

СПОСОБ И СИСТЕМА ИДЕНТИФИКАЦИИ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ
РАЗВИТИЯ ДЕФЕКТОВ ОБЪЕКТОВ

5

ОБЛАСТЬ ТЕХНИКИ

Изобретение относится к системе прогностики и удаленного мониторинга (далее СПиУМ), а также искусственного интеллекта и применяющегося в ней способа для автоматической идентификации и прогнозирования развития зарождающихся дефектов технологических объектов, относящихся к их оборудованию.

10

УРОВЕНЬ ТЕХНИКИ

Известен расширенный способ поиска нейронной сети на основе искусственного интеллекта (патент CN 106354856, BEIJING BAIDU NETCOM SCI & TEC, 25.01.2017). Способ содержит этапы реализации, в которых отправленный терминалом запрос поиска содержит элемент поиска и неявные сведения; элемент поиска импортируется на этап, где результаты сопоставляются с элементом поиска и определяются первые сходства между результатами и объектом поиска; результаты поиска и неявный элемент поиска, определенные в соответствии с неявной информацией поиска, импортируются в предварительно обученную неявную модель соответствия, и определяются второе сходство между результатами поиска и неявным поиском; в соответствии с первым сходством и вторым сходством, результаты поиска упорядочиваются и получается порядок отображения результатов поиска; результаты поиска и порядок отображения отправляются на терминал, так что терминал отображает результаты поиска в соответствии с порядком отображения, что позволяет улучшить точность поиска. Недостатками данного решения является отсутствие автоматизирующей диагностики и прогнозирования на базе эталонных выборок параметров.

15

20

25

Известен способ использования нейронной сети для прогнозирования контроля агломерационных машин (WO 2008031177, GERDAU ACOMINAS SA, 20.03.2008). Способ основан на обучении нейронной сети фрагментами информации процесса. Обучение проходит в режиме реального времени при помощи специального программного обеспечения, что позволяет скорректировать прогнозы и обеспечивает операционную стабильность.

30

Недостатками данного решения являются ведение прогнозирования в реальном времени без учета имеющихся ранее данных, что не позволяет быстро и точно определить возможное нарушение работы объекта в будущем.

Известна система и способ наблюдения за промышленным процессом (US 08/255586, ARCH DEVELOPMENT CORPORATION, 17.12.1996). Система и способ включают в себя множество датчиков, контролирующих параметры промышленного процесса, устройства для преобразования воспринимаемых данных в совместимую с компьютером информацию и компьютер, который выполняет компьютерное программное обеспечение, предназначенное для анализа данных датчика, для выявления статистически достоверных условий тревоги. Компьютерное программное обеспечение обеспечивает удаление информации о последовательной корреляции, а затем вычисление данных распределения для расчета коэффициента вероятности определения условий тревоги.

Известен способ и система наблюдения за переходными сигналами промышленного устройства для определения рабочего состояния (US 08/521892, ARCH DEVELOPMENT CORPORATION, 28.04.1998), которые включают в себя этапы считывания данных обучения памяти, определения весовых значений нейронной сети до достижения целевых выходов, близких к выходу нейронной сети. Если целевые выходы неадекватны, параметры определяются так, что выход нейронной сети приближается к требуемому набору целевых выходов, а затем предоставляет сигналы, характерные для промышленного процесса, и сравнивает выход нейронной сети с сигналами промышленного процесса для оценки рабочего состояния промышленного процесса.

Недостатком данного решения является отсутствие возможности автоматической идентификации зарождающегося дефекта и прогнозирования его развития.

Наиболее близким аналогом данного изобретения является система удалённого мониторинга и диагностики (патент RU 2626780, Акционерное общество «ПОТЕК», 01.08.2016) – средство, автоматизирующее поиск аномалий (определение изменения в техническом состоянии, вызванного ранжированными по «весам» отклонениями от эталона группы аргументов-параметров).

Прозрачный и математически обоснованный алгоритм на основе MSET (Multivariate State Estimation Technique), применяемый в СУМиД анализирует входные данные на предмет наличия отклонений относительно модели по превышению порогового уровня критерия Хотеллинга (T^2), и, при его обнаружении, позволяет выявить параметры, ставшие причиной

отклонения. Статистический критерий T^2 , квадратичная форма стандартизованных невязок, является оптимальным для оценки технических систем. Близкий к нормальному закон распределения стандартизованных невязок параметров ГТУ (Газотурбинная установка) показан на Фиг. 1, где 1 – нормальный закон, 2 – невязки с корректировкой по СКЗ, 3 – невязки с корректировкой на среднее и СКЗ.

Интерпретация полученных результатов работы системы СУМиД по точному определению причин возникновения и локализации дефектов выполняется автоматизировано с использованием экспертных модулей. СУМиД автоматически с высокой эффективностью определяет факт изменения технического состояния объекта, но не определяет в автоматическом режиме причину (не локализует дефект). СУМиД позволяет прогнозировать тенденцию изменений в техническом состоянии объектов.

