

Предиктивная диагностика предиктивной диагностике рознь

Николай Лунцев, технический директор ООО «СЦР»

Рынок систем предиктивной диагностики растёт, предлагаемые решения реализованы с использованием различных инструментов и часто основаны на разных принципах работы, при этом стоимость таких систем варьируется в широком диапазоне. Всё это затрудняет выбор. Более того, некоторые продукты лишь позиционируются как предиктивная диагностика, не являясь ею по сути. Данная статья поможет разобраться в существующих на рынке решениях.

Введение: новая карта рынка

Прежде чем переходить к рассмотрению концепций построения систем предиктивной диагностики, их следует классифицировать по степени сложности:

- **Rule-Based (на основе правил)** – простые системы, срабатывающие при превышении пороговых значений параметров. Пример: «Если температура масла > 90°C в течение 5 секунд – возможен отказ по износу». Исторически – самый первый и дешёвый тип;
- **Trend-Based (на основе трендов)** – системы, анализирующие скорость изменения параметров. Они выдают предупреждение при обнаружении устойчивого тренда (например, рост вибрации), но не определяют тип неисправности и могут прогнозировать лишь время достижения аварийной уставки;
- **RUL – Remaining Useful Life (остаточный ресурс)** – «золотой стандарт» предиктивной диагностики. Системы выдают конкретный прогноз, например: «До разрушения подшипника осталось 237 ±12 часов». Они используют ML-модели, обученные на исторических данных деградации простых узлов. Однако такие модели не применимы к сложным узлам из-за их уникальных характеристик, а сами данные о деградации – большая редкость;
- **Anomaly Detector (детектор аномалий)** – наиболее сложный тип. ML-модели обучаются на нормальных режимах работы и ищут любые отклонения, в том числе ранее неизвестные. Недостатки: склонность к ложным срабатываниям на новых режимах и необходимость экспертной интерпретации.

На практике самые эффективные решения – **гибридные системы**, сочетающие все вышеописанные типы предиктивного анализа.

На рис. 1 представлена хронология появления систем предиктивной диагностики каждого типа.

История предиктивной диагностики началась в 1981 году с системы Westinghouse Process Diagnosis System. Основанная на правилах, она имитировала логику экспертов, обрабатывая тысячи сигналов, – это была одна из первых систем **Rule-Based.**

В середине 1990-х OSIsoft разработала программный модуль PI Performance Equations в составе PI System, который автоматизировал вычисления, включая анализ трендов, что дало толчок развитию уровня **Trend-Based.**

С приходом машинного обучения в начале 2000-х произошёл прорыв в развитии систем предиктивной диагностики. В 1999 году из Аргоннской национальной лаборатории выделилась SmartSignal – один из пионеров в области детекции аномалий – уровень **Anomaly Detector.** В эти же годы появляются первые систе-

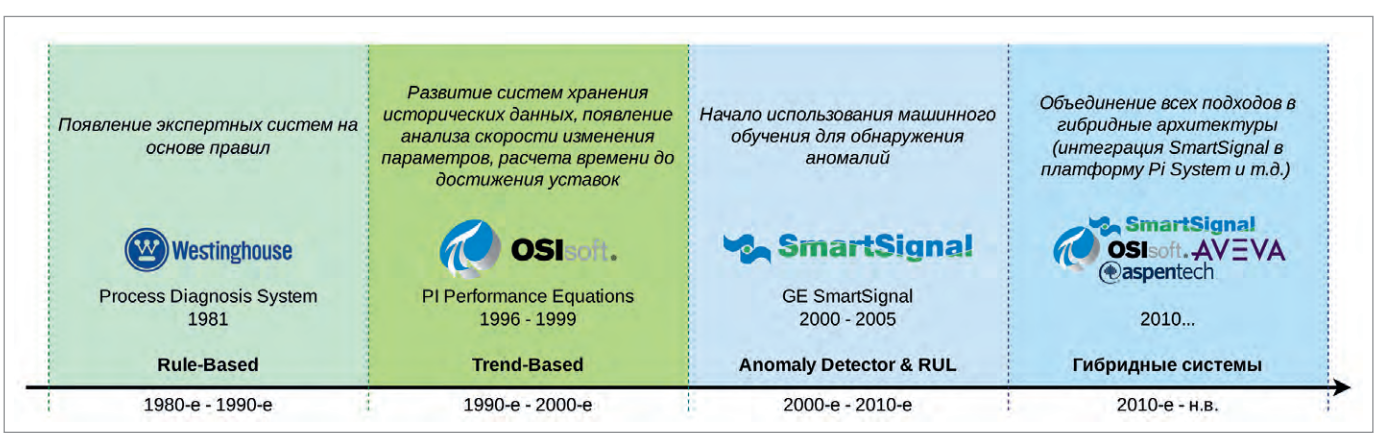


Рис. 1. Хронология появления систем предиктивной диагностики

мы расчёта остаточного ресурса **(RUL – Remaining Useful Life)**.

В конце 2009 года SmartSignal выпустила xConnector, обеспечивший двунаправленную интеграцию с PI System и объединивший классические методы анализа с ML-моделями – это стало началом распространения **гибридных систем** предиктивной диагностики.

