



Использование машинного обучения при диагностике КИП и динамического оборудования

Виталий Усенко, Николай Лунцев

Современный мир переживает бум развития технологий искусственного интеллекта, помимо чат-ботов, сервисов генерации изображений и т.п. Искусственный интеллект (ИИ) применяется в беспилотных автомобилях, которые уже сейчас ездят по дорогам общего пользования. Это пример того, как ИИ управляет техническим средством, а именно, считывает данные с лидаров и видеокамер и т.п., анализирует их и формирует команды для задания направления и скорости движения автомобиля. На первый взгляд, это мало чем принципиально отличается от управления технологическим оборудованием на промышленных предприятиях. Почему же в современных АСУ ТП не применяют ИИ для формирования управляющих воздействий на исполнительные механизмы?

Введение

Причина, по которой в современных АСУ ТП по старинке используют чётко сформулированные алгоритмы управления и защиты, сводится к двум тезисам.

- **Простота и понятность:** инженер-технолог может чётко описать допустимые режимы работы оборудования и законы регулирования. Эксплуатирующий персонал в любой момент может проверить соответствие поведения системы управления описанным алгоритмам. Если же температура на реакторе растёт, а нейросеть странным образом добавляет топлива, никто не сможет объяснить это решение.
- **Предсказуемость и надёжность:** поведение классической системы управления детерминировано. В критических системах предсказуемость важнее, чем потенциально более высокая, но непрозрачная эффективность. Невозможно математически доказать, что нейросеть будет стабильна при всех возможных состояниях системы, особенно тех, на которых нейросеть не обучалась. Её поведение на граничных условиях непредсказуемо. Сбой в классической

системе управления достаточно легко локализовать и исправить.

Почему тогда управление беспилотным автомобилем с помощью принципов одного только чётко сформулированного алгоритма невозможно? Всё дело в принципиальной отличии замкнутой линейной системы (такой как технологический процесс) от сложной и непредсказуемой среды (такой как дорога).

- **Принципиально разные задачи:** в отличие от АСУ ТП, задача автопилота не просто держать скорость или расстояние. Это комплексная задача навигации, предсказания и принятия решений в хаотичной, быстро меняющейся среде с десятками постоянно движущихся объектов (машин, пешеходов), меняющимися условиями движения (знаки, разметка, светофоры) и непредсказуемыми событиями.
- **Множество целей и необходимость прогнозирования:** поведение автопилота определяется не одной, а сотней одновременно действующих целей и ограничений:
 - безопасность: избежать столкновения;

- комфорт: обеспечить плавность хода, без резких ускорений и торможений;
- правила: обеспечить соблюдение ПДД;
- эффективность: построить и следовать оптимальным маршрутом;
- предсказание: предвидеть намерения пешехода (он остановится или побежит) и поведение других водителей.

И всё же классические алгоритмы управления, такие как ПИД-регулирование, используются в беспилотных автомобилях, но как часть вспомогательных, низкоуровневых систем.

- **Адаптивный круиз-контроль (ACC):** поддерживает заданную ИИ скорость и безопасную дистанцию до впереди идущего автомобиля. Здесь ПИД-регулятор идеально подходит – его задача плавно управлять газом и тормозом, чтобы минимизировать «ошибку» (разницу между желаемой и текущей дистанцией).
- **Система удержания в полосе (LKA):** не даёт машине съехать с полосы. Здесь ПИД-регулятор осуществляет рулевое управление, где «ошибка» – это отклонение от центра полосы.

Беспилотные автомобили – это отличный пример совместного применения ИИ и ПИД-регулирования.

Несмотря на отсутствие в настоящий момент массового применения ИИ в управлении технологическими процессами, всё же можно обозначить следующие системы, в которых уже успешно применяется ИИ.

