

УДК 004.896

DOI: [10.26102/2310-6018/2021.34.3.003](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2021.34.3.003)

Гибридный метод обнаружения разладки в работе электрогенерирующего оборудования

И.Д. Казаков, Н.Л. Щербакова, М.В. Щербаков

*Волгоградский государственный технический университет,
Волгоград, Российская федерация*

Резюме: В статье рассматривается вопрос надежности системы генерации энергии с точки зрения киберфизического управления системой. Компании, занимающиеся генерацией электроэнергии, должны поставлять этот ресурс бесперебойно и отслеживать процесс генерации для выявления и исправления всех причин возможных неполадок в работе процесса. Авторы представляют гибридный метод обнаружения разладок в работе киберфизических систем выработки энергии на основе данных процесса выработки электроэнергии газотурбинными установками, при условии их нахождения в режиме работы «генерация». Гибридный подход к задаче представляет собой последовательность (или конвейер) шагов, улучшающих результаты базового подхода с использованием правила n-сигма путем сравнения реальных данных генерации со стандартом производительности. Предлагаемый гибридный метод основывается на методах: поиска оптимальных параметров (показатели точности, полноты и F1-меры разработанного метода подбора оптимальных параметров составили 0.7, 0.7778, 0.7369 соответственно); выявления выбросов; выявления разладки с помощью эвристических правил. В качестве методов выявления выбросов, авторы используют алгоритм DBSCAN и правило n-сигм. Гибридный метод с использованием алгоритма DBSCAN выявил выбросы без ложно-положительных срабатываний по сравнению с базовым подходом. Расширенные эвристические правила для обнаружения разладок позволяют экспертам, работающим с кибер-физической системой, наиболее оперативно выявлять причину разладки за счет информации о времени сбоя и датчиках, на которых происходят сбои. Оперативное выявление причины разладки позволяет вести более точный и своевременный контроль работоспособности отдельных узлов и всей системы в целом, разработать стратегию воздействий для ремонта оборудования в кратчайшие сроки и с минимальным вмешательством в процесс (пока система не достигает критического состояния), что позволяет значительно сократить затраты на техническое обслуживание. Примеры использования демонстрируют преимущества предлагаемого метода как для синтетических, так и для реальных данных.

Ключевые слова: киберфизические системы, статистические методы, выброс, энергогенерирующее оборудование, разладка.

Для цитирования: Казаков И.Д., Щербакова Н.Л., Щербаков М.В. Гибридный метод обнаружения разладки в работе электрогенерирующего оборудования. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2021;9(3). Доступно по: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=941> DOI: 10.26102/2310-6018/2021.34.3.003.

Combination of methods for change-point detection in operating of power generating equipment

I.D. Kazakov N.L. Shcherbakova, M.V. Shcherbakov

Volgograd State Technical University, Volgograd, Russian Federation

Abstract: The article discusses the power generation system reliability from the point of view of cyber-physical system control. Companies that generate electricity must supply this resource without

interruption and monitor the generation process to identify and correct all causes of possible malfunctions in the process. The authors present a hybrid method for detecting change-point in the operation of cyber-physical power generation systems based on data from the power generation process by gas turbine plants, provided that they are in the «generation» operating mode. The hybrid approach to a problem is a sequence (or pipeline) of steps that improve the results of the basic concept using the n-sigma rule by comparing actual generation data with a performance standard. The proposed hybrid method is based on the following means: search for optimal parameters (the indicators of precision, recall, and F1-measure of the developed method for selecting the optimal parameters were 0.7, 0.7778, 0.7369, respectively); identifying outliers; detecting change-point using heuristic rules. As methods for detecting outliers, the authors use the DBSCAN algorithm and the n-sigma rule. The hybrid method using the DBSCAN algorithm identified outliers without false positives compared to the baseline approach. Advanced heuristics for change-points detection allow cyber-physical system experts to quickly diagnose the cause of the change-point using information about the time of the failure and the sensors on which the failure occurs. Prompt identification of the change-point allows for more accurate and timely monitoring of the performance of individual units and the entire system as a whole. It also provides a means of developing a strategy of repairing equipment actions in the shortest possible time and with minimal intervention in the process (until the system reaches a critical state). It can significantly reduce costs for maintenance. Application examples demonstrate the advantages of the proposed method for both synthetic and actual data.

Keywords: cyber-physical systems, statistical methods, outlier, power generating equipment, change-point.

For citation: Kazakov I.D., Shcherbakova N.L., Shcherbakov M.V. Hybrid method for detecting irregularities in the operation of power generating equipment. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2021;9(3). Available from: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=941> DOI: 10.26102/2310-6018/2021.34.3.003 (In Russ).

Введение

Электроэнергия является одним из основных ресурсов человека, от которого зависят все остальные структурные подразделения государства. Компании, занимающиеся генерацией электроэнергии, должны поставлять этот ресурс бесперебойно и отслеживать процесс генерации для выявления и исправления всех причин возможных неполадок в работе процесса. Основу решений составляют локальные энергетические установки и автономные источники электроснабжения, вырабатывающие электрическую и тепловую энергию непосредственно на объекте или в его окрестностях на различных видах топлива [1]. Кибер-физические системы – это системы, взаимодействующие с множеством датчиков и сенсоров, наблюдающим за физическим состоянием системы [2-4]. За работой генерирующего оборудования наблюдает множество сенсоров, отслеживающих основные параметры, которые определяют общее состояние оборудования и его узлов. С помощью некоторых из основных параметров электрогенерирующего оборудования возможно прогнозировать предотказное состояние оборудования. К этим параметрам относятся активная вырабатываемая мощность (АВМ), температура окружающего воздуха, частота вращения и др. Существует стандарт производительности для каждого генерирующего оборудования, который определяет зависимость между этими параметрами, например, АВМ от температуры окружающего воздуха (ГОСТ 28842-90. Турбины гидравлические. Методы натурных приемочных испытаний (СТ МЭК 41-63, СТ МЭК 607-78)). Отслеживая изменение температуры и зависимой от температуры мощности, можно судить об общем нарушении процесса генерации электроэнергии - разладке.

Для определения разладки процесса, необходимо выявлять выбросы данных с датчиков. Единичный выброс с наибольшей вероятностью является сбоем датчика,

множественные выбросы на одном датчике в течение определенного времени или на нескольких датчиках одновременно сигнализируют о наступлении разладки процесса. Методы обнаружения разладки и дальнейшая очистка данных применяются и для электрогенерирующего оборудования [5-7], что позволяет снизить риски выхода из строя генерирующего оборудования. DBSCAN (Density-based spatial clustering of applications with noise) или пространственная кластеризация приложений с шумом на основе плотности, является алгоритмом машинного обучения без присмотра и позволяет классифицировать данные датчиков и выявлять шумы. Шумы, полученные в результате работы алгоритма, являются выбросами данных и служат основанием для определения этих точек, как разладки в процессе генерации [8-10]. Основным недостатком методов выявления разладки – ложно-положительные срабатывания (ложная тревога), на основании которых можно сделать некорректный вывод о состоянии электрогенерирующего оборудования.