Быстрый прогресс в сфере информационных технологий привёл к тому, что сегмент предиктивной диагностики перестал быть нишевым. Если ранее здесь действовали только пионеры – компании, о которых говорилось выше (OSIsoft, AVEVA, AspenTech и др.), то сегодня к разработке таких систем подключились новые участники, которые вместе с пионерами образуют четыре основные группы разработчиков:

- **пионеры** – классические первопроходцы рынка предиктивной диагностики: OSIsoft, AVEVA, AspenTech и т.д.;
- **промышленные холдинги** – крупные промышленные объединения, выступающие через свои «цифровые дочки»: «СИБУР Диджитал», «Газпромнефть – Цифровые Решения», «НЛМК ИТ» и т.д.;
- **крупные IT-вендоры** – крупные IT-компании непромышленного профиля: «Яндекс», «Сбер», «Лаборатория Касперского» и т.д.;
- **технологические последователи** – относительно молодые IT-компании, специализирующиеся на промышленных решениях и выступающие современными аналогами пионеров: АО «Ротек», ООО «ИнфТех», ООО «Смарт Цифровые Решения» и т.д.

У каждой из этих групп разный профессиональный опыт, поэтому их подходы к созданию предиктивной диагностики существенно отличаются.

Мы будем рассматривать особенности построения систем предиктивной диагностики, отталкиваясь от того, кем является разработчик: пионер-первопроходец, промышленный холдинг, непромышленный IT-вендор или технологический последователь.

Пионеры: эволюция и вызовы современности

Исторически компании-пионеры развивались вместе с нефтегазовым, химическим и энергетическим секторами. Их системы изначально создавались для решения специфических задач: работы с непрерывными производственными процессами, обработки специфических массивов данных (временны́х рядов) и обеспечения высочайшей надёжности.

Классический пример того, как удачное технологическое решение, найденное для конкретной проблемы в нефтегазовой отрасли, выросло в мировой стандарт сбора и управления производственными данными, – это PI System от OSIsoft.

Предиктивная диагностика от OSIsoft – это не одно конкретное приложение, а комплексная экосистема на базе платформы PI System, в которую могут интегрироваться сторонние решения, например SmartSignal.

Разработка платформы началась в 1983 году, а ключевым моментом стал проект для нефтяной компании Marathon Oil, которой требовался инструмент долгосрочного хранения исторических данных для последующего анализа технологических процессов и причин отказа оборудования. Системы автоматизации тех лет предусматривали хранение только кратковременных архивов, которые располагались непосредственно в контроллерах, что сильно ограничивало возможности анализа.

В 1987 году (через 4 года после начала разработки) OSIsoft внедрила на производстве Marathon Oil первую версию PI System. Это был не просто архив, а исторический сервер данных реального времени. Главной инновацией стал сам подход: система не просто хранила исторические значения параметров, а делала это эффективно, сжимая их без потери точности, что позволяло хранить годы истории.

Позднее этот функционал был выделен в отдельный продукт – PI Historian, который сегодня служит фундаментом всей платформы PI System. Таким образом, на создание первой версии базы данных реального времени у OSIsoft ушло 4 года, а общий срок развития решения уже превысил 43 года.

В ходе развития своей платформы OSIsoft разработала более 400 интерфейсов для подключения к системам крупнейших производителей средств автоматизации (Emerson, ABB, Honeywell, Rockwell, Siemens, Yokogawa, GE и т.д.). Ни одна другая группа разработчиков предиктивной диагностики не обладает такими широкими интеграционными возможностями.

С 2010-х годов (около 16 лет назад) на рынке начали активно появляться открытые (open-source) базы данных для хранения временны́х рядов (исторических данных). Их появление было обусловлено потребностями самой IT-индустрии – необходимо было собирать, хранить и анализировать IT-метрики: загрузку серверов, температуру процессоров, свободный объём памяти и т.д. По своей сути эти метрики аналогичны данным с датчиков промышленных установок.

Среди популярных open-source решений можно выделить: InfluxDB, OpenTSDB, timescaleDB (расширение для PostgreSQL). Ключевым преимуществом этих баз данных является возможность интеграции с современными открытыми цифровыми инструментами, такими как:

- Grafana (визуализация данных);
- Python (анализ данных);
- Pandas и Polars (обработка данных);
- Patroni (резервирование и отказоустойчивость для PostgreSQL).

Сегодня AVEVA (текущий владелец PI System) сталкивается с необходимостью значительных инвестиций в развитие собственной экосистемы. Это связано с тем, что PI System построена на проприетарных компонентах и не интегрируется с популярными открытыми решениями. Компании приходится самостоятельно развивать:

- собственную базу данных (PI Historian) – вместо использования готовых open-source аналогов (InfluxDB, OpenTSDB, timescaleDB);
- библиотеки анализа данных – из-за отсутствия интеграции с универсальными инструментами (Python, Pandas, Polars);
- инструменты визуализации (PI Vision) – так как PI System не поддерживает подключение к популярным решениям вроде Grafana;
- подсистему резервирования, поскольку открытые инструменты резервирования (например, Patroni для PostgreSQL) разрабатываются под открытые базы данных и не подходят для проприетарных решений.

Указанное выше характерно практически для всех «пионеров» рынка; в итоге даже при постоянных инвестициях эти компании не могут догнать по скорости развития открытые решения. Для сравнения: сообщество PostgreSQL насчитывает более 700 активных разработчиков, а IT-гиганты вроде Microsoft, AWS, VMware, Amazon и другие спонсируют его развитие. При этом все затраты на развитие собственной экосистемы «пионеры» закладывают в цену своих решений, в том числе из-за этого предиктивная диагностика от таких компаний – самая дорогая.

Если говорить о концепциях построения систем предиктивной диагностики, то у «пионеров» рынка они самые совершенные, и конечно же, это гибридные системы, работающие как конвейер последовательного анализа данных, состоящий из следующих уровней.

