

**Программное обеспечение CyberStudio – платформа для
предиктивной аналитики оборудования и оптимизации режимов
технологических процессов
v 3.20.0**

Методика создания, настройки и тестирования моделей, классификатора дефектов и оптимизатора



Таблица 1.

История изменений

Версия	Дата	Комментарий	Автор
1	07.04.2026	Первая версия документа	Гавриленков С.И.

СОДЕРЖАНИЕ

1	Глоссарий	5
1.1	Используемые термины.....	5
1.2	Используемые сокращения	5
2	Введение.....	6
3	Общие сведения о концепции предиктивной аналитики и оптимизации в CyberStudio 7	
4	Подготовительные работы.....	8
4.1	Анализ журнала неисправностей.....	8
4.2	Анализ и оценка качества исходных данных	9
4.3	Проектирование структуры моделей	10
5	Создание структуры проекта в сервисе дизайна проекта.....	13
5.1	Создание иерархии активов	13
5.2	Создание расчётных объектов	14
5.3	Картирование параметров	14
5.4	Настройка рабочих режимов.....	14
6	Создание и настройка моделей	16
6.1	Выбор типа модели	16
6.2	Настройка гиперпараметров	17
6.3	Настройка рабочих режимов модели	17
6.4	Подготовка данных для обучения	17
6.5	Задание выборок обучения и тестирования	18
6.6	Обучение моделей.....	18
6.7	Оценка качества обучения	18
6.8	Настройка зон индекса состояния	19
6.9	Валидация модели прогонкой.....	19
7	Создание и настройка классификатора дефектов	20
7.1	Принципы формирования правил неисправностей	20
7.2	Типы правил	21
7.3	Настройка событий и сообщений.....	21
7.4	Прогонка неисправностей	22
7.5	Анализ результатов и корректировка.....	22
8	Настройка блоков прогноза	22
8.1	Объекты прогнозирования	23
8.2	Принцип работы прогнозного блока.....	23

8.3	Выбор типа прогнозной модели	23
8.4	Настройка параметров прогноза.....	24
8.5	Решение задачи остаточного ресурса.....	24
9	Оптимизатор	24
9.1	Концепция оптимизатора	25
9.2	Обучение модели для оптимизатора	25
9.3	Настройка оптимизатора	25
9.4	Прогонка оптимизатора.....	26

1 ГЛОССАРИЙ

1.1 ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ ТЕРМИНЫ

Термин	Определение
ПО CyberStudio (Платформа)	Программная платформа, предназначенная для мониторинга технического состояния промышленного оборудования методами предиктивной аналитики и формирования рекомендаций по оптимизации технологического процесса
Дерево проекта	Иерархическая структура активов, отражающая организацию моделируемого оборудования или технологического процесса
Актив	Элемент дерева проекта: сборка или узел
Сборка	Группирующий элемент дерева проекта; может содержать другие сборки и узлы
Узел	Конечный элемент дерева проекта, на уровне которого создаются расчётные объекты
Расчётный объект	Вычислительная единица, создаваемая на уровне узла: модель, неисправность или оптимизатор
Модель (модель исправного состояния)	Расчётный объект, вычисляющий значения диагностических параметров, соответствующие исправному состоянию оборудования
Неисправность	Расчётный объект, содержащий набор экспертных правил для выявления конкретного дефекта на основе результатов расчёта моделей. Совокупность неисправностей, созданных для единицы оборудования, реализует функционал классификации дефектов
Оптимизатор	Расчётный объект, включающий в себя модель исправного состояния и настройки оптимизационного алгоритма; формирует рекомендации по управляющим параметрам технологического процесса
Тег платформы	Именованный временной ряд в БДВР, соответствующий измеряемому или расчётному параметру
Картирование	Установление соответствия между параметрами расчётных объектов и тегами платформы
Входной (режимный) параметр	Параметр модели, характеризующий режим работы оборудования и используемый в качестве входных данных для расчёта
Выходной (диагностический) параметр	Параметр модели, эталонное значение которого рассчитывается моделью; отклонение фактического значения от расчётного является признаком дефекта
Гиперпараметры модели	Настраиваемые параметры конфигурации модели, определяющие её архитектуру и процесс обучения
Рабочий режим	Набор условий, при выполнении которых производится расчёт объекта
Разладка	Разница между фактическим и расчётным значением диагностического параметра
Индекс состояния (ИС)	Количественная оценка степени отклонения оборудования от исправного состояния, рассчитываемая на основе разладок
Зоны ИС	Пороговые значения индекса состояния, определяющие градацию технического состояния оборудования
Правило неисправности	Условие, описывающее признак конкретного дефекта; задаётся по параметрам или в виде критериального выражения
Событие	Предупреждающее сообщение, формируемое при активации неисправности
Обучение модели	Процесс определения внутренних параметров модели на исторических данных исправного оборудования
AutoML	Автоматический подбор гиперпараметров модели с использованием перекрёстной проверки
Прогонка	Расчёт модели, неисправности или оптимизатора на исторических данных для проверки корректности настройки
Декомпозиция	Разбиение оборудования на отдельные узлы, для каждого из которых создаётся свой комплект расчётных объектов

1.2 ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ СОКРАЩЕНИЯ

Сокращение	Расшифровка
АСОДУ	Автоматизированная система оперативно-диспетчерского управления

Сокращение	Расшифровка
БДВР	База данных временных рядов
ЕО	Единица оборудования
ИС	Индекс состояния
ПО	Программное обеспечение
СДП	Сервис дизайна проекта
СИ	Сервис исторический
СМ	Сервис мониторинга
СМод	Сервис моделей
СН	Сервис неисправностей
ССД	Сервис сбора данных
ТМ	Техническое место
ТОиР	Техническое обслуживание и ремонт
AutoML	Автоматический подбор гиперпараметров модели
BNN	Байесовская нейронная сеть (Bayesian Neural Network)
CNN	Свёрточная нейронная сеть (Convolutional Neural Network)
K-MEANS	Кластерная модель
MLP	Многослойный перцептрон (Multilayer Perceptron)
PCR	Регрессия главных компонент (Principal Component Regression)
PHYS	Физико-математическая модель

2 ВВЕДЕНИЕ

ПО CyberStudio — программная платформа, предназначенная для мониторинга технического состояния промышленного оборудования методами предиктивной аналитики и формирования рекомендаций по оптимизации технологического процесса. Платформа обеспечивает сбор данных с промышленных систем управления в режиме реального времени, расчёт значений диагностических параметров, соответствующих исправному состоянию оборудования, выявление отклонений от нормы и классификацию дефектов.

Основу платформы составляют математические модели исправного состояния оборудования. Качество результатов мониторинга и оптимизации непосредственно определяется качеством настройки расчётных объектов — моделей, неисправностей и оптимизаторов. Настройка этих объектов не сводится к выполнению набора операций в пользовательском интерфейсе: она требует понимания физических принципов работы оборудования, обоснованной декомпозиции на узлы, корректного выбора входных и выходных параметров моделей, а также надлежащей подготовки исторических данных для обучения.

Настоящий документ определяет порядок и обоснование создания, настройки и тестирования моделей, неисправностей и оптимизаторов в ПО CyberStudio. Документ охватывает полный цикл работ — от анализа исходных данных и проектирования структуры моделей до проведения прогонок и оценки результатов.

Документ предназначен для инженеров-моделистов, выполняющих настройку ПО CyberStudio, и предполагает знание платформы в объёме руководства пользователя.

Описание пользовательского интерфейса и детальные инструкции по работе с элементами управления сервисов приведены в документе «ПО CyberStudio. Руководство пользователя».

3 ОБЩИЕ СВЕДЕНИЯ О КОНЦЕПЦИИ ПРЕДИКТИВНОЙ АНАЛИТИКИ И ОПТИМИЗАЦИИ В CYBERSTUDIO

ПО CyberStudio реализует мониторинг технического состояния оборудования на основе математических моделей исправного состояния.

Исходными данными для расчётов служат теги платформы — временные ряды, поступающие от промышленных систем управления в режиме реального времени либо загружаемые из ретроспективных источников. При необходимости на основе исходных тегов формируются расчётные (виртуальные) теги по заданным пользователем правилам.