- **Система предиктивной аналитики технического состояния оборудования**, где ИИ предсказывает, когда оборудование (насос, двигатель, компрессор и т.д.) выйдет из строя, анализируя массив данных, поступающих от средств измерения.
- **Система Поддержки Принятия Решений (СППР)**, где ИИ, анализируя массив данных, поступающих от измерительных приборов, формирует рекомендации для эксплуатирующего персонала (например, рекомендуемые значения заданий режимов технологического оборудования, которые способствуют достижению более эффективных режимов работы с меньшими рисками аварий). При этом непосредственно задания СППР не передаёт, как и любые управляющие воздействия на исполнительные механизмы.
- **Система Улучшенного Управления Технологическими Процессами (СУУТП)**: в которых ИИ, как и в СППР, анализирует массив данных, поступающих от средств измерения, но уже непосредственно сама СУУТП меняет задания режимов работы в АСУ ТП.

Интерес к этим системам с каждым годом возрастает. Очевидно, что в будущем в промышленности ожидается постепенное увеличение доли систем управления с ИИ. При этом ИИ не будет заменять простые и надёжные инструменты, такие как ПИД-регуляторы, а будет их дополнять, обеспечивая более точное и эффективное управление технологическим процессом, беря на себя стратегические и аналитические функции, но не непосредственное управление исполнительными механизмами.

Постановка задачи

В этой статье, как и в предыдущей, будет рассматриваться компрессорная установка. Однако на этот раз анализу подвергнутся значения контролируемых параметров, участвующих в антипомпажном регулировании.

Задача, которую поставил нам заказчик, заключалась в выявлении недостоверных значений контролируемых па-

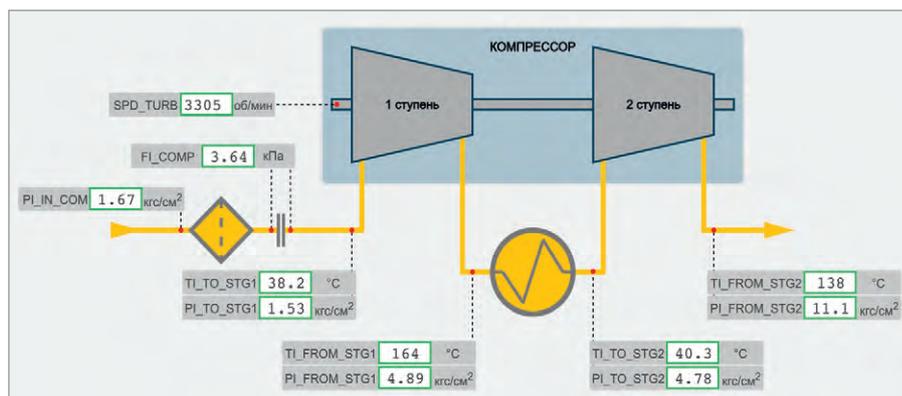


Рис. 1. Мнемосхема компрессорной установки

раметров, которые могут быть вызваны неисправностью как самих средств измерения, так и соответствующих измерительных каналов.

В прошлом эксплуатирующий персонал столкнулся с ситуацией, когда из-за недостоверных значений одного из параметров, участвующих в антипомпажном регулировании, компрессор вышел на режим работы в зоне помпажа. Фактически эта задача сводится к предиктивному анализу контролируемых параметров технологического процесса.

В классических системах чаще всего недостоверность параметров определяется по следующим признакам: выход за диапазон, скорость изменения значения параметра, заморозка значения. Данные методы не позволяют диагностировать недостоверность параметра в случае его плавного искажения в небольшом соотношении с истинным значением. Но даже такие небольшие искажения могут привести к неверным действиям системы управления. При этом для технологов не представляется возможным описать зависимости диапазонов значений каждого параметра для каждого состояния объекта управления.

В рамках данной статьи мы будем рассматривать абстрактную компрессорную установку, состоящую из двух ступеней центробежного компрессора, установленных на одном валу, между которыми предусмотрен теплообменник для охлаждения компримируемой среды. Непосредственно перед компрессором предусмотрен фильтр, после которого установлена сужающая диафрагма для измерения расхода газа по перепаду давления.

На всасе и нагнетании каждой ступени компрессора предусмотрено измерение давления и температуры компримируемого газа. Также предусмот-

рено измерение частоты вращения вала компрессора.

На рис. 1 изображена мнемосхема вышеуказанной компрессорной установки.

Одним из требований заказчика было использование программных средств из «Единого реестра российских программ для электронных вычислительных машин и баз данных». Поэтому было принято решение использовать программный комплекс «Система Поддержки Принятия Решений с функциями предиктивного анализа Sdisol PAD» (далее по тексту – СППР Sdisol PAD).

