

**АЛЛА МИХЕЕНКО,**
РЕДАКТОР GUIDE
«ЦИФРОВАЯ ЭКОНОМИКА»

## ПРЕДИКТИВНЫЙ ПОВОРОТ

**Цифровая трансформация промышленности напоминает сложную систему с противоречивыми сигналами: есть понимание стратегической необходимости изменений, но сохраняется осторожность в их практической реализации. Показательно, что при очевидной экономической эффективности предиктивной аналитики, способной сократить простои оборудования на 25–50% и снизить затраты на ремонт до 30%, российские компании не спешат с массовым внедрением таких решений. Это объясняется не только объективными сложностями импортозамещения в IT-секторе, но и более глубокой трансформацией самой логики промышленного управления.**

**Уход иностранных вендоров создал ситуацию, когда отечественные разработки получают шанс на масштабное внедрение, однако этот процесс требует пересмотра архитектуры данных и перераспределения кадровых ресурсов. Именно кадровый вопрос становится ключевым: спрос смещается в сторону узкой экспертизы, где дата-инженеры и архитекторы данных оказываются на 20–30% востребованнее, что отражает приоритет создания инфраструктур над их последующей эксплуатацией.**

**При этом генеративный ИИ в российской энергетике пока остается инструментом пилотных проектов и крупных компаний, демонстрируя, что технологическая трансформация происходит не равномерно, а очагами, создавая новую цифровую топографию промышленности.**

**Философия этого перехода заключается в том, что настоящая цифровизация начинается не с замены иностранного софта отечественным, а с изменения принципов управления производственными процессами, где данные становятся таким же стратегическим активом, как и материальные ресурсы.**

↑ КОЛОНКА РЕДАКТОРА



# ЧЕРЕЗ ПРОГНОЗ К ТРАНСФОРМАЦИИ: КАК ПРЕДИКТИВНАЯ АНАЛИТИКА МЕНЯЕТ ПРОИЗВОДСТВО

**ПРЕДСТАВИТЕЛИ КОМПАНИЙ, КОТОРЫЕ ИСПОЛЬЗУЮТ ПРЕДИКТИВНУЮ АНАЛИТИКУ, ГОВОРЯТ, ЧТО ТЕХНОЛОГИИ ПОЗВОЛЯЮТ СОКРАТИТЬ ПРОСТОИ ОБОРУДОВАНИЯ, ПО РАЗНЫМ ОЦЕНКАМ, ОТ 25 ДО 50% И СНИЗИТЬ ЗАТРАТЫ НА РЕМОНТ ДО 30%. НЕСМОТРЯ НА ТО, ЧТО ОБЛАСТЬ ПРИМЕНЕНИЯ АЛГОРИТМОВ ДОСТАТОЧНО ШИРОКА, ВНЕДРЯТЬ ИХ РОССИЙСКИЕ КОМПАНИИ НЕ СПЕШАТ. С ЧЕМ СВЯЗАН ТАКОЙ ОСТОРОЖНЫЙ ПОДХОД, РАЗБИРАЛСЯ GUIDE.** КСЕНИЯ АХМЕТЖАНОВА

В управлении производственными активами происходит качественный скачок, отмечает руководитель направления IT-инфраструктуры «К2Тех» Алексей Зотов. «Цифровые двойники и системы предиктивной аналитики создают принципиально новый уровень контроля над оборудованием»,— поясняет он. В целом инструментами с применением искусственного интеллекта решают не только рутинные задачи, но и аналитические, вплоть до управления целыми производственными линиями.

По данным эксперта, ИИ сокращает сроки проверки продуктовых гипотез в 5–10 раз, делает возможным создание полностью автономных «темных фабрик», позволяет минимизировать производственный брак за счет систем компьютерного зрения и формировать новые экологичные производственные модели. Максимальный эффект достигается при интеграции ИИ в единую цифровую экосистему предприятия — от датчиков на оборудовании до систем принятия решений. Это позволяет не просто оптимизировать отдельные процессы, а полностью трансформировать бизнес-модели.

Согласно оценке «К2Тех», обученные машинные алгоритмы позволяют в нефтегазовом секторе увеличить роста выпуска продукции на 15% за счет сокращения незапланированных простоев.

«Уже сейчас 69% внедрений ИИ-инструментов в ТЭК дают позитивный эффект, а к 2030 году, согласно национальной стратегии, 95% отраслей будут использовать ИИ на производстве»,— уверен господин Зотов.

По данным ГК «КОРУС Консалтинг», доля компаний, которые внедряют и используют предиктивную аналитику для выявления возможных неисправностей оборудования не превышает 5%, а многие проекты находятся в стадии «пилотов».

«Во многом это связано с объективными причинами: с отсутствием стандартизированного систематического сбора данных на предприятиях и нехваткой квалифицированного персонала,— комментирует Екатерина Торсукова, руководитель направления Data Science «ДАР» (входит в ГК «КОРУС Консалтинг»).— Что касается игроков, которые так или иначе используют эту технологию, то в основном это крупные госкомпании, такие, например, как „Росатом“ или „Роснефть“».

### ML-МОДЕЛИ ВМЕСТО СТАТИСТИКИ

Для прогнозирования потенциальных поломок оборудования можно воспользоваться теорией статистического управления и тогда задача сводится к определению нормальной работы этого оборудования и поиску аномалий, с этим вполне справляются базовые статистические методы. Но, как поясняет госпожа Торсукова, объем внешних управляемых и неуправляемых воздействий растет. Из-за этого статистические методы не всегда эффективны. Тогда в прогнозе возможных поломок оборудования помогают ML-модели. Они лучше справляются с выявлением аномалий при наличии качественных исторических данных.

