НАУКА, ТЕХНОЛОГИИ И ОБЩЕСТВО

УДК: 621.816.2:004.89 DOI: 10.31249/scis/2024.04.01

Аль Уатик Х.С.*

СРАВНИТЕЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ИИ-УПРАВЛЯЕМЫХ МОДЕЛЕЙ ПРЕДИКТИВНОГО ОБСЛУЖИВАНИЯ: СОЦИАЛЬНЫЕ И ПРОФЕССИОНАЛЬНЫЕ АСПЕКТЫ

Al Ouatiq H.S.

COMPARATIVE STUDY OF AI-DRIVEN PREDICTIVE MAINTENANCE MODELS: SOCIAL AND PROFESSIONAL ASPECTS

Аннотация. Искусственный интеллект (ИИ) активно меняет профессиональные практики, предоставляя мощные инструменты для предсказательной диагностики (PdM), которая играет ключевую роль в таких отраслях, как ветроэнергетика, транспорт и производство. PdM позволяет своевременно обнаруживать неисправности, минимизировать простой оборудования, повышать безопасность и снижать углеродный след. В статье проводится сравнительный анализ ИИ-управляемых моделей PdM, включая метод опорных векторов (SVM), искусственные нейронные сети (ANN), сети долгой краткосрочной памяти (LSTM), сверточные нейронные сети (CNN), метод случайного леса (RF) и градиентный бустинг (XGBoost). Особое внимание уделяется интерпретируемости, устойчивости и практической применимости моделей в реальных

* © *Аль Уатик Хассан Саидович* – аспирант кафедры информационных технологий Алтайского государственного технического университета, Барнаул, Россия; alh@dr.com. ORCID 0000–0003–4330–5608

© *Al Ouatiq H.S.* – PhD student at the Department of Information Technology, Altai State Technical University, Barnaul, Russia; alh@dr.com. ORCID 0000–0003–4330–5608

условиях эксплуатации. Исследование подчеркивает, как применение ИИ в прогностическом обслуживании способствует повышению операционной надежности и стандартов безопасности, поддерживая принципы устойчивого развития и гуманитарных ценностей. Результаты включают рекомендации по выбору наиболее подходящих моделей на основе специфических требований отрасли и целей внедрения.

Ключевые слова: искусственный интеллект; предсказательная диагностика; обнаружение неисправностей; устойчивое развитие; интерпретируемость; надежность; безопасность; нейронные сети; случайный лес; градиентный бустинг.

Abstract. Artificial Intelligence (AI) is transforming professional practices by providing advanced tools for predictive maintenance (PdM), a critical aspect in industries such as wind energy, transportation, and manufacturing. PdM enables timely fault detection, reduces equipment downtime, enhances safety, and decreases the carbon footprint. This study conducts a comparative analysis of AI-driven PdM models, including Support Vector Machines (SVM), Artificial Neural Networks (ANN), Long Short-Term Memory (LSTM) networks, Convolutional Neural Networks (CNN), Random Forest (RF), and eXtreme Gradient Boosting (XGBoost). Emphasis is placed on model interpretability, robustness, and practical applicability in real-world settings. The research highlights how AI integration into PdM improves operational reliability and safety standards while supporting sustainability and humanitarian values. The findings provide actionable recommendations for selecting the most suitable PdM models based on industry-specific requirements and deployment objectives.

Keywords: artificial intelligence; predictive maintenance; fault detection; sustainability; interpretability; reliability; safety; neural networks; random forest; gradient boosting.

Введение

В последние годы искусственный интеллект (ИИ) стал катализатором трансформации во многих профессиональных областях, включая предсказательную диагностику (PdM) в промышленности. PdM использует ИИ для прогнозирования неисправностей

оборудования до их возникновения, что позволяет снижать время простоя, затраты на обслуживание и продлевать срок службы техники. Эти преимущества способствуют и достижению социально значимых целей, таких как устойчивое развитие, ресурсосбережение и повышение безопасности, – задач, созвучных ценностям современного общества.

Прорывные технологии ИИ стали возможны благодаря тесной связи науки и технологий. Научные исследования в области анализа данных, машинного обучения и обработки сигналов сыграли ключевую роль в создании методов прогнозирования, таких как искусственные нейронные сети (ANN) и методы глубокого обучения. Внедрение таких технологий в промышленность требует междисциплинарного подхода, где физика, математика и инженерные науки работают совместно, чтобы обеспечить точность и надежность ИИ-решений.

