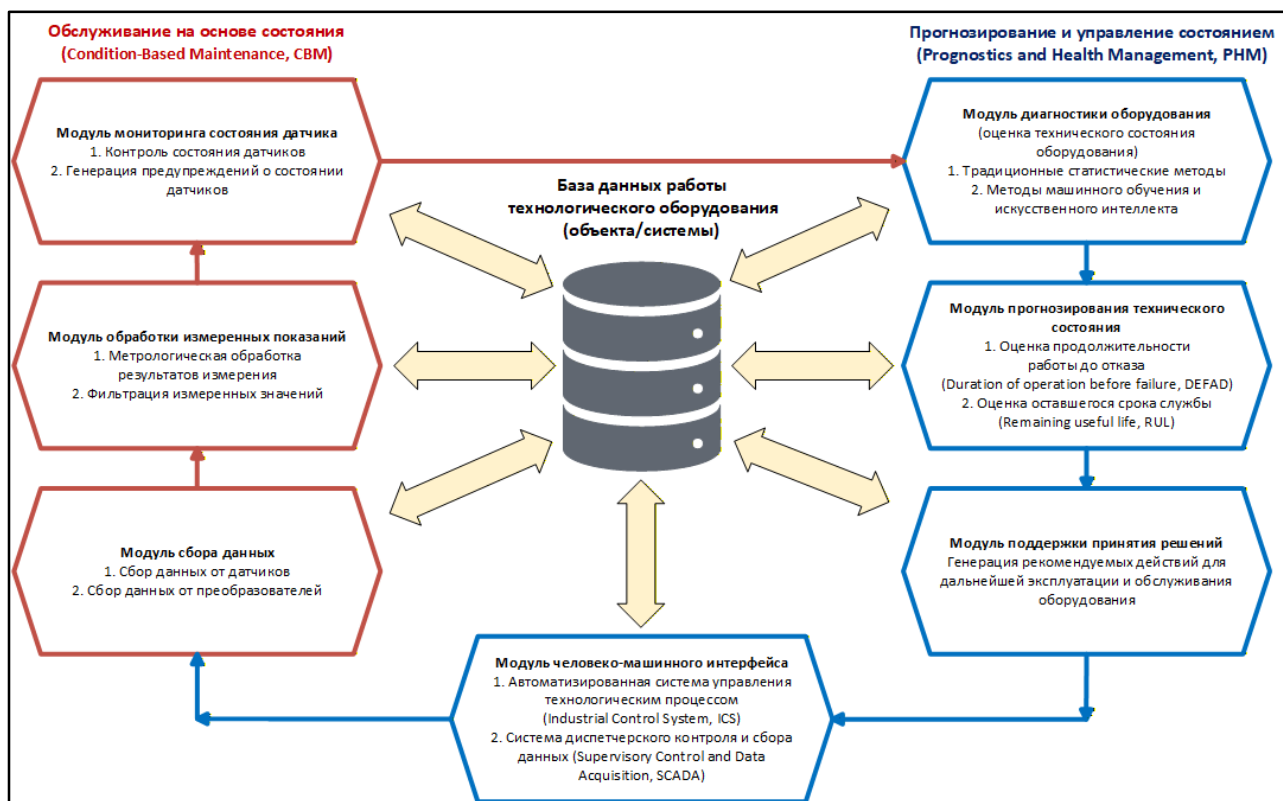


Рисунок 1. Диаграмма компонентов программного комплекса для управления оборудованием на основе анализа временных рядов.

Исследование авторов подтверждает эффективность использования прогностического подхода PdM.

Таким образом, разработка эффективных моделей для интеллектуальной обработки данных технологического оборудования является актуальной темой современных исследований.

Генеративная нейронная сеть для задачи контроля состояния оборудования

Был создан датасет для машинного обучения на основе базы данных системы мониторинга вычислительного комплекса «Нейрокомпьютер», расположенного в Южно-Уральском государственном университете [8]. Датасет состоит из многомерных временных рядов, отражающих параметры работы процессора Intel Xeon Gold 6254 под нагрузкой, Рис. 2.