- **Уровень 0. Источники данных:** АСУ ТП / SCADA.
- **Уровень 1. Пороговый фильтр (Rule-Based):** отсев сбоев, шума и безопасных режимов; детекция явных угроз по обширной базе жёстких правил.
- **Уровень 2. Фильтр тенденций (Trend-Based):** отсев случайных флуктуаций, выделение устойчивых тенденций и прогноз достижения уставок.
- **Уровень 3. Детектор аномалий (Anomaly Detector):** проверка выявленных на предыдущем уровне тенденций – отделение реальных аномалий от смены режимов работы или внешних условий.
- **Уровень 4. Расчёт остаточного ресурса (Remaining Useful Life – RUL):** прогноз времени до отказа оборудования.
- **Уровень 5. Экспертное решение:** решение эксперта о необходимости остановки или смены режима установки.
- **Уровень 6. База знаний:** накопление данных для последующего дообучения/переобучения моделей на уровнях 3 и 4.

Такая концепция позволяет обеспечить отличный баланс между точностью прогнозов и необходимыми вычислительными ресурсами. Пример схемы гибридной системы предиктивной диагностики приведён на рис. 2.

Подытоживая, необходимо отметить следующие преимущества решений от «пионеров» рынка.

- **Доверие и референсы** в промышленности. Предиктивная диагностика от первопроходцев – это «стандарт де-факто».
- **Глубокая физическая экспертиза**. Эти компании выросли из инженеров-механиков, вибродиагностов; они не будут искать корреляции там, где её нет, не станут связывать высокую вибрацию с подшипником, когда причина в расцентровке вала или резонансе фундамента.
- **Широкие интеграционные возможности**. За десятилетия работы «пионеры» разработали огромное множество протоколов взаимодействия с АСУ ТП (Modbus, Profibus, старые контроллеры и т.д.).
- **Возможность расчёта остаточного ресурса**. Первопроходцы предиктивной диагностики обладают уникальными массивами исторических данных деградации различных типов узлов (подшипников, муфт и т.д.). Именно такие данные позволяют обучать модели, способные прогнозировать остаточный ресурс (RUL).

К недостаткам же можно отнести следующее.

- **Невозможность приобретения и получения поддержки**. В настоящий момент западные вендоры не продают лицензии на использование своих решений российским предприятиям, а также отказываются оказывать поддержку по уже приобретённым решениям.
- **Высокая стоимость**. Расходы по развитию своей экосистемы «пионеры» закладывают в стоимость конечного продукта.

Промышленные холдинги: вопреки санкциям

Санкции 2022–2026 годов стали не только внешним шоком, но и триггером глубокой трансформации. Крупные промышленные холдинги, такие как «Сибур», «НЛМК», «Северсталь», «Газпром нефть» и т.д., эксплуатирующие западные системы предиктивной диагностики, столкнулись со сложностями продления лицензий и получения технической поддержки. Это спровоцировало создание собственных систем, так как готовые российские аналоги не подходили под их специфику. В результате эти компании превратились из потребителей западных технологий в создателей собственных решений.

Предиктивная диагностика собственной разработки по сравнению с типовыми «коробочными» решениями обладает рядом преимуществ:

- **глубокая адаптация под конкретное производство**. Типовые «коробочные» системы неспособны учесть все особенности уникальных предприятий; например, на заводах «Сибура» есть агрегаты ещё советских времён и современные зарубежные установки;
- **контроль над данными и безопасностью**. Промышленные данные часто содержат конфиденциальную информацию о технологических процессах, состоянии оборудования и других аспектах производства. Разработка собственных систем позволяет холдингам гарантированно сохранять контроль над этими данными;
- **оптимизация затрат в долгосрочной перспективе**. Хотя разработка собственной системы требует значительных начальных инвестиций, в долгосрочной перспективе это может быть экономически выгодно. Разработка собственных систем даёт возможность гибко адаптировать и масштабировать решения в соответствии с растущими потребностями бизнеса.

К недостаткам и рискам разработки собственных решений предиктивной диагностики можно отнести:

- **высокие первоначальные затраты**. Создание платформы с нуля требует колоссальных инвестиций;
- **дефицит кадров**. Промышленным холдингам сложно конкурировать за сильные команды с крупными IT-вендорами («Яндекс», «Сбер»). Удержание высококлассных IT-специалистов в металлургии или нефтехимии требует создания особых условий и сильного HR-бренда;
- **риск «изобретения велосипеда»**. Пытаясь закрыть все потребности самостоятельно, холдинги могут тратить годы на написание базовых модулей (визуализация, интеграционные шины, аналитические модули и т.д.), которые на рынке уже давно существуют в виде зрелых открытых или коммерческих библиотек.

