



Современные тенденции и вопросы диагностики электрооборудования

Выпуск от 30 апреля 2021 года

В выпуске рубрики «Современные тенденции и вопросы диагностики электрооборудования» специалисты ООО «БО-Энерго» подготовили обзор актуальных публикаций, которые касаются инновационных разработок и новых технологий в области мониторинга и диагностики электрооборудования. В данном выпуске даны обзоры статей и докладов на следующие темы:

1. [Исследования влияния термической деградации на электрические свойства изоляции](#)
2. [Распознавание дефектов в акустическом сигнале при помощи технологии распознавания речи](#)
3. [Распознавание состояния солнечных панелей при помощи беспилотных летательных аппаратов и машинного обучения](#)
4. [Мониторинг состояния ветрогенераторов при помощи самонастраивающейся свёрточной связательной нейронной сети](#)
5. [Система мониторинга состояния мобильных трансформаторов при их транспортировке](#)
6. [Мониторинг износа шестерен механических передач при помощи термографии и машинного обучения](#)
7. [Способ сегментирования сигнала вибрации для контроля состояния РПН](#)
8. [Система мониторинга загрязнения поверхности фарфоровых изоляторов](#)
9. [Определение дефектов обмоток сухих трансформаторов при помощи измерительных катушек](#)
10. [Имитационная модель развития ЧР в статорной изоляции электрических машин](#)
11. [Разработка системы мониторинга состояния ветрогенераторов по сигналам напряжения](#)

Подписывайтесь также на наш [Телеграм](#) или [Твиттер](#) или используйте [электронную почту](#) для связи.

Исследование влияния термической деградации на электрические свойства изоляции

Источник: M. Sumislawska, K. N. Gyftakis, D. F. Kavanagh, M. McCulloch, K. J. Burnham and D. A. Howey, "The impact of thermal degradation on electrical machine winding insulation," 2015 IEEE 10th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED), Guarda, Portugal, 2015, pp. 232-238, doi: 10.1109/DEMPED.2015.7303695.

<https://ieeexplore.ieee.org/document/7303695>

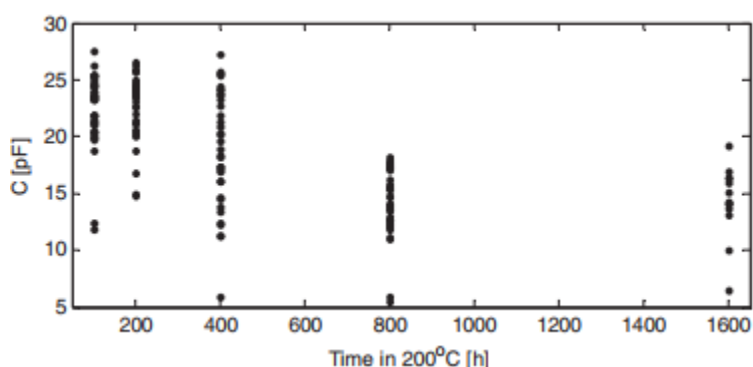
На прошедшем в 2015 году IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives группа исследователей из Великобритании и Ирландии представила результаты собственного исследования изменения сопротивления и ёмкости электрической изоляции при её термической деградации при разных температурах.

Методология исследования состояла в следующем. Использовались 180 фрагментов изоляции из полиамид-имида. Все фрагменты были разделены на 6 равных групп по 30 фрагментов. Каждая из групп подвергалась нагреву. Первая группа нагревалась до 200°C, вторая до 215°C, третья до 230°C, четвёртая до 245°C, пятая до 260°C, шестая до 275°C. Каждая из групп также разделялась на 5 подгрупп по 6 фрагментов. Подгруппы выдерживались в условиях нагрева в течение 100, 200, 400, 800 и 1600 часов. После прохождения установленного времени измерялись ёмкость и сопротивление фрагментов изоляции в каждой подгруппе.

После обработки результатов измерений стало видно, что итоговая ёмкость большинства фрагментов была ниже 20 пФ независимо от продолжительности обработки. Исходя из этого, исследователи сделали предположение, что падение ёмкости ниже 20 пФ может свидетельствовать о начале термической деградации, характер которой зависит от температуры. Среди всех фрагментов изоляции наибольшее падение наблюдалось у фрагментов, подвергшихся температуре 230°C.

Далее в исследовании были проанализированы образцы, подвергшиеся температуре 230°C, ниже 230°C и выше 230°C.