Обученная нейронная сеть F-AnoGAN решает задачу эффективного обнаружения аномалий в многомерном временном ряде. На основе совпадения аномалий нескольких параметров, таких как температура и потребляемая мощность, в заданном временном интервале становится возможным прогнозирование времени наработки на отказ центрального процессора (CPU), что обеспечивает переход от обнаружения аномалий к предиктивному обслуживанию оборудования.

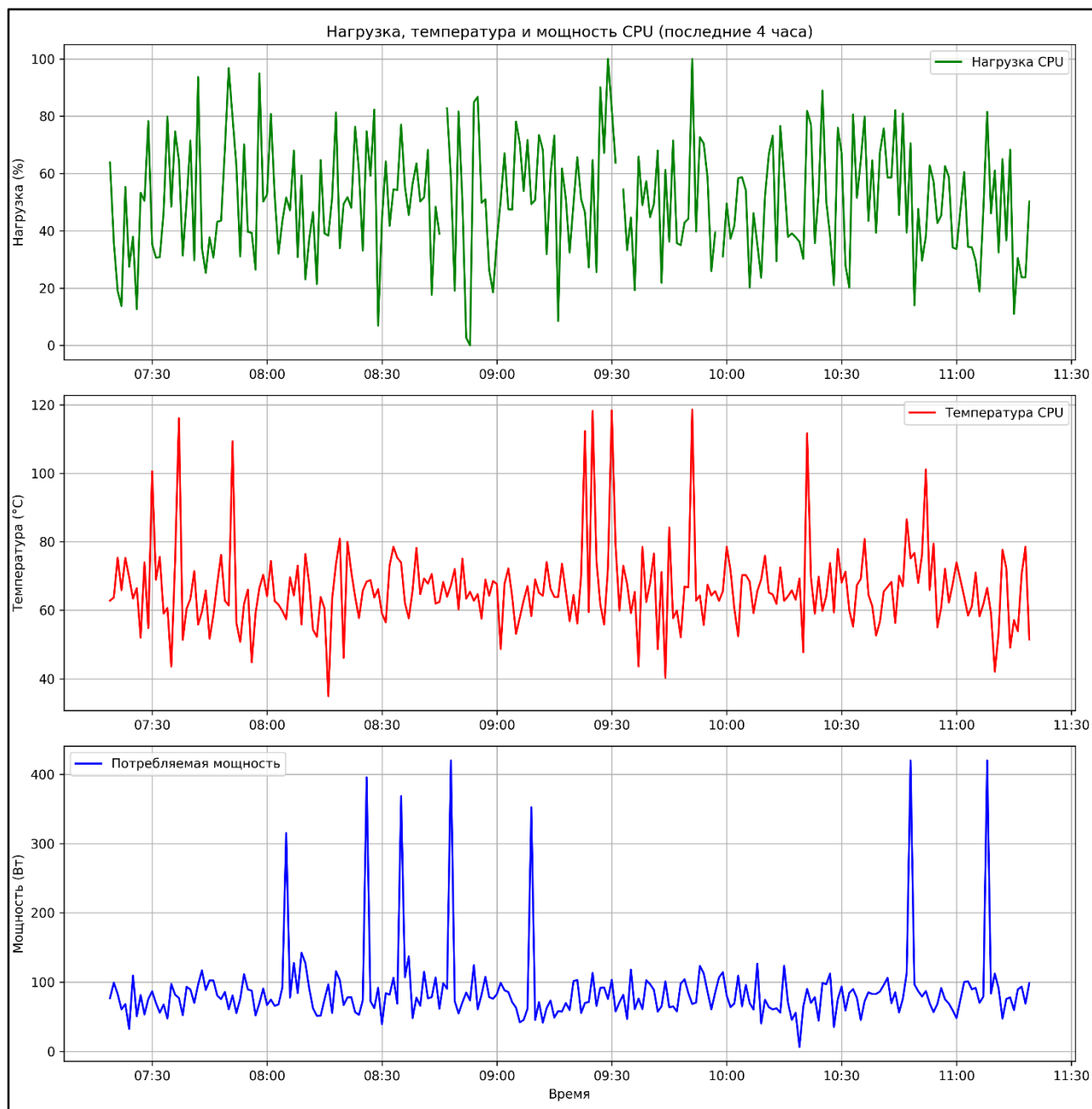


Рисунок 2. Графическая визуализация собранных данных.