На основе тегов платформы работают модели исправного состояния. Каждая модель принимает на вход набор режимных параметров и рассчитывает эталонные значения диагностических (выходных) параметров — те значения, которые соответствуют исправному состоянию оборудования при данном режиме работы. При исправном оборудовании расчётные значения совпадают с фактическими; при развитии дефекта фактические значения начинают систематически отклоняться от расчётных.

Разница между фактическим и расчётным значением диагностического параметра называется разладкой. На основе разладок рассчитывается индекс состояния (ИС) — количественная оценка степени отклонения оборудования от исправного состояния. ИС вычисляется на уровне отдельных тегов модели, а затем агрегируется на уровне модели в целом.

Классификация дефектов выполняется при помощи расчётных объектов типа «неисправность». Каждая неисправность содержит набор экспертных правил, использующих значения ИС тегов и знак разладки для определения наличия конкретного дефекта. При активации неисправности формируется событие — предупреждающее сообщение с указанием вероятных причин и рекомендаций по дальнейшим действиям.

Для параметров с выраженной монотонной динамикой (например, ИС тегов вибрации или температуры подшипников) предусмотрены прогнозные блоки. Прогнозный блок анализирует накопленные значения прогнозируемого параметра в скользящем окне, экстраполирует их на заданный горизонт и решает задачу остаточного ресурса — определяет время до достижения прогнозируемой величиной заданного предельного значения. При приближении к предельному значению прогнозный блок также формирует событие.

Помимо диагностики, модель исправного состояния используется для оптимизации технологического процесса. В этом случае модель входит в состав оптимизатора — расчётного объекта, объединяющего модель и настройки оптимизационного алгоритма. Оптимизатор формирует рекомендации по изменению управляющих параметров для достижения заданных целевых показателей при соблюдении технологических ограничений.

Таким образом, расчётная цепочка платформы строится по следующему принципу: теги платформы → модели исправного состояния → разладки и ИС → неисправности → события. Параллельно с этой цепочкой прогнозные блоки осуществляют экстраполяцию ИС для оценки остаточного ресурса, а оптимизаторы используют модели для формирования управляющих рекомендаций. События, порождаемые всеми типами расчётных объектов (неисправностями, прогнозными блоками, оптимизаторами), обрабатываются в сервисе бизнес-логики.

В процессе эксплуатации оборудования его характеристики могут изменяться вследствие проведения ремонтов, замены комплектующих, изменения режимов работы или естественного старения. В таких случаях модели исправного состояния подлежат корректировке — дообучению на актуальных данных, соответствующих новому исправному состоянию оборудования. Аналогичным образом могут корректироваться правила неисправностей и настройки прогнозных блоков. Порядок корректировки моделей выходит за рамки настоящего документа; функционал дообучения описан в руководстве пользователя ПО CyberStudio.

4 ПОДГОТОВИТЕЛЬНЫЕ РАБОТЫ

Прежде чем приступать к созданию расчётных объектов в платформе, необходимо провести подготовительные работы: проанализировать историю эксплуатации оборудования, оценить качество исходных данных и спроектировать структуру моделей. Состав и акценты подготовительных работ определяются задачей, решаемой при помощи расчётных объектов.

Для задачи диагностики отправной точкой служат известные дефекты оборудования и характер их проявления на измеряемых параметрах. Модели исправного состояния строятся таким образом, чтобы их выходные параметры были чувствительны к развитию конкретных неисправностей. Соответственно, подготовка начинается с анализа истории дефектов и определения диагностических признаков на основе экспертного опыта, технической литературы и типовых шаблонов моделей для данного класса оборудования.

Для задачи оптимизации отправной точкой являются целевые показатели технологического процесса (КПД, расход топлива, качество продукта и пр.) и управляющие параметры, которыми можно влиять на эти показатели. Модель, входящая в состав оптимизатора, должна корректно описывать зависимость целевых показателей от управляющих воздействий и неуправляемых режимных факторов.

4.1 АНАЛИЗ ЖУРНАЛА НЕИСПРАВНОСТЕЙ

Анализ журнала неисправностей является обязательным этапом при создании моделей для задачи диагностики. Целью анализа является определение перечня дефектов, которые могут быть выявлены при помощи моделей исправного состояния, а также получение временных интервалов, необходимых для корректного формирования обучающих и тестовых выборок.

Исходными данными для анализа служат журналы ТОиР, акты расследований аварийных остановов, записи операторов и иная эксплуатационная документация. На первом этапе выполняется предварительная фильтрация: из рассмотрения исключаются записи, соответствующие событиям, которые не могут быть выявлены методами предиктивной аналитики в принципе. К таким событиям относятся случайные механические воздействия (оператор случайно нажал кнопку, механик задел клапан), мгновенные пробой изоляции кабелей и обмоток, а также иные явления, не имеющие предшествующих диагностических признаков на измеряемых параметрах.

Для каждого оставшегося дефекта определяется: на каких диагностических параметрах он проявляется, каков характер проявления (рост, снижение, скачкообразное изменение), каков вероятный горизонт обнаружения — время от появления первых диагностических признаков до фиксации аварийного останова. Источниками информации

о диагностических признаках неисправностей служат экспертный опыт специалистов по эксплуатации, техническая литература по данному классу оборудования, руководства по эксплуатации (в которых, как правило, содержатся описания типовых проблем и параметров, по которым можно судить о дефектах), а также непосредственный анализ исторических данных в сервисе историческом.

Для каждой неисправности, которая может быть обнаружена моделями, определяется, какие именно модели необходимо построить для её выявления, и даётся оценка потенциального эффекта от обнаружения. Типы неисправностей ранжируются по величине потенциального эффекта — модели для наиболее значимых неисправностей создаются в первую очередь.

Результатом анализа является перечень типов неисправностей с привязкой к диагностическим параметрам, видам моделей и временным интервалам дефектных периодов. Эти интервалы используются в дальнейшем для двух целей: исключения дефектных периодов из обучающей выборки моделей (чтобы модель была обучена исключительно на данных исправного состояния) и формирования тестовых сегментов для прогонки неисправностей (чтобы убедиться в срабатывании правил на известных дефектах). При исключении дефектного периода из обучающей выборки необходимо удалять не только интервал самого аварийного останова, но и предшествующий ему период развития дефекта — от вероятного горизонта обнаружения до даты останова. Если время развития неисправности неизвестно, рекомендуется исключать не менее одного месяца данных, предшествующих аварийному останову.

4.2 АНАЛИЗ И ОЦЕНКА КАЧЕСТВА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ

Качество исходных данных непосредственно влияет на качество построенных моделей и, как следствие, на результаты мониторинга. Анализ данных проводится в сервисе историческом путём визуального исследования графиков тегов платформы.

Полнота данных. Выявляются пропуски, периоды отсутствия данных, недостаточная частота дискретизации. Оценивается, достаточна ли глубина доступной истории для обучения моделей и покрывают ли имеющиеся данные характерные режимы работы оборудования. Следует учитывать, что средства измерения могут отключаться в периоды, когда измеряемая величина выходит за диапазон прибора; в этом случае в данных появляются значения NaN, нуль или аномально низкие отрицательные значения, которые не являются физически корректными.

Достоверность данных. Выявляются выбросы, «залипшие» значения (длительные периоды с неизменным показанием датчика) и нефизичные величины, свидетельствующие о неисправности средств измерения или ошибках в конфигурации системы сбора данных. Типовые проблемы с достоверностью данных, выявляемые при анализе, приведены в таблице ниже.

