

АНАЛИЗ СБОЕВ В НЕПРЕРЫВНЫХ ПРОЦЕССАХ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

ХИРОАКИ КАНОКОГИ (HIROAKI KANOKOGI)
ПЕРЕВОД: ВЛАДИМИР РЕНТЮК

Когда другие методы бессильны и терпят неудачу, искусственный интеллект становится важным инструментом, незаменимым при поиске источников проблем и их решении. В нефтегазовой отрасли промышленности возможность выявить и устранить причину сбоев может уберечь предприятия от очень крупных потерь.

Для выполнения своих производственных планов и достижения финансовых целей нефтеперерабатывающие и нефтехимические заводы должны работать непрерывно. Обычно это длится годами. Следовательно, внештатные ситуации, которые могут неожиданно прервать производство или ухудшить качество продукции, становятся достаточно неприятной проблемой, и, соответственно, таких незапланированных простоев необходимо всячески избегать. Сбои могут быть связаны с отказом того или иного оборудования, например выходом из строя двигателя из-за пробоя изоляции или перегорания обмотки статора, либо могут возникать из-за тех или иных проблем, связанных с самим технологическим процессом, которые операторы не в силах вовремя предвидеть и заранее оперативно устранить.

Соответственно, руководители предприятий ищут способы, как заранее определить момент возникновения подобной проблемы и предпринять меры по ее локализации и устранению прежде, чем она перерастет в незапланированный простой и связанные с ним убытки. Что касается оборудования, то назревающие проблемы могут быть обнаружены с помощью основных диагностических датчиков, таких как мониторы шума и вибрации подшипников, способные предупредить специалистов отдела обслуживания о приближении некоего критического уровня.

Однако проблемы непосредственно самого процесса часто более тонкие, но при этом они могут

быть столь же разрушительными. Это мы и обсудим в статье, причем на двух весьма наглядных примерах. В ситуациях, предложенных к рассмотрению, проблемы связаны с тем, что некоторая переменная процесса начинает не явно перемещаться в опасную зону и зачастую до критического момента не может быть обнаружена системой автоматизации. Это оставляет операторам минимум возможности определять и быстро выполнять корректирующие действия.

Однако возникает вполне очевидный вопрос: а было ли что-то в производственных данных еще до возникновения инцидента, что указывало бы на такое развитие ситуации? Операторы и инженеры-технологи могут часами изучать данные в поисках подсказок, а потом восклицать: «Ну вот же оно, как же мы сразу-то не заметили!» Эта ситуация напоминает житейский анекдот: «Если бы я был такой умный сейчас, как моя жена потом...» Сказанное и необходимость заблаговременно обнаруживать возможные проблемы, возникающие в ходе процесса, подтолкнули специалистов по анализу к поиску новых технологий для их устранения.

ПОМОЩЬ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

В наши дни искусственный интеллект (ИИ) становится темой многих дискуссий с множеством предложений о том, что это такое, и к чему может привести его использование, и как при контролируемом приме-

нии он может улучшить производство в будущем. Однако будущее — это, несомненно, хорошо, и с этим никто не спорит, но что уже сейчас может делать ИИ для решения существующих проблем, которые будут описаны ниже в качестве примеров?

Сегодня в еще обычной для большинства предприятий ситуации операторы, для того чтобы видеть общее состояние процесса, полагаются на систему автоматизации. В соответствии с первоначальным замыслом, это должно помочь им определить самые первые признаки развития аномалий, понять их причину и принять необходимые меры, чтобы не допустить перерастания единичных сбоев в крупную аварию. Однако на самом деле система автоматизации показывает операторам лишь более-менее широкий набор переменных процесса, предоставляя возможность уже им самим наилучшим образом интерпретировать отклонения. При этом в случае возникновения проблемы операторы должны отреагировать на угрозу быстро и однозначным образом, чтобы предотвратить инцидент. Так что в действительности предприятиям нужна система, способная не просто указывать на состояние процесса, но и определять, на каком из датчиков следует сосредоточить внимание при возникновении той или иной ошибки в ходе процесса.