В контексте управления надежностью суперкомпьютера отказ определяется как невозможность вычислительного узла или его компонентов корректно выполнять заданные функции, что проявляется в виде перегрева, вычислительных ошибок, выхода параметров за допустимые пределы или потери связи с управляющей системой.

Такой подход позволяет учитывать не одиночные отклонения, а совокупность взаимосвязанных признаков, повышая точность прогнозирования отказов технологического оборудования, Рис. 3.

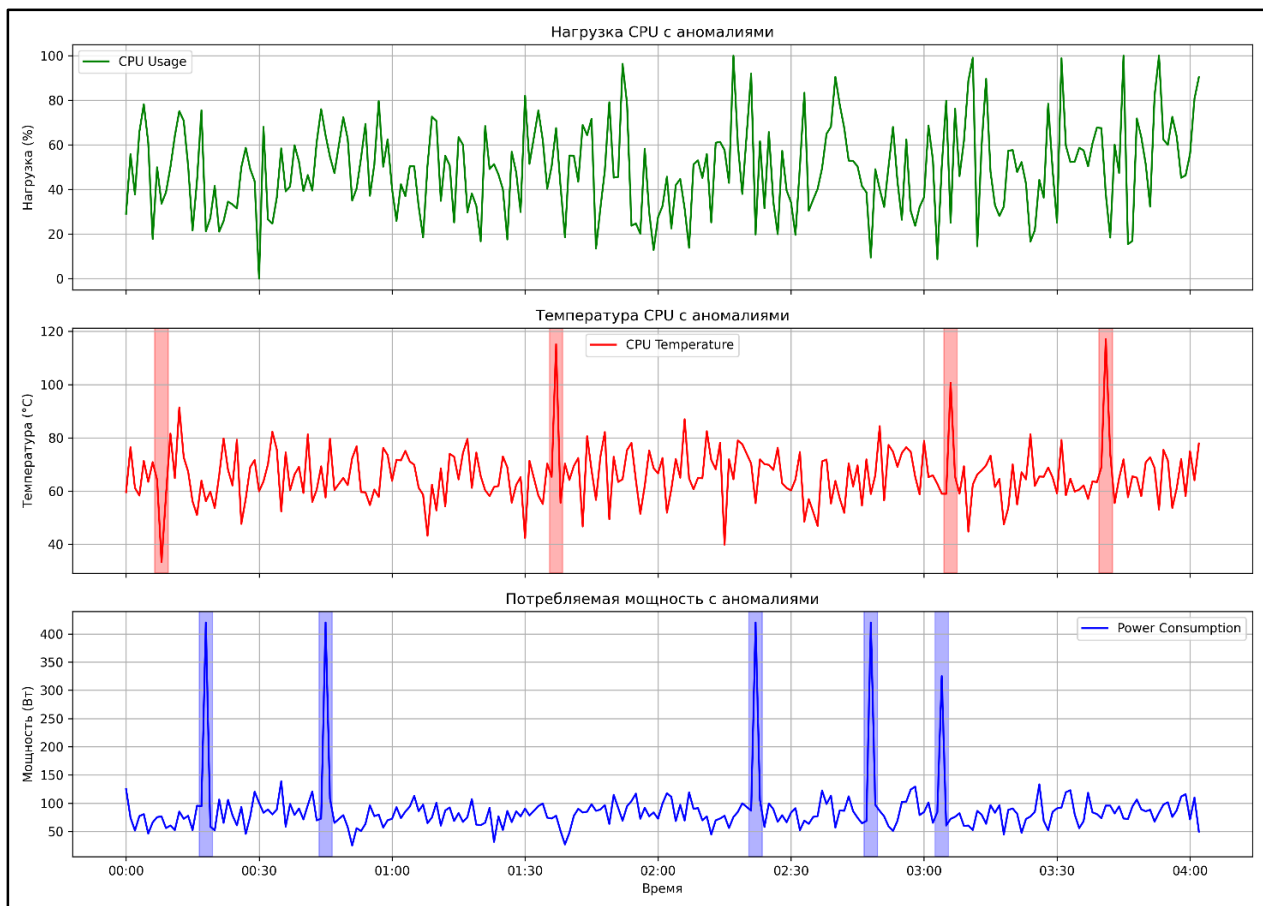


Рисунок 3. Графическая визуализация найденных аномальных данных в многомерном временном ряде.