Предварительный анализ

Решением нашей задачи могло бы быть аналитическое моделирование процесса компримирования газа конкретно для нашего компрессора. Для этого нам потребовалось бы привлечь физиков, технологов и других специалистов, досконально представляющих протекающие процессы, чтобы увязать все контролируемые параметры в одну модель, корректно функционирующую для любого возможного режима работы нашей компрессорной установки. Теоретически такой подход возможен, но крайне ресурсоёмок и нецелесообразен для единичного специфического оборудования.

Помимо аналитического моделирования, можно было бы прибегнуть к анализу корреляционных связей, и для решения поставленной задачи контролировать значения корреляционных отклонений для каждой возможной пары из заданной группы параметров (в предыдущей статье «Численный и математический анализ при диагностике динамического оборудования» приводились примеры того, как это можно реализовать). Однако такой подход не позволяет среагировать на искажения значений параметров в диапазоне 1–5%. Более того, не все контроли-

| Переменные | Коэффициент Пирсона ▼ | Коэффициент Спирмена | Коэффициент Кендалла |
|--------------------------------|-----------------------|----------------------|-----------------------|
| PI_FROM_STG1 PI_TO_STG1 | 0.9812276457176412 | 0.9800473135520417 | 0.8856807483277863 |
| TI_FROM_STG1 TI_TO_STG1 | 0.9359981970382294 | 0.9409936244569659 | 0.8043163284961098 |
| FI_COMP PI_FROM_STG1 | 0.8140796067740348 | 0.8029971514549733 | 0.6074908755791494 |
| SC404.SPD_TURB TI_FROM_STG1 | 0.7815951303780568 | 0.67544446611320404 | 0.49725611186126883 |
| FI_COMP PI_TO_STG1 | 0.7779792209517136 | 0.7810861740091376 | 0.5875196335202328 |
| SC404.SPD_TURB TI_TO_STG1 | 0.5410266194172801 | 0.46797050805776125 | 0.31695961478077106 |
| FI_COMP SC404.SPD_TURB | 0.38324936388492437 | 0.3127510853545774 | 0.21370676194535773 |
| PI_FROM_STG1 SC404.SPD_TURB | 0.306367007523413 | 0.2773398228632686 | 0.18086464765029314 |
| FI_COMP TI_TO_STG1 | -0.2094720693207851 | -0.2797019987781258 | -0.20985649866951137 |
| PI_TO_STG1 SC404.SPD_TURB | 0.2000719969221679 | 0.18981704583797993 | 0.12125503831607853 |
| PI_FROM_STG1 TI_TO_STG1 | -0.17718254499134448 | -0.20383984905137273 | -0.1480206289791237 |
| PI_TO_STG1 TI_TO_STG1 | -0.16659970283203845 | -0.20495779643919 | -0.14240094892107266 |
| PI_TO_STG1 TI_FROM_STG1 | -0.10953618116243695 | -0.10130091047861346 | -0.07328663968430196 |
| PI_FROM_STG1 TI_FROM_STG1 | -0.0687891966668469 | -0.0764902803420168 | -0.06281655789069716 |
| FI_COMP TI_FROM_STG1 | 0.06321421399191954 | -0.06325528451234494 | -0.057690964817558546 |

Рис. 2. Коэффициенты корреляции параметров 1-й ступени компрессора

руемые параметры обладают корреляционной связью друг с другом. В этом можно убедиться, воспользовавшись встроенной в СИПР Sdisol PAD функцией расчёта коэффициентов корреляции. Для простоты рассмотрим параметры только по 1-й ступени компрессора:

- расход через компрессор (FI_COMP);
- частота вращения вала компрессора (SPD_TURB);
- давление на всасе 1-й ступени (PI_TO_STG1);
- давление на нагнетании 1-й ступени (PI_FROM_STG1);
- температура на всасе 1-й ступени (TI_TO_STG1);
- температура на нагнетании 1-й ступени (TI_FROM_STG1).

На рис. 2 представлены результаты расчёта трёх коэффициентов корреляции: Пирсона, Спирмена, Кендалла для каждой комбинации пар, образованной вышеуказанными параметрами.

