

МОДЕЛИРОВАНИЕ ЦИФРОВЫХ ДВОЙНИКОВ КИБЕРФИЗИЧЕСКИХ СИСТЕМ С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ

А.В. Шпинева¹, А.М. Тюнина¹

¹ФГБОУ ВО «Воронежский государственный лесотехнический университет имени Г.Ф. Морозова»

Аннотация. В статье рассматривается разработка и применение цифровых двойников киберфизических систем (КФС) для мониторинга и прогнозирования состояния промышленных объектов в реальном времени. Основное внимание уделяется интеграции нейросетевых алгоритмов, таких как рекуррентные нейронные сети (RNN) и сети с долгосрочной краткосрочной памятью (LSTM), для динамичного прогнозирования изменений состояния физического объекта, основанного на данных, получаемых через сенсоры. Предложенная методика позволяет улучшить точность предсказаний и повысить адаптивность системы к быстро изменяющимся условиям, что существенно повышает эффективность работы промышленных объектов.

Ключевые слова: гибридная архитектура, цифровой двойник, ИИ-аналитика, нейросетевые алгоритмы, прогнозирование состояния, LSTM (Long Short-Term Memory), CNN (Convolutional Neural Networks), адаптивность, мониторинг, промышленные объекты.

MODELING OF DIGITAL COUNTERPARTS OF CYBERPHYSICAL SYSTEMS USING NEURAL NETWORK ALGORITHMS FOR PREDICTING THE STATE

A.V. Spineva¹, A.M. Tyunina¹

¹Voronezh State University of Forestry and Technologies named after G.F. Morozov

Abstract. The article discusses the development and application of digital counterparts of cyberphysical systems (CFS) for monitoring and forecasting the condition of industrial facilities in real time. The main focus is on integrating neural network algorithms such as recurrent neural networks (RNN) and long-term short-term memory (LSTM) networks to dynamically predict changes in the state of a physical object based on data received through sensors. The proposed technique makes it possible to improve the accuracy of predictions and increase the adaptability of the system to rapidly changing conditions, which significantly increases the efficiency of industrial facilities.

Keywords: hybrid architecture, digital twin, AI analytics, neural network algorithms, state prediction, LSTM (Long Short-Term Memory), CNN (Convolutional Neural Networks), adaptivity, monitoring, industrial facilities.

Цифровые двойники (ЦД) – виртуальные модели физических объектов, используемые для мониторинга и оптимизации их работы в реальном времени. В киберфизических системах (КФС) ЦД синхронизируют физические и виртуальные процессы, что позволяет эффективно управлять объектами, минимизируя риски отказов и повышая их эффективность. ЦД активно применяются в энергетике, машиностроении и транспорте для управления сложными системами.

Прогнозирование состояния объектов в КФС требует обработки больших объемов данных от сенсоров в реальном времени, что традиционными методами невозможно эффективно выполнить. Нейросетевые алгоритмы, такие как рекуррентные нейронные сети (RNN) и LSTM, значительно улучшают прогнозирование состояний объектов, так как могут выявлять скрытые зависимости и адаптироваться к изменениям. [1]

Разработка гибридной архитектуры «физический объект – цифровой двойник – ИИ-аналитика» направлена на интеграцию этих компонентов для повышения точности прогнозирования и оперативности принятия решений. Архитектура позволяет прогнозировать отклонения и аномалии, оперативно реагировать на изменения и оптимизировать процессы. Важной задачей является создание методики моделирования цифровых двойников с использованием нейросетевых алгоритмов и интеграция ИИ-аналитики. В следующем разделе будут рассмотрены цели и проблемы разработки гибридной архитектуры и применения нейросетевых алгоритмов в системе цифровых двойников.

Предложенная гибридная архитектура «физический объект – цифровой двойник – ИИ-аналитика» представляет собой систему для мониторинга, анализа и прогнозирования состояния объектов в реальном времени. Цифровой двойник

использует ИИ-аналитику для обработки данных от сенсоров и принятия решений. Такой подход улучшает точность прогнозирования, что важно для эффективного управления объектами.

Нейросетевые алгоритмы, такие как LSTM и CNN, играют ключевую роль в прогнозировании. LSTM эффективно работает с временными рядами и историческими данными, а CNN анализирует скрытые закономерности в данных, включая изображения и сигналы от датчиков. Это позволяет адаптировать систему под изменяющиеся условия.

Основной задачей архитектуры является интеграция данных в реальном времени, синхронизация данных с минимизацией задержек и ошибок. Использование алгоритмов интерполяции и фильтрации помогает повысить точность прогноза и актуальность анализа. [2]

Нейросетевые алгоритмы адаптируются к изменениям в динамике объектов, что позволяет системе прогнозировать отклонения и аномалии. Цель архитектуры – повысить точность прогнозирования, устойчивость к изменениям и адаптивность системы. Проблемой остаётся синхронизация данных и учёт динамических изменений параметров объектов, для решения которых требуются методы коррекции и адаптации моделей прогнозирования.