Одним из примеров успешного применения PdM на основе ИИ является ветроэнергетика, где эксплуатационная надежность оборудования играет критически важную роль. Ветряные турбины, подвергающиеся воздействию сильных ветровых нагрузок и переменных погодных условий, нуждаются в постоянном мониторинге и обслуживании для предотвращения внезапных отказов. Системы PdM позволяют своевременно выявлять неисправности в компонентах турбин, таких как редукторы и генераторы, что позволяет минимизировать аварии, которые не только приводят к дорогостоящему ремонту, но и нарушают стабильность энергетических поставок. Ветроэнергетика, как отрасль возобновляемой энергетики, стремится к максимально эффективному использованию ресурсов, и применение ИИ в ее инфраструктуре помогает реализовать цели устойчивого развития за счет повышения надежности и оптимизации работы турбин.

Применение ИИ особенно полезно в секторах, где надежность оборудования является ключевым фактором для операционной эффективности и безопасности персонала, таких как производство, энергетика и транспорт. Например, редукторы, подверженные постоянным механическим нагрузкам, требуют тщательного мониторинга для предотвращения поломок и обеспечения безопасности на рабочих местах. В таких критически важных сферах внедрение технологий, основанных на научных иссле-

дованиях, позволяет не только повышать точность предсказаний, но и учитывать человеческие ценности, такие как безопасность и устойчивое развитие.

Настоящее исследование направлено на изучение роли различных моделей машинного обучения (ML) в выявлении неисправностей редукторов и других ключевых компонентов в промышленных и энергетических установках, включая ветроэнергетику. Основное внимание уделяется не только точности этих моделей, но и их интерпретируемости и надежности, что делает системы ИИ прозрачными и заслуживающими доверия. В условиях высокой ответственности интерпретируемость становится ключевым аспектом: необходимо понимать, каким образом принимаются решения ИИ-системами, чтобы специалисты могли не только доверять технологиям, но и обеспечивать их этическое использование в ответственных сферах промышленности и энергетики.

Искусственный интеллект в предиктивной диагностике: принятие решений с учетом человеческих потребностей

С развитием ИИ в сфере предсказательной диагностики выбор подходящих моделей машинного обучения становится особенно важным для достижения гармонии между технологией и человеческими ценностями, такими как прозрачность, надежность и безопасность. Эффективность таких моделей напрямую влияет на устойчивость производственных процессов, защиту сотрудников от аварийных ситуаций и минимизацию негативного воздействия на окружающую среду. В данном разделе проведено сравнительное исследование различных моделей машинного обучения, применяемых для обнаружения неисправностей в редукторах. Эти модели имеют свои сильные и слабые стороны, которые особенно значимы при их использовании в таких высокоответственных сферах, как энергетика и транспорт.

Применение технологий ИИ требует учета не только технических аспектов, но и социального влияния. Например, в ветроэнергетике точность предсказаний неисправностей позволяет снижать углеродный след за счет продления срока службы оборудования и уменьшения необходимости в частых ремонтах. При этом внедрение моделей, подобных LSTM или Random Forest,

повышает уровень доверия к автоматизированным системам среди технических специалистов, что особенно важно для реализации долгосрочных целей устойчивого развития.

Разные модели ИИ применяются в предсказательной диагностике с различным успехом, в зависимости от сложности данных и желаемого результата. Ниже представлено детализированное сравнение этих моделей.

• ***Методы опорных векторов (SVM).*** Методы опорных векторов (SVM) известны своей высокой производительностью в задачах классификации, особенно в пространствах с высокой размерностью. Для обнаружения неисправностей SVM могут классифицировать паттерны вибраций, связанные с неисправностями редуктора. Однако SVM чувствительны к шумным данным, что является распространенной проблемой в реальных промышленных условиях. Необходимость в чистых, хорошо обработанных данных может ограничить практическое применение SVM в динамичных, переменных условиях. Кроме того, интерпретируемость решений SVM остается ограниченной, что может помешать доверию пользователей в условиях высокой ответственности, где прозрачность принятия решений критически важна [Deep Learning.., 2018].

• ***Искусственные нейронные сети (ANN).*** Искусственные нейронные сети (ANN) способны выявлять сложные, нелинейные зависимости в данных, что полезно при анализе сложных паттернов в сигналах вибрации редуктора. Однако ANN часто воспринимаются как «черные ящики», что затрудняет интерпретацию их внутренних процессов принятия решений. В профессиональных условиях отсутствие интерпретируемости может стать препятствием. Техники и лица, принимающие решения, могут быть менее склонны доверять прогнозам моделей, которые они не могут легко понять, особенно в критических контекстах обслуживания, где прозрачность принятия решений является ключевой [Goodfellow, 2016]. Улучшение интерпретируемости в ANN имеет важное значение для их применения в гуманитарных приложениях ИИ.