Видно, что значительной корреляционной связью обладают либо одноименные параметры, либо пары параметров, в которых присутствует частота вращения вала компрессора или расход через компрессор.

Но ведь очевидно, что чем сильнее газ сжимается, тем сильнее он должен нагреваться, а значит, отношение дав-

лений на нагнетании и всасе (степень сжатия) должно обладать сильной корреляцией с отношением температур на нагнетании и всасе.

Так и есть, но это не относится к абсолютным значениям давлений и температур на нагнетании и всасе. Компрессор может поднимать давление с одной атмосферы до двух или с двух до четырёх, в обоих случаях степень сжатия будет равна двум, а следовательно, и газ при равном для вышеуказанных случаев значении температуры на всасе будет обладать равными значениями температуры на нагнетании.

Таким образом, анализ корреляционных отклонений между абсолютными значениями давлений и температур на всасе и нагнетании ступеней компрессора не имеет смысла. Можно рассмотреть непрерывный расчёт степени сжатия и отношения температур на всасе и нагнетании, а далее анализировать корреляционные отклонения этих двух расчётных величин. При этом для корреляционного анализа трёх и более параметров, например: степени сжатия, отношения температур, частоты вращения вала компрессора, расхода газа через компрессор – потребуются прибегнуть к многомерному корреляционному анализу, где корреляция

описывается не кривой, образованной значениями двух переменных, а многомерной поверхностью. Однако при применении машинного обучения есть более простые методы выполнить необходимый анализ, их мы и будем использовать.

Выбор стратегии диагностики

Наша задача заключается в выявлении ситуации, когда совокупность значений параметров, участвующих в помпажном регулировании, некорректна, то есть один или несколько параметров имеют значения, которые являются некорректными для текущего режима работы. Сложность заключается в том, что сам режим работы определяется совокупностью значений этих же параметров. Более того, само понятие режима работы в нашем контексте не предполагает какие-либо дискретные состояния, а является непрерывным.

Некорректное значение параметра не обязательно означает его недостоверность. Значение параметра может быть достоверным, однако некорректным для текущей совокупности значений остальных параметров – это означает, что сам текущий режим работы является аномальным. И хоть такая ситуация и выходит за рамки поставленной задачи, нам всё равно необходимо её учитывать. В любом случае указать на такую «ненормальность» эксплуатации является целесообразным.

Выбор стратегии диагностики сводится к определению набора параметров, по которым будет выполняться анализ, а также методов, которые будут использованы при анализе.

В качестве набора параметров для анализа мы будем использовать только те параметры, по которым нам необходимо определять оценку их корректности:

- FI_COMP – расход газа через компрессор;
- SPD_TURB – частота вращения вала компрессора;
- TI_TO_STG1 – температура газа на всасе 1-й ступени компрессора;
- PI_TO_STG1 – давление газа на всасе 1-й ступени компрессора;
- TI_FROM_STG1 – температура газа на нагнетании 1-й ступени компрессора;
- PI_FROM_STG1 – давление газа на нагнетании 1-й ступени компрессора;
- TI_TO_STG2 – температура газа на всасе 2-й ступени компрессора;
- PI_TO_STG2 – давление газа на всасе 2-й ступени компрессора;

- **TI_FROM_STG2** – температура газа на нагнетании 2-й ступени компрессора;
- **PI_FROM_STG2** – давление газа на нагнетании 2-й ступени компрессора.

Методы анализа временных рядов (значений параметров) можно разделить на статические и динамические (не путать со статическими и динамическими моделями машинного обучения, о них ниже). Статические методы используются для оценки состояния системы в конкретный момент времени, данные анализируются как «срез» времени, порядок следования «срезов» игнорируется. Динамические методы предназначены для оценки изменения и развития системы во времени, прогнозирования её будущих состояний. В их математическом описании обязательно присутствует временная составляющая.

Нам будет достаточно статических методов анализа, так как оценивать переходные процессы или прогнозировать будущие значения параметров в рамках поставленной задачи нам не требуется.

По набору из ранее определённых десяти параметров мы будем определять:

- степень аномальности по совокупности значений параметров;
- отклонения значения параметра от ожидаемого (типичного) для текущего режима работы (прогноз значения параметра формируется на основе совокупности значений остальных девяти параметров).