Тип проблемы	Описание	Признаки при анализе
Запись сигнала от другого агрегата	При конфигурации АСУТП для агрегата А записывается сигнал агрегата Б	Для однотипных экземпляров оборудования значения параметра совпадают с точностью до последнего знака
Запись некорректного сигнала	Записан сигнал, не соответствующий данному параметру по физической природе	При сопоставлении одноимённого параметра для нескольких единиц оборудования наблюдается принципиально различный характер

Тип проблемы	Описание	Признаки при анализе
		изменения
Изменение алгоритма вторичного преобразователя	В процессе эксплуатации изменены единицы измерения или десятичная приставка в алгоритме преобразования сигнала датчика	С определённого момента времени сигнал скачкообразно изменяется на порядок или несколько порядков
Отключение средства измерения	Прибор отключается при выходе измеряемой величины за диапазон измерения	В данных появляются значения NaN, нуль или аномально низкие отрицательные значения в определённых технологических ситуациях
Неисправность датчика	Датчик отказал, но продолжает формировать сигнал	Значения «залипают» на постоянном уровне, либо сигнал проваливается до нуля при работающем оборудовании

Интервалы с недостоверными данными фиксируются для последующего исключения из обучающей выборки. Если по какому-либо тегу доля недостоверных данных существенна и после исключения дефектных интервалов оставшихся данных недостаточно для обучения, следует рассмотреть возможность исключения данного тега из структуры модели.

Достаточность набора параметров. Проверяется наличие в системе сбора данных всех параметров, необходимых для построения моделей в соответствии с проектируемой структурой. При отсутствии какого-либо параметра в прямом виде оценивается возможность его замены аналогичным по физической сути параметром (при этом размерность может отличаться — важно, чтобы параметр отражал тот же физический процесс), либо получения расчётным путём — в этом случае в сервисе сбора данных создаётся виртуальный тег с соответствующим правилом расчёта. Примеры замены параметров:

- отсутствует измерение давления после компрессора — допускается замена на давление в трубопроводе на выходе из компрессора, если трубопровод не обслуживает другие источники давления;
- отсутствует измерение расхода топлива ГТУ — допускается замена на активную мощность генератора или токи обмоток генератора, поскольку все три параметра характеризуют нагрузку установки;
- отсутствует индикатор работы противообледенительной системы (ПОС) ГТУ — допускается использование виртуального тега, вычисляемого как разность между температурой воздуха на входе в компрессор и температурой атмосферного воздуха (при выключенной ПОС разность близка к нулю, при включённой — возрастает).

Результатом анализа является заключение о пригодности данных для построения моделей, перечень интервалов, подлежащих исключению из обучающей выборки, а также перечень виртуальных тегов, которые необходимо создать.

4.3 ПРОЕКТИРОВАНИЕ СТРУКТУРЫ МОДЕЛЕЙ

Проектирование структуры моделей является ключевым этапом подготовительных работ, определяющим эффективность всего комплекса расчётных объектов. На этом этапе для каждой единицы оборудования определяется состав узлов (декомпозиция), а для каждого узла — состав моделей с перечнем входных и выходных параметров.

Декомпозиция оборудования на узлы. Декомпозиция выполняется по принципу выделения функциональных подсистем, каждая из которых характеризуется собственным набором диагностических параметров. Например, центробежный компрессор декомпозируется на узлы: подшипники и механические величины, проточная часть, система уплотнений, маслосистема.

Такое разбиение позволяет создавать модели с минимально необходимым набором параметров, что повышает их надёжность и устойчивость к инцидентам по поступлению данных.

Допустимое количество параметров в модели. Количество параметров в модели следует выбирать исходя из принципа минимальной достаточности. Практика проектов с динамическим оборудованием показывает, что количество выходных параметров не должно превышать десяти; количество входных параметров — того же порядка. Избыточное число параметров нежелательно по ряду причин. С организационной точки зрения, модели с большим числом параметров трудоёмки в первичной настройке и техническом обслуживании, а также менее отказоустойчивы: при отсутствии данных хотя бы по одному параметру модель не может выполнить расчёт. С математической точки зрения, рост числа параметров увеличивает ёмкость модели и создаёт риск переобучения — модель начинает воспроизводить шум обучающей выборки вместо общих закономерностей, что снижает её обобщающую способность. Кроме того, при множестве выходных параметров ошибка модели усредняется по всем выходам, и модель может улучшать качество расчёта по одним параметрам за счёт ухудшения по другим.

Выбор выходных (диагностических) параметров. Для задачи диагностики выходными параметрами назначаются те величины, отклонение которых от нормы свидетельствует о развитии дефекта. Перечень выходных параметров формируется на основе результатов анализа журнала неисправностей, экспертных знаний специалистов по эксплуатации, технической литературы и руководств по эксплуатации оборудования. Для типовых классов оборудования рекомендуемые структуры моделей приведены в шаблонах. Выходные параметры группируются по подсистемам: в одну модель выделяются однотипные параметры, связанные с одним узлом (например, температуры подшипников одного типа). Для задачи оптимизации выходными параметрами назначаются целевые показатели процесса.

Выбор входных (режимных) параметров. Входными параметрами модели являются те величины, от которых зависят выходные параметры в исправном состоянии оборудования. Параметр включается в перечень входных по одной из следующих причин: он определяет внешние условия эксплуатации (температура, давление и влажность окружающего воздуха, температура охлаждающей среды); он определяет режим нагрузки оборудования (мощность, частота вращения, расход рабочего тела); он характеризует схему работы агрегата, если возможны несколько конфигураций потока энергии или рабочего тела (положение байпасных клапанов, направляющих аппаратов и т. п.); он характеризует свойства перерабатываемой среды, если они влияют на контролируемые параметры.

При этом необходимо контролировать корректность разделения на входы и выходы: во входы и выходы модели не должны попадать параметры, физически представляющие одну и ту же величину. Если входной и выходной параметры фактически дублируют друг друга, модель обучится воспроизводить вход на выходе с высокой точностью, но утратит способность выявлять неисправности.

Следует также учитывать точность измерения: если параметр измеряется с большой погрешностью, его включение в модель может ухудшить качество расчёта. В таких случаях рекомендуется заменить параметр аналогичным, измеряемым с лучшей точностью.

Учёт качества данных при формировании структуры. При формировании окончательной структуры модели необходимо учитывать результаты анализа качества данных. Если какой-либо из потребных параметров характеризуется низким качеством данных (систематические пропуски, неисправность датчика, недостоверные значения), то такой параметр исключается из структуры модели, даже если он предусмотрен типовым шаблоном. Решение об исключении принимается по результатам сопоставления: в какой мере отсутствие данного параметра ухудшит точность модели в сравнении с его включением при ненадлежащем качестве данных.

Для однотипного оборудования рекомендуется придерживаться унифицированных структур моделей, за исключением случаев, когда по тому или иному параметру отсутствуют данные или данные не отвечают требованиям полноты и качества.

4.3.1 ПРИМЕРЫ СТРУКТУР МОДЕЛЕЙ

Ниже приведены три примера проектирования структуры модели для различных типов оборудования. Примеры иллюстрируют общий принцип: исходя из физики работы узла определяется выходной параметр (что контролируем), а затем подбираются входные параметры (от чего зависит контролируемая величина в исправном состоянии).

Пример 1. Модель температуры подшипников электродвигателя. Рост температуры подшипника свидетельствует о развитии таких дефектов, как деградация подшипника, износ, недостаточная подача масла. Температура подшипника назначается выходным параметром. Входными параметрами служат величины, определяющие тепловой режим подшипникового узла в исправном состоянии: ток (или мощность) двигателя, характеризующий нагрузку; температура масла на подаче в подшипник, определяющая условия смазки и охлаждения; частота вращения. При наличии маслосистемы с принудительной подачей в перечень входных параметров может быть включено давление масла на подаче в подшипник.

Тег	Тип параметра
Ток (мощность) двигателя	Вход
Температура масла на подаче в подшипник	Вход
Частота вращения	Вход
Давление масла на подаче в подшипник	Вход
Температура окружающей среды	Вход
Температура подшипника	Выход

Пример 2. Модель масляного насоса. Деградация масляного насоса проявляется в снижении давления масла после насоса при прочих равных условиях. Давление масла после насоса назначается выходным параметром. Входными параметрами служат: ток двигателя масляного насоса, характеризующий режим работы привода; температура масла на подаче, от которой зависит вязкость перекачиваемой среды и, следовательно, гидравлические характеристики насоса. При наличии датчика температуры корпуса насоса он также включается в перечень входных параметров.