По своей природе ИИ может быстро анализировать большие массивы данных, определять основные факторы, способствующие возникновению нештатных ситуаций, и указать конкретные датчики,

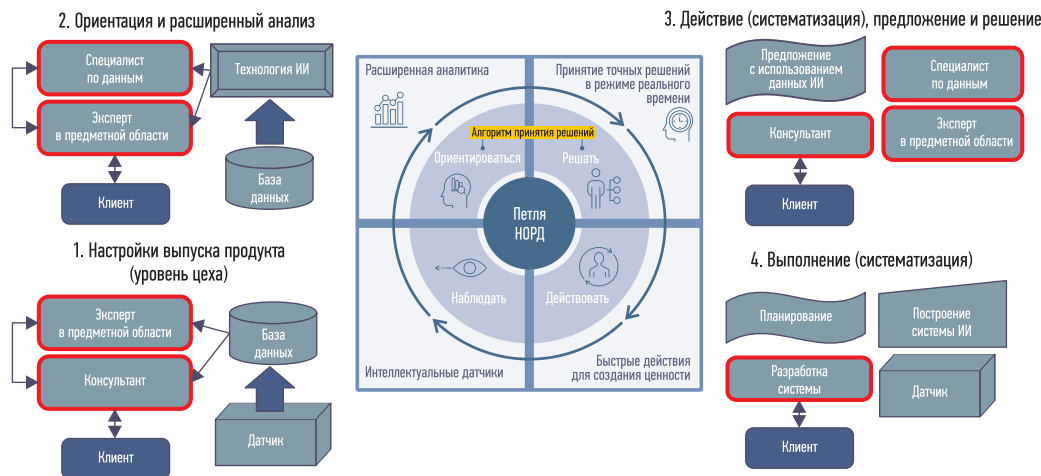


РИС. 1. ◀ Цикл НОРД требует постоянной переоценки предыдущих усилий по анализу. Изображение предоставлено корпорацией Yokogawa Electric Corporation

выявляющие начальную причину их возникновения. Это позволяет операторам, решающим конкретную проблему, сосредоточиться на небольшом количестве управляемых элементов, а не пытаться иметь дело с множеством датчиков и данных, большинство из которых с непосредственной проблемой никак не связаны.

Этот процесс анализа и принятия решения начинается с того, что операторы определяют конкретную проблему. Затем уже специалисты по обработке данных, которые создают систему, включающую модель обучения (рис. 1), сотрудничают с экспертами в узкой предметной области, а именно с инженерами-технологами. Эта комбинация искусственного и человеческого интеллекта, назовем ее «AI + HI» (AI — Artificial Intellect, «искусственный интеллект», и HI — Human Intellect, «человеческий интеллект»), в виде эффективной процедуры принятия решений работает с циклом НОРД (OODA — Observe-Orient-Decide-Act, «наблюдение, ориентация, решение, действие»)¹ и в общем виде может быть представлена как:

1. Наблюдение (Observation) — процесс преобразования изменений во внешней и внутренней (элементы обратной связи) среде в форму сигналов-данных, использующихся в дальнейшем. Например, измерение параметров процесса с помощью интеллектуальных датчиков.
2. Ориентация (Orientation) — процесс оценки данных в соответствии с контекстом, наделение

данных смыслом, то есть расширенная аналитика.

3. Решение (Decision) — этап, подразумевающий выбор альтернатив и планов на основе, разработанной на этапе ориентации. То есть осознанное принятие решений в режиме реального времени.
4. Действие (Action) — процесс воздействия, на этом этапе происходит реализация конкретного разработанного плана, по сути, это некие гибкие действия, которые имеют ценность в виде предотвращения развития проблемы в конкретной ситуации.