Степень аномальности будет показывать, насколько совокупность значений всех параметров отличается от ожидаемой (типичной) для текущего режима работы. Для этой метрики предусмотрим размерность в процентах, соответственно 0% будет соответствовать полному отсутствию аномалии, а 100% будет соответствовать максимальной аномальности.

Отклонение значения параметра будет показывать, насколько измеренное значение заданного параметра отличается от ожидаемого (типичного) для текущего режима работы. Соответственно, размерность этой метрики будет аналогичной размерности параметра, по которому она определяется.

Так как компрессорная установка состоит из нескольких ступеней, мы можем реализовать две стратегии диагностики.

1. Рассматривать две ступени компрессорной установки как единый объект моделирования.

2. Рассматривать каждую ступень компрессорной установки как независимый объект моделирования.

В первом случае мы получаем единую степень аномальности для всей компрессорной установки, рассчитанную по всем десяти параметрам, участвующим в помпажном регулировании. Также мы получаем 10 метрик отклонений для каждого из контролируемых параметров, участвующих в помпажном регулировании. При этом данная стратегия будет учитывать интенсивность охлаждения газа, проходящего через теплообменник.

Во втором случае мы получаем независимые степени аномальности для каждой ступени компрессора, а также метрики отклонений, рассчитанные по группе из 6 контролируемых параметров соответствующей ступени.

Проверив обе стратегии на исторических данных, предоставленных эксплуатирующей организацией, мы сделали выбор в пользу первой стратегии, так как она оказалась более точной.

Стоит отметить, что для некоторых задач моделирования набор параметров для анализа может быть не ограничен только измеряемыми величинами, но и содержать расчётные метрики, такие как мгновенная скорость изменения параметра, прогнозное время до достижения уставки и т.д. (подробно описанные в предыдущей статье «Численный и математический анализ при диагностике динамического оборудования»). Однако в нашей задаче анализа динамического состояния установки не потребовалось.

Выбор инструментов диагностики

Для статического анализа данных технологических процессов моделями машинного обучения в СППР Sdisol PAD предусмотрены следующие инструменты.

- **Инспектор аномалий** – служит для определения текущей степени аномальности по совокупным значениям взаимосвязанной группы параметров и в своей работе использует модель определения аномалий Isolation Forest или алгоритм кластеризации k-NN.
- **Инспектор отклонений** – служит для прогнозирования значения параметра по совокупным значениям связанной с ним группы параметров и сравнения прогнозного и фактически измеренного значений. Для прогнозирования можно использовать

одну из нескольких регрессионных моделей машинного обучения.

- **Инспектор отказов** – служит для оценки риска возникновения строго определённой неисправности по совокупным значениям взаимосвязанной группы параметров. Может быть использован при наличии значительной базы исторических данных с размеченными однотипными фактами отказа технологического оборудования.

Для решения наших задач мы будем использовать инспектор аномалий и инспектор отклонений.

Ранее мы упомянули о статических и динамических моделях машинного обучения. Они отличаются по способу адаптации к изменениям среды (изменениям объекта).

Статическая модель обучается на одном наборе исторических данных, проходит финальную валидацию и затем развёртывается на объекте заказчика для прогнозирования на новых данных. Такие модели дают предсказуемый результат и не требуют значительных вычислительных ресурсов в процессе эксплуатации. Однако со временем статические модели могут терять качество прогнозирования в случае существенного изменения окружающей их среды (применительно к нашему случаю – оборудование изнашивается и взаимосвязь параметров непрерывно, хоть и достаточно медленно, меняется).

Динамическая модель постоянно обновляется (дообучается) по мере поступления новых данных. Для работы таких моделей требуются значительные вычислительные мощности, так как в процессе работы происходит их постоянное дообучение. К существенным недостаткам динамических моделей можно отнести их непредсказуемость: качество прогнозирования может резко упасть при попадании шума и недостоверных данных в выборку, на которой происходит дообучение модели.