• ***Сети долгой краткосрочной памяти (LSTM).*** Сети долгой краткосрочной памяти (LSTM) представляют собой специализированный тип нейронной сети, хорошо подходящий для последовательных или временных данных, таких как сигналы вибрации, генерируемые редукторами. LSTM отлично справляются с выявле-

нием паттернов во времени, позволяя им улавливать как недавние, так и исторические тенденции данных. Это делает LSTM особенно эффективными для раннего обнаружения неисправностей, когда выявление тонких изменений со временем может предотвратить выход оборудования из строя. Несмотря на свои технические преимущества, LSTM также сталкиваются с проблемами интерпретируемости, что создает сложности для развертывания в условиях, где операторам необходимо понимать, как формируются прогнозы. Учитывая вычислительную сложность LSTM, их применение в реальном времени или в условиях ограниченных ресурсов также остается проблемой [Deep Learning.., 2018].

• ***Сверточные нейронные сети (CNN).*** Хотя сверточные нейронные сети (CNN) традиционно ассоциируются с распознаванием изображений, их адаптировали для работы с временными рядами, включая сигналы вибрации. CNN автоматически извлекают признаки из необработанных данных, предлагая мощный инструмент для выявления сложных паттернов неисправностей без ручного инженерного анализа признаков. Однако, как и другие модели глубокого обучения, CNN имеют ограничения в интерпретируемости. Автоматическое извлечение признаков, хотя и полезное для эффективности, добавляет уровни сложности, которые могут быть трудны для интерпретации человеком. В профессиональных контекстах, где понимание прогнозов модели необходимо для обоснованных действий, CNN могут быть менее подходящими, если не применяются методы интерпретируемости [Goodfellow, 2016; LeCun, 2015].

• ***Метод случайного леса (RF).*** Случайные леса, напротив, предлагают интерпретируемый и надежный подход к предсказательной диагностике. Объединяя несколько деревьев решений, RF достигает высокой точности и устойчивости в шумных условиях, что делает их высокоприменимыми в промышленных настройках. Преимуществом RF является его прозрачность: деревья решений внутри леса предоставляют информацию о том, какие признаки способствовали прогнозу. Для специалистов в области обслуживания и инженерии такая прозрачность позволяет им доверять и понимать процесс принятия решений модели, что делает RF особенно подходящими для контекстов, где важен человеческий надзор и этическая ответственность.

• ***Градиентный бустинг (XGBoost).*** Реализация градиентного бустинга, итеративно улучшает прогнозы для максимизации точности. Благодаря высокой производительности, особенно в шумных условиях, XGBoost является популярным выбором для промышленных приложений, где качество данных может варьироваться. Кроме того, интерпретируемость XGBoost можно улучшить с помощью анализа важности признаков, предоставляя специалистам информацию о том, какие факторы вносят наибольший вклад в прогнозы модели. Эта прозрачность поддерживает доверие и позволяет операторам использовать модель в соответствии с ориентированными на человека профессиональными практиками [Lundberg, 2017].

Вейвлет-преобразование. Значительным аспектом обнаружения неисправностей в предсказательной диагностике является точное извлечение признаков, которое можно часто достичь с помощью вейвлет-преобразований. Этот метод позволяет анализировать сигналы вибрации на нескольких масштабах, захватывая как высокочастотные, так и низкочастотные компоненты, которые могут указывать на ранние стадии неисправностей. Повышая чувствительность моделей к релевантным паттернам сигналов, вейвлет-преобразования способствуют более надежному обнаружению неисправностей. Тем самым они поддерживают не только техническую точность, но и более широкую этическую ответственность по минимизации рисков отказа оборудования, которые могут угрожать как работникам, так и производственной эффективности.

Социальная значимость и риски

Использование технологий искусственного интеллекта (ИИ) открывает широкий спектр возможностей, способных значительно изменить существующие профессиональные и социальные практики. Одним из ключевых преимуществ ИИ является улучшение безопасности рабочих мест за счет раннего выявления неисправностей, что позволяет минимизировать аварийные ситуации и снижать риск травм среди сотрудников. Например, в тяжелой промышленности автоматизированные системы на базе ИИ могут прогнозировать потенциальные поломки оборудования, предотвращая

внештатные ситуации и гарантируя безопасность рабочих процессов [Goodfellow, 2016].

Помимо повышения безопасности, ИИ способствует сокращению времени простоя оборудования, что в свою очередь минимизирует финансовые потери и обеспечивает бесперебойность технологических процессов. В таких отраслях, как энергетика и транспорт, предсказательная диагностика позволяет более эффективно использовать ресурсы и снижать углеродный след, поддерживая экологическую устойчивость и соответствуя принципам устойчивого развития [Shneiderman, 2020].

