



“Под капотом” ИИ Как работают системы с применением искусственного интеллекта в промышленности

Искусственный интеллект уже несколько лет не сходит с первых полос не только узкоспециальных технических, но и общественно-политических изданий. ChatGPT используют студенты, журналисты, разработчики ПО и технические писатели, исследователи проверяют фото и видео - не сгенерированы ли они ИИ. Начинает широко применяться ИИ и промышленными предприятиями — от автопроизводителей до

энергетических гигантов.

Согласно исследованиям, задачи, решаемые ИИ в промышленности, включают в себя предсказание спроса на продукцию, прогноз ценообразования на закупки, оптимизацию логистических цепочек, раннее обнаружение аномалий в работе производственного оборудования, оценку рисков и предиктивное обслуживание, контроль качества и оптимизацию технологических процессов в части использования цифровых советчиков и моделей ИИ.

Под моделями ИИ понимается совокупность методов и алгоритмов машинного обучения, нейронных сетей, больших языковых моделей, применяемых в зависимости от решаемой задачи.

Как такие внедрения осуществляются на практике? Отчет "**IoT analytics research 2019 — Industrial AI market report 2019-2025**", с прогнозом развития ИИ до 2025 года дает такое распределение количества кейсов ИИ по направлениям:

- ТОиР — 24.3%
- Контроль и управление качеством — 20.5%
- Оптимизация процессов, включая советчики и управление процессом (APC) — 16.3%
- Остальные задачи (оптимизация цепочек поставок, кибербезопасность и тд) — менее 10%

Российские эксперты говорят, что популярность ИИ в промышленности далека от маркетинга или ритейла, но интерес к искусственному интеллекту растет. Есть, однако, серьезные сложности с внедрением. Среди причин, тормозящих процессы внедрения ИИ, называют разную степень автоматизации, непонимание как посчитать эффекты, нехватку кадров, отсутствие или проблемы с данными, общий консерватизм в индустрии. При этом отдельные отрасли, в частности, нефтегазовая, машиностроение, металлургия и электроэнергетика, уже внедряют такие решения сегодня – проводятся пилотные проекты, тестируются модели ИИ на накопленных данных, оцениваются эффекты. Большинство проектов на момент сбора аналитики еще находились на экспериментальной стадии, но запрос на применение ИИ возрастает с каждым днем. Глобальные изменения рынка и уход зарубежных производителей оборудования и разработчиков ПО тоже сказываются на общих показателях внедрения ИИ в промышленности.

Кроме того, встречаются специфические проблемы на уровне конкретных методов ИИ, например, для машинного обучения с подкреплением (RL). Высоки требования к вычислительным ресурсам и квалификации разработчиков алгоритмов. Даже самые современные алгоритмы довольно "хрупкие", а при разработке систем управления на основе алгоритмов RL могут возникать проблемы с обучением управлению на малых выборках или объяснимостью решений. Все это может вызывать опасения и препятствовать внедрению систем, использующих ИИ.

Впрочем, даже при готовности к внедрению перед предприятиями стоит масса вопросов: Какие решения внедрять? Как они работают? Могут ли отечественные системы заменить зарубежные, ушедшие с рынка?

Чтобы наглядно показать, как искусственный интеллект работает в

промышленности, мы разберем конкретный пример — анализ данных для оценки состояния работы газотурбинной установки (ГТУ) с помощью российской системы предиктивной аналитики «Умная Диагностика (SmartDiagnostics)» от компании Ctrl2GO Solutions (Кlover Групп).

При поддержке Минцифры и Минпромторга РФ в настоящее время реализуется особо-значимый проект по развитию и внедрению системы предиктивной аналитики «Умная Диагностика (SmartDiagnostics)» как кросс-отраслевого решения для мониторинга, диагностики и прогнозирования технического состояния силовых и генерирующих установок, используемых в промышленности и на транспорте.

Анализ данных работы ГТУ является неотъемлемой частью диагностики. Он позволяет контролировать текущее состояние, расследовать уже случившиеся инциденты, а также делать прогнозы.