Недостатком данного решения является отсутствие возможности автоматической идентификации зарождающегося дефекта и прогнозирования его развития.

РАСКРЫТИЕ ИЗОБРЕТЕНИЯ

Задачей изобретения является создание системы прогнозирования развития зарождающихся дефектов и их удалённой идентификации (СПиУИД) и реализуемого в ней способа классификации дефектов объектов (далее объекты контроля и элементы объекта контроля), которая позволит на ранней стадии выявлять изменения в техническом состоянии технологических объектов и прогнозировать нарушение их работы и/или их частей, автоматически идентифицируя зарождающийся дефект.

Техническим результатом является создание системы искусственного интеллекта СПиУИД, обеспечивающей автоматическое определение причин возникновения и локализации зарождающихся дефектов на различных режимах работы объектов удаленного мониторинга, за счет обнаружения и распознавания возникновения аномалий в их работе.

Для решения задачи выявления аномалий возможно использование помимо MSET других непараметрических методов моделирования, например, ядерной регрессии (Kernel Regression) и ядерного сглаживания, метода опорных векторов (Support Vector Machine – SVM), методов нечётких логик, бустинга деревьев решений, главных компонент, нейронных сетей и, наконец, методов моделирования на основе подобия (Similarity Based Modeling – SBM). Результаты работы обозначенных дополнительных методов непараметрического моделирования в режиме онлайн могут быть проверены методом MSET в режиме офлайн.

Все методы непараметрического моделирования используются для определения аномалий в работоспособном техническом состоянии объектов, для идентификации зарождающегося дефекта – нейронная сеть.

5 Главным недостатком существующих в настоящее время систем искусственного интеллекта и глубинных нейронных сетей считается их неспособность самостоятельно осваивать новые навыки. Чтобы научить их выполнению новой задачи, приходится использовать большие массивы данных, вручную обработанные человеком. В СПиУИД база существенных аномалий технического состояния для обучения нейронной сети генерируется самой системой, экспертом добавляется лишь комментариев, 10 идентифицирующий дефект.

В одном из предпочтительных вариантов осуществления заявленного изобретения представлен способ идентификации зарождающихся дефектов технологических объектов, который заключается в выполнении этапов, на которых:

- 15 - получают данные объекта контроля, характеризующие показатели параметров работы упомянутого объекта;
- формируют на основании полученных параметров эталонную выборку показателей работы объекта, причем упомянутая выборка соответствует временному промежутку непрерывной работы объекта контроля;
- 20 - осуществляют построение матрицы состояния на основании значений показателей эталонной выборки;
- осуществляют построение по меньшей мере одной эмпирической модели прогностики состояния объекта контроля, которая отображает состояние объекта в многомерном пространстве показателей параметров работы объекта;
- 25 - определяют интегральные критерии, которые характеризуют отклонения показателей параметров объекта контроля;
- определяют разладки, отображающие степень влияния показателей работы объекта на упомянутое отклонение показателей параметров объекта контроля;
- осуществляют анализ поступающей информации от объекта контроля с помощью полученного набора эмпирических моделей путем сравнения полученных показателей 30 объекта контроля с параметрами модели в заданный промежуток времени;

- модифицируют эталонную выборку с помощью ее пополнения точками за новый промежуток времени и фильтрацией точек, соответствующих режиму функционирования, описываемому моделью, и соответствующих новому функциональному состоянию объекта контроля;
- 5
- обновляют на основании отфильтрованной выборки созданные эмпирические модели;
 - определяют с помощью упомянутых интегральных критериев степень отклонения поступающих показателей параметров объекта контроля за заданный промежуток времени от показателей эмпирических моделей и выявляют разладки для таких показателей;
 - выполняют ранжирование вычисленных разладок для определения старших разладок,
- 10
- отображающих показатели, вносящие наибольший вклад в изменение состояния объекта контроля;
 - определяют по меньшей мере одну существенную аномалию для по меньшей мере одного показателя работы объекта мониторинга на основании определенных интегральных критериев и старших разладок;
- 15
- определяют тип дефекта работы объекта мониторинга для каждой существенной аномалии;
 - формируют на основании выявленных существенных аномалий цифровой классификатор дефектов объекта, содержащий выявленные параметры аномалий на различных режимах работы объекта мониторинга;
- 20
- осуществляют определение по меньшей мере одного зарождающегося дефекта и прогнозирование его развития с помощью обработки информации, поступающей от объекта мониторинга посредством нейронной сети, обученной на сформированных цифровых классификаторах.
- В одном из частных вариантов реализации способа эмпирические модели создаются с
- 25
- помощью метода, выбираемого из группы: MSET (Multivariate State Estimation Technique), ядерной регрессии (Kernel Regression), ядерного сглаживания, опорных векторов (Support Vector Machine – SVM), моделирования на основе подобию (Similarity Based Modeling – SBM), нейронных сетей, нечеткой логики, главных компонент, или бустинга деревьев решений.

В другом частном варианте реализации способа эмпирические модели представляют собой статистические и динамические модели.