В своих решениях мы используем статические модели машинного обучения, так как они в первую очередь предсказуемы, а также не требуют значительных вычислительных мощностей на инфраструктуре заказчика. При этом при изменении характеристик технологического оборудования (износ, ремонт, модернизация) существует возможность дообучить или переобучить модели, используемые в инспекторах СППР Sdisol PAD, силами представителей разработчика системы

или же персоналом эксплуатирующей организации, прошедшим соответствующее обучение.

Обучение моделей

После определения типов моделей машинного обучения и набора обучающих и целевых технологических параметров важным этапом является подготовка данных для обучения наших моделей. Качество подготовки данных может сильно повлиять на точность прогнозирования обученных моделей.

В процессе сбора и сохранения значений параметров технологического процесса могут происходить следующие моменты: прерывания связи между БД и средствами измерения, ошибки передачи, ошибки записи и чтения БД, неисправности средств измерения и другие. Подобные ситуации приводят к появлению в обучающих данных пустых и заведомо недостоверных значений. Такие значения обычно удаляют или модифицируют, заменяя на некие корректные значения (константные или расчётные). В нашем случае данных для обучения моделей было собрано достаточное количество, так что мы удалили все обнаруженные записи с некорректными значениями.

Кроме действий с некорректными значениями в обучающей выборке полезно проанализировать данные с точки зрения технологического процесса. Совместно с эксплуатирующей органи-

зацией мы решили, что система будет анализировать контрольные параметры и в случае отклонений формировать сигнализацию только на устойчивых режимах работы компрессорной установки. Поэтому из обучающей выборки полезным будет удалить все данные, относящиеся к другим режимам работы установки (пуск, останов, простой и т.п.).

Для определения устоявшегося режима работы мы отталкивались от значений частоты вращения вала компрессора: частота вращения вала находится в рабочем диапазоне, и скорость изменения частоты за последние 5 минут не более заданного околонулевого значения.

После того как мы сформировали обработанную выборку данных, мы приступили к непосредственному обучению и тестированию моделей машинного обучения. Опытным путём на тестовых данных мы получили лучшее качество прогнозирования в инспекторе отклонений с помощью регрессионных моделей, основанных на методе опорных векторов (модели типа LSVR). В инспекторе аномалий модели типа Isolation Forest и k-NN показали одинаковое качество, и был сделан выбор в пользу Isolation Forest из-за меньших требований к вычислительным ресурсам.

После загрузки обученных моделей в систему СППР было проведено комплексное опробование системы. Для этого на вход системы подавались ре-

альные значения параметров с работающей компрессорной установки, при этом последовательно на контролируемые параметры вносились искажения от 0 до 15% от измеренного значения. При появлении небольших искажений система реагировала повышением аномалии и ростом значений отклонений между искажёнными данными на входе и ожидаемыми (типичными для заданного режима работы).

На рис. 3 представлены временные диаграммы значений следующих параметров:

- давления на всасе 2-й ступени компрессора **PI_TO_STG2** (синий цвет);
- ожидаемого значения давления на всасе 2-й ступени компрессора **PI_TO_STG2_expectation** (зелёный цвет);
- отклонения (разности) измеренного и ожидаемого давления на всасе 2-й ступени компрессора **PI_TO_STG2_deviation** (жёлтый цвет);
- степени аномальности **CS404_anomaly** (красный цвет).

Из рисунка видно, что плавное искажение (увеличение) измеренных значений давления приводит к росту соответствующего отклонения и с некоторой задержкой – к росту степени аномальности.

Задержка в росте степени аномальности, а также её плавное снижение при мгновенном возврате искажённого параметра к нормальным значе-