А теперь рассмотрим показанные на рис. 1 этапы уже применительно к нашей теме:

1. Наблюдение включает выявление проблемы и постановку цели, определяемой как состояние процесса, в котором проблема будет решена. Это требует сужения данных о процессе и информации о техническом обслуживании, необходимых для анализа, а затем преобразования проблемы в конкретные задачи для постановки проблем.
2. Ориентация определяет, в каком направлении идет анализ для решения поставленных задач. Ориентация сочетает технологию искусственного интеллекта, знания предметной области и личный опыт специалистов по данным, с которыми можно работать и проводить анализ.
3. Решение исследует, какие действия подсказывают результаты анализа. Если направления кажутся

отклоняющимися по касательной, персонал предприятия возвращается к первому шагу и проверяет, правильно ли определена проблема. В итоге на этом этапе участники принятия решений должны договориться о том, реализовывать данный план действий или нет.

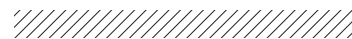
4. Действие приводит в действие согласованный план. Этот этап может включать добавление таких возможностей, как периферийные компьютеры, облачные вычисления и хранилище данных. Если окажется необходимым пересмотреть задачи, персонал предприятия должен вернуться к первому шагу и пересмотреть общий подход.

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Один из производителей этилена связался с корпорацией Yokogawa Electric Corporation (далее — корпорация Yokogawa) и попросил помощи в решении постоянно повторяющихся проблем, связанных с технологическим процессом. Работая с внутренней командой компании по решению проблем, все участники, чтобы ознакомиться с методологией и понять, как будет развиваться проект, провели семинар.

При совместной работе команда, на основе показателей от сотен датчи-

¹ Цикл НОРД — концепция, разработанная в 1995 году специалистом по военной стратегии полковником ВВС США Джоном Бойдом (John Boyd), также известна как «петля Бойда». НОРД — это кибернетический самовоспроизводящийся и саморегулирующийся цикл, который имеет в своей структуре четыре процесса и предполагает многократное повторение пяти действий посредством обратной связи. Согласно Бойду, любые процессы, соответствующие реальности, действуют в непрерывном цикле, постоянно взаимодействуют с окружающей средой и учитывают ее постоянные изменения. — Прим. пер.



ков, определила возможные причины каждой из перечисленных проблем. Параметры от датчиков использовались для мониторинга рабочего состояния оборудования и создания модели искусственного интеллекта, направленной на обнаружение аномалий в оборудовании и понимания общей картины происходящего на данном предприятии. Эта методика применялась к восьми проектам, мы рассмотрим два из них.

Случай 1. Реактор для производства бензола

Суть процесса заключается в том, что этиленовая установка производит крекинг-бензин, который превращается в бензол путем добавления водорода в реактор с катализатором. Такое решение достаточно экологически чистое, поскольку не приводит к загрязнению окружающей среды. Однако для поддержания стабильной реакции в соответствии с исходными компонентами необходимо регулировать подачу водорода и контролировать необходимую температуру реакции.

Проблема заключается еще и в том, что катализатор — это химическое вещество, ускоряющее реакцию, но не расходующееся в процессе реакции, из-за наличия тех или иных примесей оно постепенно загрязняется или даже портится, что приводит к снижению его каталитических характеристик. Однако, поскольку нет метода количественной оценки активности, катализаторы периодически активируются или заменяются по графику, основанному на времени фактического использования, или через определенные

календарные промежутки времени. Это означает, что некоторые катализаторы заменяются, даже если они все еще находятся в рабочем состоянии, что требует затрат на дополнительное обслуживание реакторной установки.

И наоборот, неожиданно быстрый износ катализатора перед заменой вызывает увеличение уровней примесей, что приводит к появлению бракованного продукта, который не может быть реализован. Это создает несколько серьезных проблем:

- снижение прибыли из-за недопоставок конечного продукта;
- убытки из-за потери сырья;
- повышенная себестоимость из-за утилизации брака;
- отключение оборудования для аварийного обслуживания и его непроизводительный простой.

На этапе, который в соответствии с циклом НОРД назван «наблюдение», команда пришла к выводу, что операторам нужны ключевые показатели эффективности для активности катализатора, потому что без них нельзя сказать, когда необходимо заменить катализатор, чтобы не допустить возникновения дорогостоящих производственных проблем. Эти знания позволяют оптимизировать техническое обслуживание и избежать брака и потерь продукции.