Однако использование ИИ сопровождается рядом рисков, которые требуют внимательного анализа и управления. Одной из наиболее обсуждаемых проблем является возможность потери рабочих мест из-за автоматизации. Интеграция ИИ в производственные процессы часто приводит к сокращению рутинных задач, что может оставить без работы сотрудников, чьи обязанности заменяются автоматическими системами. Чтобы избежать этого, компании должны вкладываться в программы переквалификации сотрудников и создание новых рабочих мест в сферах, требующих высокой квалификации [Jobin, 2019].

Другим важным риском является зависимость от технологических систем. Инфраструктуры, основанные на ИИ, могут стать уязвимыми к сбоям или некорректной работе из-за человеческих ошибок, некорректных данных или недостаточной гибкости алгоритмов. Например, в случае отказа ИИ-системы в сфере здравоохранения или транспорта последствия могут быть катастрофическими. Это подчеркивает необходимость разработки надежных механизмов резервирования и постоянного контроля за работой систем [Shneiderman, 2020].

Ещё одним серьезным вызовом становится угроза кибератак, которая усиливается по мере увеличения объема данных, обрабатываемых системами ИИ. Необходимость обеспечения конфиденциальности и защиты информации становится критически важной, особенно в таких чувствительных сферах, как здравоохранение, финансовые системы и государственное управление. Компании и государственные учреждения должны внедрять строгие протоколы безопасности, включая шифрование данных и регулярное обновление систем [Jobin, 2019].

Для снижения рисков и максимального использования возможностей ИИ важно разрабатывать и внедрять этические стандарты применения технологий. Эти стандарты должны включать принципы прозрачности, справедливости и подотчетности, чтобы минимизировать возможные негативные последствия для общества. Например, необходимо внедрять механизмы объяснимости ИИ, чтобы пользователи могли понимать, на основе каких данных и принципов система принимает решения. Это особенно важно в высокоответственных сферах, таких как правоохранительные органы, медицина или судопроизводство [Lundberg, 2017].

Таким образом, социальная значимость ИИ заключается не только в его способности повышать эффективность и безопасность, но и в необходимости учитывать потенциальные последствия его внедрения. Прогрессивное развитие технологий должно сопровождаться их ответственным использованием, направленным на улучшение качества жизни людей и защиту интересов общества в долгосрочной перспективе.

Оценка производительности ИИ в предиктивном обслуживании: баланс точности, устойчивости и интерпретируемости

Эффективность ИИ-моделей в предиктивном обслуживании определяется не только их технической точностью, но и такими параметрами, как устойчивость к шуму и интерпретируемость, которые играют решающую роль в условиях реального мира. Эти аспекты особенно важны в высокоответственных приложениях, где качество предсказаний влияет на безопасность, производительность и стабильность процессов. Оценка производительности моделей позволяет не только выявлять их сильные и слабые стороны, но и выбирать подходы, наиболее соответствующие задачам конкретной отрасли.

Точность и ее значение в диагностике неисправностей

Ключевым параметром оценки моделей остается точность, отражающая способность системы корректно идентифицировать неисправности. Однако в задачах предиктивного обслуживания,

где неисправности встречаются относительно редко, данные часто бывают несбалансированными. В таких случаях стандартная точность становится недостаточной метрикой, так как модель может переоценивать нормальное состояние, игнорируя редкие, но критически важные события.

Для оценки моделей в условиях несбалансированных данных используются дополнительные метрики:

- **Полнота (Recall):** показатель, определяющий, насколько хорошо модель выявляет все реальные неисправности.
- **F1-мера:** объединяет точность и полноту, позволяя сбалансированно оценивать модели, особенно в ситуациях, где пропуск неисправностей недопустим.
- **ROC-AUC:** оценивает способность модели различать нормальные и аномальные состояния, предоставляя интегральную характеристику ее производительности [Chandola, 2009].

Примером эффективного применения таких метрик является наше предыдущее исследование, где была предложена гибридная модель для предиктивного обслуживания редукторов в ветроэнергетике. Эта модель, объединяющая CNN и LSTM для извлечения признаков с использованием Random Forest в качестве классификатора, достигла точности 90%, превосходя результаты отдельных моделей CNN (83,33%) и LSTM (72,22%). Гибридный подход показал, что комбинация методов глубокого обучения и традиционных алгоритмов может значительно повысить точность диагностики неисправностей [Al Ouatiq, 2024].

Устойчивость к шуму: важный аспект реальных условий

В промышленных приложениях модели сталкиваются с шумом в данных, который может быть вызван внешними факторами (переменные условия эксплуатации) или внутренними особенностями сенсоров. Устойчивость к таким искажениям является необходимым качеством для надежного предиктивного обслуживания.

Модели, такие как LSTM и CNN, демонстрируют высокую устойчивость благодаря своим архитектурным особенностям:

- **LSTM** позволяют учитывать временные зависимости, выявляя долговременные и краткосрочные паттерны в данных, что

особенно полезно для диагностики вибрационных сигналов в редукторах [Deep Learning.., 2018].