Для уменьшения количества ложно-положительных срабатываний и количества пропусков важных изменений основных параметров системы необходимо вмешательство экспертов и, следовательно, увеличивается время на анализ данных полученных после расчета. Для минимизации времени работы эксперта по определению причины разладки процесса и разработки стратегии воздействий для ремонта киберфизических систем выработки энергии в статье предлагается гибридный метод выявления разладок (Рисунок 1). Базовый подход к задаче представляет собой последовательность шагов, улучшающих результаты подхода с использованием правила n-сигм путем добавления начальных условий работы и сравнения реальных данных генерации со стандартом производительности. В основе предлагаемого метода лежит алгоритм DBSCAN, основанный на эвристических правилах, и проводится сравнение статистического подхода определения выбросов с подходом, отличающимся включением алгоритма DBSCAN, для снижения числа ложно-положительных срабатываний.

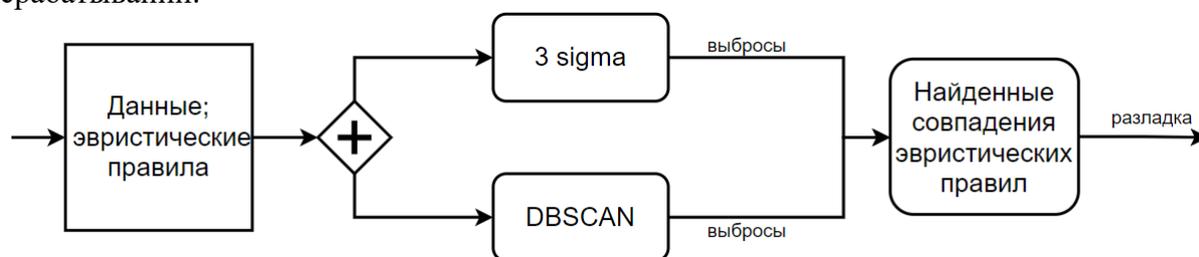


Рисунок 1 – Схематическое представление метода выявления разладки
 Figure 1 – Schematic representation of the debugging method

В данной статье используются данные о работе газогенерирующего оборудования на примере газотурбинной установки P&W FT8 – GG8 (далее ГТУ). Метод и подходы, рассмотренные в данной работе, могут отличаться, в зависимости от генерирующего оборудования, по набору входных данных и начальных условий. Данными для работы являются: синтетические данные двух рабочих циклов турбины по параметрам активной мощности турбины, температуры окружающего воздуха, частоты вращения турбины с явными выбросами, указанными в 14 временных точках для проверки работоспособности методов, 48 часов, 2 измерения в минуту, 5760 точек; реальные данные ГТУ для выявления ложных срабатываний, 24 часа, 2 измерения в минуту, 2880 точек.

Если определен факт выброса (для n-сигма и DBSCAN) или разладки (для гибридного метода), используются критерии бинарной классификации: точность, полнота, F1 мера.

Точность (Precision, Positive Predictive Value) отражает какой процент положительных объектов (т. е. тех, что мы считаем положительными) правильно классифицирован:

$$PPV = \frac{TP}{TP+FP}$$

Полнота (Sensitivity, True Positive Rate, Recall, Hit Rate) отражает какой процент объектов положительного класса мы правильно классифицировали:

$$TPR = \frac{TP}{FN+TP}$$

F1-мера (F1 score) является средним гармоническим точности и полноты, максимизация этого функционала приводит к одновременной максимизации этих двух «ортогональных критериев»:

$$F1 = \frac{2TP}{FN+2TP+FP}$$

Используются сокращения TP = True Positive, FP = False Positive, FN = False Negative.

Постановка задачи выявления разладки

Задачи о разладке составляют часть статистики случайных процессов, связанную с выводами об их характеристиках на основе анализа их реализации. Пусть наблюдаемый случайный процесс $\xi = (\xi_t)_{t \geq 0}$ имеет структуру

$$\xi_t = \begin{cases} \xi_t^\infty, & \text{если } 0 \leq t < \theta, \\ \xi_t^0, & \text{если } t \geq \theta, \end{cases}$$

где $\xi^\infty = (\xi_t^\infty)_{t \geq 0}$ и $\xi^0 = (\xi_t^0)_{t \geq 0}$ различные по своей структуре процессы, t – дискретное время процесса, θ – момент наступления разладки. Процесс ξ^∞ соответствует нормальному состоянию (без разладки), ξ^0 – аномальному состоянию (с разладкой). Пока данные согласуются с ξ^∞ , продолжают наблюдения за процессом, если состояние изменилось на ξ^0 – требуется обнаружить изменение, избегая ложно-положительных срабатываний. Необходимо подать сигнал тревоги, если к моменту θ есть доказательства появления разладки.

Метод подбора оптимальных параметров для методов выявления выбросов

При решении данной задачи оптимальные параметры для работы методов выявления выбросов, определяются с помощью разработанного метода подбора оптимальных параметров. Параметры DBSCAN, определяющиеся с помощью метода подбора оптимальных параметров: количество соседей (min_samples), допустимое отклонение (eps). Для n-сигма: параметр n (n=3), размер временного окна для определения значения сигма (h). Метод подбирает оптимальные параметры для работы методов выявления выбросов, при которых достигается максимальное значение F1-меры. Вычисление точности, полноты и F1-меры производится на основе экспертной разметки выбросов на данных для обучения гибридного метода. Параметры, выявленные в рамках работы метода подбора оптимальных параметров, считаются эталонными для работы параметра ГТУ, на данных которого производилось вычисление оптимальных параметров.

Использование правила трех сигм для выявления выбросов

Применение правила n-сигм для входных данных, разбитых на отрезки, длина которых задается экспертом, используется для расчета σ – среднеквадратического отклонения и определения принадлежности следующей точки данных ($X \in \xi_t$) промежутку $[-n\sigma; n\sigma]$. Минимальный объем данных для анализа точки X по правилу n-сигма - 10 точек. Графическое представление данных для анализа выбросов в точках X и X+1 представлено на Рисунке 2.

