

**ДИАГНОСТИКА НЕИСПРАВНОСТЕЙ ЭЛЕКТРОПРИВОДОВ  
НА ОСНОВЕ ДАННЫХ**

*Оттажоновна Муборакхон Комилджановна,*

*Тожиев Бекмурод Махмудович*

*Ташкентский институт текстильной и легкой промышленности,  
Ташкент*

***Аннотация:** Современном мире необходимость производства более конкурентоспособного оборудования вместе с появлением цифровых технологий так называемой Индустрии 4.0 изменили многие парадигмы промышленного сектора. В результате классические методологии мониторинга состояния, такие как методы, основанные на моделях и сигналах, уступают место подходам, основанным на данных.*

***Ключевые слова:** мониторинг состояния; управление данными, электропривод; обнаружение неисправностей.*

Исследования в области контроль состояния (КС) и технического обслуживания электроприводов были сферой деятельности на протяжении десятилетий. Как правило, программное обеспечение для управления электроприводами, включающее алгоритмы, стратегии или процедуры, направленные на активный мониторинг их работы путем контроля возможных сбоев системы. Для этой цели традиционно использовались методы, основанные на моделях и сигналах. Первый метод основан на аналитической избыточности, создаваемой математической моделью, которая воспроизводит рабочее поведение исследуемой системы. Последний основан на анализе различных сигналов, полученных от реальной системы, для выявления конкретных характеристик, указывающих на аномалии в работе оборудования. Обычно большинство

упомянутых решений реализовывались в виде бортовых или встроенных процедур в управляющее программное обеспечение электропривода [1].

Однако недавнее появление Индустрии 4.0 и новых цифровых технологий, таких как большие данные (БД), Интернет вещей (ИВ), Облачные вычисления (ОВ) и искусственный интеллект (ИИ), полностью изменили парадигму активного мониторинга промышленного оборудования. Среди которых системы электротяги. Примером изменения этой парадигмы является растущая важность оперативных данных. Благодаря улучшению ее доступности и различным инструментам для управления ею теперь можно извлечь действительно ценную информацию из огромного количества наборов данных. Вот почему во многих различных приложениях были реализованы стратегии, основанные на данных, для активного контроля промышленного оборудования. В то же время важно отметить, что вышеупомянутые цифровые технологии предлагаются скорее как услуга, чем как продукт. Таким образом, увеличение стоимости (памяти и вычислительной мощности) встроенного блока контроля тяги больше не оправдано, поскольку его функции управления работоспособностью, когда современные технологии искусственного интеллекта, облачные вычисления и связи позволяют осуществлять удаленную обработку данных с гораздо меньшими затратами и большей гибкостью [2,3].

**Таблица 1.** Облачные платформы мониторинга для технического обслуживания в секторе электротяги.

<b>Производитель</b>	<b>Применение</b>	<b>Киберфизическая платформа</b>	<b>Инструмент киберпространства</b>
Alstom [1–3]	Железнодорожный	HealthHub	Google Cloud
Bombardier [3–5]	Железнодорожный	Optiflo	IBM Cloud
Siemens Mobility [3,6]	Железнодорожный	Railigent	AWS
Hitachi [7]	Железнодорожный	Lumada	Hitachi Smart Cloud

CAF [8]	Железнодорожный	LeadMind	AWS
KONE [9,10]	Вертикальный транспорт (Лифты)	KONE CARE	IBM Cloud
Thyssenkrupp Elevator [11,12]	Вертикальный транспорт (Лифты)	MAX	Azure Cloud
Otis [13]	Вертикальный транспорт (Лифты)	Otis ONE	Azure Cloud
Siemens Gamesa [14]	Энергия ген. (Ветровая энергия)	Pythia	-
Vestas [15,16]	Энергия ген. (Ветровая энергия)	-	TIBCO Spotfire

В качестве примера, связанного с подходами к диагностике неисправностей на основе данных, разработанными в электроприводах, некоторые производители уже имеют на рынке различные платформы управления исправностям на основе Интернета вещей, облачных вычислений и больших данных. В таблице 1 обобщены вышеупомянутые основные цифровые платформы в секторе электропривода.