Разработка собственных систем предиктивной диагностики оправдана толь-

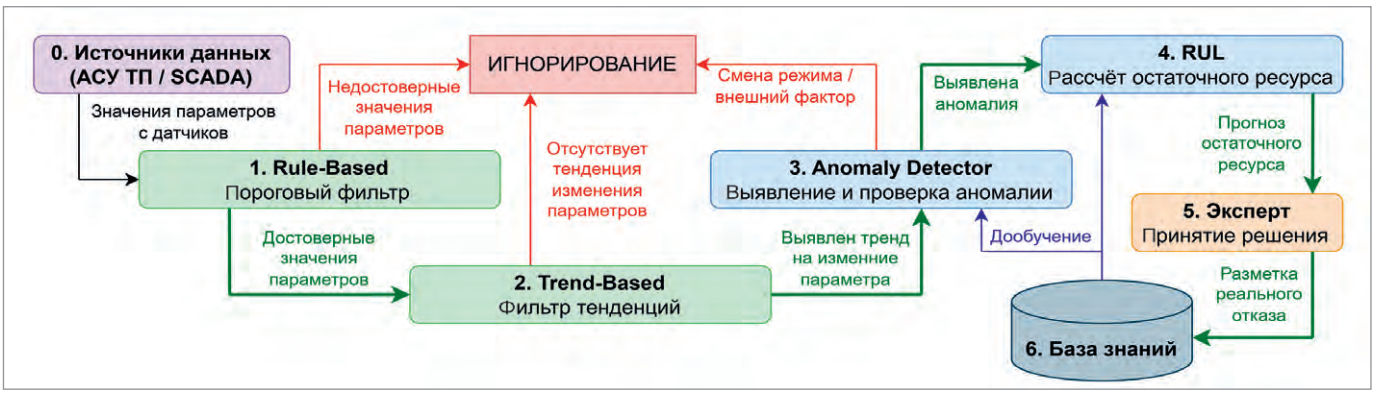


Рис. 2. Пример схемы гибридной системы предиктивной диагностики

ко для гигантов с сотнями тысяч единиц критического оборудования, где цена одной предотвращённой аварии перекрывает затраты на содержание целого IT-департамента, а созданное решение можно будет масштабировать на десятки производственных площадок.

В большинстве случаев архитектуру систем предиктивной диагностики промышленные холдинги позаимствовали у компаний-первопроходцев, при этом каждый разработчик внёс в описанную выше схему специфические изменения.

Так, например, в «Сибуре» на уровне Rule-Based реализовали многомерную матрицу допустимых состояний, в соответствии с которой определяется то, как именно дальше будут обработаны сигналы.

Для каждого состояния предусмотрен свой набор конфигураций выявления тенденций на уровне Trend-Based и ML-моделей на уровнях Anomaly Detector и RUL. В системе «Сибура» уровень Rule-Based – это уже не простой пороговый фильтр, а сложный классификатор режимов работы, определяющий для каждого технологического состояния свой сценарий аналитической обработки данных.

Интересным решением является предиктивная диагностика компании «Газпромнефть – смазочные материалы». Благодаря глубокой экспертизе компании в производстве масел её система G-Lab оценивает состояние оборудования не напрямую, а через анализ параметров смазочной жидкости, которая используется в диагностируемом оборудовании. Анализ выполняется моделями машинного обучения, в ходе которого сопоставляются показатели масла из маслосистемы оборудования с накопленными данными из базы данных, которая формировалась более 10 лет.

Благодаря автоматизации физико-химического анализа масла, которую компания реализовала в своей системе, время исследования сократилось до 10 минут (классическое лабораторное исследование проб масла занимает несколько дней). Это позволяет в перспективе включить результаты экспресс-анализа в контур гибридных систем предиктивной диагностики – как дополнительный источник данных на уровне 0 наряду с телеметрией АСУ ТП / SCADA, обеспечивая их обработку на всех последующих уровнях аналитики.

В настоящий момент предиктивная диагностика G-Lab используется в том числе на собственных предприятиях «Газпромнефть-СМ».

IT-вендоры: платформы и конвергентная аналитика

Помимо промышленных гигантов, на рынок предиктивной диагностики активно выходят крупные IT-компании, которые обладают рядом преимуществ по сравнению с другими игроками рынка:

- **глубокие компетенции в ИИ и больших данных.** В этих компаниях работают лучшие на рынке специалисты в области разработки ПО и машинного обучения. Также они обладают огромными центрами исследований и разработки (R&D-центры);
- **высокая масштабируемость**. IT-компании привыкли работать с миллионами пользователей. Их системы легко масштабировать с одной установки на целый завод.

К недостаткам таких компаний можно отнести:

- **отсутствие отраслевой экспертизы**. IT-компании, не специализирующиеся



на промышленности, могут не до конца понимать специфику конкретного производства, особенности оборудования и технологические процессы. Это может затруднять настройку моделей и интерпретацию результатов;

- **неумение работать с «грязными» промышленными данными**. IT-компании привыкли работать с чистыми данными из финтеха. В промышленности данные «шумные»: датчики могут отказывать, АЦП выдают погрешности, а в измерительных каналах могут возникать помехи из-за внешнего электромагнитного воздействия;
- **сложности интеграции с оборудованием**. IT-компании пишут софт под современные открытые протоколы сбора данных (OPC UA, MQTT и т.д.), но на реальном производстве эксплуатируются системы АСУ ТП и MES, поддерживающие проприетарные протоколы передачи данных (OPC DA, Profibus и т.д.).

«Яндекс» и «Сбер» не стали выпускать готовые решения для промышленности. Вместо этого они предложили предприятиям свои облачные платформы – **Yandex Cloud** и **SberCloud (Platform V)**. Это не просто хранилища данных, а полноценные AI-платформы со встроенными инструментами аналитики. Возможности этих платформ впечатляют, но не все предприятия имеют необходимый штат специалистов для построения своих решений на этих платформах. Также надо учитывать, что подключение к облачным сервисам и внешним аналитическим решениям повышает угрозы, связанные с кибератаками и утечками данных.

«Лаборатория Касперского» разработала предиктивную диагностику **Kaspersky MLAD** в соответствии с традиционной гибридной концепцией, наделив её двумя ключевыми отличиями:

- система детектирует как технические неисправности (износ, кавитация, засоры, нарушение теплообмена и т.д.), так и киберугрозы (подмену данных, вредоносные команды, действия инсайдеров и т.д.);
- аналитика охватывает не только непрерывные временны́е ряды телеметрии, но и последовательности дискретных событий, что позволяет учитывать контекст смены режимов и действий персонала.