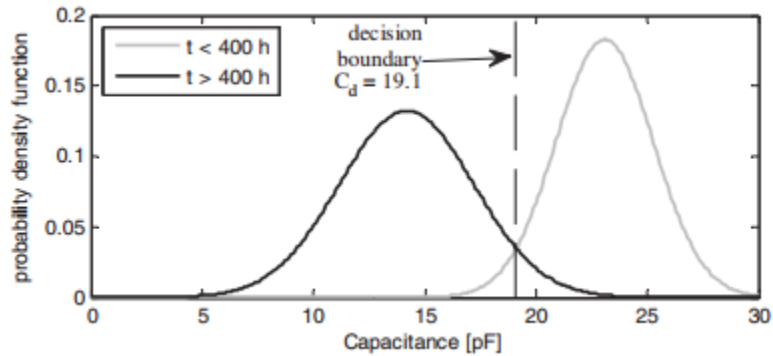
Распределение ёмкости образцов при температуре 230°C в зависимости от времени обработки показано ниже.



Распределение ёмкости образцов при температуре 230°C

Из распределения видно, что ёмкость нелинейно уменьшается со временем.

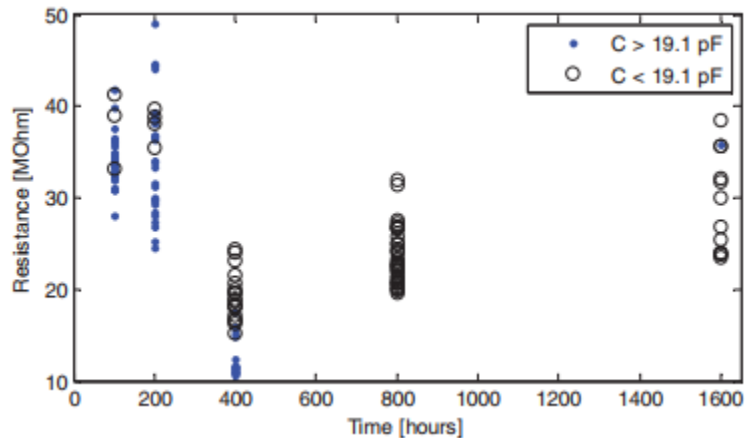
Сглаженные гистограммы распределения ёмкостей образцов с временем обработки ниже и выше 400 часов показаны ниже.



Сглаженные гистограммы распределения ёмкостей образцов с временем обработки ниже и выше 400 часов

Гистограммы соответствуют форме плотности вероятности нормального распределения. Точка пересечения гистограмм соответствует условной границе начала развития термической деградации. Для рассматриваемых образцов граница составила 19.1 пФ.

Распределение сопротивления образцов при температуре 230°C в зависимости от времени обработки показано ниже.



Распределение сопротивления образцов при температуре 230°C

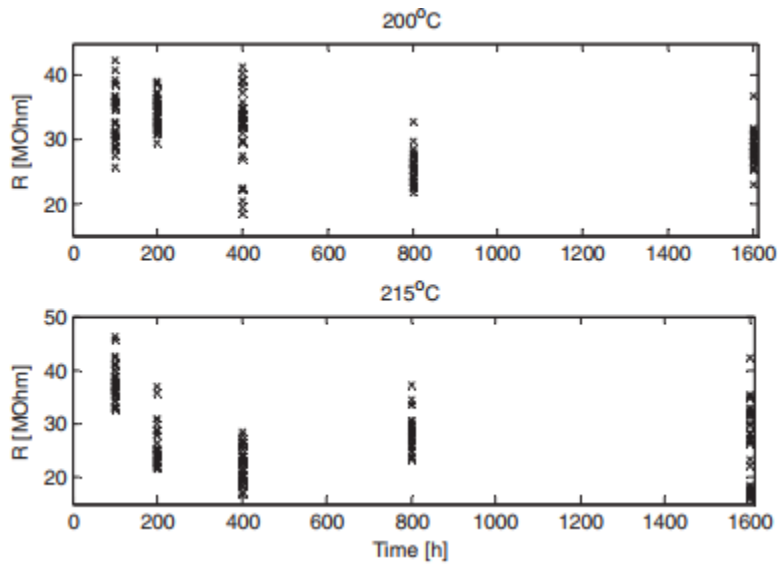
Анализ распределения показывает, что сопротивление падает в течение первых 400 часов, после чего начинает расти. Граница 400 часов также соответствует границе, разделяющей большинство фрагментов изоляции с ёмкостью выше и ниже 19.1 пФ, что подтверждает предположение о возможности использования этого значения как граничного.

При исследовании образцов, подвергшихся температуре ниже 230°C, было определено, что ёмкость практически не менялась и оставалась примерно равно 14.5 пФ. Сопротивление возрастало с увеличением времени.