На этапе, названном «ориентация», командой изучались производственные данные за предыдущие два года, в течение которых произошло три смены катализатора: две в соответствии с обычным графиком и одна экстренная замена из-за возникновения производственных проблем.

Данные процесса во время стабильной работы и время непосредственно перед аварийным обслуживанием стали обучающими данными и были проанализированы ИИ для создания обучающей модели, которая затем была применена к данным. В результате удалось получить индекс состояния катализатора, сформированный на основе синтеза нескольких измеренных переменных процесса, определенных с помощью анализа ИИ, который стал тем самым ключевым показателем эффективности, необходимым операторам.

Когда данные за два года были проанализированы с помощью полученного индекса (рис. 2), стало ясно, что состояние катализатора можно определить и решить, когда его следует заменить, до начала появления бракованного продукта.

Теперь определены и этапы принятия решения, и действия. Операторы имеют возможность следить за индексом состояния катализатора в режиме реального времени и планировать замену катализатора в зависимости от его текущего состояния, а не по графику плановой замены или из-за появления бракованной продукции. Новый подход приводит к максимальному сроку службы катализатора и позволяет избежать брака и аварийных остановок реакторного оборудования.

Случай 2. Градирня печи крекинга

На заводах по производству этилена этан, лигроин и другое сырье нагревают в крекинг-печи. Чтобы предотвратить чрезмерное растрескивание, горячий газ перемещается в градирню, где его поток, для снижения температуры максимум до +35 °С, распыляется холодная вода. Нагретая вода направляется в теплообменники на заводе и в конечном итоге рециркулируется.

В теплое время года градирня как будто теряет мощность, из-за чего операторам было сложнее поддерживать управление процессом. Реакция крекинга продолжалась и препятствовала разделению желаемых фракций, вызывая ухудшение качества продукта и уменьшение выхода. В течение нескольких лет эта ситуация, пусть и неохотно, воспринималась как неизбежный сезонный эффект, по крайней мере до тех пор, пока проблема неожиданно не исчезла

РИС. 2. ► График индекса состояния катализатора показывает, когда износ достигает точек, при которых качество продукта недопустимо ухудшается. Точки показаны красными стрелками, а серые полосы на рисунке показывают моменты времени, в которые процесс синтеза бензола останавливался для замены катализатора. Изображение предоставлено корпорацией Yokogawa Electric Corporation



летом 2019 года. Не было очевидных климатических причин, а потому команда инженеров хотела выяснить, что изменилось, как решить эту проблему и какие принять меры, чтобы ее больше никогда не было.

На этапе «наблюдения» была поставлена цель, состоящая из двух частей: по заводским данным установить индикатор рабочего состояния, вызывающего потерю эффективности охлаждения, и определить параметр, тесно связанный с повышением температуры. Команда исходила из того, что, изменяя этот параметр, операторы могут улучшить работу градирни.

На этапе «ориентация» изучались данные за предыдущие два года, 2018 и 2019 гг. (графики на рис. 3), когда температура газа в градирне повышалась и когда оставалась неизменной. Что бы ни случилось в 2019 г., проблема была решена, но никто не смог точно определить, как именно, и найти конкретное изменение, которое невольно имело место в технологическом процессе.

Анализ, проведенный ИИ и использованный для построения обучающей модели, предложил несколько возможных параметров, включая температуру градирни и расход охлаждающей воды. Он показал, что эти параметры влияют на температуру и выход теплообменника, примыкающего к градирне, и оба они тесно связаны с температурой в градирне.

Модель обучения создала индекс, способный прогнозировать эффективность градирни. Это был синтез переменных процесса как до, так и после самой градирни. Чем выше был индекс, тем меньше вероятность возникновения условий, вызывающих потерю охлаждающей способности и проблемы с продуктом. Приятный сюрприз — улучшенный контроль температуры, испытанный летом 2019 г., стал применяться уже на постоянной основе.