Программный комплекс для технологического контроля состояния оборудования

Разрабатываемая комплексная система АСУ ТП предназначена для работы в реальном времени с данными. Для получения и предобработки данных с последующей их передачей в удаленную базу данных была разработана программа-агент, позволяющая получать данные для последующей их обработки с помощью нейронной сети, Рис. 4.

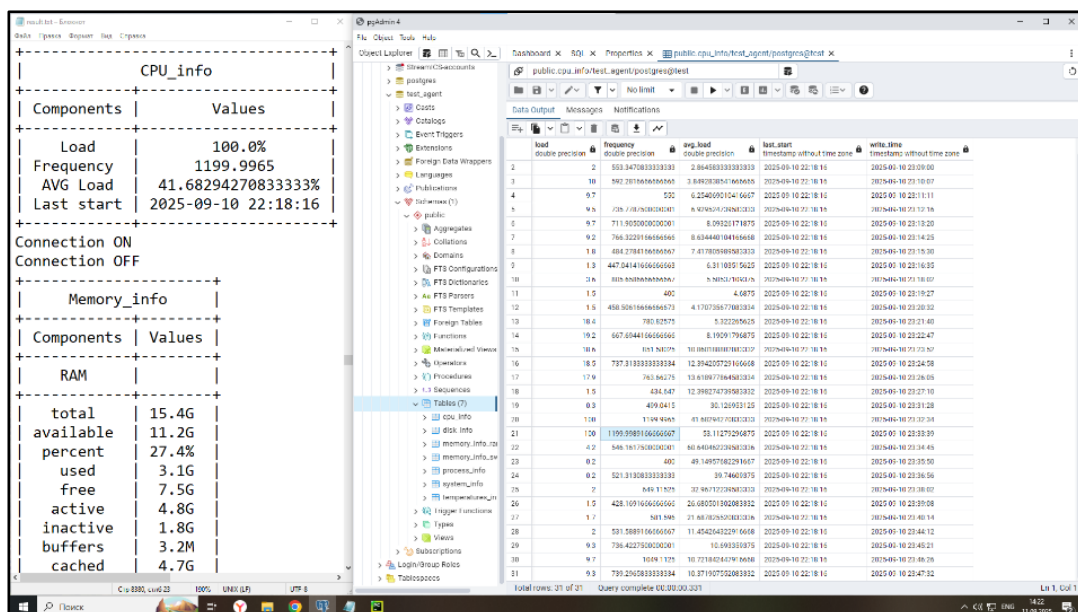


Рисунок 4. Результат работы агента, собирающего и передающие диагностические данные в БД на сервере для последующей обработки с помощью математических моделей.

Разработанный программный комплекс представляет собой кроссплатформенный агент мониторинга, функционирующий как автономный сервис для высокоскоростного сбора и гарантированной доставки системной телеметрии. Реализация на языке программирования Python с использованием библиотек `platform` и `psutil` обеспечивает прямой доступ к низкоуровневым API операционной системы, позволяя в реальном времени извлекать критические метрики: от детальной конфигурации оборудования до динамических показателей нагрузки CPU, состояния физической и подкачиваемой памяти, а также статистики использования дискового пространства.

В качестве базового инструмента визуализации архитектурных решений используется диаграмма вариантов использования, предназначенная для моделирования взаимодействия актеров с системой и определения ключевых прецедентов. Представленная диаграмма наглядно демонстрирует, как основные субъекты – администратор и время – инициируют процессы сбора, передачи и хранения телеметрии, обеспечивая децентрализованный характер работы системы, Рис. 5.