• **CNN** эффективно обрабатывают «сырые» данные, выделяя ключевые признаки без необходимости ручного анализа, что снижает вероятность ошибок [LeCun, 2015].

В нашем прошлом исследовании показано, что добавление Random Forest к архитектурам CNN и LSTM повышает устойчивость, стабильность и интерпретируемость модели. Гибридная модель демонстрировала высокую точность (90%) и устойчивость к вариативным условиям эксплуатации, обеспечивая прозрачность прогнозов. Это делает ее особенно подходящей для удаленного мониторинга ветроэнергетических установок, где требуется минимизировать влияние ложных срабатываний и укрепить доверие специалистов к системе. Использование таких моделей снижает нагрузку на обслуживающий персонал, позволяя сосредоточиться на решении реальных проблем [Al Ouatiq, 2024].

Интерпретируемость как залог доверия

Интерпретируемость моделей остается критически важной для профессиональной практики, особенно в таких сферах, как здравоохранение, транспорт и энергетика. Специалисты, использующие ИИ в своей работе, должны понимать, как модель принимает решения, чтобы иметь возможность проверять ее прогнозы и использовать их в соответствии с этическими стандартами.

Инструменты интерпретируемости, такие как SHAP (SHapley Additiveex Planations) и LIME (Local Interpretable Model Agnostic Explanations), помогают сделать выводы моделей более прозрачными:

• **SHAP** позволяет разложить прогноз модели на влияние отдельных факторов, таких как частота или амплитуда вибраций, предоставляя специалистам полную картину принятого решения [Lundberg, 2017].

• **LIME** помогает понять влияние локальных изменений данных на прогноз модели, что особенно полезно в динамичных условиях.

Прозрачность выводов не только укрепляет доверие пользователей, но и способствует более эффективной интеграции ИИ в профессиональные процессы.

Социальное значение производительности моделей

Производительность ИИ оказывает значительное влияние на социальные и профессиональные аспекты, напрямую определяя качество и безопасность жизни в современном обществе. Она затрагивает ключевые направления, которые имеют как экономическую, так и гуманитарную значимость:

1. **Стабильность инфраструктуры.** Точные предсказания позволяют снизить аварийность в критически важных системах, таких как энергетика, транспорт и здравоохранение. Например, в ветроэнергетике надежные ИИ-модели обеспечивают своевременное обнаружение неисправностей, предотвращая внезапные остановки турбин и обеспечивая стабильность энергоснабжения. Это особенно важно в условиях растущей зависимости от возобновляемых источников энергии, где перебои могут привести к значительным экономическим и социальным последствиям [Concrete Problems.., 2016].

2. **Снижение стресса у персонала.** Надежные ИИ-модели минимизируют количество ложных тревог, снижая нагрузку на операторов и технический персонал. Это позволяет сосредоточиться на решении действительно важных задач, улучшая условия труда и предотвращая выгорание. Кроме того, предсказательная диагностика дает сотрудникам чувство уверенности в работе оборудования, что положительно сказывается на психологическом климате внутри организации [Bostrom, 2014].

3. **Экологическая ответственность.** Уменьшение числа поломок и отказов оборудования способствует снижению потребления ресурсов и выбросов, что соответствует принципам устойчивого развития. Например, точное прогнозирование необходимости замены компонентов позволяет оптимизировать использование запасных частей, сокращая отходы и снижая углеродный след. Это особенно актуально для отраслей с высоким воздействием на окружающую среду, таких как транспорт и энергетика [Shneiderman, 2020].

4. **Укрепление доверия к технологиям.** Высокая производительность и интерпретируемость моделей укрепляют доверие профессионалов и общества к применению ИИ. Прозрачные решения, объясняющие причины предсказаний, способствуют формированию положительного отношения к технологиям и их более широкому внедрению, что важно для долгосрочного развития инновационных отраслей [Lundberg, 2017].

Оценка производительности ИИ-моделей в предиктивном обслуживании должна учитывать точность, устойчивость и интерпретируемость, чтобы обеспечить их соответствие как техническим, так и этическим требованиям. Эти критерии позволяют разрабатывать и внедрять системы, которые не только повышают надежность оборудования, но и способствуют улучшению профессиональной и социальной среды, поддерживая баланс между технологическими достижениями и гуманитарными ценностями. Такой подход обеспечивает не только экономическую эффективность, но и долгосрочную устойчивость, улучшая качество жизни людей и защищая окружающую среду [Jobin, 2019].