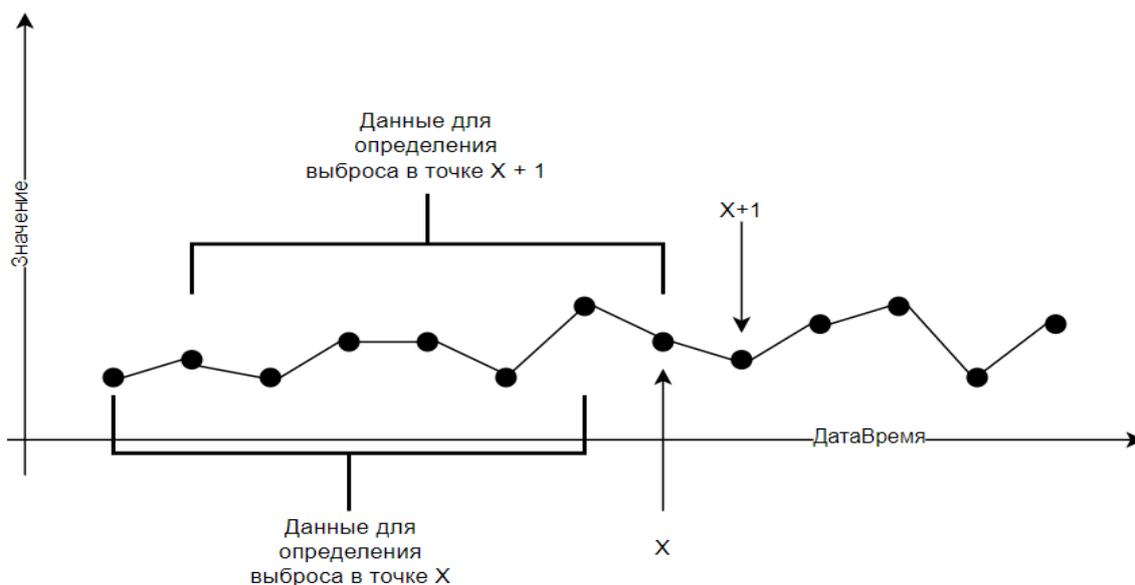


Рисунок 1 – Представление данных для анализа выбросов в точках X и X+1 по правилу n-сигма
 Figure 1 – Presentation of data for analysis of outliers at points X and X + 1 according to the n-sigma rule

Данное правило отлично работает при условии, что ГТУ находится в определенном режиме работы («выключена» или «генерация»). Если ГТУ перешла из режима работы «выключена» в режим «генерация», то правило n-сигм обнаруживает ложные выбросы в процессе.

На Рисунке 3 выделены выявленные выбросы в определенном режиме работы ГТУ. Данные о выбросах выявлены верно. На Рисунке 3 отмечены точки, которые метод определил как выбросы из-за резкого изменения режима работы ГТУ на «генерация». Разладка при включенной в режиме «генерация» турбине определена экспертами как ложная. Процесс протекал штатно.

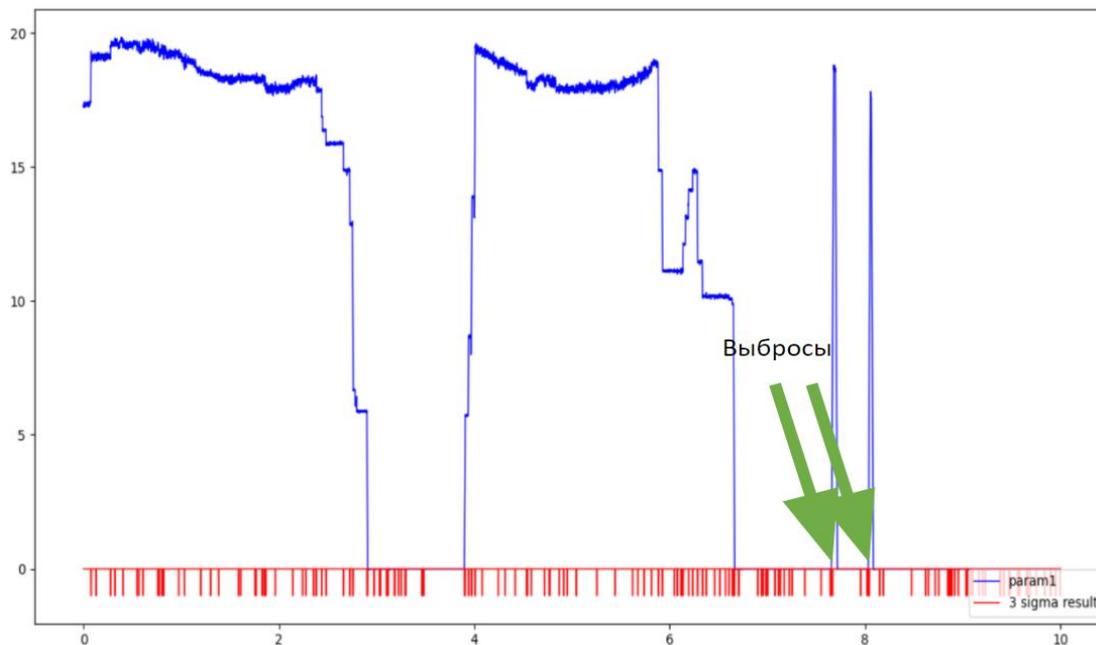


Рисунок 3 – Результаты применения правила n-сигм ($n=3$)
 Figure 3 – Results of applying the n-sigma rule ($n = 3$)

Правило n-сигм работает при стабильном режиме работы ГТУ. Если режим работы меняется, то правило дает ложные срабатывания. Необходимо продолжить исследования правила, введя начальные условия для входных данных.

Введение начальных условий для правила n-сигм

Введем начальные условия, разделяющие данные по режиму работы ГТУ. Для этого необходимо наблюдать за АВМ ГТУ. Если АВМ в текущий момент строго больше нуля, то ГТУ находится в режиме “генерация”, иначе – “выключена”. Правило n-сигм необходимо применять только для данных ГТУ, которые определены как “генерация”. На Рисунке 4 графически представлено обнаружение выбросов данных при помощи правила n-сигм с введением начальных условий. Красный график - результат применения правила. Значение меньше нуля по оси ординат означает наличие выброса данных в данный момент времени. Введение начальных условий доказало повышение точности выявления выбросов в процессе ξ и значительное уменьшение ложно-положительных срабатываний.