Хотя эта цифровая парадигма стала ключевым моментом в промышленности, особенно в энергетической тяге, из-за роста приложений электронной мобильности и производства электроэнергии, были выявлены три основные проблемы:

- **Адаптация Искусственный интеллект (ИИ) к промышленности (потребительский ИИ против промышленного ИИ).**

Хотя искусственный интеллект (ИИ) хорошо зарекомендовал себя в бизнес-секторе, отрасли еще многое предстоит сделать. Основное различие между потребительским/бизнес-ИИ и промышленным ИИ заключается в источнике данных. В бизнес-секторе в модели ИИ используются данные, созданные человеком, которые являются более ценной информацией, чем необработанные данные. Однако в промышленности ИИ получает данные,

генерируемые датчиками/машинами. Таким образом, в большинстве случаев это означает работу с временными рядами, которыми сложнее управлять, поскольку их необходимо тщательно обрабатывать. Дополнительные проблемы, связанные с характеристиками промышленных данных, были выявлены в следующем:

– *Отсутствие ошибочных данных*: промышленные приложения спроектированы так, чтобы не быть подверженными сбоям. Поэтому трудно найти образцы данных для моделирования работы в условиях аномальных событий. Отсутствие дефектных образцов является важным недостатком для разработки эффективных промышленных моделей искусственного интеллекта.

– *Отсутствие данных хорошего качества*: данные от датчиков зашумлены, имеют выбросы и содержат пропущенные значения. Кроме того, в одной системе собираются данные разных характеристик и областей (разные диапазоны значений, частота выборки и происхождение). Это причина того, что ими сложнее управлять по сравнению с наборами деловых или потребительских данных.

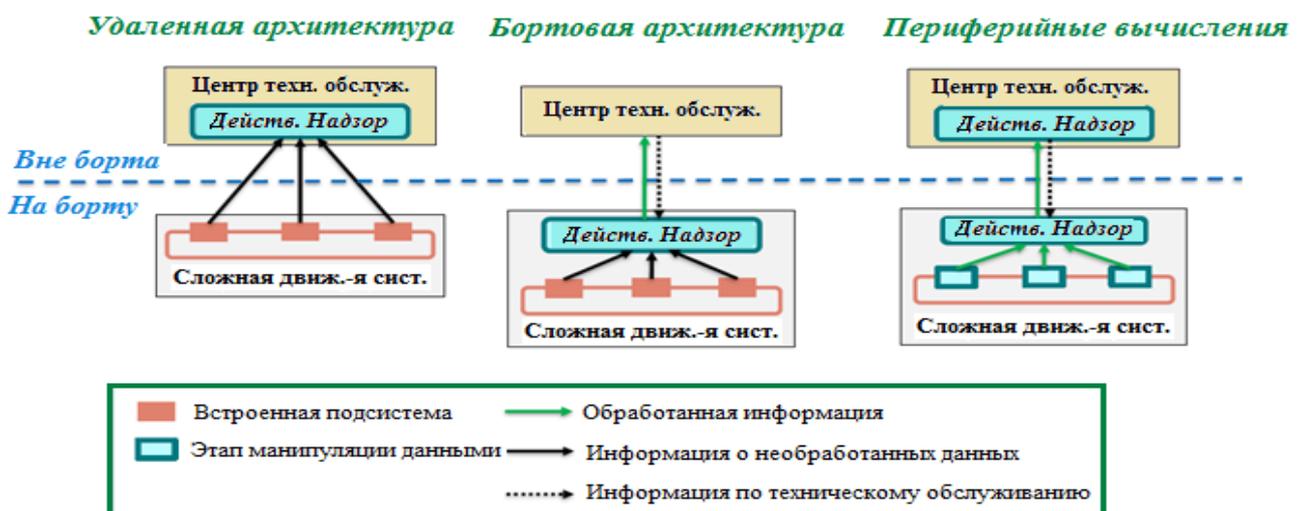
• **Расширение сотрудничества между аналитиками данных и системными аналитиками (знания предметной области или аналитика данных).**

В определены шесть ключевых элементов (ABCDEF) промышленного ИИ: технология аналитики (A), технология больших данных (B), кибертехнология (C), ноу-хау предметной области (D), доказательства (E) и Обратная связь (F). Первые три обычно относятся к области анализа данных, а последние три имеют основополагающее значение для обеспечения успеха любой стратегии ИИ. Однако во многих случаях их присутствие не гарантировано. Знание приложения имеет основополагающее значение для понимания системы и проблемы, знания того, какие данные собирать, и понимания физического значения переменных. Таким образом, существует

необходимость унифицировать знания и создать каналы связи между системными аналитиками и аналитиками данных.