В следующем разделе будет подробнее рассмотрено, как архитектура решает эти задачи с использованием нейросетевых алгоритмов.

В рамках исследования была разработана гибридная архитектура «физический объект – цифровой двойник – ИИ-аналитика» для мониторинга и прогнозирования состояния объектов в реальном времени. Архитектура использует данные от сенсоров для создания цифровых двойников, которые интегрируются с ИИ-аналитикой для прогнозирования состояния объектов.

Для обучения использовались данные реальных и синтетических объектов, включая временные ряды, данные о температуре, давлении и вибрациях. Алгоритмы LSTM и CNN были выбраны для обработки временных рядов и выявления закономерностей в данных. LSTM предсказывала колебания температуры и давления, а CNN анализировала вибрации и изображения для выявления неисправностей. [3]

Тестирование проводилось на реальных промышленных объектах, таких как переработка металлов и насосные станции. Результаты показали, что нейросетевые методы значительно превосходят традиционные методы, такие как

ARIMA, в условиях динамичных изменений. Например, LSTM смогла предупредить о перегреве оборудования за несколько часов до отказа, а CNN улучшила диагностику вибраций по сравнению с FFT-анализом.

Также была проверена устойчивость моделей к шуму и неполным данным, что подтвердило высокую стабильность архитектуры. Результаты экспериментов показали, что предложенная система более точно прогнозирует изменения и адаптируется к нестандартным условиям, улучшая управление промышленными объектами.

Для проверки гипотезы о гибридной архитектуре «физический объект – цифровой двойник – ИИ-аналитика» проведены эксперименты на реальных промышленных установках, таких как насосные станции и энергетические установки. Эксперименты включали мониторинг параметров, таких как температура, давление, вибрация и механические нагрузки с использованием сенсоров. [4]

Данные обрабатывались нейросетевыми алгоритмами, такими как LSTM и CNN, для предсказания состояний объектов. Результаты прогнозирования сравнивались с фактическими показателями, что позволило оценить точность моделей через RMSE и MAE. Нейросетевые модели показали значительно лучшую точность, чем традиционные методы, такие как ARIMA и линейная регрессия. В условиях стабильной работы оборудования LSTM продемонстрировала ошибку 1,25, а ARIMA – 2,15, что подтверждает более высокую точность нейросетевых методов.

Таблица 1 Точность прогнозирования состояния объектов (RMSE)

Метод	Температура (°C)	Давление (бар)	Вибрация (м/с ²)
LSTM	1.25	0.80	0.15
ARIMA	2.15	1.30	0.25
Линейная регрессия	2.45	1.60	0.30

Нейросетевые модели, такие как LSTM, сохраняли точность прогнозирования при изменении условий эксплуатации, например, при перегрузках или внешних нарушениях. В условиях перегрузки LSTM показала ошибку 2.05, а ARIMA – 3.35, что подтверждает преимущества нейросетевых методов. Также,

при испытаниях на устойчивость к шуму и потерям данных, LSTM и CNN продемонстрировали высокую устойчивость к недостаточности данных, эффективно восстанавливая информацию на основе предыдущих значений.

Преимущество предложенной архитектуры заключается в её способности интегрировать данные в реальном времени и адаптироваться к изменениям, что невозможно с традиционными методами. LSTM и CNN позволяют прогнозировать состояние объекта и выявлять скрытые зависимости, что особенно важно для анализа временных рядов и данных с датчиков.

Однако нейросетевые модели сталкиваются с проблемами высокой вычислительной нагрузки и необходимостью регулярной адаптации к изменениям в реальном времени. Для решения этих проблем нужны методы оптимизации и самообучения моделей. Также перспективы улучшения включают интеграцию дополнительных данных, таких как внешняя среда и состояние оборудования, а также использование гибридных методов с теориями графов для повышения отказоустойчивости.

В следующем разделе будут рассмотрены результаты и ограничения архитектуры, а также перспективы её применения в других областях.

Предложенная гибридная архитектура «физический объект – цифровой двойник – ИИ-аналитика» с использованием нейросетевых алгоритмов прогнозирования представляет собой значительный шаг в мониторинге и управлении промышленными объектами в реальном времени. Система интегрирует физический объект с виртуальной моделью, обеспечивая точную аналитику и диагностику с использованием LSTM и CNN. Эксперименты показали, что эта архитектура значительно улучшает точность прогнозирования и устойчивость системы к изменениям, а также адаптируется к нестабильности данных, что превосходит традиционные методы.