Однако в открытых источниках нет информации о возможности Kaspersky MLAD прогнозировать остаточный ресурс (RUL); это можно объяснить отсутствием у компании необходимых исторических данных деградации отдельных узлов, которые являются прерогативой «пионеров».

Kaspersky MLAD может устанавливаться на инфраструктуре предприятия, а также доступно как облачное решение.

Интересным решением оказалось применение генеративного ИИ – больших языковых моделей (LLM) в предиктивной диагностике. В 2024 году совместный проект «Сибура», «Сбера» и ЦРТ «AI-ассистент инженера-диагноста» вошёл в тройку лучших на международном конкурсе промышленных инноваций БРИКС. «AI-ассистент инженера-диагноста» представляет собой чат-бот на базе GigaChat от «Сбера», который ЦРТ интегрировала в промышленную инфраструктуру «Сибура», научив языковую модель понимать профессиональный язык нефтехимиков и правильно интерпретировать технические описания, термины, сокращения, числовые значения параметров и т.д.

В итоге инженер-диагност получает интеллектуального ассистента, который позволяет ему в несколько раз быстрее анализировать нештатные ситуации: вместо того чтобы вручную перебирать справочники, отчёты по прошлым инцидентам и т.д., он просто текстом описывает проблему, а AI-ассистент мгновенно формулирует гипотезы о вероятных причинах аномалии и предлагает варианты устранения неисправности. Это сокращает время принятия решений и помогает менее опытным специалистам работать с эффективностью эксперта, при этом финальный диагноз и ответственность за ремонт остаются за человеком.

Технологические последователи: молодые драйверы промышленной аналитики

К числу технологических последователей на российском рынке предиктивной диагностики относятся такие компании, как АО «Ротек», ООО «ИнфТех», ООО «Смарт Цифровые Решения» и другие. Эта группа разработчиков – самая динамичная и практичная. В отличие от «пионеров», они не обременены наследием проприетарных технологий 1980-х годов. В то же время они обладают глубокими инженерными знаниями в вибродиагностике и механике – тем, чего чаще всего не хватает IT-гигантам. А от промышленных холдингов их отличает бизнес-модель, с самого начала ориентированная на создание тиражируемых готовых продуктов для индустрии.

Фактически они выступают «золотой серединой»: сочетают физическую экспертизу «пионеров» с гибкостью современного стека открытых технологий, предлагая решения, которые быстрее внедряются и стоят дешевле.

Решения, созданные технологическими последователями, имеют следующие преимущества:

- **низкая стоимость**. Лицензии и внедрение обычно в разы дешевле решений от IT-гигантов и «пионеров» рынка;
- **высокая скорость внедрения**. Пилотные проекты запускаются за 1–3 месяца, полноценное развёртывание – за 3–6 месяцев;
- **поддержка и развитие**. Реакция на запросы измеряется днями, а не неделями;
- **открытость и интеграция**. Легко встраиваются в существующий цифровой ландшафт предприятия, поддерживают открытые API и стандарты обмена данными.

К недостаткам можно отнести:

- **риск устойчивости бизнеса**. Некоторые компании существуют менее 10 лет;
- **риск попасть на недобросовестного разработчика**. Рынок переполнен некомпетентными игроками, спекулирующими на теме предиктивной аналитики, без реального опыта, и выдающими желаемое за действительное.

Один из самых известных и зрелых продуктов на рынке от технологических последователей – «ПРАНА» (ПРогнозная АНАлитика). Этот программный комплекс разработан компанией «Ротек», которая изначально специализировалась на сервисном обслуживании газовых турбин. Как и пионеры отрасли, АО «Ротек» при разработке своей предиктивной диагностики опиралось в первую очередь на компетенции инженеров-механиков и вибродиагностов.

Разработка системы «ПРАНА» началась в 2011 году. Постепенно функционал системы расширялся: в 2018 году в системе появился акустико-эмиссионный анализ и модели машинного обучения, в 2019-м начали применяться нейросети.

Понимая важность правильной интерпретации прогнозов системы, «Ротек» в 2015 году открыл ситуационный центр, в который передаются данные с объектов, оснащённых системой «ПРАНА», и в котором эксперты «Ротек» могут верифицировать прогнозы системы и давать рекомендации предприятиям.

Однако такая архитектура предполагает передачу промышленных данных во внешнюю, не контролируемую предприятием информационную инфраструктуру, что создаёт потенциальные риски для заказчика. С 2022 года эти риски нивелированы: появилась возможность развёртывания ПРАНА полностью внутри информационного контура предприятия.