В другом частном варианте реализации способа эмпирические модели создаются для множества различных режимов работы объекта контроля.

- 5 В другом частном варианте реализации способа при изменении режима работы объекта контроля выполняется автоматическое переключение соответствующей данному режиму эмпирической модели.

- 10 В другом частном варианте реализации способа обучающие выборки существенных аномалий для нейронной сети генерируются самой системой прогностики и удалённого мониторинга.

В другом частном варианте реализации способа цифровой классификатор дефектов представляет собой набор пар: данные существенных аномалий, соответствующий ему дефект.

- 15 В другом частном варианте реализации способа существенные аномалии определяются в режиме онлайн методами непараметрического моделирования.

В другом частном варианте реализации способа интегральный критерий выбирается из группы: критерий Хотеллинга, критерий Кремера или критерий Вилкоксона.

- 20 В другом предпочтительном варианте осуществления заявленного изобретения представлена система идентификации зарождающихся дефектов технологических объектов, содержащая по меньшей мере один процессор и средство памяти, содержащее машиночитаемые инструкции, которые при их выполнении упомянутым процессором реализуют вышеупомянутый способ идентификации зарождающихся дефектов технологических объектов.

- 25 В частном варианте реализации системы содержится по меньшей мере одно АРМ персонала, на которое передается уведомление об идентификации зарождающегося дефекта объекта мониторинга и/или его узла.

В частном варианте реализации системы уведомление дополнительно содержит информацию об остаточном ресурсе работы объекта мониторинга и/или его узла.

- 30 В частном варианте реализации системы АРМ персонала выбирается из группы: персональный компьютер, ноутбук, планшет, смартфон или тонкий клиент.

В частном варианте реализации системы уведомление предаётся посредством проводного и/или беспроводного типа связи.

В частном варианте реализации системы уведомление в зависимости от типа дефекта передается на соответствующее АРМ персонала.

5 КРАТКОЕ ОПИСАНИЕ ЧЕРТЕЖЕЙ

Фиг. 1 иллюстрирует закон распределения стандартизированных невязок параметров ГТУ.

Фиг. 2 иллюстрирует архитектуру СПиУИД

Фиг. 3 иллюстрирует основные этапы выполнения заявленного способа.

Фиг. 4 – Фиг. 5 иллюстрируют пример графического интерфейса пользователя СПиУИД.

- 10 Фиг. 6 иллюстрирует последовательность выполнения этапов при выполнении прогностического моделирования.

ОСУЩЕСТВЛЕНИЕ ИЗОБРЕТЕНИЯ

- 15 На Фиг.2 представлена общая архитектура заявленного решения, в частности, СПиУИД (100). СПиУИД (100) состоит из систем нижнего (15) и верхнего (18) уровней. Оба уровня реализованы на серверах (150, 180), выполняющих специальные функции. Задачей сервера нижнего уровня (150) является сбор, первичная обработка, буферизация и обеспечение передачи данных на сервер верхнего уровня (180), задача которого - решение аналитических задач, связанных с осуществлением контроля и прогностики состояния технологических объектов контроля (10).

- 20 Под объектом контроля следует понимать различные технические средства, например, энергетическое оборудование (турбоагрегаты, различного рода установки, реакторы и т.п.), оборудование для контроля процесса производства (конвейеры, роботизированное оборудование), отопительное оборудование (котлы, насосы и т.п.).

- 25 В качестве объекта мониторинга могут также выступать транспортные средства, например, автомобили, железнодорожный транспорт, самолеты и т.д.

Процесс сбора и передачи данных реализован на основе двух серверной схемы. Процесс получения данных начинается на нижнем уровне, уровне объекта мониторинга (контроля) (10), где осуществляется запись значений эксплуатационных параметров, например, температуры, вибрации, степень износа, скорости вращения, силы тока, напряжения,

частоты и т.п., с помощью датчиков (11), которыми оснащен объект контроля (10). Показания с группы датчиков (11) направляются в первичные контроллеры (12), откуда затем передаются на основной сервер АСУ ТП (130).

Сервер системы нижнего уровня (150) СПиУИД (100) может быть установлена в собственном шкафу в специализированном помещении серверной, в непосредственной близости от имеющихся серверов АСУ ТП объекта (13). Передача данных с технологической сети (14), образованной с помощью одного или нескольких серверов АСУ ТП (130), осуществляется на сервер нижнего уровня СПиУИД (150). Передача данных на сервер нижнего уровня (150) может осуществляться с использованием протокола OPC (OLE for Process Control) и технологии OPC туннелирования (152).

Зона нижнего уровня СПиУИД (15) может быть выполнена в виде демилитаризованной зоны, организованной с помощью сетевых экранов (151), которые осуществляют прием данных от сервера АСУ ТП (130) и передачу данных в зону верхнего уровня (18) через коллектор обмена данными между серверами (153). Такая схема изолирует работу АСУ ТП объекта (130) и системы нижнего уровня (15), а также обеспечивает сохранность получаемых данных при возникновении внештатных ситуаций.

