

ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ НА ДАННЫХ ИНТЕРНЕТА ВЕЩЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ТЕХНИЧЕСКИХ ОТКАЗОВ

Гурова Л.В.

Уральский федеральный университет (Екатеринбург, Россия)

TRAINING NEURAL NETWORKS ON INTERNET OF THINGS DATA FOR TECHNICAL FAILURE PREDICTION

Gurova L.

Ural Federal University (Yekaterinburg, Russia)

Аннотация

В статье исследуются возможности применения нейронных сетей (НС) для анализа данных Интернета вещей (IoT) и прогнозирования технических отказов промышленного оборудования. НС позволяют анализировать параметры, такие как вибрации, температура и давление, для выявления аномалий и предсказания возможных неисправностей. Описаны основные этапы подготовки данных и архитектуры НС, включая рекуррентные и сверточные сети. Приведены примеры успешного применения в компаниях Siemens, GE и Hitachi, продемонстрировавшие эффективность предсказательной аналитики на основе данных IoT. Заключение подчеркивает значимость IoT и НС для повышения надежности и снижения затрат.

Ключевые слова: нейронные сети, IoT, прогнозирование отказов, промышленное оборудование, анализ данных.

Abstract

The article explores the potential of neural networks (NNs) for analyzing Internet of Things (IoT) data and predicting technical failures in industrial equipment. NNs analyze parameters such as vibrations, temperature, and pressure to detect anomalies and forecast possible faults. Key stages of data preparation and NN architectures, including recurrent and convolutional networks, are described. Examples of successful applications in companies like Siemens, GE, and Hitachi demonstrate the effectiveness of predictive analytics based on IoT data. The conclusion emphasizes the importance of IoT and NNs in enhancing reliability and reducing costs.

Keywords: neural networks, IoT, failure prediction, industrial equipment, data analysis.

Введение

С развитием технологий Интернета вещей (IoT) увеличивается объем данных, собираемых с подключенных устройств, что предоставляет широкие возможности для анализа и прогнозирования. В промышленном и инженерном секторах такие данные могут использоваться для предсказания технических отказов оборудования, минимизации простоев и улучшения эксплуатационных характеристик. IoT-устройства фиксируют ключевые параметры работы машин и механизмов, такие как температура, давление, вибрации и другие показатели, которые помогают определить потенциальные признаки износа и возможных неисправностей. Традиционные методы диагностики и мониторинга, основанные на регулярных проверках, зачастую не позволяют своевременно выявить возможные проблемы, что может привести к нежелательным простоям и экономическим потерям. В отличие от них, использование нейронных сетей (НС) для анализа IoT-данных позволяет моделировать зависимости между параметрами и прогнозировать отказы оборудования с высокой

точностью. Нейронные сети обучаются на исторических данных, выявляя скрытые взаимосвязи и паттерны, которые могут предсказать технические неисправности до их фактического наступления.

Цель данной статьи заключается в изучении применения нейронных сетей для анализа данных IoT и прогнозирования технических отказов. В статье будут рассмотрены основные подходы к обучению НС на IoT-данных, а также примеры применения моделей в реальных условиях, что позволяет оценить их эффективность и возможность интеграции в существующие системы мониторинга и обслуживания оборудования.

Основная часть

Обучение НС на данных IoT представляет собой многоэтапный процесс, включающий сбор данных, их предварительную обработку, выбор и настройку архитектуры модели, обучение и тестирование. На первом этапе данные, полученные с IoT-устройств, проходят этап очистки и нормализации, что необходимо для исключения аномальных значений и подготовки данных к использованию в моделях НС. Данные могут содержать различные параметры, такие как температура, вибрация, давление, и другие физические показатели, которые отражают состояние оборудования и позволяют выявить начальные признаки износа [1].

На рисунке 1 представлено распределение ключевых параметров, собираемых с IoT-устройств, таких как температура, давление и вибрации. Эти данные составляют основу для анализа состояния оборудования.