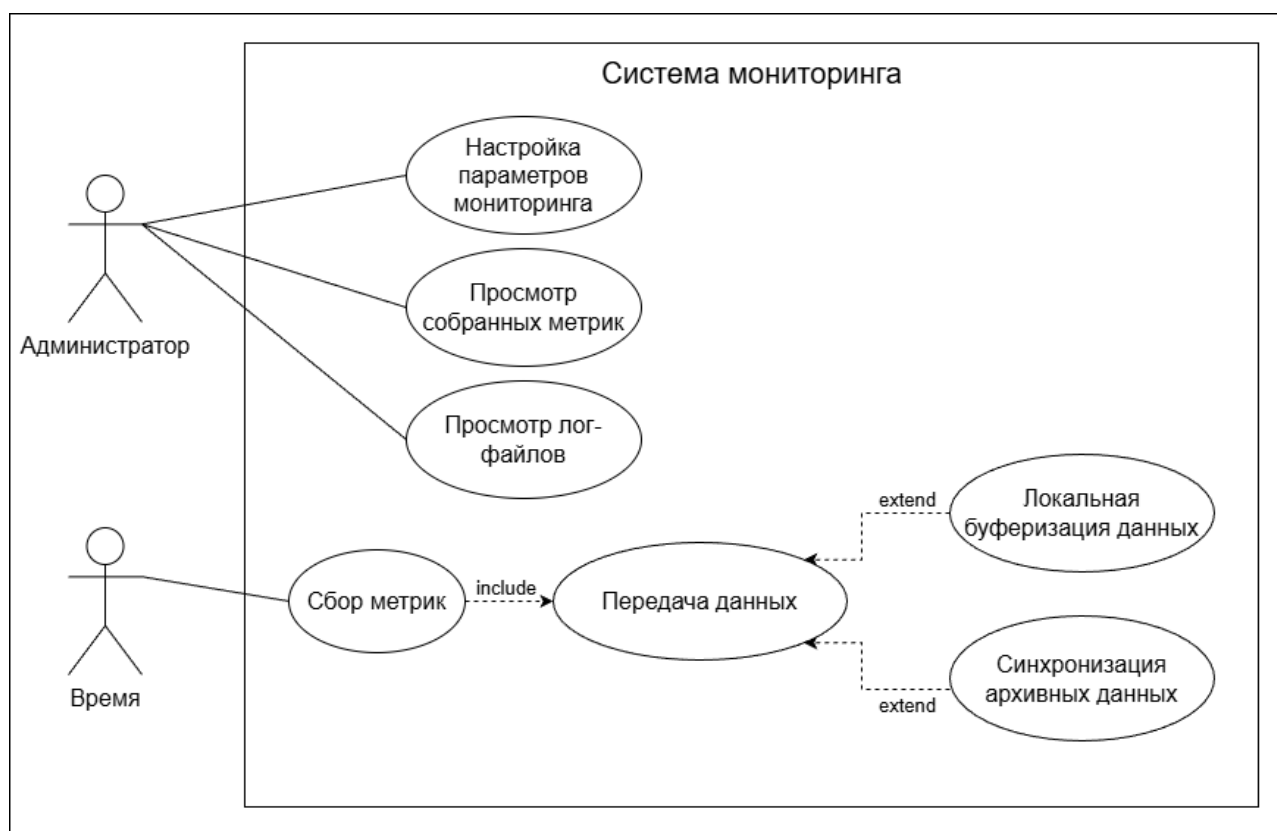


Рисунок 5. Диаграмма вариантов использования системы мониторинга.

Программная логика агента инкапсулирована в объектно-ориентированную структуру, которая выполняет не только сбор, но и предварительную агрегацию данных, включая формирование иерархических списков процессов с их автоматической сортировкой по объему потребляемых ресурсов. Ключевым архитектурным преимуществом является механизм интеллектуальной персистентности: перед каждой транзакцией агент выполняет проверку доступности транспортного шлюза. При обнаружении сетевых сбоев система переходит в режим автономной буферизации, выполняя сериализацию данных в структурированные JSON-файлы на локальном диске, что исключает потерю информации даже при длительном отсутствии связи.

Интеграция с серверной частью организована через промежуточный пул соединений PgBouncer, который нивелирует накладные расходы на установку сессий и позволяет системе масштабироваться под нагрузкой. Финальная обработка данных осуществляется на стороне СУБД PostgreSQL с расширением TimescaleDB, где специализированная хранимая процедура

выполняет декомпозицию принятых JSON-пакетов и их распределение по секционированным гипертаблицам, обеспечивая высокую скорость записи и эффективность последующего аналитического анализа.