Данные показателей технологического состояния, получаемые от датчиков (11) объекта контроля (10) передаются в единый архив сервера верхнего уровня СПиУИД (180). Передача данных на сервер верхнего уровня (180) осуществляется с помощью ЛВС (16), например, глобальной сети Интернет. Для передачи данной информации может использоваться защищенный канал передачи данных (17) ЛВС (16), который обеспечивает передачу данных в режиме реального времени без потери качества, используя процедуру синхронизации серверов (150, 180) нижнего (15) и верхнего уровней (18). Кроме того, получение данных в полном объеме на сервере верхнего уровня (180) обеспечивает возможность подробного анализа технического состояния объекта специалистами, работающими с системой верхнего уровня (18), что дает возможность контролировать техническое состояние всех объектов мониторинга (10) силами этих специалистов.

Сервер верхнего уровня (180) настроен на аналитическую обработку данных в режиме онлайн, автоматически осуществляемую средствами эмпирического моделирования. Эмпирические модели строятся статистическими методами на базе выборки значений технологических параметров объекта за период работы, принимаемый в качестве эталонного.

Согласно Фиг. 3 показан способ (200), который выполняется на упомянутом сервере верхнего уровня (180), с помощью которого реализуется мониторинг и анализ технического состояния объекта контроля (10).

На этапе (201) сервер верхнего уровня (180) получает данные, характеризующие показателя технологического состояния объекта мониторинга (10) согласно показаниям, полученными с датчиков (11).

На этапе (202) формируют на основании полученных параметров объекта контроля (10) эталонную выборку показателей работы объекта (10), состоящую из значений упомянутых показателей технологического состояния объекта (10). Каждый из показателей представляет собой точку выборки, которая соответствует временному промежутку непрерывной работы объекта контроля для одного или более показателей технического состояния работы объекта (10).

Далее на этапе (203) выполняется построение матрицы состояния из компонентов точек эталонной выборки, в которой компонентами являются значения упомянутых показателей работы объекта контроля (10).

Далее на этапе (204) осуществляют построение эмпирических моделей прогнозности состояния объекта контроля, каждая из которых отображает его состояния в многомерном пространстве показателей работы объекта (10) и моделирует его состояние. Эмпирические модели для прогнозности состояния объекта контроля (10) строятся статистическими методами на базе выборки значений технологических параметров объекта (10) за период работы, принимаемый в качестве эталонного.

Для построения эмпирических моделей могут применяться различные методы и подходы, например, MSET (Multivariate State Estimation Technique), ядерная регрессия (Kernel Regression), ядерное сглаживание, опорные вектора (Support Vector Machine – SVM), моделирования на основе подобию (Similarity Based Modeling – SBM), нейронные сети, алгоритм нечеткой логики, главных компонент, бустинга деревьев и т.п.

Для одного объекта мониторинга (10) может создаваться несколько моделей, каждая из которых соответствует определенному режиму его работы. Поведение объекта (10) при различных режимах работы может существенно различаться, поэтому для моделирования его поведения необходимо использовать ряд моделей, соответствующих различным режимам работы. Переключение между моделями режимов производится при онлайн

моделировании автоматически в соответствии с условиями смены режима функционирования объекта мониторинга (10).

На этапе (205) определяются интегральные критерии, которые характеризуют отклонения показателей параметров объекта контроля.

- 5 Интегральные критерии определяются решаемой задачей и рассчитываются по формулам.

В частности, используется критерий Хотеллинга T^2 , который является обобщением критерия Стьюдента на многомерный случай или квадратичной формой нормализованных невязок. Обозначим столбец нормализованных невязок как $\vec{N}$. Для оценки отклонения от нормы рассчитывается величина

$$10 \quad T^2 = \left(\vec{N} - \langle \vec{N} \rangle \right)^T \Sigma^{-1} \left(\vec{N} - \langle \vec{N} \rangle \right),$$

где Σ^{-1} – обратная ковариационная матрица нормализованных невязок, а векторы в угловых скобках обозначают средние значения этих векторов.

В качестве интегральных критериев также может использоваться критерий Крамера-Уэлча и/или Вилкоксона.

- 15 На этапе (206) определяют разладки, отображающие вклад показателей работы объекта контроля (10) на упомянутое отклонение показателей технологических параметров объекта контроля, т.е. степень влияния на интегральные критерии. Разница между предсказанным моделью значением параметра и измеренным – невязка, является оценкой разладки системы, интегральным критерием которой является критерий T^2 .
- 20 Определение разладок осуществляется с помощью критериев, определенных на этапе (205), степень отклонения поступающих показателей параметров объекта контроля за заданный промежуток времени от показателей эмпирических моделей и выявляют разладки для таких показателей.