Тег	Тип параметра
Ток двигателя масляного насоса	Вход
Температура масла на подаче	Вход

Тег	Тип параметра
Температура корпуса масляного насоса	Вход
Давление масла после насоса	Выход

Пример 3. Модель рекуператора нагревательной печи. В нагревательной печи отходящие дымовые газы используются для подогрева воздуха в рекуператоре. Засорение рекуператора приводит к снижению температуры подогрева воздуха, поэтому этот параметр назначается выходным. На температуру подогрева воздуха влияют: средняя температура в печи (определяет температуру отходящих газов), давление под сводом (при повышении давления меньше газов проходит через рекуператор), температура окружающей среды (определяет начальную температуру подогреваемого воздуха) и напряжение активного пода (при высокой производительности происходит интенсивный теплосъём в неотапливаемой зоне, что снижает температуру дымовых газов).

Тег	Тип параметра
Средняя температура в печи	Вход
Давление под сводом печи	Вход
Температура окружающей среды	Вход
Напряжение активного пода	Вход
Температура подогрева воздуха	Выход

5 СОЗДАНИЕ СТРУКТУРЫ ПРОЕКТА В СЕРВИСЕ ДИЗАЙНА ПРОЕКТА

Создание структуры проекта выполняется в сервисе дизайна проекта (СДП). СДП является центральным модулем платформы, в котором формируется иерархия объектов моделирования, создаются расчётные объекты (модели, неисправности, блоки прогноза, оптимизаторы), определяются потоки данных между ними и устанавливается соответствие параметров расчётных объектов тегам платформы.

Рабочим пространством СДП является холст — графический интерфейс, на котором размещаются блоки, соответствующие активам и расчётным объектам. Связи между блоками задают направления потоков данных.

5.1 СОЗДАНИЕ ИЕРАРХИИ АКТИВОВ

Иерархия проекта строится из активов двух типов: сборок и узлов. Сборка — группирующий элемент, который может включать в себя другие сборки и узлы; глубина вложенности не ограничена. Узел является конечным элементом ветви дерева проекта и не может содержать вложенных активов. Расчётные объекты (модели, неисправности, оптимизаторы) размещаются только на уровне узлов.

Структура дерева проекта должна отражать иерархическую организацию моделируемого оборудования. Например, для компрессорной установки типичная иерархия может выглядеть следующим образом: на верхнем уровне располагается сборка «Компрессорная установка», внутри неё — сборки, соответствующие крупным подсистемам (компрессор, мультипликатор, электродвигатель, маслосистема), а на уровне узлов — модели отдельных функциональных подсистем (подшипники, проточная часть, уплотнения и т. д.).

При проектировании иерархии рекомендуется учитывать следующие ограничения. В проектах с большим числом моделей (более 50) иерархическая структура существенно упрощает навигацию и определяет организацию мнемосхем в сервисе мониторинга.

Следует избегать размещения большого числа моделей в одном узле (более 30–50), поскольку это затрудняет как работу при настройке, так и визуализацию на мнемосхемах.

На холсте каждого актива присутствуют два системных блока: «Импорт данных» (содержит теги, доступные на данном уровне иерархии) и «Экспорт данных» (содержит расчётные данные, формируемые расчётными объектами текущего уровня). Блок импорта данных на нулевом уровне дерева содержит все теги платформы; на последующих уровнях он наследует данные от родительского актива.

5.2 СОЗДАНИЕ РАСЧЁТНЫХ ОБЪЕКТОВ

На уровне узла создаются расчётные объекты: модели, неисправности, блоки прогноза и оптимизаторы. Создание объекта выполняется путём размещения соответствующего блока на холсте узла (через контекстное меню или палитру элементов).

Для каждого расчётного объекта в СДП задаётся его структура — перечень входных и выходных параметров (тегов). Для модели входные параметры соответствуют режимным величинам, выходные — диагностическим параметрам, спроектированным на этапе подготовительных работ. Для неисправности входными параметрами являются значения ИС тегов модели и знак разладки. Для блока прогноза входными параметрами могут быть ИС тегов, ИС модели, значения разладки или исходные значения тегов.

После создания расчётных объектов между ними устанавливаются связи, определяющие потоки данных. Типичная расчётная цепочка на уровне узла выглядит следующим образом: блок «Импорт данных» передаёт теги платформы на вход модели; результаты расчёта модели (расчётные значения, разладки, ИС) передаются на вход блоков неисправностей и блоков прогноза; все расчётные данные поступают в блок «Экспорт данных».

5.3 КАРТИРОВАНИЕ ПАРАМЕТРОВ

Картирование (mapping) — это установление соответствия между параметрами расчётных объектов и тегами платформы. Без картирования расчётные объекты не могут получать данные для обучения и расчёта.

Картирование выполняется в разделе «Связи» СДП. Для каждого параметра модели (входного или выходного) указывается тег платформы, значения которого будут использоваться в качестве источника данных. Аналогичным образом картируются параметры неисправностей, блоков прогноза и оптимизаторов — с той разницей, что их входные параметры, как правило, привязываются не к тегам платформы напрямую, а к расчётным данным связанных моделей (через блок «Экспорт данных»).

Корректность картирования рекомендуется проверять до начала обучения моделей. На стартовой странице СДП доступна сводка о текущем статусе картирования, позволяющая выявить незакартированные параметры.

5.4 НАСТРОЙКА РАБОЧИХ РЕЖИМОВ

Рабочий режим — это механизм фильтрации данных, обеспечивающий корректность работы расчётных объектов только в те временные интервалы, когда оборудование функционирует в штатном технологическом состоянии. Настройка рабочих режимов является обязательным этапом создания структуры проекта.

Необходимость рабочих режимов обусловлена следующим. Модели обучаются на данных исправного состояния в определённых диапазонах нагрузок. При останове оборудования, переходных процессах (пуск, останов) или нештатных конфигурациях технологической линии значения параметров выходят за пределы области определения модели. Без рабочего режима система интерпретировала бы эти отклонения как дефекты, генерируя ложные предупреждающие сообщения. Рабочий режим задаёт условия, при которых расчёт для объекта выполняется; за пределами этих условий расчёт приостанавливается.

Рабочий режим состоит из набора правил, каждое из которых представляет собой условие на значение определённого параметра (например, «частота вращения не менее 2900 об/мин» или «электрическая мощность не менее 1000 кВт»). Расчётный объект активен только при одновременном выполнении всех правил рабочего режима.

Рабочий режим может задаваться как на уровне активов типа «Сборка» или «Узел», так и на уровне отдельных расчётных объектов (например, рабочий режим для конкретной модели). Рабочие режимы, заданные на уровне актива, наследуются всеми вложенными объектами. Это позволяет задать общие условия работы один раз на верхнем уровне иерархии, не дублируя их для каждого расчётного объекта.

Количество необходимых рабочих режимов определяется принципом независимости подсистем. Базовым правилом является настройка одного общего рабочего режима на уровне сборки или узла оборудования (например, «Компрессорная установка»), основанного на ключевом интегральном параметре работы — частоте вращения, электрической мощности или расходе рабочего тела. Если все подсистемы данного узла стартуют и останавливаются синхронно с этим параметром, отдельная настройка режимов для них не требуется — все вложенные расчётные объекты наследуют режим родительского актива.

Однако, если в составе узла существуют подсистемы, которые могут функционировать автономно или иметь различный статус работы при активном главном агрегате, для них должны быть созданы дополнительные (локальные) рабочие режимы. Типичным примером является маслосистема с отдельным насосом, который может работать как при вращении основного агрегата, так и при его останове (для обеспечения циркуляции масла при прокрутке). В этом случае для моделей маслосистемы задаётся собственный рабочий режим, основанный на параметрах работы маслонасоса (например, «ток двигателя маслонасоса не менее N А»), а не на параметрах основного агрегата.

Другой распространённый пример — оборудование, имеющее несколько режимов работы с существенно различными характеристиками (пусковой режим и стационарный, летний и зимний режим, работа на различных видах топлива). В таких случаях для одного узла могут быть созданы несколько моделей, каждая из которых обучается на данных соответствующего режима, и к каждой модели привязывается свой рабочий режим с условием, определяющим, какая модель активна в каждый момент времени.