Точно понять, что такое ИИ и что он может делать, трудно, поскольку он принимает множество форм. В непрерывном производстве это может помочь решить многие проблемы, потому что ИИ — это не только технология, но и методология, требующая взаимодействия между человеческим (HI) и искусственным (AI) интеллектом, как было наглядно показано в приведенных в статье примерах. Здесь ИИ становится инструментом

для расширения интеллектуальных возможностей человека, но только после того, как инженеры определяют коренные проблемы, которые необходимо решить уже искусственному интеллекту.

БУДУЩЕЕ

Сегодня ИИ в отраслях промышленности, где существует непрерывное производство, в большинстве случаев ограничивается анализом, а не является основным методом управления процессами в реальном времени. Однако ситуация все же меняется. Корпорация Yokogawa и ряд других компаний приняли участие в экспериментах по замене традиционных стратегий управления на основе контура ПИД-регулирования единой комплексной системой искусственного интеллекта, способной научиться оптимизировать управление отдельным технологическим блоком или даже целым нефтеперерабатывающим заводом. В конце концов, если методы искусственного интеллекта могут управлять беспилотным автомобилем, ровером на Марсе или аппаратом с посадкой на астероид в далеком космосе, то почему, например, не использовать его возможности

по управлению заводом по производству этилена?

А ответ здесь прост, и ответ единственный: может и будет. Для продвижения к цели корпорация Yokogawa представила машинное обучение как практическую технологию для непрерывного производства и, используя полученные результаты, накапливает примеры приложений не только в лабораторных условиях, но и на реальных объектах. Естественно, это требует разработки технологий, обеспечивающих безопасность и универсальность и предоставляющих такие возможности, как:

- безопасные методы обучения;
- гарантированная устойчивость к воздействиям и способность справляться с помехами;
- быстрая реакция на изменение уставок;
- непрерывное онлайн-обучение;
- применимость и возможность переноса моделей на несколько объектов.

Целью является создание системы управления на основе искусственного интеллекта, способной быстро и эффективно решать задачи, повышая производительность процессов и улучшая работу предприятия в целом. ●

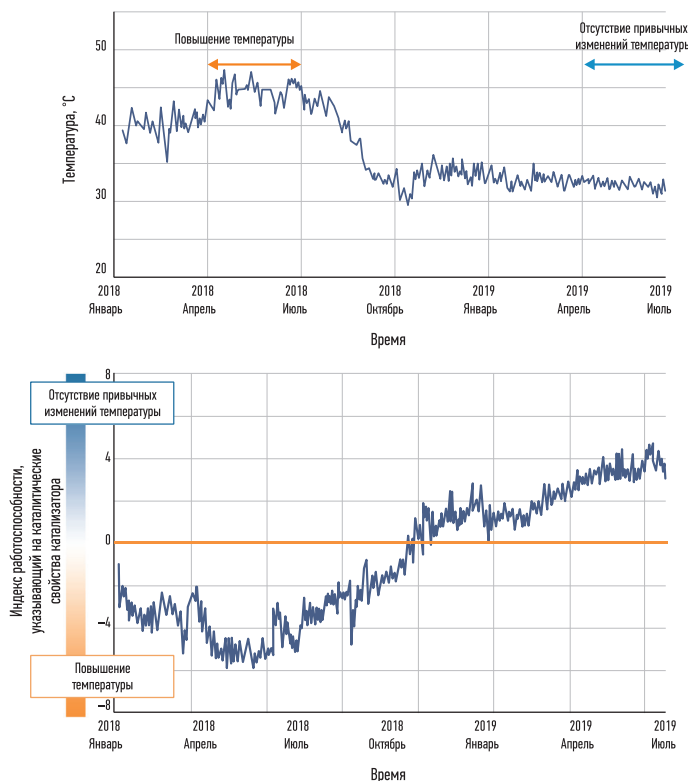


РИС. 3. Фактические данные процесса (верхний график) показывают потерю контроля в 2018 г. Созданный индекс (нижний график) показывает, как операторы теперь могут контролировать параметры, чтобы избежать потери холодопроизводительности градирни. Изображение предоставлено корпорацией Yokogawa Electric Corporation