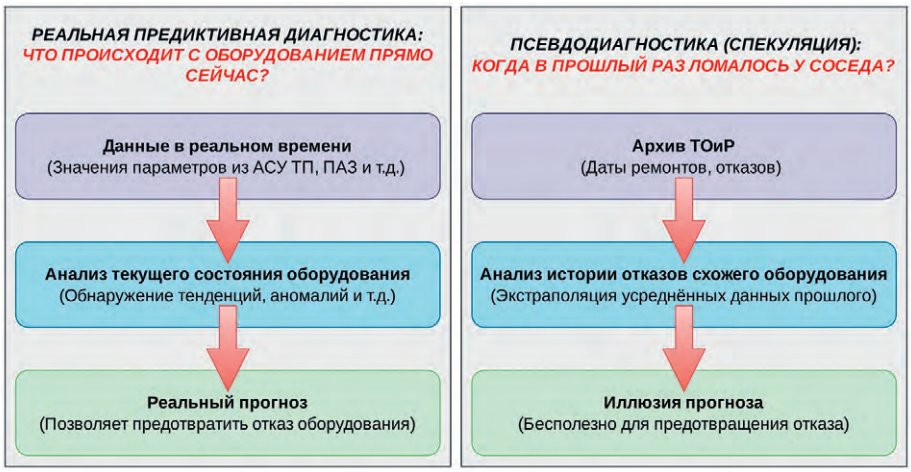


Рис. 3. Концепции реальной и псевдопредиктивной диагностик

Первоначально «ПРАНА» создавалась для самых сложных агрегатов – газовых турбин, но впоследствии её гибкость позволила использовать систему для любого промышленного оборудования.

Предиктивная диагностика от ООО «Смарт Цифровые Решения» (СППР Sdisol PAD) построена по гибридной схеме и включает в себя уровни: **Rule-Based**, **Trend-Based** и **Anomaly Detector**.

Отсутствие значительного объёма исторических данных деградации различных типов узлов не позволило реализовать в Sdisol PAD уровень расчёта остаточного ресурса (RUL); вместо этого в системе предусмотрен другой практический подход – расчёт интегрального показателя суммарного негативного воздействия на узел. Этот механизм особенно ценен для однотипного оборудования, поскольку сравнение полученных оценок позволяет ранжировать узлы по степени износа, выявлять экземпляры, работающие в наиболее тяжёлых условиях, и оперативно планировать ремонты, фокусируясь в первую очередь на критически нагруженном оборудовании даже без точного прогноза времени до отказа.

Помимо этого, в Sdisol PAD реализован механизм расчёта интегральных оценок эффективности сменного персонала – функция, которая традиционно находится за пределами задач предиктивной диагностики. Однако именно эта функция позволяет системе не просто предсказывать отказ оборудования, но и оценивать, насколько качественно персонал эксплуатирует оборудование и оперативно реагирует на сформированные системой сообщения, в том числе и прогнозные. Это нестандартный, но крайне востребованный функционал, который выводит систему за рамки «диагноста» и превращает её в инструмент управления эффективностью и дисциплиной персонала.

Подробно о численных и математических методах анализа данных, применяемых в Sdisol PAD, а также об анализе данных моделями машинного обучения интегральных оценках эффективности сменного персонала и суммарных оценках негативного воздействия на узел рассказывалось в предыдущих статьях:

- СТА 4’25 «Численный и математический анализ при диагностике динамического оборудования»;
- СТА 1’26 «Использование машинного обучения при диагностике КИП и динамического оборудования»;
- СТА 2’26 «Методы оценки эффективности сменного персонала на промышленных предприятиях».

Спекулянты: когда предиктивная диагностика существует только в рекламных буклетах

Спекулянты – это компании, которые продают не решение, а мечту о решении, не имея для этого необходимой экспертизы, данных и технологий. Их главные инструменты – громкий маркетинг и необоснованные обещания, а главная опасность для бизнеса – потерянные деньги и время, а также упущенная возможность реально повысить надёжность эксплуатации оборудования.

В маркетинговых материалах спекулянтов акцент смещён в сторону модных терминов: «нейросети», «искусственный интеллект», «цифровые двойники», тогда как проверенные временем методы численного и математического анализа, статистики остаются за кадром.

Однако эти классические подходы не утратили своей актуальности: именно они лежат в основе уровней Rule-Based и Trend-Based в любой гибридной системе предиктивной диагностики, и игнорировать их могут лишь те, кому нечего предложить взамен.

Выбирая систему предиктивной диагностики, важно понимать, на каких принципах она построена и что именно она анализирует. Всё чаще под видом предиктивной диагностики продают продукты, которые оперируют лишь архивной статистикой ТОиР и статистикой отказов, игнорируя реальные параметры работы оборудования. Такие системы не анализируют фактическое состояние оборудования, а лишь экстраполируют прошлые статистические закономерности на будущее. Это не прогнозирование, а статистическое моделирование на основе усреднённых цифр – без учёта реальной динамики износа и без возможности обнаружить аномалию до того, как она приведёт к отказу. Без анализа «живых» данных такие системы бесполезны для предотвращения аварий, поскольку приходят к выводу задним числом, когда отказ уже вошёл в статистику – многократно повторился. Наглядное представление концепций реальной и псевдопредиктивной диагностик приведено на рис. 3.

Ярким примером псевдопредиктивной диагностики является одна из систем диагностики технического состояния РВС (Резервуара Вертикального Стального), с разработчиками которой нашей команде довелось пообщаться.

Система «прогнозировала» текущую степень коррозийного износа каждого листа стали, из которого состоит стенка резервуара, на основе архива статистических данных ТОиР схожих резервуаров. Вместо анализа фактического состояния конкретного резервуара система использовала обобщённые данные по похожим объектам. Это не предиктивная диагностика, а статистическое моделирование – по сути, расчёт «средней температуры по больнице».

После продолжительного общения выяснилось, что для точных прогнозов в систему требуется ручной ввод результатов измерения толщины каждого листа металла, из которого состоит резервуар, выполняемых дефектоскопистом не реже чем один раз в календарный год. Но если замеры уже есть, то прогноз становится избыточным: дефектоскопист и так знает текущее состояние металла, а ежегодный контроль и так является стандартной процедурой технического надзора. Прогноз становится не просто избыточным – он становится бесполезным, дублирующим уже существующую информацию.