Правила рабочих режимов для блоков прогноза имеют дополнительное значение: они обеспечивают поступление в окно агрегации прогнозного блока только тех данных, которые валидны для прогноза. Без фильтрации по рабочему режиму в окно агрегации могут попасть данные периодов останова или переходных процессов, что исказит результаты экстраполяции и оценку остаточного ресурса.

6 СОЗДАНИЕ И НАСТРОЙКА МОДЕЛЕЙ

Настоящий раздел описывает процесс создания и настройки моделей исправного состояния в сервисе моделирования (СМД). Процесс включает выбор типа модели, определение гиперпараметров, подготовку данных для обучения, задание обучающей и тестовой выборок, непосредственно обучение, оценку качества, настройку зон индекса состояния и валидацию модели прогонкой на исторических данных.

6.1 ВЫБОР ТИПА МОДЕЛИ

Тип модели определяет внутреннюю структуру и принцип работы алгоритма, который рассчитывает эталонные значения параметров. Платформа поддерживает шесть типов моделей: многослойный перцептрон (MLP), регрессия главных компонент (PCR), кластеризация методом k-средних (K-MEANS), свёрточная нейронная сеть (CNN), байесовская нейронная сеть (BNN) и физико-математическая модель (PHYS).

Выбор типа модели для конкретной задачи осуществляется на основе двух критериев. Первый критерий — характер моделируемых данных: при стационарных или квазистационарных режимах работы (большинство задач диагностики) применяются модели MLP, BNN, PCR или K-MEANS; при моделировании переходных процессов (пуски, остановки, изменения нагрузки), когда выходной параметр зависит не только от текущих значений входных параметров, но и от истории их изменения, применяется CNN. Второй критерий — требования к точности, интерпретируемости и учёту неопределённости. Краткие характеристики типов моделей приведены в таблице ниже.

Тип модели	Принцип работы	Область применения
MLP — многослойный перцептрон	Универсальный алгоритм для выявления нелинейных зависимостей между входными и выходными параметрами	Стационарные режимы; большинство задач диагностики; базовый выбор при отсутствии специальных требований
BNN — байесовская нейронная сеть	Развитие подхода MLP: оперирует не точечными весами, а их распределениями, что позволяет учитывать неопределённость в данных	Зашумлённые данные; требуется оценка доверительных интервалов; повышенные требования к точности
PCR — регрессия главных компонент	Выделяет главные компоненты (независимые тенденции) в данных и строит регрессию по ним	Большое количество сильно коррелированных входных параметров
K-MEANS — кластеризация методом k-средних	Запоминает характерные комбинации параметров исправного состояния; для новых данных находит ближайший аналог	Малое число параметров; задачи, где важна скорость; модели с дискретными режимами работы
CNN — свёрточная нейронная сеть	Анализирует последовательность значений за предшествующий период; улавливает временные зависимости и динамику	Моделирование переходных процессов (пуски, остановки, изменения нагрузки); критический недостаток — высокая вычислительная трудоёмкость
PHYS — физико-математическая модель	Зависимость выходных параметров от входных задаётся явно уравнениями; модельные константы идентифицируются по данным	Физика процесса хорошо известна; требуется максимальная интерпретируемость; режим low-code (уравнения задаются на языке Python)

В качестве универсального рабочего инструмента рекомендуется использовать многослойный перцептрон (MLP). Если количество параметров модели невелико или данные имеют дискретный характер, целесообразна кластерная модель (K-MEANS). Для моделей, где физика процесса хорошо известна и зависимости могут быть выражены аналитически, применяется физико-математическая модель.

6.2 НАСТРОЙКА ГИПЕРПАРАМЕТРОВ

Гиперпараметры модели — это конфигурационные параметры, которые задают структуру и сложность модели до начала её обучения. В отличие от внутренних параметров (например, весов нейронной сети), которые алгоритм рассчитывает из данных в процессе обучения, гиперпараметры задаются пользователем или подбираются системой автоматически.

Ручная настройка. Пользователь задаёт значения гиперпараметров вручную в боковой панели конфигурации модели. Для модели типа MLP задаются число скрытых слоёв, число нейронов в каждом слое, функция активации и скорость обучения. Для модели типа CNN дополнительно задаются параметры свёрточных блоков, окно агрегации и размер окна. Перечень гиперпараметров зависит от типа модели.

Автоматический подбор (AutoML). AutoML — это процесс автоматизированного подбора оптимальных гиперпараметров для выбранного типа модели. Алгоритм AutoML последовательно тестирует различные комбинации гиперпараметров; качество каждой конфигурации оценивается с помощью кросс-валидации (перекрёстной проверки). По итогам всех испытаний выбирается набор гиперпараметров с наименьшей ошибкой кросс-валидации.

При использовании AutoML задаются: количество триалов (итераций поиска), количество фолдов для кросс-валидации (рекомендуемое значение — 3) и тип кросс-валидации. Для временных рядов рекомендуется интервальная кросс-валидация (Time Series), при которой данные разбиваются в хронологическом порядке, что предотвращает утечку данных из будущего в прошлое.

6.3 НАСТРОЙКА РАБОЧИХ РЕЖИМОВ МОДЕЛИ

Если для модели не требуется отдельный рабочий режим (модель наследует режим родительского актива, настроенный на этапе создания структуры проекта), данный шаг пропускается. Отдельный рабочий режим на уровне модели создаётся в тех случаях, когда модель должна работать в диапазоне условий, отличающемся от общего режима узла (например, модель маслосистемы, модель пускового режима), либо когда для одного узла создано несколько моделей для различных технологических режимов.

6.4 ПОДГОТОВКА ДАННЫХ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ

Перед заданием обучающей выборки необходимо убедиться, что данные, на которых будет обучена модель, соответствуют исправному состоянию оборудования и не содержат аномалий, способных исказить результат обучения. Подготовка данных включает следующие действия.

Исключение дефектных периодов. На основании результатов анализа журнала неисправностей из временного ряда исключаются периоды, соответствующие известным дефектам оборудования. Исключается не только период самого аварийного останова, но и предшествующий ему период развития дефекта — от вероятного горизонта обнаружения до даты останова.

Исключение интервалов с недостоверными данными. На основании результатов анализа качества данных исключаются интервалы с пропусками, залипшими значениями, нефизичными выбросами и иными дефектами данных.

Очистка выбросов. Для выходных параметров модели проводится визуальный контроль на наличие точечных выбросов, не выявленных на этапе анализа данных. При обнаружении выбросов соответствующие интервалы исключаются из обучающей выборки.

Выбор кластера данных. Если оборудование работает в нескольких режимах с существенно различными характеристиками и для каждого режима создана отдельная модель, в обучающую выборку включаются только данные соответствующего режима.

6.5 ЗАДАНИЕ ВЫБОРОК ОБУЧЕНИЯ И ТЕСТИРОВАНИЯ

Корректное задание интервалов для обучающей и тестовой выборок — критически важный этап, определяющий качество и надёжность модели. Интервал обучения определяет, какие закономерности и режимы работы модель изучит; интервал тестирования — на каких данных будет оценена адекватность модели.

Задать интервалы можно тремя способами: через календарь в боковой панели обучения, путём выделения интервалов на графиках параметров или автоматически — с использованием функции разбиения на обучающую и тестовую выборки в заданной пропорции (например, 80% на обучение, 20% на тестирование). При автоматическом разбиении данные распределяются в хронологическом порядке: более ранние данные используются для обучения, более поздние — для тестирования, что имитирует реальные условия прогнозирования.

При задании интервалов необходимо соблюдать следующие требования. Обучающая выборка должна содержать только данные исправного состояния оборудования. Тестовая выборка предпочтительно должна включать период, отличный от обучающего, и содержать характерные для данного оборудования режимы работы. Пересечение интервалов обучающей и тестовой выборок недопустимо, поскольку это приводит к завышению оценки качества модели.