Преимущества прогностического обслуживания на основе ИИ: операционная эффективность и устойчивое развитие

Прогностическое обслуживание на основе искусственного интеллекта (ИИ) открывает широкие перспективы для повышения операционной эффективности и достижения целей устойчивого развития. Раннее выявление неисправностей снижает вероятность неожиданных сбоев оборудования, минимизирует простои и оптимизирует графики обслуживания, что позволяет сократить потребление ресурсов, уменьшить расходы и повысить надежность ключевых процессов. Эта операционная эффективность особенно важна для таких отраслей, как энергетика, транспорт и промышленность, где стабильность и качество работы оборудования напрямую связаны с общественным благополучием и экономическим развитием. Как отмечают Jobin и коллеги, интеграция этических норм и технологических решений способствует созданию человекоцентрированных систем, поддерживающих долгосрочную устойчивость [Jobin, 2019].

Поддержка экологической устойчивости

Внедрение ИИ в прогностическое обслуживание не только повышает экономическую эффективность, но и способствует достижению экологических целей. Традиционные методы обслуживания, такие как плановые или реактивные ремонты, часто приводят к избыточному использованию материалов и ресурсов, что увеличивает углеродный след производства. Системы на основе ИИ позволяют значительно сократить число ненужных ремонтов, уменьшая негативное воздействие на окружающую среду. Так, точные прогнозы неисправностей помогают оптимизировать потребление запасных частей, минимизируя отходы, а снижение частоты аварийных остановок оборудования уменьшает выбросы, связанные с неэффективным использованием энергии.

Это согласуется с подходом Шнайдермана, который подчеркивает важность внедрения систем, ориентированных на долгосрочное управление ресурсами с учетом интересов общества [Shneiderman, 2020].

Повышение безопасности на рабочих местах

Надёжность оборудования напрямую влияет на безопасность сотрудников. Использование ИИ для прогнозирования потенциальных неисправностей, таких как износ редукторов или перегрев генераторов, позволяет предотвращать аварийные ситуации еще до их возникновения. Это особенно важно, например, в энергетике, где внезапные сбои оборудования могут представлять угрозу для работников на станциях или в промышленном производстве, где неисправности тяжелой техники могут приводить к травмам.

Таким образом, внедрение ИИ не только защищает сотрудников, но и способствует созданию безопасных и комфортных условий труда, поддерживая высокий уровень доверия к технологиям.

Укрепление стабильности инфраструктуры

Прогностическое обслуживание на основе ИИ поддерживает надежность критически важных систем, таких как энергоснабжение, транспортные сети и системы здравоохранения. В ветроэнер-

гетике точное прогнозирование неисправностей турбин снижает вероятность перебоев в подаче электроэнергии, способствуя стабильности энергетических систем. В железнодорожных системах предсказательная диагностика снижает риск задержек поездов и аварий, повышая доверие пассажиров.

Стабильность инфраструктуры становится не только технической, но и социальной ответственностью, так как от надежной работы систем зависит качество жизни населения.

Рекомендации для устойчивого внедрения ИИ

Для того чтобы полностью реализовать потенциал ИИ в прогностическом обслуживании, необходимо учитывать следующие подходы.

1. **Приоритизировать объяснимый ИИ.** Использование моделей, обеспечивающих прозрачные и интерпретируемые прогнозы, таких как Random Forest и XGBoost, особенно важно в высокоответственных отраслях. Инструменты интерпретируемости, такие как SHAP, позволяют специалистам понимать, какие признаки наиболее сильно влияют на прогнозы, повышая доверие к системам [Lundberg, 2017].

2. **Оптимизировать для периферийных вычислений.** Прогностическое обслуживание часто осуществляется в условиях ограниченных ресурсов, например, на удаленных объектах. Использование методов оптимизации, таких как квантизация и дистилляция моделей, позволяет разрабатывать ИИ-решения, способные работать в реальном времени даже на периферийных устройствах, что особенно актуально для транспортной и энергетической инфраструктуры [Deep Learning.., 2018].

3. **Интегрировать гибридные модели.** Гибридные подходы, такие как объединение LSTM для анализа временных рядов и Random Forest для повышения интерпретируемости, позволяют достичь высокого уровня точности и прозрачности одновременно. Эти модели особенно полезны в задачах диагностики, где необходимо учитывать как временные зависимости, так и значимость отдельных признаков [Goodfellow, 2016].

4. **Поддерживать непрерывное обучение и адаптивность.** Интеграция механизмов непрерывного обучения позволяет систе-

мам ИИ адаптироваться к изменениям в данных, поддерживая актуальность прогнозов. Такой подход особенно важен в динамичных условиях эксплуатации, например, в авиационной и транспортной отраслях.

Прогностическое обслуживание на основе ИИ представляет собой ключевой инструмент для повышения операционной эффективности, улучшения экологической устойчивости и обеспечения безопасности. Интеграция человекоцентрированных принципов, таких как прозрачность и адаптивность, позволяет создавать системы, которые не только повышают надежность оборудования, но и поддерживают интересы общества в долгосрочной перспективе. Эти решения способствуют укреплению доверия к технологиям, что делает их незаменимыми в эпоху глобальных технологических изменений.