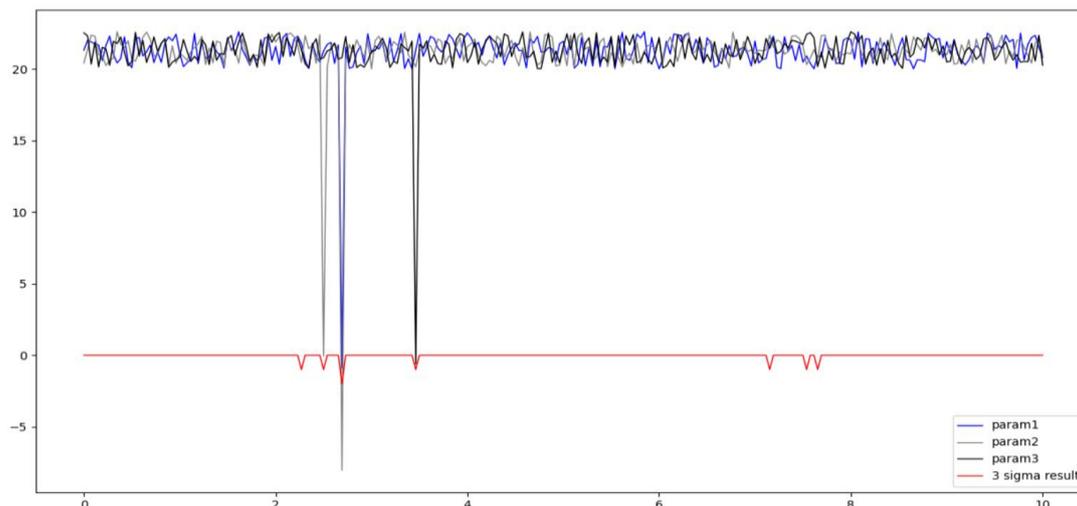


Рисунок 4 – Результаты введения начальных условий для правила n-сигм
 Figure 4 – The results of the introduction of the initial conditions for the n-sigma rule

Выявление выбросов на основе сравнения основных параметров ГТУ со стандартом производительности

Сравнение текущих значений основных параметров генерирующего оборудования со стандартом производительности позволяет экспертам выявлять общее состояние работы ГТУ, при условии, что ГТУ находится в режиме “генерация”. В результате эксперимента был получен массив данных разницы текущего состояния ГТУ со стандартом производительности. Однако данные не являются самодостаточными для определения состояния разлаженного процесса без вмешательства в процесс экспертов. Необходимо определить порог разницы значений для выявления выбросов с помощью метода сравнения со стандартом производительности. Если массив данных, полученных в результате сравнения состояния ГТУ со стандартом производительности, проверить на наличие выбросов по правилу трех сигм, то полученный новый метод, обнаруживает резкое отклонение процесса генерации от стабильного положения.

Данный подход для выявления выбросов является адаптивным к индивидуальным свойствам каждой турбины, так как каждая турбина имеет свои особенности генерации и может существенно отличаться от другой турбины аналогичной модели и серии. Выявляется резкое отклонение от стандарта производительности, а не критическое отклонение от стандарта.

Подход является самодостаточным и не требует вмешательства экспертов. Эксперт может подключиться к работе для определения причин выбросов и разработки плана действий для их исправления.

Применение алгоритма DBSCAN к методу выявления разладки

Результаты применения алгоритма DBSCAN на синтетических данных с двумя внесенными разладками представлены на Рисунке 5. Синяя линия - данные об АВМ. Красная линия - данные о номере кластера, выявленного DBSCAN. В результате работы, алгоритм кластеризовал разладки, представленные на Рисунке 5, как шум. Номер кластера шумов равен -1. Проанализировав другие основные параметры генерирующего оборудования, было выявлено, что на каждом основном параметре возник данный выброс.

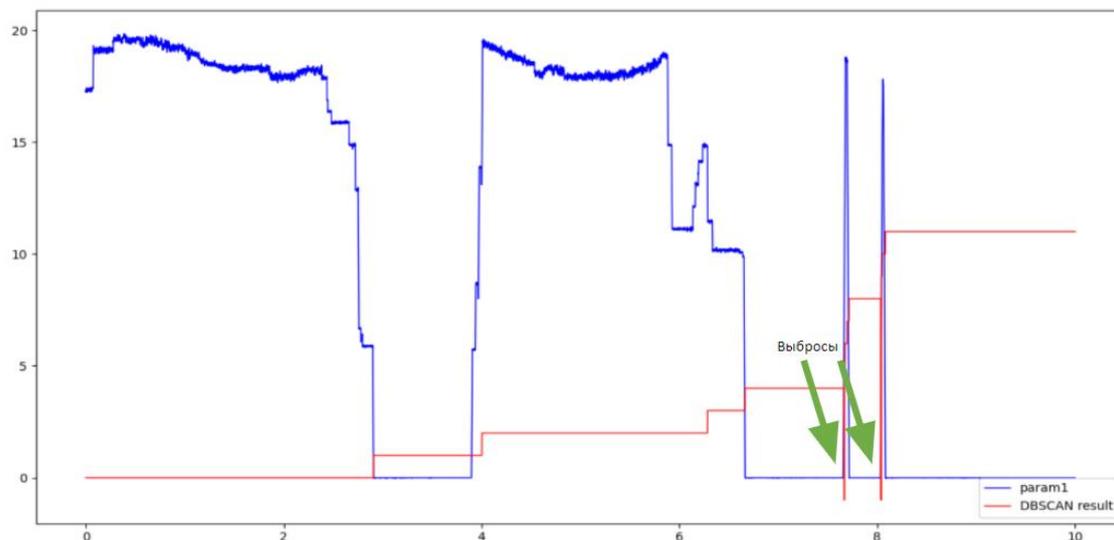


Рисунок 5 – Использование алгоритма DBSCAN на синтетических данных полного рабочего цикла

Figure 5 – Using the DBSCAN algorithm on synthetic data of a full working cycle

На Рисунке 6 представлена работа метода на синтетических данных работы ГТУ в режиме «генерация». Ложно-положительных срабатываний не обнаружено.

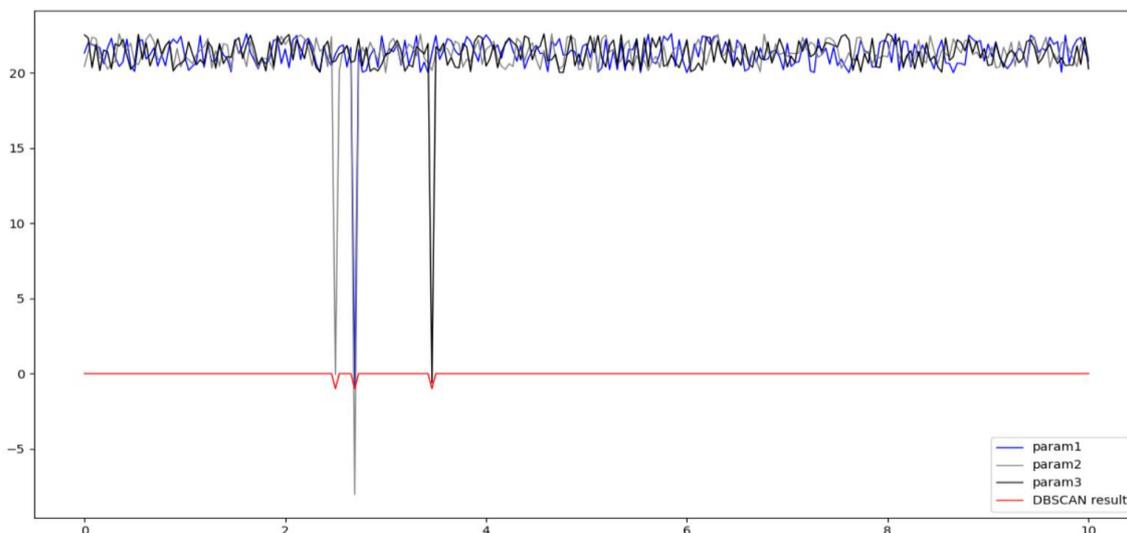


Рисунок 6 – Использование алгоритма DBSCAN на синтетических данных режима “генерация”