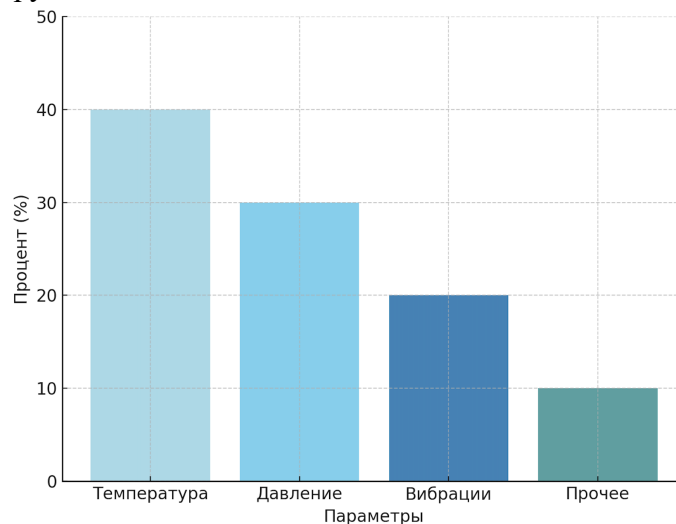


Рисунок 1. Распределение данных с IoT-устройств

Из графика видно, что наибольший объем данных приходится на параметры температуры (40%), что связано с их высокой значимостью для мониторинга оборудования. Давление и вибрации составляют 30% и 20% соответственно, подчеркивая их роль в предсказании технических отказов. Оставшиеся 10% занимают другие параметры, такие как ток или уровень шума. Это распределение данных отражает специфику использования IoT в промышленности.

Выбор архитектуры нейронной сети играет ключевую роль в успехе прогноза отказов. Для анализа временных рядов данных с IoT-устройств используются рекуррентные нейронные сети (РНС), так как они хорошо подходят для обработки последовательностей данных, например, данных о вибрациях или изменениях температуры. В то же время, сверточные нейронные сети (СНС) также могут использоваться в случае, когда необходимо выявить пространственные паттерны в данных. Глубокие НС с несколькими слоями обладают высокой гибкостью и способны анализировать сложные зависимости, что делает их подходящими для задач предсказания отказов на основе сложных IoT-данных. Процесс обучения модели включает настройку гиперпараметров, таких как количество слоев, количество нейронов, коэффициент обучения и параметры регуляризации, чтобы минимизировать переобучение и повысить точность модели [2]. Настройка этих параметров проводится на основе тестирования на отдельном наборе данных, который не использовался в обучении. Модели НС обучаются на исторических данных, содержащих как нормальные состояния оборудования, так и данные,

зарегистрированные перед отказом. Использование метода обратного распространения ошибки позволяет корректировать веса нейронов и улучшать точность прогнозирования.

Примеры успешного внедрения нейронных сетей для прогнозирования технических отказов на основе данных IoT

Одним из ярких примеров использования нейронных сетей и IoT для прогнозирования технических отказов является проект **компании Siemens**, внедрившей технологию предсказательной аналитики в сфере энергетики и промышленного оборудования. На базе данных, собираемых с датчиков IoT, Siemens использует нейронные сети для анализа состояния турбин и генераторов. Эти модели позволяют обнаруживать аномалии в работе оборудования на ранних стадиях, что позволяет снизить вероятность аварий и минимизировать затраты на ремонт. Подход с использованием нейронных сетей продемонстрировал высокий уровень точности предсказаний, позволивший компании сократить время простоя и снизить затраты на эксплуатацию [3-5].

Компания General Electric (GE) также активно использует нейронные сети и IoT в своих решениях для предсказательного обслуживания авиационных двигателей и локомотивов. В рамках платформы GE Predix применяются модели глубокого обучения для анализа данных с подключенных устройств, которые фиксируют состояние ключевых компонентов. Например, система мониторинга авиационных двигателей отслеживает показатели вибрации, температуры и давления, позволяя нейронным сетям выявлять изменения, которые могут сигнализировать о приближающейся неисправности. Этот подход помог GE не только повысить безопасность эксплуатации двигателей, но и значительно сократить непредвиденные расходы на ремонт.

Компания Hitachi внедрила технологию предсказания отказов в свою систему управления промышленными насосами. Используя данные, полученные с IoT-датчиков, нейронные сети анализируют такие параметры, как давление и температура, что позволяет предсказать износ и предупредить возможные неисправности. Применение этого подхода позволило Hitachi продемонстрировать сокращение количества поломок на 40% и оптимизировать обслуживание насосного оборудования, сделав его более экономически эффективным.

Эти примеры свидетельствуют о высокой эффективности применения нейронных сетей в сочетании с IoT для прогнозирования технических отказов, что помогает промышленным компаниям сократить затраты, связанные с простоями, и повысить надежность работы оборудования.

Текущие и перспективные проблемы внедрения нейронных сетей на данных IoT

Несмотря на многочисленные преимущества использования нейронных сетей для анализа данных IoT, существуют определенные проблемы и риски, которые необходимо учитывать при внедрении таких технологий в промышленность. Одной из главных проблем является качество и полнота данных, поступающих с IoT-устройств [6]. Данные могут содержать шум, аномалии или быть неполными, что влияет на точность модели. Например, сбои в передаче данных или ошибки датчиков могут привести к искажениям, что создаст сложности при обучении нейронных сетей. Для повышения надежности анализа требуется тщательная очистка и фильтрация данных перед их использованием в модели.