6.6 ОБУЧЕНИЕ МОДЕЛЕЙ

После задания конфигурации и выборок запускается процесс обучения модели. Для регрессионных моделей (MLP, BNN, PCR, K-MEANS, CNN) обучение заключается в определении внутренних параметров модели (весов нейронной сети, центров кластеров и т. д.) на данных обучающей выборки. Для физико-математической модели обучение заключается в идентификации модельных констант — подборе их значений таким образом, чтобы разница между фактическими и рассчитанными значениями параметров была минимальной.

Если при конфигурации был выбран режим AutoML, перед обучением автоматически выполняется оптимизация гиперпараметров. По завершении оптимизации для конфигурации с наименьшей ошибкой кросс-валидации запускается финальное обучение на всей обучающей выборке.

Обучение может выполняться как для отдельных моделей, так и для групп моделей одновременно. Статус обучения отображается в сводной таблице сервиса моделирования.

6.7 ОЦЕНКА КАЧЕСТВА ОБУЧЕНИЯ

После завершения обучения оценивается качество модели на тестовой выборке. Основной метрикой качества является среднеквадратическая ошибка (MSE) — среднее

значение квадратов отклонений расчётных значений от фактических. MSE вычисляется как для каждого выходного параметра в отдельности, так и как интегральная метрика для модели в целом. Чем меньше значение MSE, тем точнее модель воспроизводит фактические данные.

При оценке качества обучения результаты на тестовой выборке сопоставляются с результатами на обучающей выборке. Если ошибка на тестовой выборке существенно превышает ошибку на обучающей, это может свидетельствовать о переобучении модели — модель запомнила обучающие данные, но не способна обобщать знания на новые данные. В таком случае рекомендуется пересмотреть гиперпараметры (уменьшить сложность модели), расширить обучающую выборку или использовать AutoML для автоматического подбора оптимальной конфигурации.

Помимо численных метрик, качество модели рекомендуется оценивать визуально — путём сопоставления графиков фактических и расчётных значений выходных параметров на тестовой выборке. Визуальная оценка позволяет выявить систематические отклонения, которые могут быть неочевидны по значению MSE.

6.8 НАСТРОЙКА ЗОН ИНДЕКСА СОСТОЯНИЯ

Индекс состояния (ИС) — это нормированная величина, характеризующая степень отклонения фактического значения выходного параметра от расчётного. ИС принимает значения от 0 до 1, где 1 соответствует полному совпадению фактического и расчётного значений (исправное состояние), а 0 — максимальному отклонению (выраженный дефект).

Зоны ИС определяют, какому значению разладки (разницы между фактическим и расчётным значением параметра) соответствует какое значение ИС. Настройка зон выполняется для каждого выходного параметра модели и определяет чувствительность системы к отклонениям. Чрезмерно узкие зоны приводят к частым ложным срабатываниям; чрезмерно широкие — к пропуску начальных стадий развития дефектов.

В качестве начального приближения границы зон могут быть установлены на основании статистики разладок на тестовой выборке. Типичный подход — задать границу зоны нормального состояния ($ИС = 1$) по величине, соответствующей двум-трём среднеквадратическим отклонениям разладки на данных исправного состояния. В дальнейшем границы зон уточняются по результатам прогонки.

6.9 ВАЛИДАЦИЯ МОДЕЛИ ПРОГОНКОЙ

Прогонка — это расчёт модели на исторических данных, выполняемый для валидации модели перед её запуском в режиме мониторинга. Прогонка является завершающим и обязательным этапом настройки модели, дополняющим оценку качества по метрикам.

Цель прогонки — убедиться, что индекс состояния ведёт себя корректно как в периоды заведомо исправной работы оборудования, так и в периоды известных дефектов. Если по результатам анализа журнала неисправностей для данного оборудования имеются задокументированные аварийные остановки, прогонка проводится на интервале, включающем как период исправной работы, так и период развития дефекта.

При анализе результатов прогонки проверяются два условия. Первое: в периоды априорно исправного состояния оборудования ИС должен устойчиво находиться в зоне нормальных значений (близко к 1) и не демонстрировать систематических снижений,

которые могли бы быть интерпретированы как ложные срабатывания. Второе: в периоды задокументированных дефектов ИС должен демонстрировать снижение, предшествующее аварийному останову, что подтверждает способность модели выявлять данный тип неисправности.

Если первое условие не выполняется (наблюдаются ложные снижения ИС в исправных периодах), причинами могут быть: чрезмерно узкие зоны ИС, недостаточная точность модели или наличие в обучающей выборке данных дефектного периода. В этом случае необходимо скорректировать границы зон, пересмотреть обучающую выборку или изменить конфигурацию модели. Если второе условие не выполняется (ИС не реагирует на известный дефект), причинами могут быть: неверный выбор диагностических параметров, чрезмерно широкие зоны ИС или недостаточная чувствительность данного типа модели к данному виду дефекта.

Итерационный процесс «настройка зон — прогонка — анализ результатов — корректировка» повторяется до достижения удовлетворительного баланса между чувствительностью к дефектам и отсутствием ложных срабатываний. Только после успешной прогонки модель считается пригодной для запуска в режиме мониторинга.

7 СОЗДАНИЕ И НАСТРОЙКА КЛАССИФИКАТОРА ДЕФЕКТОВ

Классификатор дефектов — это совокупность объектов типа «Неисправность», каждый из которых содержит один или несколько экспертных правил для выявления конкретного вида дефекта. Объекты типа «Неисправность» создаются на уровне узла в сервисе дизайна проекта и связываются с соответствующими моделями.

7.1 ПРИНЦИПЫ ФОРМИРОВАНИЯ ПРАВИЛ НЕИСПРАВНОСТЕЙ

Правила классификатора дефектов строятся на основе результатов расчёта моделей: разладок (разница между фактическим и расчётным значением выходного параметра) и индексов состояния (ИС) тегов модели. Снижение ИС свидетельствует об отклонении фактического значения от эталонного, а знак разладки указывает направление отклонения — фактическое значение выше или ниже расчётного.

Количество создаваемых объектов «Неисправность» определяется следующим правилом: для каждой группы выходных тегов одного физического типа создаются две неисправности — «фактическое значение больше модельного» и «фактическое значение меньше модельного». Например, если модель имеет два выходных тега вибрации и один выходной тег температуры, создаются четыре неисправности: «фактическая вибрация больше расчётной», «фактическая вибрация меньше расчётной», «фактическая температура больше расчётной», «фактическая температура меньше расчётной».

Такое разделение по знаку разладки необходимо, поскольку различные направления отклонения, как правило, соответствуют различным физическим механизмам деградации и требуют различных корректирующих действий.

Агрегация ИС неисправности. Итоговый ИС блока неисправности вычисляется многоуровневой агрегацией. На нижнем уровне для каждого параметра (в правиле по параметрам) или каждого критерия (в критериальном правиле) рассчитывается индивидуальное значение ИС по кусочно-линейной функции, преобразующей отклонение от нормы в нормированную величину от 0 до 1.

На уровне правила реализуется логика «И»: ИС правила равен максимуму из ИС всех его параметров (или критериев). Это означает, что все параметры правила должны одновременно проявлять аномалию, чтобы ИС правила снизился. На уровне неисправности реализуется логика «ИЛИ»: ИС неисправности равен минимуму из ИС всех её правил — достаточно срабатывания одного правила, чтобы ИС неисправности снизился.

Полученное значение дополнительно усредняется в рамках окна агрегации, заданного при настройке прогонки. Если окончательный ИС неисправности опускается ниже порога срабатывания, система формирует событие.

7.2 ТИПЫ ПРАВИЛ

Каждый объект «Неисправность» содержит одно или несколько правил. Платформа поддерживает два типа правил.

Правило по параметрам (no-code). Простейший тип правила, в котором пользователь указывает входной параметр (например, ИС тега модели) и условие: направление отклонения (вверх, вниз или в обе стороны) и пороговые значения. Для каждого параметра правила задаются: значение ИС «зелёной зоны» (граница нормы, например 0,9), пороговое значение, при котором ИС равен этой границе (`min_val`), и пороговое значение, при котором ИС равен нулю (`max_val`). Между этими границами ИС рассчитывается линейной интерполяцией. Данный тип не требует программирования и подходит для случаев, когда неисправность определяется отклонением одного или нескольких параметров.