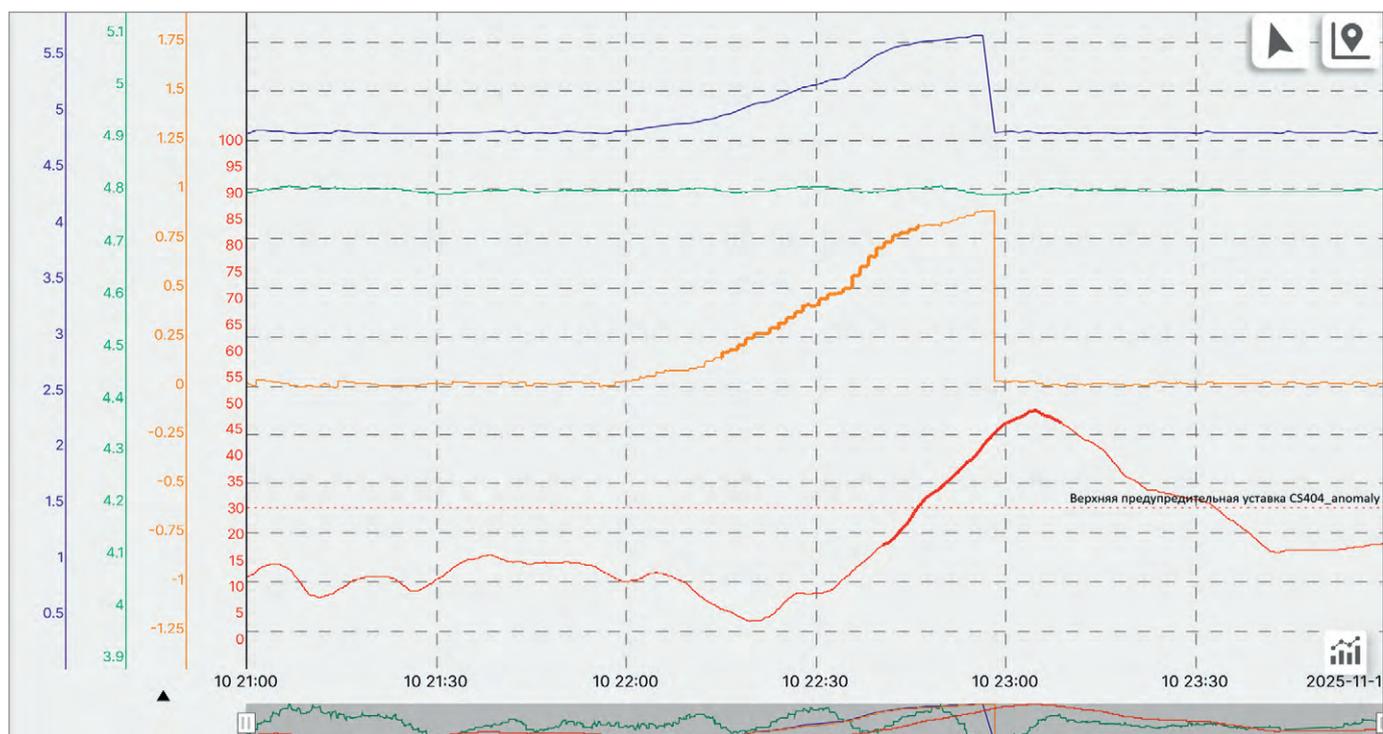


Рис. 3. Временные диаграммы изменения контролируемого параметра его ожидаемого значения, его отклонения и значения степени аномальности

| Дата и время | Сообщение | Класс события | Источник |
|----------------------|---|-------------------|----------|
| 10.10.2024, 23:33:18 | CS404_anomaly. Достигнута верхняя предупредительная уставка | Предупредительное | CS404 |
| 10.10.2024, 23:09:13 | CS404_anomaly. Выявлена тенденция на рост | Прогнозное | CS404 |
| 10.10.2024, 22:45:03 | PI_TO_STG2_deviation. Выявлена тенденция на рост | Прогнозное | CS404 |
| 10.10.2024, 22:42:22 | CS404_anomaly. Достигнута верхняя предупредительная уставка | Прогнозное | CS404 |
| 10.10.2024, 22:39:41 | CS404_anomaly. Выявлена тенденция на рост | Прогнозное | CS404 |
| 10.10.2024, 22:15:26 | PI_TO_STG2_deviation. Выявлена тенденция на рост | Предупредительное | CS404 |

Рис. 4. События, сформированные на основе анализа данных моделями машинного обучения

ниям обусловлена необходимостью усреднения значений аномалии методом скользящего среднего.

Совместно с эксплуатацией мы определили, что значения степени аномальности выше 30% являются поводом для формирования предупредительного сообщения. Также мы определили уставки для значений отклонения по каждому параметру.