Предиктивное обслуживание может использоваться в различные областях: от пищевого производства до металлообработки. Как говорит CEO «Облакотека» Максим Захаренко, суть в том, что алгоритм «запоминает», как оборудование ведет себя, когда все работает отлаженно, и вовремя замечает отклонения.



ЕВГЕНИЙ ПАВЛЕНКО

**ПОСЛЕ ВНЕДРЕНИЯ ML-РЕШЕНИЯ КОМПАНИИ ВЫХОДЯТ НА ОКУПАЕМОСТЬ ЗА 2–6 МЕСЯЦЕВ, А ДАЛЬШЕ — ЧИСТАЯ ЭКОНОМИЯ, КОТОРАЯ ЗА СЧЕТ СНИЖЕНИЯ ЗАТРАТ НА РЕМОНТ МОЖЕТ ДОСТИГАТЬ 30%**

«У наших партнеров в розливе напитков система заранее сигналит о росте нагрузки на приводную группу на фасовочной линии — не авария, а повод спланировать короткую замену в „окно“. Результат — минус 12–15% незапланированных простоев за сезон,— приводит пример господин Захаренко.— В другом кейсе на компрессорной в цехе упаковки отслеживают режимы работы и утечки. В итоге отказов меньше, энергозатраты ниже на 5–7%, окупаемость проекта составила около квартала».

На заводе «Русал» используют анализ данных с критически важных узлов, рассказывает руководитель направления Data Science Operations в компании Иван Казарин. Например, на предприятии реализуются решения по прогнозированию перегрева подшипников мельниц на основе анализа температурных и вибрационных характеристик. Это позволяет заблаговременно предотвращать повреждения и остановку производственных линий. Другим направлением является диагностика отклонений от технологического режима во вращающихся печах спекания.

«Применение таких решений позволяет сократить простои оборудования до 30–50% и снизить расходы на техническое обслуживание на 10–40%,— комментирует господин Казарин.— Также у нас в проработке находится система вибромониторинга печных дымососов, ориентированная на раннее выявление дисбаланса лопастей и износа подшипников, что снижает риск аварийных остановок».

### РЕШЕНИЯ ДЛЯ КОСМОСА И ХИМИИ

В качестве удачного примера, где ИИ используется для предсказательного обслуживания, заместитель начальника управления «IT-Центр» МАИ Петр Ухов называет аэрокосмическую отрасль. Алгоритмы помогают определить момент для промывки авиационного двигателя. Своевременная и точная рекомендация позволяет не только поддерживать оптимальный расход топлива, но и значительно экономить ресурсы, продлевая жизненный цикл узла, говорит эксперт.

«Например, S7 TechLab разработала отечественную систему мониторинга состояния авиационного двигателя,— говорит господин Ухов.— Это решение пришло на смену иностранному облачному сервису, который требовал передачи данных за рубеж для анализа. Задача машинного обучения в такой системе — непрерывно анализировать поступающие данные и вычислять параметры, характеризующие качество работы двигателя. Молодыми инженерами нашего института было разработано решение, которое с высокой точностью прогнозирует запас температуры газов в турбине на основе множества параметров мониторинга, что уже нашло применение в работе S7 TechLab».

Руководитель направления машинного обучения и искусственного интеллекта ГК «Юзтех» Илья Смирнов в качестве примера применения моделей машинного обучения для предиктивного обслуживания оборудования приводит химическое производство, где предприятия сталкиваются с серьезными вызовами в области обеспечения непрерывности производственных процессов.

«Насосное оборудование является критически важным элементом инфраструктуры, отвечающим за перекачку химических веществ, поддержание технологических параметров и обеспечение безопасности производства. Внезапные отказы насосов приводят к инцидентам потери первичного удержания, а это может вызвать остановку производства, экологические проблемы, угрозы безопасности персонала,— поясняет собеседник Guide.— Наша команда провела анализ динамики инцидентов и выявила серьезные колебания. Такая нестабильность указывала на необходимость внедрения предиктивных ИИ-технологий».

По словам господина Смирнова, разработанная система в 80% случаях корректно предсказывает развитие аномального состояния насоса за трое суток до критического отказа. Такая заблаговременность предоставляет операционным службам достаточное время для планирования и выполнения профилактических мероприятий без экстренной остановки производства.

В целом эксперты сходятся в том, что после внедрения ML-решения компании выходят на окупаемость за 2–6 месяцев, а дальше — чистая экономия, которая за счет снижения затрат на ремонт может достигать 30%.

«Необходимо понимать изначально, насколько в дальнейшем экономический эффект окупит само решение. При неправильном подходе к внедрению подобного рода решений, можно не сэкономить, а наоборот, уйти в минус. Например, следует обязательно выделять оборудование, которое критично важно для всего производства и начинать цифровизацию с него, постепенно масштабируя систему. Иногда бывает так, что „покрывать“ датчиками менее значимое оборудование и разрабатывать для него ML-решение обходится дороже, чем стандартный плановый ремонт. Экономический эффект от ML-решения рассчитать достаточно просто: нужно определить, во сколько компании обойдутся сутки потенциального простоя одной линии, и вычислить ROI (окупаемость инвестиций) потенциального внедрения ML-решения на одну линию исходя из суток простоя»,— рассуждает Екатерина Торсукова. ■