Критериальное правило (low-code). Правило, в котором условие срабатывания задаётся выражением на языке Python. Входными параметрами правила являются значения ИС тегов модели и разладки; выражение рассчитывает значение критерия, для которого аналогично задаются пороговые значения и «зелёная зона», а ИС критерия вычисляется по кусочно-линейной функции. Критериальные правила позволяют реализовать более сложную логику, в том числе учёт знака разладки — ключевой элемент методики, описанной ниже.

В рамках настоящей методики применяется следующий подход к связи правил с моделями. Для каждой неисправности создаются два критериальных правила. Теги неисправности связываются с переменными, которые используются в выражении для расчёта критерия. Выражения задаются таким образом, чтобы ИС правила повторял значение ИС тега модели, но с учётом знака разладки. Таким образом, одно правило срабатывает только при положительной разладке (фактическое значение выше расчётного), а второе — только при отрицательной.

7.3 НАСТРОЙКА СОБЫТИЙ И СООБЩЕНИЙ

Неисправность считается активной, если её итоговый ИС (после агрегации по правилам и усреднения в окне агрегации) опускается ниже заданного порога срабатывания. При активации неисправности формируется предупреждающее сообщение (событие), которое выводится операторам в сервисе мониторинга.

Событие, задаваемое при конфигурации неисправности, является шаблоном. При каждом срабатывании неисправности на основе этого шаблона генерируется конкретный экземпляр события с привязкой к моменту времени. Шаблон события содержит типовые

параметры: описание вероятных причин, вызвавших неисправность, и рекомендации по дальнейшим действиям персонала.

Поскольку неисправность оборудования может иметь прерывистый характер (например, активна в течение 8 часов, затем неактивна 3 часа, затем снова активна), для неисправности задаётся период агрегации событий. События, возникающие в пределах периода агрегации, объединяются в одно, что снижает информационную нагрузку на операторов.

7.4 ПРОГОНКА НЕИСПРАВНОСТЕЙ

Прогонка неисправностей — это расчёт правил классификатора дефектов на исторических данных, выполняемый для проверки корректности настроенных правил перед запуском мониторинга.

Для прогонки специально подбираются интервалы исторических данных двух типов. Первый — интервалы, на которых априорно известно о наличии неисправности (задокументированные аварийные остановки, выявленные дефекты). На этих интервалах проверяется, что правила срабатывают и неисправность становится активной в ожидаемый период. Второй — интервалы заведомо исправного состояния оборудования. На этих интервалах проверяется отсутствие ложных срабатываний.

Результаты прогонки выводятся в сводной таблице и доступны в детальном виде — в формате графика изменения ИС неисправности с отметками периодов активного рабочего режима и срабатываний.

7.5 АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ И КОРРЕКТИРОВКА

При анализе результатов прогонки проверяются два условия. Первое: неисправность срабатывает на интервалах с известными дефектами, причём срабатывание происходит до момента аварийного останова с достаточным горизонтом обнаружения. Второе: на интервалах исправного состояния ложные срабатывания отсутствуют.

Если первое условие не выполняется (неисправность не срабатывает при известном дефекте), причинами могут быть: некорректно заданные выражения критериальных правил, чрезмерно высокий порог срабатывания или недостаточная чувствительность модели к данному типу дефекта. В последнем случае необходимо вернуться к настройке модели.

Если второе условие не выполняется (наблюдаются ложные срабатывания в исправном периоде), причинами могут быть: чрезмерно низкий порог срабатывания, некорректная настройка зон ИС модели или наличие в данных периодов с аномальными, но не дефектными отклонениями (технологические переходы, не отфильтрованные рабочим режимом).

Процесс «настройка правил — прогонка — анализ — корректировка» повторяется итерационно до достижения удовлетворительного результата. Только после успешной прогонки классификатор дефектов считается пригодным для работы в режиме мониторинга.

8 НАСТРОЙКА БЛОКОВ ПРОГНОЗА

Блок прогноза — это расчётный объект, выполняющий экстраполяцию значений параметра в будущее на основе скользящего окна исторических данных. Блоки прогноза

используются для оценки динамики деградации оборудования и решения задачи остаточного ресурса.

8.1 ОБЪЕКТЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

Блоки прогноза настраиваются для двух типов сущностей.

Первый тип — отдельные теги, рост (или снижение) которых сам по себе свидетельствует о наработке или износе. Типичным примером является перепад давления на фильтрах: по мере загрязнения фильтрующего элемента перепад монотонно растёт, и прогнозирование момента достижения предельного значения позволяет планировать замену. Аналогичным образом прогнозируются теги перепадов давления на теплообменниках, значения вибрации подшипников и иные параметры с предсказуемым монотонным характером изменения.

Второй тип — индексы состояния моделей. При формировании неисправности наблюдается тренд на снижение ИС: по мере развития дефекта ИС плавно уменьшается от 1 (исправное состояние) к 0. Прогнозирование ИС модели позволяет оценить, когда ИС достигнет критического порога, и тем самым определить остаточный ресурс оборудования.

8.2 ПРИНЦИП РАБОТЫ ПРОГНОЗНОГО БЛОКА

На каждом такте мониторинга прогнозный блок выполняет следующие шаги. Из поступающих данных в окно агрегации заданной длительности (например, последние 7 суток) отбираются значения, удовлетворяющие условиям рабочего режима. Рабочий режим обеспечивает поступление в окно агрегации только данных, валидных для прогноза, — без периодов останова и переходных процессов. Отобранные данные преобразуются методом линейной интерполяции в равномерный временной ряд заданного размера (N точек). Далее выполняется подбор коэффициентов прогнозной модели и расчёт прогнозного значения на заданный горизонт.

8.3 ВЫБОР ТИПА ПРОГНОЗНОЙ МОДЕЛИ

Платформа поддерживает три типа прогнозных моделей. Выбор модели определяется характером прогнозируемого параметра.

Метод наименьших квадратов (МНК). Параметрическая регрессионная модель, которая подбирает коэффициенты выбранной функции тренда (линейного, квадратичного или экспоненциального) методом минимизации суммы квадратов отклонений. МНК не использует предыдущие значения прогнозируемого параметра, а строит прогноз исключительно на основе временной компоненты. Рекомендуются для задач с выраженным монотонным трендом без сложной сезонности — прогноз износа оборудования, медленное падение эффективности, рост перепада давления на фильтрах. Для прогнозирования ИС моделей рекомендуется линейный или квадратичный тренд; для перепадов давления может быть применён экспоненциальный тренд.

Авторегрессия (AR). Статистическая модель, в которой будущее значение оценивается на основе предыдущих значений самого параметра с опциональным учётом тренда и одной периодической компоненты. Рекомендуются для параметров, поведение которых обладает инерционностью, — температуры узлов, давления в системах, где

текущее значение зависит от предыстории. Подходит для прогнозирования ИС моделей, когда снижение ИС носит не строго монотонный, а волнообразный характер.

Аддитивная модель временных рядов (Prophet). Композитная модель, декомпозирующая временной ряд на тренд, сезонность и шум с автоматическим обнаружением точек перелома тренда. Рекомендуется для параметров со сложной структурой, где одновременно присутствуют долгосрочная тенденция, суточные и недельные циклы. Для типовых задач прогнозирования ИС и монотонных тегов, как правило, избыточна.

В рамках настоящей методики для большинства задач прогнозирования рекомендуются модели МНК и AR: МНК — для сущностей с выраженным монотонным трендом (перепады давления, постепенный рост вибрации), AR — для сущностей с инерционным поведением и возможными колебаниями (ИС моделей при перемежающемся характере дефекта).

8.4 НАСТРОЙКА ПАРАМЕТРОВ ПРОГНОЗА

При настройке блока прогноза задаются: тип прогнозной модели, размер окна агрегации (в днях), количество точек после интерполяции и горизонт прогноза (в часах).