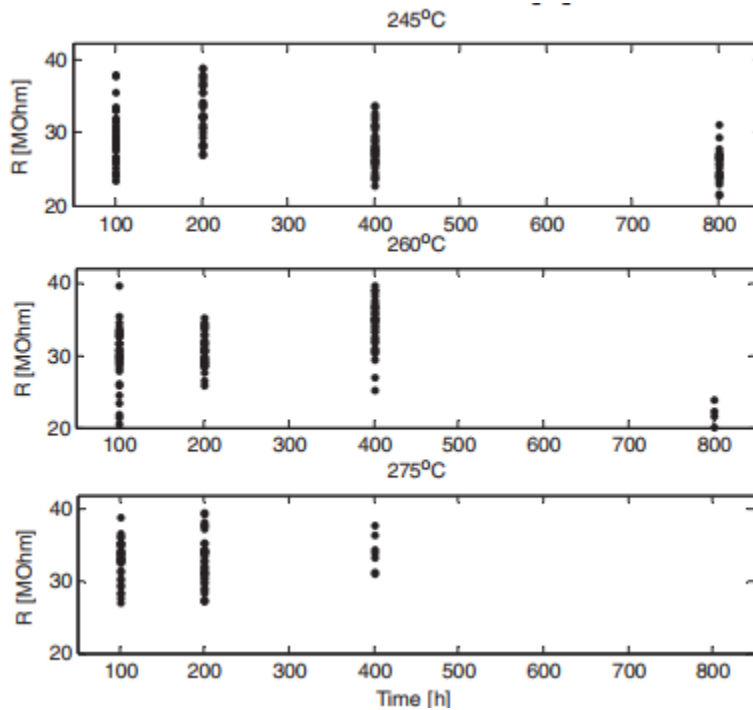
Для образцов, подвергшиеся температуре выше 230°C, был характерен рост сопротивления до некоторого момента, после чего следовало падение из-за сильного повреждения изоляции.

Значение ёмкости также, как и для других образцов, не показывало существенных изменений и оставалось примерно равным 14.8 пФ.

Некоторые из записанных распределений показаны ниже.



Распределение сопротивления при температурах 200°C и 215°C



Распределение сопротивления при температурах 245°C, 260°C, 275°C

В заключении исследования указано, что в дальнейшей работе авторы планируют использовать ИК-спектроскопию для более глубокого изучения изменения свойств изоляции.

Распознавание дефектов в акустическом сигнале при помощи технологии распознавания речи

Источник: Yao, Weijia; Xu, Yongpeng; Qian, Yong; Sheng, Gehao; Jiang, Xiuchen. 2020. "A Classification System for Insulation Defect Identification of Gas-Insulated Switchgear (GIS), Based on Voiceprint Recognition Technology" *Appl. Sci.* 10, no. 11: 3995.

<https://www.mdpi.com/2076-3417/10/11/3995>

Группа сотрудников Шанхайского университета транспорта разработала алгоритм определения развивающихся ЧР в сигнале акустической эмиссии КРУЭ по значениям рассчитываемых коэффициентов косинусного преобразования Фурье для чистых тонов. Такой подход, основанный на человеческом восприятии ключевых характеристик акустического сигнала, широко используется при машинном распознавании голоса. Статья авторов была опубликована в издании *Applied Sciences* в июне 2020 года.

В алгоритме ультразвуковой сигнал, регистрируемый акустическими датчиками, проходит стадии предобработки и выделения характерных свойств. К наборам свойств затем применяется алгоритм кластеризации, выполняющий разделение бездефектного режима и дефектных режимов.

Общая схема алгоритма показана ниже.