Figure 6 – Using the DBSCAN algorithm on synthetic data of the "generation" mode

Эвристические правила выявления разрядки в работе электрогенерирующего оборудования

Выявление выбросов в случайном процессе подготавливает данные для определения разлаженного процесса. Для выявления разрядки можно воспользоваться алгоритмом выявления эвристических правил на основе подсчета выбросов $k_j^\omega(i)$ (1) по каждому i -му параметру генерирующего оборудования, где $(i \in [1, n], n - \text{количество основных генерирующего оборудования})$ в j -ом промежутке времени длиной ω , где $\omega \in [t_0, t_\theta]$ и $\omega \ll \tau$ (времени работы генерирующего оборудования в режиме “генерация”); $j \in [1; t_\theta - t_0 - \omega]$.

$$k_j^\omega(i) = \sum_{l=1}^{\omega} x_{jl}, \quad (1)$$

где $x = \begin{cases} 0, & \text{если в момент времени } l \text{ выброса на параметре } i \text{ нет;} \\ -1, & \text{если в момент времени } l \text{ на параметре } i \text{ обнаружен выброс.} \end{cases}$

Сумма выбросов по всем основным параметрам генерирующего оборудования в j -ый промежуток времени длиной ω вычисляется по формуле (2):

$$q_j^\omega = \sum_{i=1}^n k_j^\omega(i). \quad (2)$$

Для каждого локального максимума из множества значений $Q[q_j^\omega], j \in [1; t_\theta - t_0 - \omega]$ формируется эвристическое правило (3) из последовательности $k_j^\omega(i)$ для всех основных параметров генерирующего оборудования:

$$[k_j^\omega(1), \dots, k_j^\omega(i), \dots, k_j^\omega(n)], \quad (3)$$

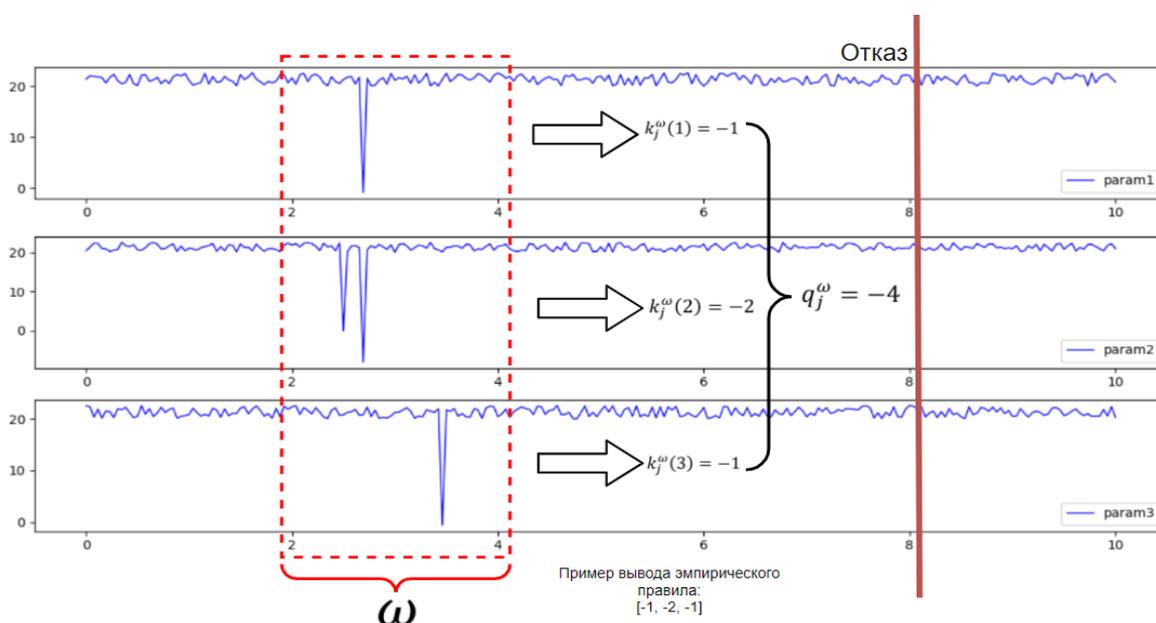


Рисунок 7 – Графическое представление применения эвристических правил для выявления разладки

Figure 7 – Graphical representation of the application of heuristic rules for detecting change-point

Данные правила используются для опережающего выявления разладок в процессе генерации электроэнергии генерирующим оборудованием.

Сравнение результатов определения разладки

На Рисунке 8 представлен графически результат сравнения методов обнаружения выбросов на синтетических данных турбины, работающей в режиме «генерация». Можно отметить 4 ложно положительных срабатывания метода основанного на применении правила n-сигм. Метод основанный на применении алгоритма DBSCAN выявил наличие выбросов без ложно положительных срабатываний.