Разрабатываемое ПО предполагается использовать для принятия автоматизированных решений для управления модулями вычислительных комплексов (резервация, автоматическое отключение) во избежание перегревов и аварийных ситуаций.

Для сбора данных с нескольких устройств мы используем Ansible – систему управления конфигурациями, позволяющую удаленно установить и настроить модули агентов на разных устройствах и операционных системах. На первой стадии тестирования системы агент поддерживает только ОС Linux.

Управление агентами, передача параметров подключения к базе данных, контроль их состояния будет осуществляться с помощью веб-интерфейса разрабатываемой АСУ.

Таким образом, интеграция агента сбора данных и системы принятия решений на основе искусственного интеллекта формирует замкнутый автономный контур управления, обеспечивающий повышенную отказоустойчивость и энергоэффективность вычислительной инфраструктуры.

Заключение

Основные результаты исследования включают в себя:

- обзор существующих задач обработки данных временных рядов в АСУ ТП и основные методы их решения;
- формирование модульной архитектуры АСУ ТП с концепцией PdM;
- разработку собственной модели F-AnoGAN для решения задачи поиска аномалий и прогнозирования продолжительности работы оборудования в экстремальном режиме;
- разработку микросервисного веб-приложения для сбора и обработки данных с помощью разработанной модели в реальном времени.

Таким образом, проведенное исследование, включающее анализ предметной области, формирование архитектуры и разработку модели F-AnoGAN, создает прочный теоретический и методический фундамент для реализации перспективной системы прогнозного обслуживания (PdM). Предложенное решение обладает высоким потенциалом для внедрения в действующие АСУ ТП. Разработанная модель F-AnoGAN демонстрирует возможность эффективного решения задач детектирования аномалий и прогнозирования режимов работы оборудования.

Дальнейшая работа будет направлена на реализацию описанного микросервисного веб-приложения (АСУ ТП), интеграцию всех модулей в единый программный комплекс и его тестирование на данных реальных промышленных объектов. Успешная реализация проекта позволит перейти к автоматизированному предиктивному управлению вычислительными комплексами, что значительно повысит их отказоустойчивость и энергоэффективность.

Литература:

1. Горшков С.В., Мalykhina И.О. Особенности и проблемы перехода от индустрии 4.0 к индустрии 5.0 в России // Журнал монетарной экономики и менеджмента. 2025. № 5. С. 67–72. [Gorshkov S.V., Malykhina I.O. Features and challenges of the transition from industry 4.0 to industry 5.0 in Russia // Journal of Monetary Economics and Management. 2025. No. 5. P. 67–72 (in Russian)].
2. Carpanzano E., Knüttel D. Advances in artificial intelligence methods applications in industrial control systems: Towards cognitive self-optimizing manufacturing systems // Applied sciences. 2022. Vol. 12. No. 21. Art. no. 10962.
3. Tsochev G., Sharabov M. Artificial intelligence methods used in industry 4.0 in particular industrial control systems // AIP Conference Proceedings. 2021. Vol. 2333. No. 1. Art no. 070017.

4. Кочергин С.В., Артемова С.В., Бакаев А.А и др. Обнаружение аномалий в энергосистемах: применение модели Isolation Forest для выявления киберугроз // Безопасность информационных технологий. 2025. Т. 32. № 1. С. 112–121. [Kochergin S.V., Artemova S.V., Bakaev A.A., et al. Detection of anomalies in power systems: using the Isolation Forest model to identify cyber threats // IT Security (Russia). Vol. 32. No. 1. P. 112–121 (in Russian)]. ISSN 2074-7136. URL: <https://bit.spels.ru/index.php/bit/article/view/1749>. DOI: <http://dx.doi.org/10.26583/bit.2025.1.07>.
5. Backhus J., Rao A.R., Venkatraman Ch., Gupta Ch. Time series anomaly detection using signal processing and deep learning // Applied Sciences. 2025. Vol 15. No. 11. Art no. 6254.
6. Fatima S. S. W., Rahimi A. A review of time-series forecasting algorithms for industrial manufacturing systems // Machines. 2024. Vol. 12. No. 6. P. 380.
7. Zhong D., Xia Zh., Zhu Y., Duan J. Overview of predictive maintenance based on digital twin technology // Heliyon. 2023. Vol. 9. No. 4. Art. no. e14534. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e14534>.
8. Биленко Р.В., Долганина Н.Ю., Иванова Е.В., Рекачинский А.И. Высокопроизводительные вычислительные ресурсы Южно-Уральского государственного университета // Вестник ЮУрГУ. Серия: Вычислительная математика и информатика. 2022. Т. 11. № 1. С. 15–30. [Bilenko R.V., Dolganina N.Yu., Ivanova E.V., Rekachinsky A.I. High-performance computing resources of South Ural State University // Vestnik Yuzhno-Ural'skogo Gosudarstvennogo Universiteta. Seriya: Vychislitel'naya Matematika i Informatika. 2022. Vol. 11. No.1. P. 15–30 (in Russian)]. DOI: <https://doi.org/10.14529/cmse220102>.