Никакого обнаружения аномалий, никакого раннего предупреждения, никакого анализа динамики в реальном времени – всего лишь элементарная экстраполяция, которую можно сделать в Excel.

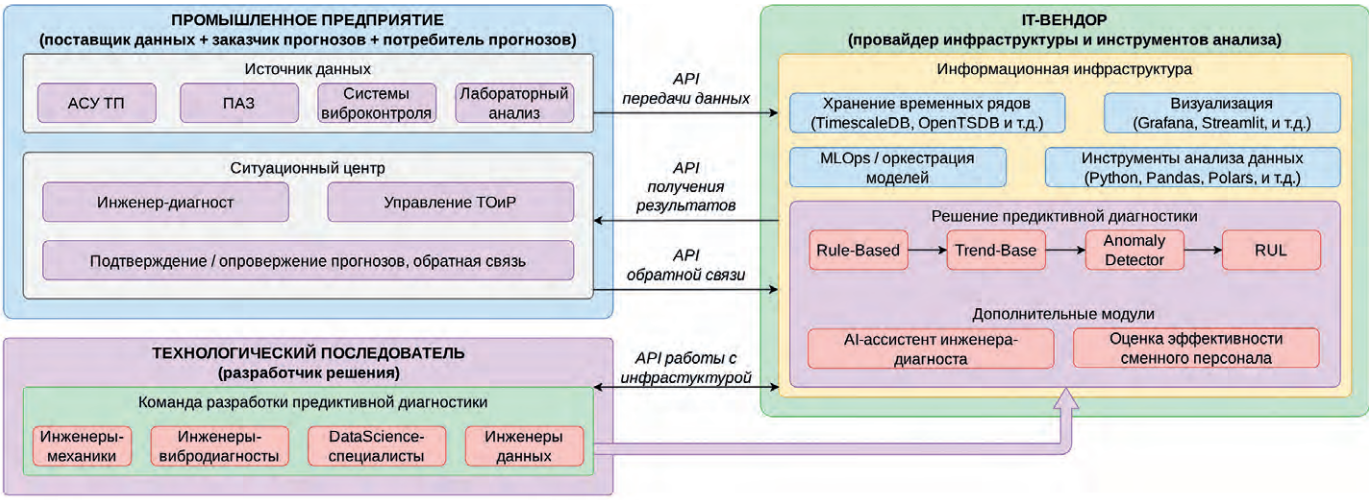


Рис. 4. Пример схемы предиктивной диагностики, организованной как симбиоз между промышленными предприятием, IT-вендором и технологическим последователем

Примечательно, что объект диагностики выбран неслучайно. РВС – это статическое сооружение с большим запасом прочности, деградация которого происходит медленно, предсказуемо. Именно такие объекты становятся благодатной почвой для псевдопредиктивных решений – ведь долгий срок службы резервуара позволяет годами выдавать статистические оценки за прогноз.

Попытка же применить аналогичный подход к динамическому оборудованию – турбинам, компрессорам, насосам – с высокой вероятностью обернётся провалом. Там скорости изменения параметров на порядки выше, нелинейности критичнее, а цена ошибки измеряется не миллионами рублей за ремонт, а остановкой целого производства.

Этот случай – характерный симптом системной проблемы: когда за предиктивную диагностику выдаётся обычная статистическая обработка данных, а реальная ценность для эксплуатационного персонала подменяется иллюзией контроля. Рынок переполнен такими решениями, и опасность их не только в бесполезности, но и в том, что они создают ложное чувство безопасности – куда более дорогую ошибку, чем отсутствие предиктивной диагностики вообще.

Резюме: светлое будущее предиктивной диагностики

Рынок предиктивной диагностики в России вступает в фазу зрелости. Санкционное давление ускорило процесс импортозамещения, но одновременно создало питательную среду для компаний-спекулянтов, использующих маркетинговую шумиху вместо инженерии. Однако конкурентное преимущество в долгосрочной перспективе останется не за теми, кто громче обещает, а за теми, кто может доказать эффективность своих решений на реальных данных и реальном оборудовании. Неэффективные решения будут отсеиваться, а лучшие практики – тиражироваться. Наиболее устойчивыми окажутся те системы, которые:

- опираются на классические методы анализа (численный математический, статистический) как фундамент;
- используют машинное обучение для решения конкретных, а не гипотетических задач;
- дают заказчику прозрачный и интерпретируемый прогноз, а не «чёрный ящик».

Скорее всего, тенденциями ближайших лет в развитии систем предиктивной диагностики будут:

- консолидация вокруг гибридных архитектур: Rule-Based + Trend-Based + Anomaly Detector + RUL (где это возможно) станут обязательным минимумом для промышленных систем предиктивной диагностики;
- развитие открытых экосистем: проприетарные решения будут проигрывать тем, кто интегрируется с современным open-source стеком (Polars, Grafana, timescaleDB и т.д.);
- применение генеративного ИИ: специализированные чат-боты (как «AI-ассистент инженера-диагноста» от «Сбера», ЦРТ и «Сибура») на основе больших языковых моделей (LLM – Large Language Model) станут значительным конкурентным преимуществом в системах предиктивной диагностики;
- интеграция человеческого фактора в управление надёжностью: системы, учитывающие человеческий фактор (как Sdisol PAD с оценкой эффективности смен), получат дополнительное преимущество.