- Пусть T^2 – текущее значение статистики Хотеллинга, а $T_{(i)}^2$ – аналогичная статистика, построенная для тех же переменных за исключением i -го измерения. Величина
- 25

$$d_i = T^2 - T_{(i)}^2,$$

отвечает вкладу i -ой переменной в общую статистику T^2 . Отсюда вытекает следующая простая процедура: когда при мониторинге величины T^2 выдается сигнал о возникновении

аномалии, автоматически рассчитываются величины d_i ($i=1, 2, \dots, L$) и основное внимание уделяется тем переменным, для которых величины d_i относительно велики, что позволяет определить наиболее существенные дефекты, которые могут возникнуть в будущем.

Последовательное удаление (фильтрация) из модели подозрительных переменных, в совокупности с анализом трендов измеряемых переменных и с учетом инженерных знаний о процессе, позволяет в большинстве случаев выявить причину аномалии или по крайней мере найти её источник.

С помощью упомянутого критерия T^2 выявляется степень отклонения поступающих показателей параметров объекта контроля за заданный промежуток времени от показателей эмпирических моделей и выявляют разладки для таких показателей. Решение об отклонении в поведении для полученных показателей технологических параметров принимается по единственному расчетному критерию T^2 , а причины изменений характеризуются набором рассчитанных разладок. Модель имеет статистический характер, поэтому для вывода об изменении технического состояния объекта необходимо обнаружить явный выход критерия T^2 за предельное значение для некоторого интервала времени (не в отдельные моменты этого интервала).

По отклонению от нормы интегрального показателя – критерия T^2 и локализованного перечня главных аргументов (технологических параметров), вносящих основной вклад в отклонение технического состояния от эталонной статистической модели, можно выявить наиболее критичные разладки в работе объекта контроля.

Пусть

$$\mathbf{x}(t_j) = [x_1(t_j) \ x_2(t_j) \ x_3(t_j) \ \dots \ x_L(t_j)]^T$$

элементы выборки для моментов времени t_j .

Соответственно, матрица состояний D определяется соотношением:

$$D = [\mathbf{x}(t_1) \ \mathbf{x}(t_2) \ \mathbf{x}(t_3) \ \dots \ \mathbf{x}(t_M)].$$

Она составлена из наиболее характерных точек выборки.

Пусть $\mathbf{x} \otimes \mathbf{y}$ обозначает операцию подобия (функцию двух векторов технологических параметров $\mathbf{x}$ и $\mathbf{y}$).

Тогда “произведение”

$$\hat{\mathbf{w}} = (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{D})^{-1} \cdot (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{x}_{in}),$$

где значок $\otimes$ обозначает операцию подобия, можно рассматривать как разложение вектора измерения $\mathbf{x}_{in}$ по векторам обучающего набора, составляющего матрицу состояний. Вектор разложения $\hat{\mathbf{w}}$ нормируют в соответствии с формулой Надарая-Ватсона:

$$5 \quad \mathbf{w} = \frac{\hat{\mathbf{w}}}{\sum \hat{w}_j}.$$

С помощью вектора $\mathbf{w}$ можно получить оценку «нормального» значения $\mathbf{x}_{est}$ вектора измерений:

$$\mathbf{x}_{est} = \mathbf{D} \cdot \mathbf{w},$$

который является проекцией вектора измерений $\mathbf{x}_{in}$ на пространство «нормальных» состояний системы, задаваемое матрицей $\mathbf{D}$. Поэтому разница этих векторов (невязка)

$$\mathbf{r} = \mathbf{x}_{est} - \mathbf{x}_{in}$$

является оценкой разладки системы, ее отхода от нормального состояния.

Для всей выборки производится нормализация невязки

$$\epsilon_i = (r_i - \bar{r}_i) / \sigma_i = \left[(x_{in_i} - x_{est_i}) - \overline{(x_{in_i} - x_{est_i})} \right] / \sigma_i,$$

15 где σ_i – стандартные отклонения невязки для i -го измерения от его среднего значения.

Пусть Σ – ковариационная матрица для векторов ϵ :

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1L} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \dots & \sigma_{2L} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sigma_{L1} & \sigma_{L2} & \dots & \sigma_L^2 \end{pmatrix}, \quad \sigma_{ik} \equiv cov(\epsilon_i, \epsilon_k) = \overline{\epsilon_i \epsilon_k}.$$

Тогда

$$T^2 = \epsilon^T \Sigma^{-1} \epsilon.$$

20 На этапе (207) осуществляют анализ поступающей информации от объекта контроля (10) с помощью полученного набора эмпирических моделей путем сравнения полученных показателей объекта контроля (10) с параметрами модели в заданный промежуток времени.

Далее на этапе (208) выполняют модификацию эталонной выборки, соответствующую режиму работы объекта контроля (10), описываемому моделью, за счет применения

фильтрации и замены показателей параметров работы объекта, соответствующих измененному техническому состоянию объекта (10) в заданный момент времени.

На этапе (209) обновляют на основании отфильтрованной выборки сформированную одну или более обновленных эмпирических моделей. На основании обновленных моделей
5 определяют отклонение в работе объекта мониторинга (10), в частности показателей параметров работы объекта контроля (этап 210).