Основное достоинство архитектуры – способность эффективно работать в условиях динамичных процессов, где параметры объекта изменяются в реальном времени. Прогнозирование с использованием нейросетей помогает своевременно выявлять отклонения, предотвращать сбои и повышать надежность эксплуатации. Адаптивность и самообучение делают архитектуру высокоэффективной для таких задач.

Перспективы внедрения технологии в отрасли, такие как энергетика, машиностроение и транспорт, включают улучшение управления, повышение качества обслуживания и сокращение затрат. Модели могут анализировать не только отдельные объекты, но и целые производственные цепочки.

Однако система требует оптимизации вычислительных процессов и улучшения методов обработки данных и синхронизации между объектом и цифровым двойником. Дальнейшая разработка методов самообучения и добавление новых данных улучшат точность прогноза и универсальность модели. Внедрение и развитие технологии обеспечат более высокую автоматизацию и оптимизацию производственных процессов.

Список литературы

1. Новикова, Т. П. Математическая модель интермодальных грузовых перевозок / Т. П. Новикова, С. А. Евдокимова, А. И. Новиков // Моделирование систем и процессов. – 2024. – Т. 17, № 2. – С. 62-70. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-2-62-70. – EDN ERRGGK.
2. Вертиль, Н. Н. Моделирование и реинжиниринг бизнес-процессов в промышленности с применением цифровых двойников / Н. Н. Вертиль, Т. Н. Дубкова // Донецкие чтения - 2025: образование, наука, инновации, культура и вызовы современности : Материалы X Международной научной конференции, посвященной 60-летию создания Донецкого научного центра, Донецк, 05–07 ноября 2025 года. – Донецк: Донецкий национальный университет, 2025. – С. 134-136. – EDN YIDAJU.
3. Морозова, Д. М. Сравнительный анализ методов моделирования цифровых двойников для бортовой системы управления / Д. М. Морозова, О. А. Галушкина // Актуальные проблемы авиации и космонавтики : Сборник материалов XI Международной научно-практической конференции, посвященной Дню космонавтики и 10-летию науки и технологий. В 3-х томах, Красноярск, 07–11 апреля 2025 года. – Красноярск: Сибирский государственный университет науки и технологий им. акад. М.Ф. Решетнева, 2025. – С. 788-790. – EDN HNIDVI.
4. Антощенко, Е. А. Особенности моделирования цифрового двойника при прогнозировании пожарной безопасности объекта / Е. А. Антощенко, К. Д. Конопелькин // Актуальные проблемы авиации и космонавтики : Сборник материалов XI Международной научно-практической конференции, посвященной Дню космонавтики и 10-летию науки и технологий. В 3-х томах, Красноярск, 07–11 апреля 2025 года. – Красноярск: Сибирский государственный университет науки и технологий им. акад. М.Ф. Решетнева, 2025. – С. 797-799. – EDN MOVNRL.

References

1. Novikova, T. P. Mathematical model of intermodal freight transportation / T. P. Novikova, S. A. Evdokimova, A. I. Novikov // Modeling of systems and processes. – 2024. – Vol. 17, No. 2. – pp. 62-70. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-2-62-70. – EDN ERRGGK.
2. Vertil, N. N. Modeling and reengineering of business processes in industry using digital twins / N. N. Vertil, T. N. Dubkova // Donetsk Readings - 2025: Education, Science, Innovation, Culture and Modern Challenges : Proceedings of the X International Scientific Conference dedicated to the 60th anniversary of the establishment of the Donetsk Scientific Center, Donetsk, November 05-07, 2025. Donetsk: Donetsk National University, 2025. pp. 134-136. - EDN YIDAJU.
3. Morozova, D. M. Comparative analysis of digital twin modeling methods for an on-board control system / D. M. Morozova, O. A. Galushkina // Actual problems of aviation and cosmonautics : A collection of materials of the XI International Scientific and Practical Conference dedicated to Cosmonautics Day and the 10th Anniversary of Science and Technology. In 3 volumes, Krasnoyarsk, April 07-11, 2025. Krasnoyarsk: Siberian State University of Science and Technology named after Academician M.F. Reshetnev, 2025. – pp. 788-790. – EDN HNIDVI.
4. Antoshchenko, E. A. Features of modeling a digital twin in predicting the fire safety of an object / E. A. Antoshchenko, K. D. Konopelkin // Actual problems of aviation and cosmonautics : A collection of materials of the XI International Scientific and Practical Conference dedicated to Cosmonautics Day and the 10th anniversary of Science and Technology. In 3 volumes, Krasnoyarsk, April 07-11, 2025. Krasnoyarsk: Siberian State University of Science and Technology named after Academician M.F. Reshetnev, 2025. – pp. 797-799. – EDN MOVNRL.