Об авторах:

ГОЛЕНИЩЕВ Артем Борисович, аспирант кафедры «Системное программирование» ФГАОУ ВО «ЮУрГУ (НИУ)», генеральный директор ООО «Интеллектуальная Автоматика», golenischevms@gmail.com.

МАКАРОВСКИХ Татьяна Анатольевна, доктор ф.-м.н., профессор кафедры «Системное программирование» ФГАОУ ВО «ЮУрГУ (НИУ)», makarovskikh.t.a@susu.ru.

ДОЛГАНИНА Наталья Юрьевна, кандидат техн.н., доцент кафедры «Системное программирование» ФГАОУ ВО «ЮУрГУ (НИУ)», dolganinani@susu.ru.

СУДНИЦЫН Владислав Владимирович, лаборант лаборатории суперкомпьютерного моделирования ФГАОУ ВО «ЮУрГУ (НИУ)», sudnitsynvv@susu.ru.

МАНАТИН Павел Андреевич, программист лаборатории суперкомпьютерного моделирования ФГАОУ ВО «ЮУрГУ (НИУ)», manatinpa@susu.ru.

Metadata:

Title: Predicting and managing device status based on time series analysis

Author 1: Artem Borisovich Golenishchev, postgraduate student, Department of Computer Science, South Ural State University (National Research University), Russia, Chelyabinsk Oblast, 454080 Chelyabinsk, Lenin pr., 76, golenischevms@susu.ru, 0000-0002-8595-7777, OHR-8865-2025.

Author 2: Tatiana Anatolievna Makarovskikh, Professor, Department of Computer Science, South Ural State University (National Research University), Russia, Chelyabinsk Oblast, 454080 Chelyabinsk, Lenin pr., 76, makarovskikh.t.a@susu.ru, 0000-0002-3656-9632, R-7305-2016, 57197728939.

Author 3: Natalia Yurievna Dolganina, Associate Professor, Department of Computer Science, South Ural State University (National Research University), Russia, Chelyabinsk Oblast, 454080 Chelyabinsk, Lenin pr., 76, dolganinani@susu.ru, 0000-0002-6677-7168, K-4366-2015, 56565613500.

Author 4: Vladislav Vladimirovich Sudnitsyn, student, Department of Computer Science, South Ural State University (National Research University), Russia, Chelyabinsk Oblast, 454080 Chelyabinsk, Lenin pr., 76, sudnitsynvv@susu.ru.

Author 5: Pavel Andreevich Manatin, Lecturer, Department of Computer Science, South Ural State University (National Research University), Russia, Chelyabinsk Oblast, 454080 Chelyabinsk, Lenin pr., 76, manatinpa@susu.ru.

Abstract: Modern high-performance computing systems require high reliability and stability, as equipment failures can lead to significant losses of resources and time. To address this issue, this paper proposes a method for intelligent anomaly detection and equipment condition prediction as part of an automated supercomputer control system. The approach is based on the analysis of time series of operating parameters and the application of machine learning algorithms to identify hidden signs of degradation and deviations from the optimal operating mode. The system architecture provides for the integration of modules for collecting data from sensors, intelligent signal processing, and real-time control decisions. Implementation of this method will enable a transition from reactive maintenance to proactive management, increase the reliability of computing complexes, and ensure more efficient use of their resources. The developed approach can be adapted for use in other critical technical systems that require predictive maintenance of equipment.

Keywords: Industry 4.0, time series analysis, automated control systems, artificial intelligence.