На этапе (211) выполняют ранжирование разладок, полученных на этапе (206), для выявления показателей, вносящих наибольший вклад в изменение состояния объекта контроля (10), что позволяет выявить старшие разладки.

10 Старшие разладки используются для более точного анализа изменения технического состояния объекта (10) и причин его изменения. Определение старших разладок производится на базе ранжирования значений наибольших разладок. Для соответствующих сигналов, отображающих отклонение в работе объекта (10), изучаются их зависимости от времени и от других сигналов с наибольшими значениями разладок.

15 Для автоматизации анализа возникающих проблем производится фиксация обнаруженных отклонений, принятых мер и результатов. Такого рода статистика позволяет создавать правила для выявления узлов и деталей, с которыми ожидаются в дальнейшем проблемы.

Для расчета разладки j используется псевдообратная матрица к матрице, полученной из Σ обнулением j -ых строки и столбца. Рассчитывается аналогичная квадратичная форма для
20 этой псевдообратной матрицы и вычитается из T^2 . Результат – j -ая разладка.

Методы статистического моделирования дают возможность рассчитать предельное значение T^2 для заданного уровня достоверности. Если значение T^2 не превосходит это предельное значение, принимается решение о соответствии полученных параметров поведению объекта в эталонный период. Если же предельное значение превышено,
25 считается, что полученный набор параметров не соответствует поведению объекта в эталонный период. В этом случае ранжирование разладок указывает на параметры, поведение которых вносит наибольший вклад в обнаруженные изменения технического состояния объекта контроля.

Обнаруженные СПиУИД отклонения (аномалии) (этап 212) в работе технологических
30 объектов (10), формируют статистическую базу, на основании которой, осуществляется анализ дефектов (213) технологического состояния объекта мониторинга (10) для

последующего создания цифрового классификатора дефектов (214). Эта процедура будет детально описана далее.

В СПиУИД (100) создан искусственный интеллект, позволяющий решить главную задачу технической диагностики – автоматического определения причины возникновения дефекта и его локализации, что позволяет заранее определить его зарождение (этап 215) и своевременно предупредить о необходимых действиях во избежание потери работоспособности объекта (10).

Для решения задачи выявления аномалий в работе объекта мониторинга (10) возможно использование помимо MSET других методов непараметрического моделирования, например, ядерной регрессии (Kernel Regression), ядерного сглаживания, опорных векторов (Support Vector Machine – SVM), нечётких логик, бустинга деревьев решений, главных компонент, нейронных сетей и, наконец, методов моделирования на основе подобия (Similarity Based Modeling – SBM). Результаты работы обозначенных дополнительных методов непараметрического моделирования в режиме онлайн могут быть проверены методом MSET в режиме офлайн.

В основе решения распознавания дефектов (классификации возможного дефекта по определенным аномалиям) используются нейронные сети. Основная проблема заключается в выборе структуры сети, наиболее подходящей для объекта (точность, вычислительные мощности и т.д.). Наиболее предпочтительно использовать структуры по типу многослойного персептрона или его ближайших вариаций.

В СПиУИД (100) создан цифровой классификатор дефектов, элементами которого являются пары типа - набор входных данных каждой аномалии, в частности, показатели нарушения работы параметра работы объекта и соответствующий ему дефект. Цифровой классификатор дефектов представляет собой набор файлов данных за некоторый промежуток времени, содержащие информацию о событиях существенных изменений в техническом состоянии объекта, зарегистрированные СПиУИД (100).

Дополнительно классификатор может дополняться экспертными знаниями о причинах возникновения и локализации дефекта. Цифровой классификатор дефектов применяется как тренировочный массив для нейронной сети, обрабатывающей информацию при мониторинге объекта (10) и определении типов зарождающихся дефектов.

Цифровой классификатор дефектов постоянно модифицируется при работы СПиУИД (100) с помощью его пополнения обнаруженными существенными аномалиями за новый

промежуток времени работы объекта мониторинга (10). Также, классификатор может дополняться экспертными заключениями, идентифицирующими дефект, без фильтрации точек, соответствующих режиму работы, описываемому моделью, и соответствующих новому техническому состоянию объекта контроля.

- 5 Метод моделирования с помощью нейронных сетей основан на построении математических конструкций, представляющих организацию нейронов и связей между ними как в нервной системе у живых существ. Элементом такой конструкции является единичный нейрон, который характеризуется несколькими входами и одним выходом. На вход подаются сигналы, которые суммируются с заданными числовыми весами. Если результат превышает заданное для данного нейрона пороговое значение, на выходе формируется сигнал 1, иначе – 0. Эти элементы связываются друг с другом таким образом, что выходы некоторых из них подаются на входы одного из аналогичных элементов.

- Полученную конструкцию можно разбить на слои. На входы нейронов самого первого слоя подаются входные сигналы. Результаты работы нейронной сети получаются на выходах 15 нейронов последнего слоя. Нейронные сети различаются количеством нейронов, структурой их соединений, весами для входных сигналов каждого нейрона.