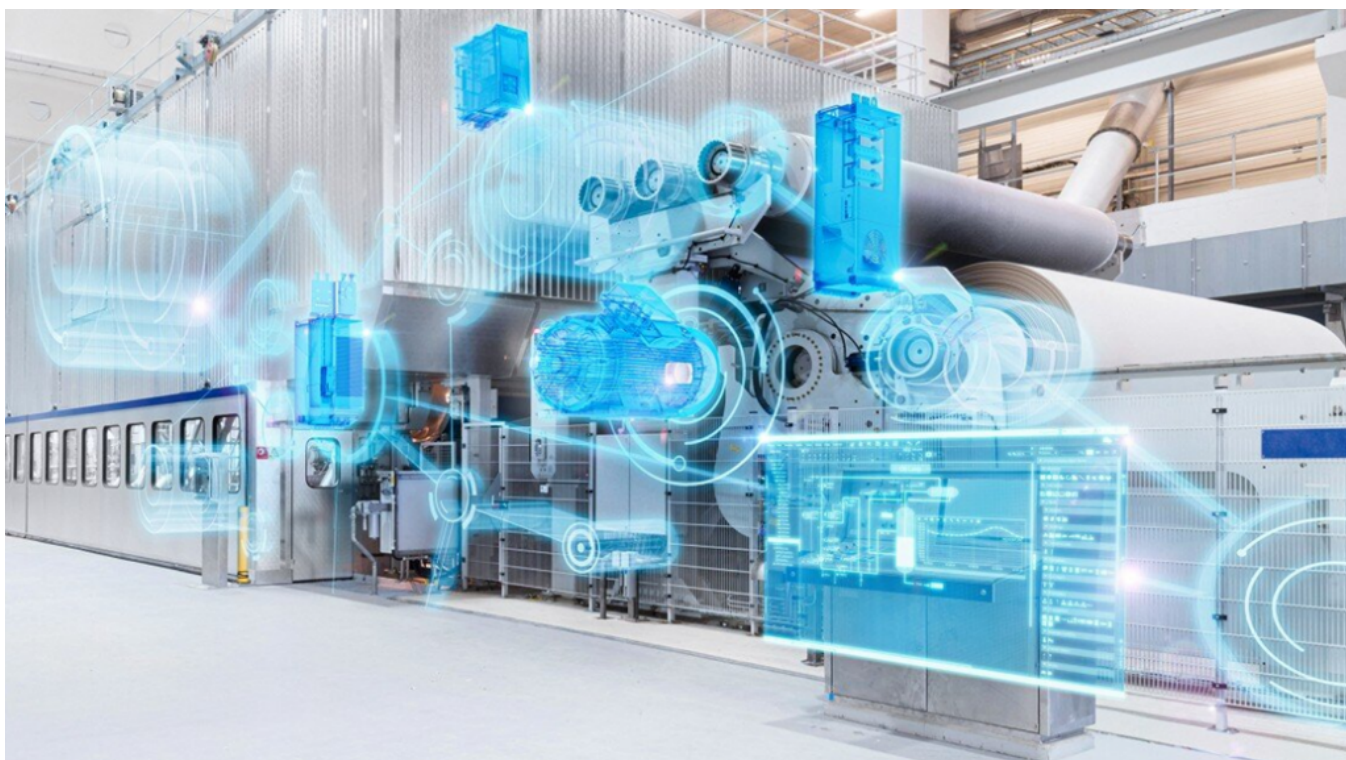
В целом анализ данных — это процесс их изучения, очистки, преобразования и моделирования с целью обнаружения полезной информации, подтверждения выводов и поддержки принятия решений. Анализ данных работы турбин позволяет обеспечить их эффективную и безопасную эксплуатацию.

Основные методы анализа, которые применяются при анализе данных работы ГТУ — мониторинг технического состояния, регрессионный анализ, акустический анализ, машинное обучение и анализ временных рядов. Каждый из этих методов имеет свои преимущества и недостатки и применим для различных задач. Например, для прогнозирования обычно применяют регрессионный анализ, а для выявления отклонения используют

мониторинг, статистический анализ и также методы машинного обучения. Помимо этого, у каждого из способов анализа своя трудоемкость и требования к вычислительным мощностям.

Для понимания того, что находится “под капотом” системы, стоит поговорить об этих методах более подробно.

Мониторинг технического состояния



Мониторинг технического состояния является одним из наиболее доступных и понятных методов анализа данных работы технического оборудования. Он может проводиться как на уровне станции, так и в центре мониторинга.