Помимо этого мы предусмотрели динамический анализ значений этих параметров, а именно, выявление тенденций их изменения. Это базовая функция анализа данных в СППР Sdisol PAD, она была подробно описана в нашей предыдущей статье «Численный и математический анализ при диагностике динамического оборудования».

На рис. 3 участки графиков отклонения и степени аномальности, выделенные жирной линией, указывают на моменты времени, в которые система сформировала сообщения о наличии тенденции в соответствии с заданной конфигурацией выявления. Сами сообщения представлены на рис. 4.

Заключение

В данной статье описано реальное применение моделей машинного обучения в программном комплексе СППР Sdisol PAD для решения конкретной задачи. Стратегия, выбор типов моделей машинного обучения, а также набор контролируемых параметров, участвующих в решении, зависит от особенностей поставленной задачи. В других задачах лучший результат могут показать другие типы моделей: регрессионные, рекуррентные нейросети и так далее.

В целом же, несмотря на нюансы использования искусственного интеллекта в управлении технологическими объектами, описанные в начале статьи, СППР Sdisol PAD и подобные системы уже активно используются на объектах промышленного сектора и помогают эксплуатационному персоналу своевременно определять и реагировать на изменения в поведении объекта, которые невозможно описать формальными правилами или формулами.

В настоящей статье не описаны генеративные функции, предусмотренные в СППР Sdisol PAD, которые в дополнение к уже описанным возможностям системы позволяют обеспечить взаимодействие с пользователем на более естественном уровне. Кроме формирования чётко определённых сообщений доступны подсказки действий персонала при соответствующих ситуациях, обучение и тестирование персонала. Конечно же, качество таких функций напрямую зависит от объёма технической и эксплуатационной документации, описывающей конкретный технологический объект. Поскольку такая документация зачастую не является общедоступной, важно, что генеративные функции и используемые ими данные размещаются на локальных серверах системы и не выходят за пределы контура эксплуатирующей организации.

Подробнее о генеративных функциях, предусмотренных в СППР Sdisol PAD, мы расскажем в следующих статьях. ●

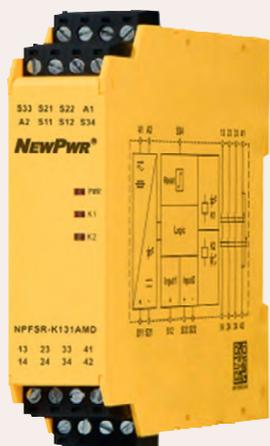
Авторы – представители ООО «СЦР»

НОВОСТИ реклама НОВОСТИ реклама НОВОСТИ реклама

Высоконадёжные реле безопасности серии K от NewPwr

Компания Nanjing New Power Electric Co., Ltd. рада представить линейку высоконадёжных реле безопасности серии K, разработанных специально для надёжной защиты персонала и оборудования в опасных производственных зонах.

Реле безопасности серии K соответствуют требованиям международных стандартов SIL3, подтверждая способность системы минимизировать риск отказа при опасных сбоях, позволяя применять устройства в составе систем управления промышленными установками, прессами, конвейерами, роботизированными комплексами, а также в



нефтегазовой и химической промышленности.

Модельный ряд включает широкий спектр конфигураций, в том числе поддерживающих подключение различных компонентов безопасности, таких как кнопки аварийного останова, защитные ворота, световые завесы, маты безопасности, двуручные выключатели. Архитектура 1oo2 (один из двух) обеспечивает высокую надёжность, гарантирующую выполнение функций безопасности даже при отказе одной цепи.

Все реле серии обладают функциями:

- обнаружения замыканий и повреждений на линии с постоянным отслеживанием целостности цепей, предотвращающим ложные сигналы;

- режимами автоматического и ручного сброса;
- автоматической проверки контактов на правильность открывания и закрывания при каждом цикле включения-выключения.

Применения покрытия типа AgSnO₂ с напылением золота увеличивает срок службы и устойчивость к коррозии, обеспечивая надёжную коммутацию на протяжении всего жизненного цикла устройств.

Реле безопасности серии K могут широко применяться в машиностроении, пищевой промышленности, производстве химикатов и других областях, где требуется высокая степень безопасности персонала и обеспечение непрерывности производственного процесса. ●