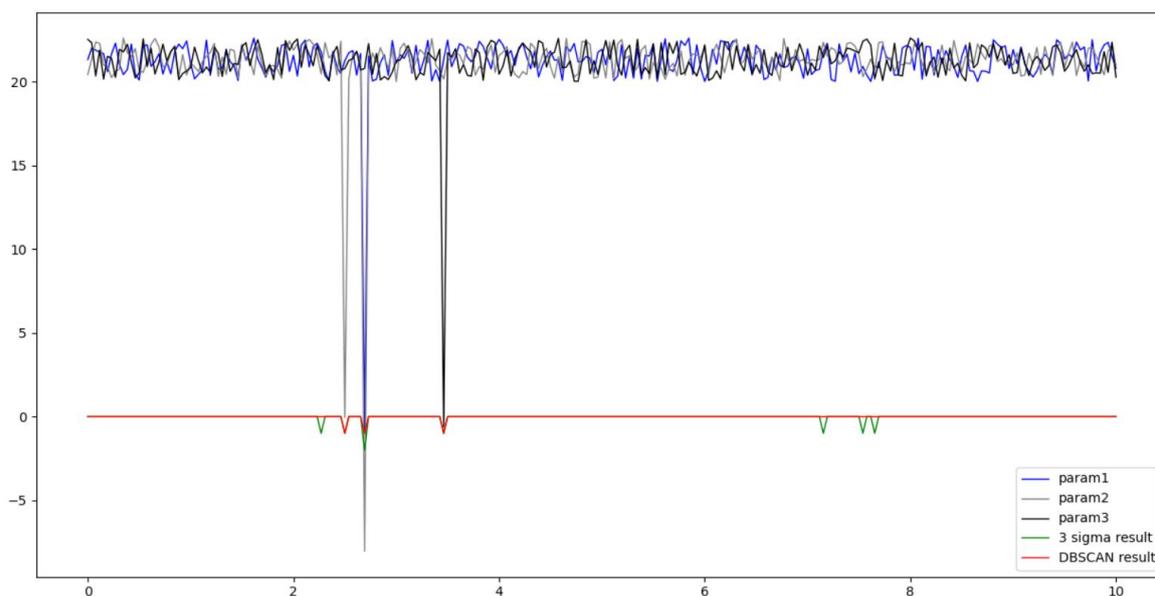


Рисунок 8 – Сравнение методов обнаружения выбросов правилом n-сигм с учетом начальных условий и стандарта производительности и алгоритмом DBSCAN
 Figure 8 – Comparison of n-sigma rule outlier detection methods taking into account the initial conditions and performance standard and the DBSCAN algorithm

Метод выявления разладки на основе эвристических правил позволяет выявлять схожие сигнатуры выбросов с эвристическими правилами. Обнаруженные сигнатуры являются сигналом для экспертов о том, что в ближайшее время может произойти разладка, которая приведет к отказу оборудования и необходимо произвести технические воздействия на оборудовании для предотвращения внештатной ситуации. Пример выявления сигнатуры, схожей с эвристическим правилом, на синтетических данных представлен на Рисунке 9, где красным цветом выделена схожая сигнатура.

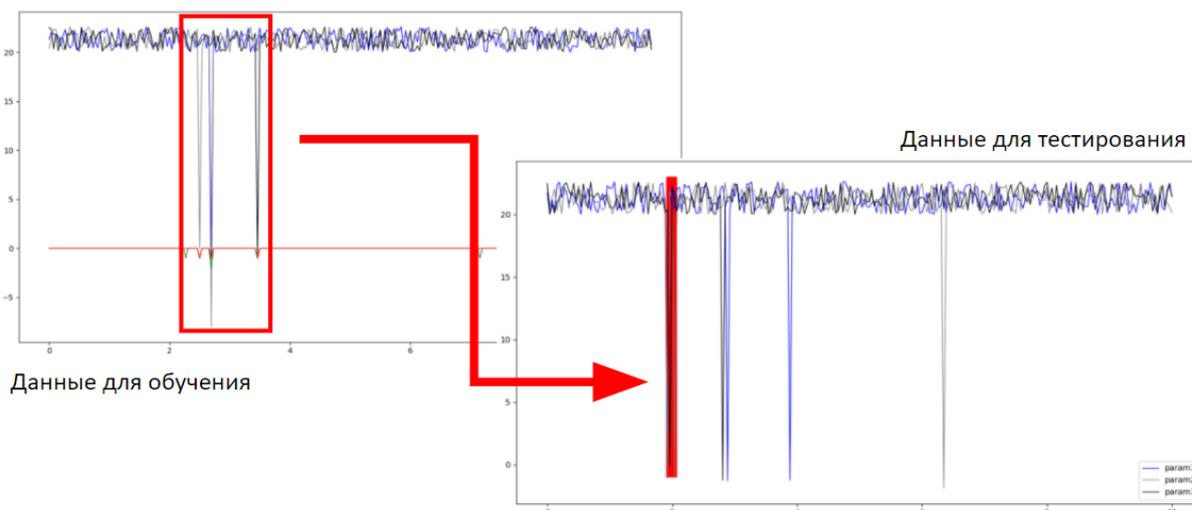


Рисунок 9 – Результат поиска схожих с эвристическими правилами сигнатур
 Figure 9 – Search result for signatures similar to heuristic rules

На Рисунке 10 представлены размеченные синтетические данные для обучения гибридного метода, в который были внесены выбросы в 5-ти временных точках

(отмечены красными вертикальными линиями). Изначально данные применяются для метода подбора оптимальных параметров. Оптимальные параметры DBSCAN и n-сигма затем используются на тестовых данных. Показатели точности, полноты и F1-меры разработанного метода подбора оптимальных параметров составили 0.7, 0.7778, 0.7369 соответственно.

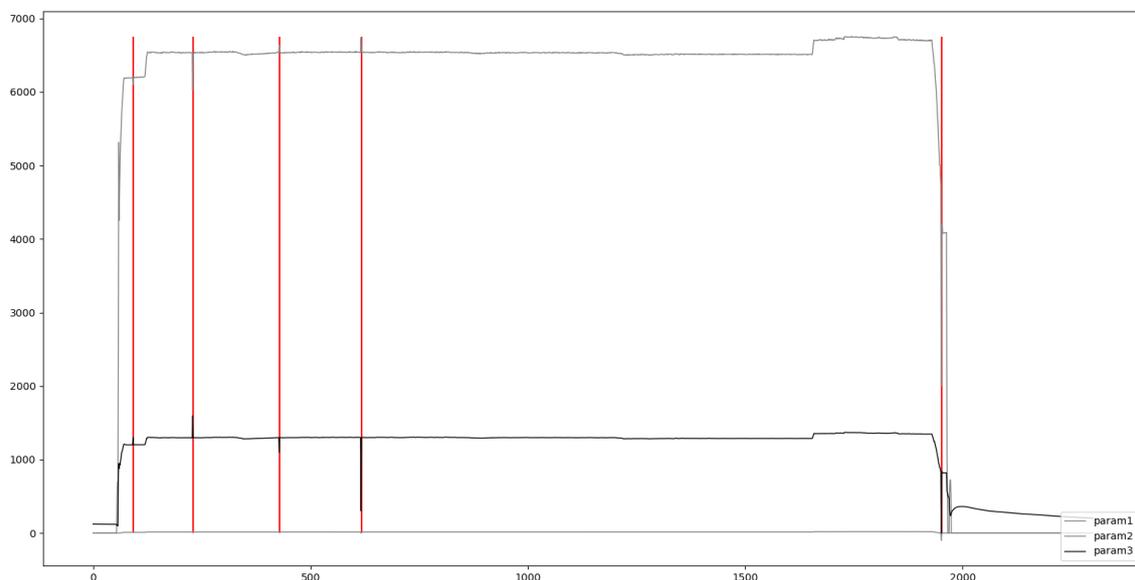


Рисунок 10 – Данные для поиска оптимальных параметров методов выявления выбросов
 Figure 10 – Data for searching for optimal parameters of outlier detection methods

На Рисунке 11 представлен размеченный набор синтетических данных для тестирования метода выявления разладки, в который были внесены выбросы в 9-ти временных точках (отмечены красными вертикальными линиями).