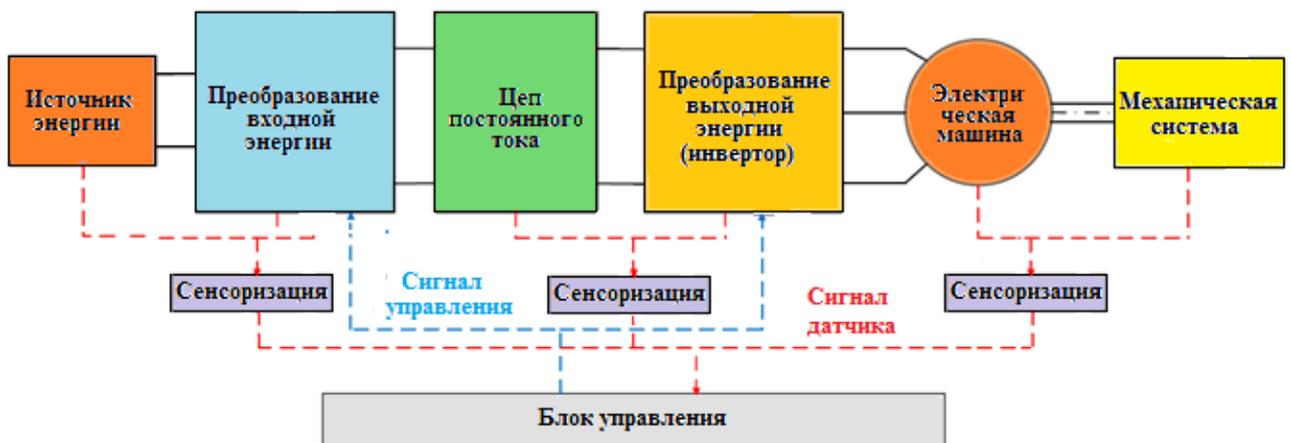
- **Сложность электропривода (встроенная или удаленная архитектура).**

Как упоминалось выше, сектор электротяги все чаще стремится предоставлять решения для активного дистанционного мониторинга. Для этого используется стандартизированная архитектура, в которой бортовое оборудование собирает и отправляет только необработанные данные. Впоследствии платформы облачные вычисления (ОВ) выполняют анализ данных и выполнение моделей надзора. Однако с увеличением объема данных, генерируемых датчиками, становится ясно, что отправка необработанных данных непосредственно в облако становится все менее и менее целесообразной. Это усилило потребность в периферийных вычислениях. Это относится к архитектуре, в которой каждая подсистема может собирать, предварительно обрабатывать, анализировать и даже выполнять модели ИИ. Как показано на рисунке 1, существует несколько альтернатив, но четкое решение пока не найдено. Однако периферийные вычисления рассматриваются как подходящая альтернатива для транспортных приложений, где активы географически распределены, с большим количеством автопарков и компонентов, высокоскоростными потоками данных и динамическими средами.



**Рисунок 1.** Архитектуры мониторинга состояния и управления исправностью, применяемые в электроприводах.

Все эти проблемы можно найти в процессе мониторинга тягового электропривода. На рисунке 2 показана наиболее распространенная структура этой системы. В общих чертах, он состоит из источника энергии, этапа преобразования входной энергии, цепи постоянного тока, этапа преобразования выходной энергии и электрической машины. Эти подсистемы можно рассматривать как ядро любого приложения электрической тяги. Кроме того, датчики и блок контроля тяги (БКТ) можно рассматривать как мозг каждого приложения. Кроме того, стоит отметить, что данная структура подсистемы использовалась для организации обзора научной документации по теме.



**Рисунок 2.** Блок-схема типовой архитектуры электропривода.

Зная, что одним из основных недостатков этих стратегий диагностики неисправностей на основе данных в реальных промышленных приложениях является отсутствие ошибочных данных (несбалансированный набор данных), будущие исследования должны работать над методами балансировки наборов данных. Альтернативой этой проблеме может быть генерация синтетических данных с помощью аппаратного моделирования, которые должны как можно лучше воспроизводить реальное исследуемое приложение, а также должны быть совместимы с небольшими полевыми данными, доступными при обучении Алгоритмы Машинное обучение.

Вторая цель — приблизиться к реальным приложениям, создавая тестовые стенды, на которых можно использовать различные ошибочные сценарии, чтобы генерировать эффективные наборы обучающих данных.

### **ЛИТЕРАТУРА**

1. Н.М.Арипов, М.К.Отажонова, Б.М.Тожиев, Разработка алгоритма для оценки поврежденности электродвигателя прядильной машины, материалы конференции “Пахта tozalash, to’qimachilik va yengil sanoat sohalarining texnologiyasini takomillashitirish”, Термез 2023 г.
2. David Gonzalez-Jimenez , Jon del-Olmo , Javier Poza \* , Fernando Garramiola and Patxi Madina. Data drive fault diagnosis for electric drives: a review/  
<https://www.researchgate.net/publication/352311765>
3. Brahimi, M.; Medjaher, K.; Leouatni, M.; Zerhouni, N. Development of a prognostics and health management system for the railway infrastructure— Review and methodology. In Proceedings of the 2016 Prognostics and System Health Management Conference, Denver, CO, USA, 3–6 October 2016; pp. 1–8.  
[CrossRef]