Размер окна агрегации выбирается исходя из динамики прогнозируемого параметра. Для медленных процессов (износ, загрязнение фильтров) рекомендуется окно от 7 до 30 суток и более, позволяющее захватить долгосрочный тренд. Для более быстрых процессов достаточно окна от нескольких часов до нескольких суток.

Количество точек после интерполяции определяет детализацию временного ряда. Для моделей МНК и AR достаточно 20–50 точек; для аддитивной модели рекомендуется не менее 100–200 точек.

8.5 РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ОСТАТОЧНОГО РЕСУРСА

Помимо прогнозирования значений параметра, блок прогноза позволяет решать задачу остаточного ресурса — определять время до достижения прогнозируемой величиной заданного предельного значения. Для этого задаются: предельное значение прогнозируемого параметра и направление тренда (восходящий — для растущих параметров, например перепадов давления; нисходящий — для ИС, снижение которого свидетельствует о деградации).

Результатом решения задачи остаточного ресурса является расчётное время (в часах) до достижения предельного значения при текущем тренде. Эта величина используется совместно с данными предупреждающих сообщений как дополнительная информация при планировании мероприятий ТОиР.

9 ОПТИМИЗАТОР

Оптимизатор — это расчётный объект, формирующий рекомендации по изменению управляющих параметров технологического процесса для достижения желаемых значений целевых параметров. Оптимизатор создаётся на уровне узла в сервисе дизайна проекта и работает на основе обученной модели, связывающей управляющие, входные и целевые параметры.

9.1 КОНЦЕПЦИЯ ОПТИМИЗАТОРА

В основе работы оптимизатора лежит модель, описывающая зависимость целевых параметров от управляющих и входных параметров. На каждом такте мониторинга оптимизатор решает задачу: при текущих значениях неуправляемых входных параметров (внешних возмущений) подобрать такие значения управляющих параметров, при которых целевые параметры будут находиться в заданных желаемых диапазонах.

Структура тегов оптимизатора включает три типа параметров. Управляющие входы — параметры, которые операторы технологического процесса могут изменять (например, расход топлива, положение регулирующей арматуры). Входные теги — параметры типа «внешнее возмущение», на которые нельзя повлиять, но которые необходимо учитывать в расчётах (например, температура окружающего воздуха, давление на входе). Выходные теги — целевые параметры, значения которых должны находиться в желаемом диапазоне (например, КПД, температура на выходе).

9.2 ОБУЧЕНИЕ МОДЕЛИ ДЛЯ ОПТИМИЗАТОРА

Оптимизатор использует модель, обученную по тем же принципам, что описаны в разделе «Создание и настройка моделей». Особенностью является то, что в структуру модели для оптимизатора помимо обычных входных и выходных тегов включаются управляющие входы. Модель должна корректно воспроизводить зависимость целевых параметров от управляющих воздействий во всём рабочем диапазоне.

Для оптимизатора поддерживаются только два типа моделей: многослойный перцептрон (MLP) и регрессия главных компонент (PCR). Остальные типы моделей (BNN, K-MEANS, CNN, PHYS) для использования в оптимизаторе не поддерживаются.

При обучении модели для оптимизатора рекомендуется включать в обучающую выборку данные, охватывающие максимально широкий диапазон значений управляющих параметров. Это необходимо для того, чтобы модель корректно воспроизводила отклик целевых параметров на изменения управляющих воздействий не только вблизи текущей рабочей точки, но и при существенных отклонениях от неё.

9.3 НАСТРОЙКА ОПТИМИЗАТОРА

При настройке оптимизатора задаются следующие параметры. Для каждого целевого параметра (выходного тега) задаётся желаемый диапазон значений — нижняя и верхняя границы, определяющие оптимальную область. Для каждого управляющего параметра задаётся допустимый диапазон изменения — ограничения, в пределах которых оптимизатор может формировать рекомендации (например, минимальная и максимальная допустимая подача топлива).

Оптимизатор решает задачу максимизации целевой функции, которая складывается из трёх компонент: вознаграждение за попадание целевых параметров в желаемые диапазоны, штраф за неопределённость модели и штраф за удалённость от рабочей области. Каждая компонента имеет весовой коэффициент, определяющий её вклад в итоговую оценку.

Вознаграждение за попадание в диапазон и смещение к центру. Основная компонента целевой функции оценивает, насколько расчётные значения целевых параметров попадают в заданные желаемые диапазоны. Если расчётное значение выходит

за верхнюю или нижнюю границу, начисляется штраф, пропорциональный квадрату величины нарушения. Помимо этого, предусмотрен дополнительный механизм — смещение к центру диапазона: оптимизатор стремится не просто удержать целевой параметр в пределах границ, но привести его как можно ближе к середине желаемого диапазона. Это обеспечивает запас устойчивости: целевой параметр оказывается равноудалён от обеих границ, что снижает риск выхода за диапазон при возмущениях. Степень влияния этого механизма регулируется коэффициентом смещения к центру.

Штраф за неопределённость модели (Monte Carlo). Любая модель имеет конечную точность, которая зависит от качества обучения и от того, насколько далеко текущие условия отстоят от обучающей выборки. Для оценки неопределённости модели используется метод Монте-Карло: к входным параметрам добавляется случайный гауссов шум заданной амплитуды и формируется множество «зашумлённых» входных векторов. Модель рассчитывает прогноз для каждого из них. Разброс полученных прогнозов (стандартное отклонение) служит мерой неопределённости: если модель уверена в результате, все прогнозы будут близки; если модель работает в области экстраполяции, разброс будет велик. Штраф за неопределённость вычитается из целевой функции, что заставляет оптимизатор отдавать предпочтение тем управляющим воздействиям, в результатах которых модель уверена.

Штраф за удалённость от рабочей области (KDE). Этот механизм препятствует формированию рекомендаций, при которых входные параметры оказываются в нетипичной для оборудования области. Штраф рассчитывается методом ядерной оценки плотности (Kernel Density Estimation, KDE): в пространстве входных параметров размещаются три опорные точки — середина допустимого диапазона, нижняя и верхняя границы. Для каждого предлагаемого набора входных параметров вычисляется плотность вероятности как сумма гауссовых ядер, центрированных в этих точках. Чем дальше предлагаемая рабочая точка от опорных, тем ниже плотность и тем выше штраф. Это предотвращает ситуации, когда оптимизатор формально находит решение внутри желаемых диапазонов, но рекомендует заведомо нереалистичную комбинацию входных параметров.

Глубина оптимизации. Глубина оптимизации задаётся целочисленным параметром и определяет долю допустимого диапазона каждого управляющего параметра, в пределах которой оптимизатор может формировать рекомендации относительно текущего значения. При малой глубине оптимизатор ограничен узкой окрестностью текущей рабочей точки и формирует плавные, консервативные рекомендации. При увеличении глубины область поиска расширяется, что позволяет находить более оптимальные решения, но потенциально менее плавные. Рекомендуется начинать с консервативных значений глубины и увеличивать их по результатам прогонки.

9.4 ПРОГОНКА ОПТИМИЗАТОРА

Перед запуском оптимизатора в режиме мониторинга выполняется прогонка на исторических данных. Цель прогонки — убедиться, что оптимизатор формирует адекватные рекомендации: управляющие параметры не выходят за допустимые границы, рекомендации физически реализуемы, а при их гипотетическом выполнении целевые параметры приближаются к желаемым диапазонам.

При анализе результатов прогонки проверяются следующие условия:

- рекомендованные значения управляющих параметров не выходят за заданные допустимые границы;
- направление рекомендуемых изменений соответствует физической логике процесса (например, для повышения температуры рекомендуется увеличение подачи топлива, а не уменьшение);
- величина рекомендуемых изменений является реалистичной с точки зрения динамики оборудования.

Если рекомендации неадекватны, причинами могут быть: некорректно обученная модель, слишком широкие допустимые диапазоны управляющих параметров, некорректно заданная глубина оптимизации или недостаточно репрезентативная обучающая выборка. В таком случае необходимо скорректировать настройки и повторить прогонку.