В конечном счёте, качественная предиктивная диагностика – это не просто снижение аварийности и оптимизация ТОиР. Это новая культура управления надёжностью, где данные, технологии и специалисты работают как единое целое. И эта культура – уже реальность для тех, кто готов разбираться, а не просто верить рекламным буклетам. На сегодняшний день на рынке предиктивной диагностики все участники (за исключением «Яндекса» и «Сбера») пытаются создать свою систему предиктивной диагностики самостоятельно, без привлечения сторонних компетенций. На этом фоне особенно показателен совместный проект «Сбера», ЦРТ и «Сибура» – «AI-ассистент инженера-диагноста», который является примером симбиоза, а не конкуренции между IT-компетенциями и инженерной школой.

В идеальном будущем роли участников рынка предиктивной диагностики могут разделиться:

- промышленные предприятия могут стать одновременно поставщиками данных и конечными заказчиками прогнозов – они будут предоставлять массивы телеметрии и формулировать требования к результатам;
- крупные IT-вендоры обеспечат инфраструктуру: платформы для хранения, обработки и визуализации данных и инструменты для машинного обучения;
- технологические последователи, в свою очередь, на основе этих платформ и данных будут строить системы предиктивной диагностики – от пороговых фильтров до детекторов аномалий и прогнозов остаточного ресурса.

Пример схемы предиктивной диагностики, организованной как симбиоз

между промышленными предприятием, IT-вендором и технологическим последователем, представлен на рис. 4.

Предприятия получают возможность выбирать наиболее эффективные решения, сравнивая их на единых данных.

Показательным примером эффективной модели взаимодействия заказчика, платформы и разработчиков служит эксперимент Департамента здравоохранения Москвы по внедрению искусственного интеллекта в медицину. Суть проекта заключалась в том, что разработчики ИИ-сервисов для анализа медицинских изображений (маммограмм, КТ, флюорографий) получили доступ к Единому радиологическому информационному сервису (ЕРИС) – реальной операционной среде московских поликлиник и больниц. Их алгоритмы не тестировались в изолированных лабораториях, а непосредственно помогали врачам в повседневной работе, обрабатывая реальные клинические данные. Департамент здравоохранения оценивал результаты по объективным критериям: точность диагностики, снижение нагрузки на врачей, скорость обработки. На основании этих данных распределялись гранты. В эксперименте участвовали десятки компаний, в том числе «Айра Лабс», «Медицинские скрининг-системы», «Платформа Третье мнение», «СиВижн-Лаб», «Интел Диагностик» и другие. За несколько лет были представлены сотни ИИ-сервисов, а объём обработанных клинических данных стал одним из крупнейших в мире. Этот эксперимент доказал жизнеспособность модели, при которой заказчик (в данном случае – город в лице Департамента здравоохранения) предоставляет единую платформу и данные, а разработчики соревнуются за качество решений. Победители получают не только гранты, но и возможность дальнейшего внедрения. В случае с промышленной предиктивной диагностикой предприятия становятся и заказчиками, и поставщиками данных, IT-гиганты предоставляют платформы, а технологические последователи соревнуются за точность прогнозов на единых данных.

Литература

1. «Process Diagnosis System (PDS) – A 30 Year History». URL: https://eil.mie.utoronto.ca/wp-content/uploads/2015/06/thompson-iaai2015.pdf.
2. «СИБУР внедряет в свои процессы нейросетевую модель GigaChat». URL: https://www.sibur.ru/ru/press-center/news-and-press/cibur-vnedryaet-v-svoi-protsessy-neyrosetevuyu-model-gigachat/.
3. «История развития системы предиктивной аналитики ПРАНА». URL: https://prana-system.com/istoriya-razvitiya/.
4. «Промышленный интернет и прогностика спасут энергетику от аварий». URL: https://www.eprussia.ru/epr/326/6554425.htm.
5. «Разработчики ИИ-диагностики получили более 112 млн рублей от ДЗМ». URL: https://vademec.ru/news/2026/04/16/razrabotchiki-ii-diagnostiki-poluchili-bolee-112-mln-rubley-ot-dzm/#modal_fail.
6. «Более трёх миллионов исследований проанализировали рентгенологи с помощью искусственного интеллекта». URL: https://gp214.mos.ru/news/Boleetrekhmillionovissledovaniyproanalizirovalirentgenologispomoshchyuiskusstvennogointellekta/.
7. «Не зависеть от импорта: “Газпромнефть-СМ” создала цифровой сервис предиктивной диагностики промышленного оборудования и техники». URL: https://заводы.рф/publication/ne-zaviset-ot-importa-gazpromneft-sm-sozdala-cifrovoy-servis-prediktivnoy-diagnostiki.
8. «Marathon Oil (PI System)». URL: https://www.tadviser.ru/index.php/Проект:Marathon_Oil_%28PI_System%29.
9. «The data historian’s history told». URL: https://www.controleng.com/the-data-historians-history-told/.



УЧЕБНЫЙ ЦЕНТР
ПРОСОФТ-МОСКВА

SCADA-СИСТЕМЫ

- MasterSCADA 4D. Базовый курс
- Основы работы с программным пакетом ICONICS GENESIS64

ПРОГРАММИРОВАНИЕ ПЛК

- Работа с контроллерами FASTWEL I/O и WAGO I/O в среде CODESYS V2.3
- Интеграция панелей Weintek в АСУ ТП на базе отечественных ПЛК

Возможность разработки индивидуальных учебных программ по требованиям заказчика

ProSoft®

ОФИЦИАЛЬНЫЙ ДИСТРИБЬЮТОР

(495) 234-0636
INFO@PROSOFT.RU

WWW.PROSOFT.RU

Реклама