Кроме того, нейронные сети требуют значительных вычислительных ресурсов и времени для обучения, особенно при анализе больших массивов данных, поступающих с тысяч датчиков. В условиях промышленного производства, где важна оперативность принятия решений, задержки, вызванные обработкой данных, могут негативно сказаться на эффективности процессов [7, 8]. Внедрение современных вычислительных технологий, таких как облачные вычисления или графические процессоры (GPU), позволяет ускорить обучение моделей, но увеличивает затраты на инфраструктуру, что может быть затруднительно для малых и средних предприятий.

Наконец, вопрос интерпретируемости результатов нейронных сетей остаётся важным аспектом. Нейронные сети, особенно глубокие, часто рассматриваются как "черный ящик," и

результаты их работы могут быть сложны для интерпретации пользователями без специальных знаний. Это особенно критично в производственных условиях, где необходимо не только предсказать возможные отказы, но и понять причины их возникновения для предотвращения в будущем. Разработка методов, повышающих интерпретируемость нейронных сетей, таких как метод LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) или визуализация активаций слоев, может способствовать более широкому внедрению этих технологий в промышленности [9].

Заключение

Использование НС на данных IoT для прогнозирования технических отказов позволяет промышленным компаниям существенно повысить эффективность управления оборудованием. НС обеспечивают возможность предсказательного анализа на основе данных, поступающих в режиме реального времени, что способствует более точному выявлению потенциальных отказов и снижению времени простоя. Такой подход значительно повышает надежность эксплуатации, снижая риски и экономические издержки, связанные с внеплановыми ремонтами. Применение глубокого обучения и продвинутых архитектур нейронных сетей, таких как РНС и СНС, позволило достичь высокого уровня точности предсказаний. Эти модели могут обрабатывать сложные временные ряды и анализировать скрытые зависимости между параметрами, что делает их незаменимыми в условиях высоких требований к надежности оборудования. Благодаря успешным примерам внедрения, таким как проекты компаний Siemens, GE и Hitachi, становится очевидным, что использование IoT в сочетании с методами искусственного интеллекта может изменить подход к эксплуатации промышленного оборудования. Таким образом, нейронные сети в анализе IoT-данных открывают перспективы для создания полностью автономных систем мониторинга и управления, которые могут функционировать в режиме реального времени, выявляя неисправности еще до их фактического наступления. Это подтверждает актуальность и перспективность данной технологии для широкого внедрения в индустрии, ориентированные на оптимизацию затрат и повышение уровня безопасности.

Список литературы

1. Кожевников А.В., Илатовский И.С., Соловьева О.И. Применение методов машинного обучения в рамках прогнозирования состояния электромеханических систем прокатного производства // Вестник Череповецкого государственного университета. 2017. №1 (76). С. 33-39.
2. Капанский А.А. Современные стратегии использования искусственного интеллекта для предотвращения аварий в технических системах ресурсоснабжения // Вестник Казанского государственного энергетического университета. 2024. Т. 16. №1 (61). С. 38-51.
3. Поляков Р.Н., Крупенин Н.В., Кудрявцев И.Е., Кузькин В.И., Кузькин А.В. Подходы к построению интеллектуальной системы мониторинга, диагностики и прогнозирования технического оборудования // Современные материалы и технологии восстановления и упрочнения деталей промышленного оборудования. 2021. С. 81-85.
4. Елагин В.С., Гребенщикова А.А. Прогнозирование трафика трехмерной сети интернета вещей высокой плотности как многомерного случайного процесса // Труды учебных заведений связи. 2024. Т. 10. №4. С. 38-47.
5. Квонг С.В., Щербаков М.В. Архитектура системы предсказательного технического обслуживания сложных многообъектных систем в концепции Индустрии 4.0 // Программные продукты и системы. 2020. Т. 33. №2. С. 186-194.
6. Yen C.T., Chuang P.C. Application of a neural network integrated with the internet of things sensing technology for 3D printer fault diagnosis // Microsystem Technologies. 2022. Vol. 28. №1. С. 13-23.
7. Wang H., Zhang W., Yang D., Xiang Y. Deep-learning-enabled predictive maintenance in industrial internet of things: methods, applications, and challenges // IEEE Systems Journal. 2022. Vol. 17. №2. P. 2602-2615.

8. Latif S., Zou Z., Idrees Z., Ahmad J. A novel attack detection scheme for the industrial internet of things using a lightweight random neural network // IEEE access. 2020. Vol. 8. P. 89337-89350.
9. Liu H. Application of industrial Internet of things technology in fault diagnosis of food machinery equipment based on neural network // Soft Computing. 2023. Vol. 27. №13. P. 9001-9018.