- По архивным данным работы объекта проводится процедура настройки нейронной сети – ее обучение. В результате обучения создается модель объекта, задающая связи между моделируемыми технологическими параметрами и параметрами-аргументами. Эта 20 процедура повышает ценность архивных данных.

Каждому входному набору данных нейронной сети на выходе соответствует набор вероятностей, принадлежащих тому или иному типу дефекта, что и требуется для целей работы системы по своевременному выявлению наступления критических событий.

- При работе СПиУИД (100) в режиме онлайн события существенных аномалий 25 (формируются триггером) сравниваются с цифровыми «слепами» аномалий из классификатора дефектов, созданного для оборудования технологического объекта. Происходит автоматическое распознавание типа дефектов и последующего прогнозирования состояния объекта контроля (10). Нераспознанная аномалия автоматически записывается в базу, которая в последующем интерпретируется экспертом 30 и используется для дополнительных обучений нейронной сети.

Данные о выявленном отклонении (дефекте) и последующее состояние объекта мониторинга (10) могут отображаться на сервере, а также передаваться на одно или более

удаленных устройств пользователей системы, например, АРМ персонала, мобильные устройства и т.п. Дополнительно может задаваться триггер оповещения по различным типам дефектов, причем данные оповещения могут направляться на соответствующие АРМ персонала. Привязка дефектов к конкретным АРМ персонала может осуществляться при
5 использовании идентификатора типа событий (дефектов), связанных с идентификаторами соответствующих АРМ, например, учетная запись персонала, IP адреса, MAC-адрес устройств, номер телефона и т.п.

На Фиг. 4 – Фиг. 5 представлен пример интерфейса СПиУИД (100), которая применена для онлайн мониторинга в целях обнаружения малейших отклонения в работе турбоагрегата
10 заблаговременно до наступления критических ситуаций.

По полученным результатам создаются уведомления для эксплуатирующих турбоагрегат специалистов и для служб сервиса, а также регулярно формируются отчеты о техническом состоянии за требуемые периоды эксплуатации.

На Фиг. 6 представлен обобщенный вариант работы алгоритма прогнозирования развития
15 зарождающегося дефекта при анализе дальнейшей работы объекта мониторинга (10). Цикл аналитической обработки начинается с получения текущих значений параметров событий существенных аномалий (301). Аномалии делятся на существенные и несущественные. Существенные аномалии подлежат анализу и характеризуются определяемым экспериментально набором показателей интегральных критериев, разладок, определенных
20 на этапе (211), и невязок в работе технического состояния объекта мониторинга (10). По полученным событиям (301) существенных аномалий объекта мониторинга (10), формируется файл с их параметрами (302).

Генерируемая СПиУИД (100) статистика существенных аномалий позволяет создать цифровой классификатор дефектов объекта, представляющий собой структурированный
25 файл, состоящий из значений упомянутых показателей существенных аномалий (цифровых слепков) на различных режимах эксплуатации с экспертными заключениями, идентифицирующими дефект.

Существенная аномалия - это значения определяемых опытным путём показателей отклонения технического состояния от эталонного на некотором промежутке времени Δt , к
30 которым относятся:

- Превышение порогового уровня интегрального критерия

- Вклады аргументов в критерий – ранжированные разладки
- Выход за допустимые пределы невязок наиболее значимых аргументов (с наибольшими разладками)

5 Далее сформированный на этапе (302) файл передается в обученную на классификаторе дефектов нейросеть для инициирования процедуры автоматического распознавания типа дефекта (этап 303).

10 Возможно обучение нейронной сети на цифровом классификаторе дефектов, являющемся тренировочным массивом для неё и представляющем собой пары данных (критерий и признаки существенной аномалии, соответствующий ему дефект). Нейронная сеть автоматически переучивается на добавляемых в цифровой классификатор дефектов новых событий существенных аномалий.

В режиме онлайн методом MSET определяется существенная аномалия в работоспособном техническом состоянии, формируется её цифровой слепок и направляется на вход в обученную нейронную сеть, которая верно её распознавая, идентифицирует дефект.

15 Если на этапе (303) выявляется дефект, то выполняется переход на этап, на котором выполняется регрессивный анализ тегов старших разладок, внесшими наибольший вклад в интегральный критерий (304), после чего на основании полученных данных оценивается срок наступления неблагоприятного или критического события для работы объекта мониторинга (10) и/или его части (узла), который оценивается по достижению заданных

20 предельных значений (305). При вычислении высокой вероятности (306) наступления такого события выдается соответствующее предупреждение (307), в противном случае начинается следующий цикл аналитической обработки (301).

Выявленные события существенных аномалий, интегральный критерий каждой аномалии, ранжированные разладки аргументов, невязки, измеряемые и рассчитываемые

25 технологические параметры, сравниваются с цифровыми «слепами» (классификаторами) аномалий из базы, созданной для каждого объекта. Происходит автоматическое распознавание с помощью аналитического модуля нейросети. Результатом работы искусственного интеллекта является информация следующего характера: оборудование работоспособно, и/или оборудование частично неработоспособно, и/или обнаружено

30 зарождение дефекта, в частности, название дефекта и его локализация, срок достижения уровней предупредительной и аварийной сигнализаций (остаточный ресурс).