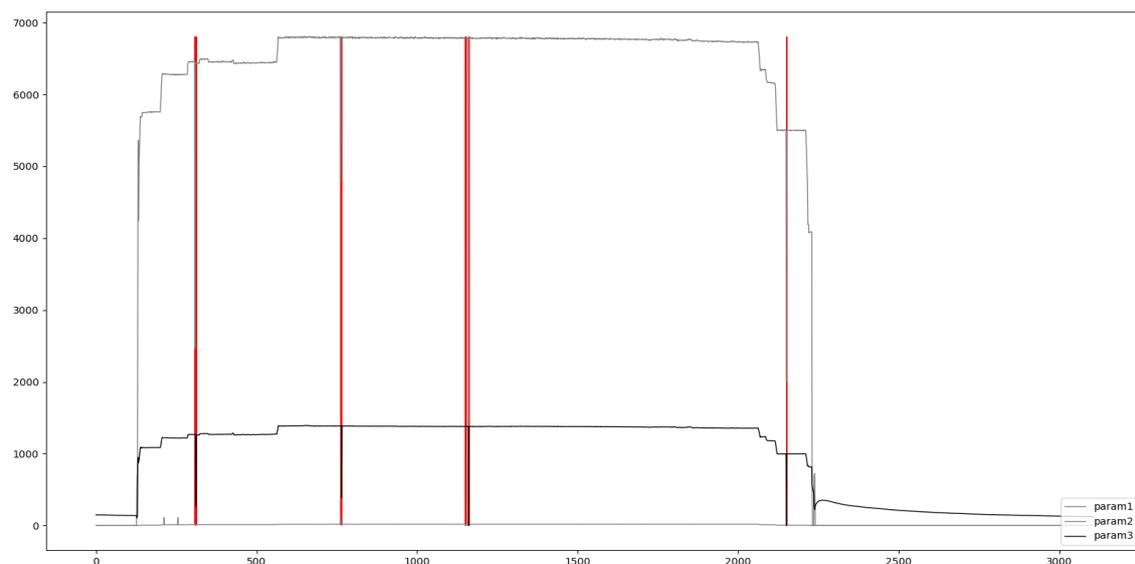


Рисунок 11 – Размеченные данные для определения точности, полноты и F1-меры
 Figure 11 – Labeled data for determining the indicators of precision, recall and F1-measure

Данные о разладах, полученные после применения гибридного метода (красные вертикальные линии на Рисунке 12), позволяют экспертам, работающим с кибер-физической системой, наиболее оперативно выявлять причину разладки за счет информации о времени сбоя и датчиках, на которых происходят сбои. Оперативное выявление причины разладки позволяет вести более точный и своевременный контроль работоспособности отдельных узлов и всей системы в целом, разработать стратегию воздействий для ремонта оборудования в кратчайшие сроки и с минимальным вмешательством в процесс (пока система не достигает критического состояния), что позволяет значительно сократить затраты на техническое обслуживание.

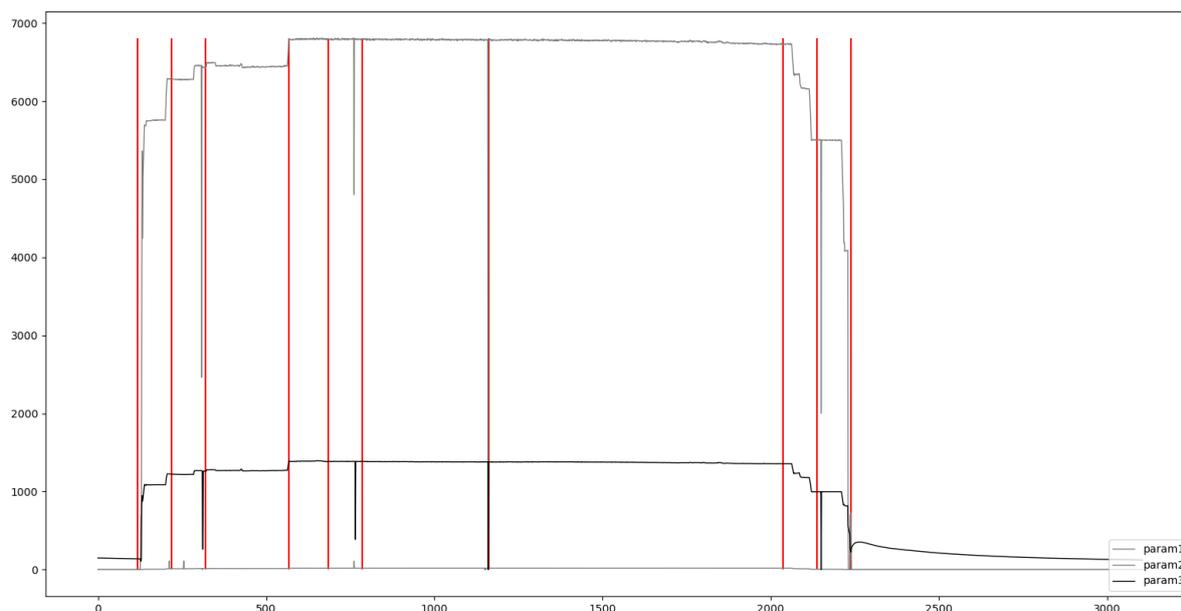


Рисунок 12 – Результат поиска схожих с эвристическими правилами сигнатур на размеченных данных для определения точности, полноты и F1-меры

Figure 12 – The result of the search for signatures similar to heuristic rules on labeled data to determine the indicators of precision, recall and F1-measure

Заключение

Разработанный гибридный метод кибер-физической системы позволяет определить разладки в процессе работы ГТУ, при условии, что ГТУ находится в режиме работы «генерация». Базовый подход по определению разладки представляет собой использование правила n-сигма с усилением подхода путем сравнения реальных данных генерации со стандартом производительности. Предлагаемый гибридный метод, превосходящий по производительности базовый подход, основывается на методах: поиска оптимальных параметров; выявления выбросов; выявления разладки с помощью эвристических правил. Расширенные эвристические правила для обнаружения разладок помогают экспертам разработать соответствующие действия для эффективного управления производительностью ГТУ. Данный метод не определяет причины разладки, но позволяет экспертам их выявить и определить необходимые действия для ремонта ГТУ.

Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ 19-47-340010.

ЛИТЕРАТУРА

1. Глотов А.В., Черемисинов С.В., Щербаков М.В. Онтологическая модель риск-ориентированного управления техническим состоянием технологического оборудования. *Энергия Единой Сети*. 2019;3(45):76-85.
2. Jin R., Deng X., Chen X., Zhu L., Zhang J. Dynamic quality-process model in consideration of equipment degradation. *Journal of Quality Technology*. 2019;51(3), 217-229. DOI: 10.1080/00224065.2018.1541379
3. Kazakov I.D., Shcherbakova N.L., Brebels A., Shcherbakov M.V. Accelerometer Data Based Cyber-Physical System for Training Intensity Estimation. *Cyber-Physical Systems: Advances in Design & Modelling. Studies in Systems, Decision and Control*. 2020;259:325-335. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-32579-4_26
4. Shcherbakov M., Brebels A., Shcherbakova N., Kamaev V., Gerget O., Devyatikh D. Outlier detection and classification in sensor data streams for proactive decision support systems. *Conference on Information Technologies in Business and Industry 2016, Journal of Physics: Conference Series*. 2016;803(1). DOI:<http://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/803/1/012143>
5. Shen X., Fu X., Zhou C. A Combined Algorithm for Cleaning Abnormal Data of Wind Turbine Power Curve Based on Change Point Grouping Algorithm and Quartile Algorithm. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. 2019;10(1):46-54. DOI:10.1109/tste.2018.2822682
6. Letzgus S. Change-point detection in wind turbine SCADA data for robust condition monitoring with normal behaviour models. *Wind Energy Science Discussions*. 2020. DOI: <https://doi.org/10.5194/wes-2020-38>
7. Han S., Qiao Y., Yan P., Yan J., Liu Y., Li L. Wind turbine power curve modeling based on interval extreme probability density for the integration of renewable energies and electric vehicles. *Renewable Energy*. 2020;157:190-203. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.04.097>
8. Celik M., Dadaser-Celik F., Dokuz A. S. Anomaly detection in temperature data using DBSCAN algorithm. *2011 International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications*. 2011. DOI: <https://doi.org/10.1109/INISTA.2011.5946052>
9. Sheridan K., Puranik T.G., Mangortey E., Pinon-Fischer O.J., Kirby M., Mavris D.N. An Application of DBSCAN Clustering for Flight Anomaly Detection During the Approach Phase. *AIAA Scitech 2020 Forum*. 2020. DOI: <https://doi.org/10.2514/6.2020-1851>
10. Wang P., Govindarasu M. Anomaly Detection for Power System Generation Control based on Hierarchical DBSCAN. *2018 North American Power Symposium (NAPS)*. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1109/NAPS.2018.8600616>

REFERENCES

1. Glotov A.V., Cheremisinov S.V., Shcherbakov M.V. Ontologicheskaya model' risk-orientirovannogo upravleniya tekhnicheskim sostoyaniem tekhnologicheskogo oborudovaniya. *Energiya Edinoi Seti*. 2019;3(45):76-85.
2. Jin R., Deng X., Chen X., Zhu L., Zhang J. Dynamic quality-process model in consideration of equipment degradation. *Journal of Quality Technology*. 2019;51(3), 217-229. DOI: 10.1080/00224065.2018.1541379
3. Kazakov I.D., Shcherbakova N.L., Brebels A., Shcherbakov M.V. Accelerometer Data Based Cyber-Physical System for Training Intensity Estimation. *Cyber-Physical Systems: Advances in Design & Modelling. Studies in Systems, Decision and Control*. 2020;259:325-335. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-32579-4_26

4. Shcherbakov M., Brebels A., Shcherbakova N., Kamaev V., Gerget O., Devyatykh D. Outlier detection and classification in sensor data streams for proactive decision support systems. *Conference on Information Technologies in Business and Industry 2016, Journal of Physics: Conference Series*. 2016;803(1). DOI: <http://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/803/1/012143>
5. Shen X., Fu X., Zhou C. A Combined Algorithm for Cleaning Abnormal Data of Wind Turbine Power Curve Based on Change Point Grouping Algorithm and Quartile Algorithm. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. 2019;10(1):46-54. DOI: 10.1109/tste.2018.2822682
6. Letzgun S. Change-point detection in wind turbine SCADA data for robust condition monitoring with normal behaviour models. *Wind Energy Science Discussions*. 2020. DOI: <https://doi.org/10.5194/wes-2020-38>
7. Han S., Qiao Y., Yan P., Yan J., Liu Y., Li L. Wind turbine power curve modeling based on interval extreme probability density for the integration of renewable energies and electric vehicles. *Renewable Energy*. 2020;157:190-203. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.04.097>
8. Celik M., Dadaser-Celik F., Dokuz A. S. Anomaly detection in temperature data using DBSCAN algorithm. *2011 International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications*. 2011. DOI: <https://doi.org/10.1109/INISTA.2011.5946052>
9. Sheridan K., Puranik T.G., Mangortey E., Pinon-Fischer O.J., Kirby M., Mavris D.N. An Application of DBSCAN Clustering for Flight Anomaly Detection During the Approach Phase. *AIAA Scitech 2020 Forum*. 2020. DOI: <https://doi.org/10.2514/6.2020-1851>
10. Wang P., Govindarasu M. Anomaly Detection for Power System Generation Control based on Hierarchical DBSCAN. *2018 North American Power Symposium (NAPS)*. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1109/NAPS.2018.8600616>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Казаков Игорь Дмитриевич, магистрант, Волгоградский государственный технический университет, Волгоград, Российская Федерация.

e-mail: igorkazakov1997@gmail.com

ORCID: [0000-0003-4810-600X](https://orcid.org/0000-0003-4810-600X)

Щербакова Наталия Львовна, кандидат технических наук, доцент Волгоградского государственного технического университета, Волгоград, Российская Федерация.

e-mail: natalia.shchrbakova@gmail.com

ORCID: [0000-0001-7836-0645](https://orcid.org/0000-0001-7836-0645)

Щербаков Максим Владимирович, доктор технических наук, профессор Волгоградского государственного технического университета, Волгоград, Российская Федерация.

e-mail: maxim.shcherbakov@gmail.com

ORCID: [0000-0001-7173-4499](https://orcid.org/0000-0001-7173-4499)

Igor D. Kazakov, Undergraduate Of Volgograd State Technical University, Volgograd, Russian Federation.

Natalia L. Shcherbakova, PhD in Engineering Science, Associate Professor of Volgograd state technical university, Volgograd, Russian Federation.

Maxim V. Shcherbakov, Doctor of Technical Sciences, Professor of Volgograd state technical university, Volgograd, Russian Federation.