На разных уровнях используются различные системы. На нижнем уровне применяются АСУ ТП (SCADA-системы), которые собирают и хранят данные, а

также позволяют оператору или эксперту визуализировать их. Это обеспечивает оперативный просмотр технологических параметров с высокой точностью. Однако анализ данных в таких системах осуществляется вручную, что может быть трудоемким и увеличивает риск пропуска внештатных ситуаций, так как оператор реагирует только на предупреждения или аварийные сигналы. Более широкими функциями обладают системы мониторинга, в которые поступают с разных станций через защищенные каналы связи. Передаются только те данные, которые могут помочь в идентификации дефектов для превентивных мер.

Системы мониторинга позволяют строить модели, настраивать логику для обнаружения дефектов и делать прогнозы. Они имеют универсальную структуру: сбор, обработка и анализ данных с использованием математических, физических или гибридных моделей. Это позволяет выявлять аномалии и формировать прогнозы. Качество диагностики зависит от качества данных и используемого математического метода. Различные методы обеспечивают разную точность, что влияет на выявление аномалий и точность прогнозов.

Зарубежные системы, такие как SiePA Siemens, SmartSignal GE и AVEVA (AvantisPRiSM) от Schneider Electric, обладают развитой математической базой и широким функционалом. Однако они не представлены на российском рынке, что вынуждает предприятия искать отечественные решения или разрабатывать собственные системы мониторинга.

Российские системы, такие как «ПРАНА» РДС, CyberPhysics, «Умная Диагностика (SmartDiagnostics)» от Ctrl2GOo Solutions* и «Anomalymonitor» от Силовых машин, разрабатываются с учетом специфики российского рынка и стремятся соответствовать мировым стандартам.

В качестве примера рассмотрим, как происходит мониторинг технического состояния оборудования в системе «Умная Диагностика (SmartDiagnostics)». В системе есть два окна мониторинга – в одном выводится информация по всем подконтрольным агрегатам, другое окно относится непосредственно к конкретной единице оборудования. На этой странице выводится информация о работе статистических моделей и журнал событий. На основании этой информации специалист может делать выводы о текущем состоянии агрегата. Здесь же доступен более подробный просмотр состояния. При обнаружении дефектов или аномалий выводятся сообщения пользователю в журнал событий.

Для обнаружения аномалий в системе доступно несколько инструментов: экспертные правила, диагностические правила, модели машинного обучения. Экспертные правила являются оцифровкой инструкций и правил технической эксплуатации. Диагностические правила выдают диагнозы на основании работы статистических моделей со оценкой вероятности наличия дефекта. Модели машинного обучения рассчитывают вероятность наличия тех дефектов, на которых данные модели были обучены.

Машинное обучение

Машинное обучение — это область искусственного интеллекта, которая разрабатывает алгоритмы для обучения на данных и принятия решений. Основные подходы включают обучение с учителем, без учителя и с

подкреплением. В обучении с учителем данные размечаются специалистом, тогда как в обучении без учителя алгоритм сам ищет закономерности. Обучение с подкреплением позволяет моделям учиться на основе наград и наказаний.