Заключение

В данной статье проанализирована роль искусственного интеллекта (ИИ) в предиктивном обслуживании, с акцентом на социальные и профессиональные аспекты его применения. Рассмотренные модели, такие как LSTM, CNN, Random Forest и XGBoost, продемонстрировали значительный потенциал для повышения операционной надежности, безопасности и устойчивости в различных отраслях. Эти модели позволяют не только своевременно выявлять неисправности оборудования, но и оптимизировать процессы обслуживания, минимизируя простои и затраты. Приведённые примеры, такие как использование LSTM для анализа вибрационных сигналов редукторов в ветроэнергетике, показывают, как современные подходы помогают достигать стабильности энергоснабжения, сокращать финансовые потери и снижать углеродный след.

Социальные аспекты применения ИИ-управляемых систем предиктивного обслуживания также получили значительное внимание. Они играют ключевую роль в создании более безопасных рабочих мест, снижении аварийности на производстве и уменьшении негативного воздействия на окружающую среду. Например, точные прогнозы неисправностей способствуют предотвращению аварий, угрожающих жизни сотрудников, а также поддерживают

экологическую ответственность за счет уменьшения избыточного использования ресурсов. Однако важно учитывать и потенциальные риски внедрения ИИ, такие как автоматизация, которая может привести к утрате рабочих мест. Это требует разработки программ переквалификации сотрудников и усиления внимания к этическим аспектам использования технологий.

Связь науки и технологий, продемонстрированная в исследовании, подчеркивает важность междисциплинарного подхода для успешного внедрения ИИ в предиктивное обслуживание. Примеры практического использования ИИ в ветроэнергетике, транспорте и других отраслях показывают, как достижения в области обработки данных, машинного обучения и интерпретируемости моделей могут быть эффективно интегрированы в реальные условия. Сравнительный анализ представленных моделей подтвердил, что баланс между точностью, интерпретируемостью и устойчивостью является ключевым для их применения в высокоответственных сферах.

Прогностическое обслуживание на основе ИИ, реализованное с учетом этических и человекоцентрированных принципов, способно трансформировать как производственные процессы, так и общественные практики. Оптимизация моделей для реальных применений, использование гибридных подходов и внедрение систем с высокой интерпретируемостью позволяет не только решать узкоспециализированные задачи, но и поддерживать устойчивое развитие, безопасность и гуманитарные ценности. В эпоху цифровой трансформации такие технологии становятся важным инструментом для создания более эффективной и устойчивой инфраструктуры, отвечающей современным вызовам и требованиям общества.

Список литературы

Al OuatiqH.S., Pronin S.P. Optimized Model for Gearbox Fault Detection: A Random Forest Approach Using Vibration Data// Нейроинформатика, ее приложения и анализ данных: материалы тридцать второго всероссийского семинара, Красноярск, 27 сентября 2024 года / Институт вычислительного моделирования СО РАН. – Красноярск, 2024. – С. 76–89.

Aggarwal C.C. Machine Learning for Text. – Springer International Publishing, 2018. – 493 p. – DOI: 10.1007/978–3-319–77359–9

Bostrom N. Superintelligence: Paths, Dangers, Strategies. – Oxford: Oxford University Press, 2014.–328 p.

Brundage M. Taking Superintelligence Seriously // Consortium for Science, Policy, and Outcomes, Arizona State University / Superintelligence: Paths, dangers, strategies by Nick Bostrom (Oxford University Press, 2014). – 2015. – P. 32–35. – DOI: 10.1016/j.techfore. 2015.07.008

Chandola V., Banerjee A., Kumar V. Anomaly Detection: A Survey // ACM Computing Surveys. – 2009. – Vol. 41, N 3. – P. 1–58. – DOI: 10.1145/1541880.1541882

Chollet F. Deep Learning with Python. – Manning Publications Co., 2017. – 384 p.

Concrete Problems in AI Safety / *Amodei D., Olah C., Steinhardt J., Christiano P., Schulman J., Mané D.* // arXiv preprint arXiv:1606.06565. – 2016. – 29 p. – DOI: 10.48550/arXiv. 1606.06565

Deep Learning and Its Applications to Machine Health Monitoring / *Zhao R., Yan R., Chen Z., Mao K., Wang P., Gao R.X.* // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2018. – Vol. 115. – P. 213–237. – DOI: 10.1016/j.ymssp. 2018.05.050

Inception-v4, Inception-ResNet, and the Impact of Residual Connections on Learning / *Szegedy C., Ioffe S., Vanhoucke V., Alemi A.A.* // AAAI Conference on Artificial Intelligence. – 2017. – Vol. 31, N 1. – P. 4278–4284.

Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. – MIT Press, 2016. – 775 p.

Jobin A., Ienca M., Vayena E. The global landscape of AI ethics guidelines // Nature Machine Intelligence. – 2019. – Vol. 1, N 2. – DOI: 10.1038/s42256–019–0088–2

LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep Learning // Nature. – 2015. – Vol. 521, N 7553. – P. 436–444. – DOI: 10.1038/nature14539

Lundberg S.M., Lee S.I. A Unified Approach to Interpretable Machine Learning and SHAP (SHapley Additive exPlanations) // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2017. – Vol. 30. – P. 4765–4774.

Montavon G., Samek W., Müller K.-R. Methods for Interpreting and Understanding Deep Neural Networks // Digital Signal Processing. – 2018. – Vol. 73. – P. 1–15. – DOI: 10.1016/j.dsp. 2017.10.011

Ribeiro M.T., Singh S., Guestrin C. Why Should I Trust You?: Explaining the Predictions of Any Classifier // Proceedings of the 22 nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. – San Francisco,2016. – P. 1135–1144. – DOI: 10.1145/2939672.2939778

Shneiderman B. Human-Centered Artificial Intelligence: Three Fresh Ideas // Journal of Human-Centric Computing. – 2020. – Vol. 12, iss. 3. – DOI: 10.17705/1 thci. 00131

References

Al Ouatiq H.S., Pronin S.P. Optimized Model for Gearbox Fault Detection: A Random Forest Approach Using Vibration Data // Neuroinformatics, Applications, and

Data Analysis. – Krasnoyarsk: Institute of Computational Modeling SB RAS, 2024. – P. 76–89. (In Russ.)

Aggarwal C.C. Machine Learning for Text. – Springer International Publishing, 2018. – 493 p. – DOI: 10.1007/978–3-319–77359–9

Bostrom N., Superintelligence: Paths, Dangers, Strategies, Oxford: Oxford University Press, 2014

Brundage M. Taking Superintelligence Seriously // Consortium for Science, Policy, and Outcomes, Arizona State University / Superintelligence: Paths, dangers, strategies by Nick Bostrom (Oxford University Press, 2014). – 2015. – P. 32–35. – DOI: 10.1016/j.techfore. 2015.07.008

Chandola V., Banerjee A., Kumar V. Anomaly Detection: A Survey // ACM Computing Surveys. – 2009. – Vol. 41, N 3. – P. 1–58. – DOI: 10.1145/1541880.1541882

Chollet F. Deep Learning with Python. – Manning Publications Co., 2017. – 384 p.

Concrete Problems in AI Safety / *Amodei D., Olah C., Steinhardt J., Christiano P., Schulman J., Mané D.* // arXiv preprint arXiv:1606.06565. – 2016. – 29 p. – DOI: 10.48550/arXiv. 1606.06565

Deep Learning and Its Applications to Machine Health Monitoring / *Zhao R., Yan R., Chen Z., Mao K., Wang P., Gao R.X.* // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2018. – Vol. 115. – P. 213–237. – DOI: 10.1016/j.ymssp. 2018.05.050

Inception-v4, Inception-ResNet, and the Impact of Residual Connections on Learning / *Szegedy C., Ioffe S., Vanhoucke V., Alemi A.A.* // AAAI Conference on Artificial Intelligence. – 2017. – Vol. 31, N 1. – P. 4278–4284.

Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. – MIT Press, 2016. – 775 p.

Jobin A., Ienca M., Vayena E. The global landscape of AI ethics guidelines // Nature Machine Intelligence. – 2019. – Vol. 1, N 2. – DOI: 10.1038/s42256–019–0088–2

LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep Learning // Nature. – 2015. – Vol. 521, N 7553. – P. 436–444. – DOI: 10.1038/nature14539

Lundberg S.M., Lee S.I. A Unified Approach to Interpretable Machine Learning and SHAP (SHapley Additive exPlanations) // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2017. – Vol. 30. – P. 4765–4774.

Montavon G., Samek W., Müller K.-R. Methods for Interpreting and Understanding Deep Neural Networks // Digital Signal Processing. – 2018. – Vol. 73. – P. 1–15. – DOI: 10.1016/j.dsp. 2017.10.011

Ribeiro M.T., Singh S., Guestrin C. Why Should I Trust You?: Explaining the Predictions of Any Classifier // Proceedings of the 22 nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. – San Francisco, 2016. – P. 1135–1144. – DOI: 10.1145/2939672.2939778

Shneiderman B. Human-Centered Artificial Intelligence: Three Fresh Ideas // Journal of Human-Centric Computing. – 2020. – Vol. 12, iss. 3. – DOI: 10.17705/1 thci. 00131