Если же на шаге (303) не распознаётся дефект, то нераспознанная аномалия записывается в базу и дополняется комментарием эксперта о причинах возникновения дефекта и его локализации.

Передача необходимой информации, в частности, при получении сигналов при отклонении
5 работы объекта контроля (10) может выполняться по общеизвестным проводным и беспроводным типам связи, например: ЛВС Ethernet типа (LAN сеть), Wi-Fi, GSM, WiMax или MMDS (Multichannel Multipoint Distribution System) и т.п.

Информация от системы верхнего уровня (18) СПиУИД (100) может передавать на
различные удаленные компьютерные устройства, например, АРМ, выполненные на базе
10 компьютеров типа IBM PC, или мобильные устройства пользователей системы, например, смартфоны, планшеты или ноутбуки, получающие данные от сервера верхнего уровня (180) с помощью сообщений электронной почты и/или SMS-сообщений и/или PUSH-уведомлений.

СПиУИД (100) также обеспечивает выполнение анализа технического состояния объекта
15 (10) по запросу пользователя с помощью отправки сообщений на сервер, который инициируется посредством электронного устройства (смартфона, ноутбука) или с помощью настройки получения регулярных уведомлений за заданный промежуток времени (ежедневно, ежечасно, раз в неделю и т.д.) отчета о техническом состоянии объекта и предупреждении о выходе из строя тех или иных его элементов или объекта (10) в целом.

Контроль объекта мониторинга (10) может выполняться через стандартный веб-браузер и портал в сети Интернет, предназначенный для отображения параметров состояния объекта
20 контроля (10). Также, возможно оперативное контролирование объекта мониторинга (10) с помощью специального программного приложения, устанавливаемого на устройства пользователей.

Уведомление о наступлении критического состояния или необходимости проверки каких-либо элементов объекта мониторинга (10), которые в будущем могут привести к падению
25 мощности работы объекта (10) или выхода его из строя, может направляться на устройства до тех пор, пока сервер (180) в ответ на рассылаемые уведомления не получит сообщение о том, что уведомление было просмотрено пользователем. Данная функция может быть
30 реализована с помощью посылки электронных сообщений с заданным промежутком времени или с помощью специализированного приложения или веб-портала, которое в ответ на идентификацию пользователя, связанного с системой уведомления сервера

верхнего уровня (180), анализирует статус получения упомянутым пользователем упомянутого уведомления. Статус может быть привязан к изменению состояния параметра уведомления на сервере, который может представлять собой запись в базе данных отметки о получении ответного сообщения от устройства пользователя.

- 5 Представленное описание заявленного изобретения раскрывает предпочтительные варианты исполнения заявленного решения и не должно трактоваться как ограничивающее иные, частные варианты реализации, не выходящие за рамки испрашиваемого объема правовой охраны, которые должны быть понятны для специалиста в данной области техники.

10 Список литературы

1. **Громак Е.В., Наумов С.А., Шишов В.А.** Система удалённого мониторинга АО «РОТЕК» как элемент энергетической безопасности // Новое в российской электроэнергетике. 2016. №6 с. 36–46.
- 15 2. **Патент RU 2626780.** Патент на изобретение «Способ и система удалённого мониторинга энергетических установок» / Акционерное общество «РОТЕК» (АО «РОТЕК») (RU), 01.08.2016
- 20 3. **Скрабатун Д. Н.** Использование системы ПРАНА для оценки технического состояния энергооборудования. Современные технологии в энергетике. Всероссийская специализированная научно-практической конференции молодых специалистов с международным участием, 30–31 марта 2017 г. [Текст]: [к 130-летию со дня рождения Л.К. Рамзина: сб. докл.] под общ. ред. С.В. Сафронова. М.: ОАО «ВТИ», 2017 290 с.
- 25 4. **Zavaljevski N., Gross K.C.** Sensor Fault Detection in Nuclear Power Plants Using Multivariate State Estimation Technique and Support Vector Machines// Third International Conference of the Yugoslav Nuclear Society, Belgrade, Yugoslavia: Printed in USA by Argonne National Laboratory, 2000, pp. 1–8.
5. **Runger G.C., Alt F.B., Montgomery D.C.** Contributors to a Multivariate Statistical Process Control Signal, - Communications in Statistics – Theory and Methods, 1996, Vol. 25(10), 11, pp. 2203-2213.

6. **Yerramareddy et al.** Developing empirical models from observational data using artificial neural networks. - Journal of Intelligent Manufacturing 4(1):33-41 · February 1993.
7. **Cho et al.** Artificial Neural Networks in Manufacturing Processes: Monitoring and Control. IFAC Proceedings Volumes. Volume 31, Issue 15, June 1998, Pages 529-537.

10

15

20

25