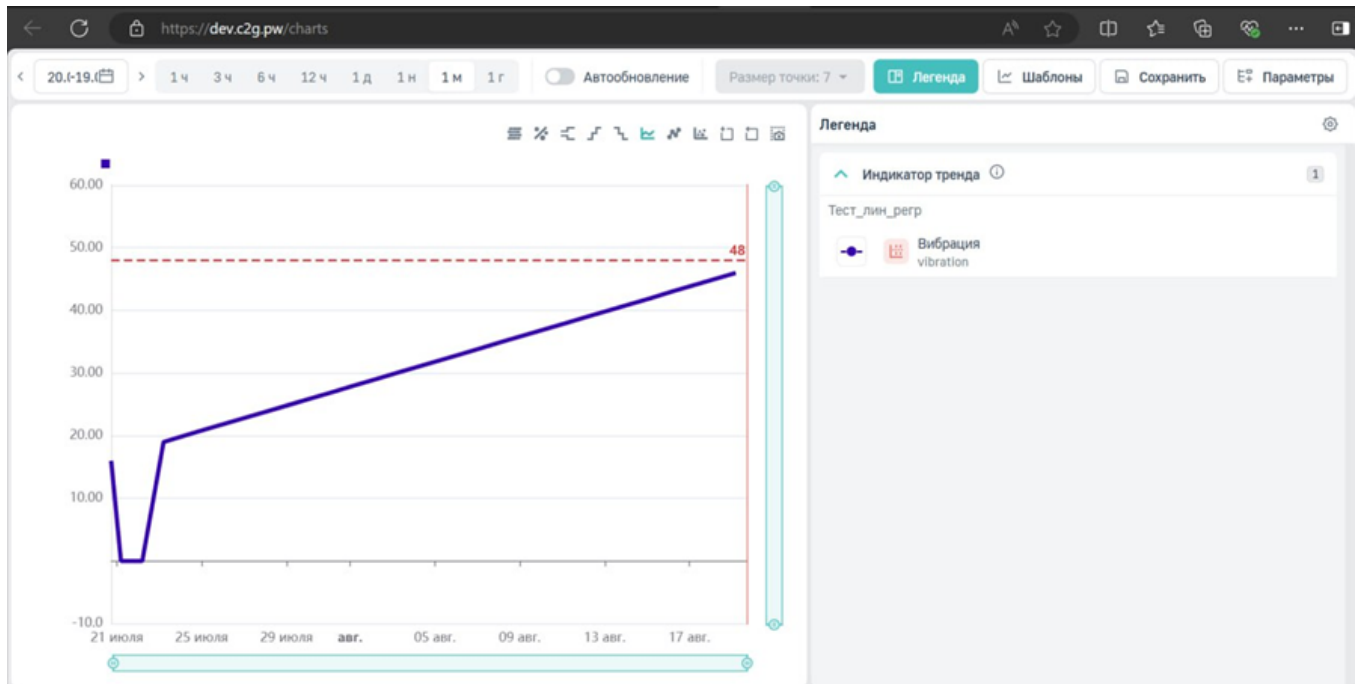
Популярные алгоритмы включают линейную и логистическую регрессию, деревья решений, случайные леса и нейронные сети. Нейронные сети, особенно рекуррентные, хорошо подходят для поиска аномалий в данных о работе оборудования.

Регрессионный анализ

Регрессионный анализ помогает выявлять зависимости между параметрами и прогнозировать техническое состояние. Линейная регрессия используется для построения корреляционных матриц и анализа зависимостей. Более сложные модели, такие как множественная регрессия и Метод группового учета аргументов (МГУА), обеспечивают более точные прогнозы.

В системе «Умная Диагностика» (SmartDiagnostics) реализован алгоритм определения наличия трендов у технологических параметров. При наличии тренда у параметра производится прогноз его поведения и определяются даты выхода параметра за технологические уставки.

Таким образом, пользователь видит параметры с тенденцией к росту или убыванию и может вывести и на графики для подробного просмотра.



Преимуществом регрессионных моделей является простота и высокая скорость получения результатов, но такие модели также имеют недостатки, такие как невысокая точность для интерполяционных данных и сложность определения параметров для расчета.

Мониторинг технического состояния является наиболее простым и понятным способом анализа данных о работе ГТУ. При этом системы мониторинга помимо привычных инструментов (просмотр графиков) обладают более широкими возможностями. Они позволяют строить различные модели работы и делать прогнозы. SmartDiagnostics - хороший пример такого комплексного решения, использующего комбинации математических методов.

Внедрение использующих искусственный интеллект систем для мониторинга технического состояния турбомашин позволяет существенно снизить количество аварийных остановов, спланировать ремонтные работы и т.д. Такие системы помогают не только сократить затраты, но и оптимизировать производственные процессы и управление для повышения производительности газовых турбин.

В целом же опыт внедрения и использования SmartDiagnostics позволяет с уверенностью утверждать, что российские промышленные предприятия могут уже сейчас применять ИИ-инструменты для оптимизации техпроцессов, и извлекать реальную пользу из самых современных методов ИИ и машинного обучения.

Авторы: Директор по развитию программных продуктов Ctrl2GO Solutions Андрей Рыбаков и Ведущий инженер-математик Ctrl2GO Solutions Дарья Николаевна Немирович-Скрабатун