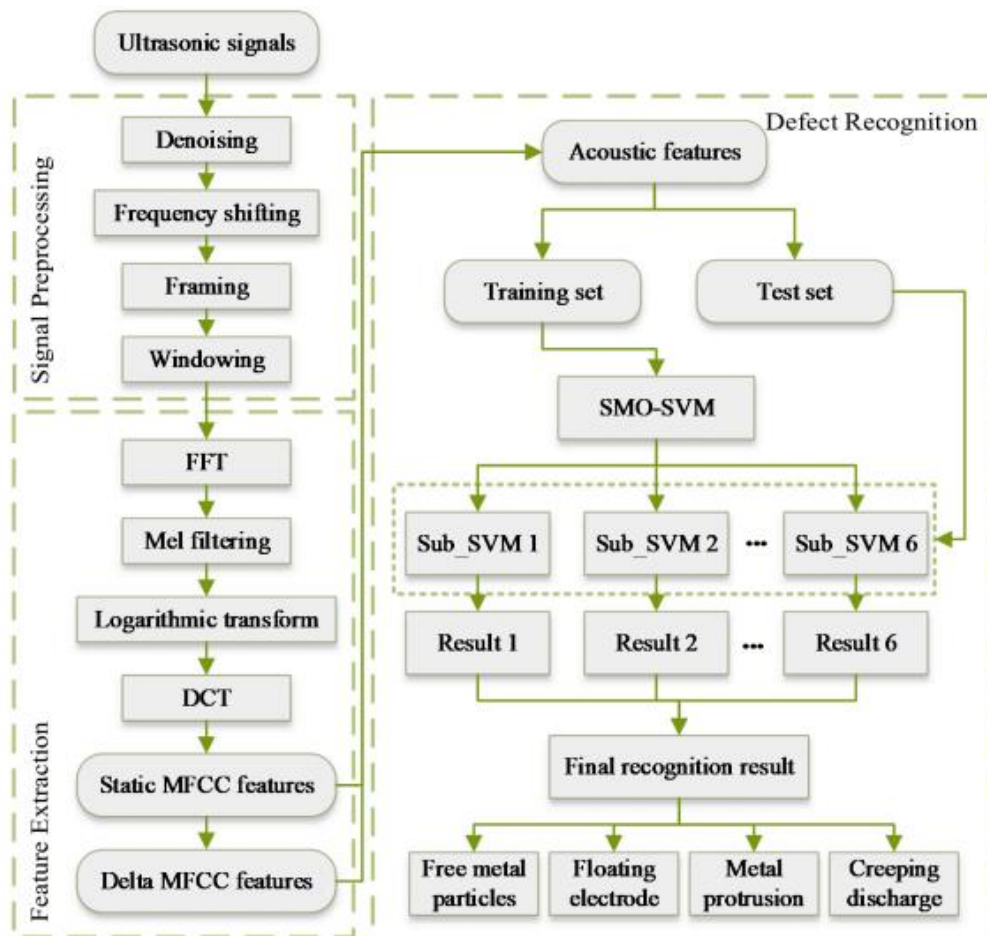
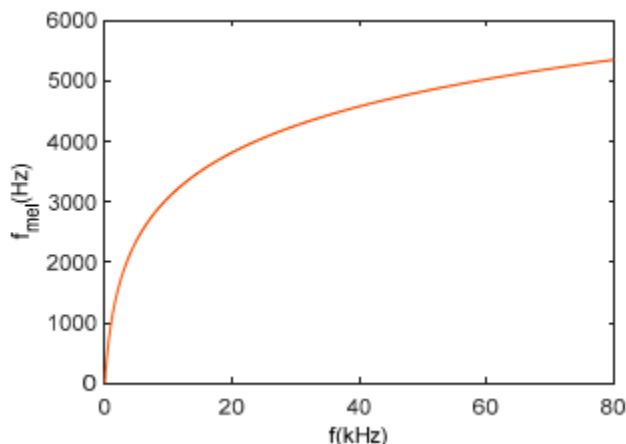


Схема алгоритма

На этапе предобработки выполняется удаление шума, смещение частотного диапазона, разделение сигнала на отрезки и применение весовой функции Хэмминга. Удаление шума выполняется вейвлет-преобразованием для снижения негативного влияния окружающей среды. Смещение частотного диапазона выполняется из ультразвукового диапазона 20-80 кГц к более низкому диапазону по нелинейному закону, график которого показан ниже.



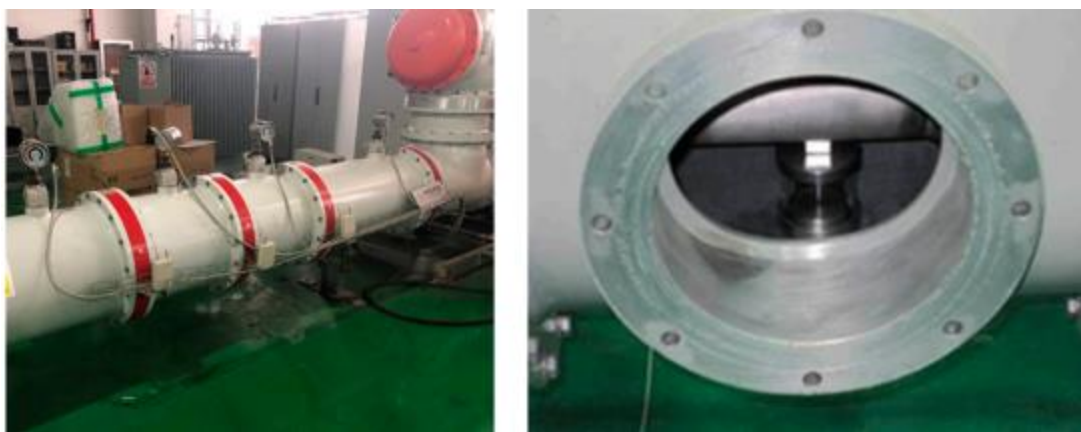
Функция смещения частотного диапазона. Горизонтальная ось – частота исходного сигнала, вертикальная ось – частота преобразованного сигнала

Далее сигнал разделяется на отрезки по 20 мс и к каждой выборке сигнала применяется весовая функция Хэмминга для предотвращения эффекта растекания спектра и снизить эффект затухания сигнала при последующих преобразованиях.

На этапе выделения свойств сигнала производится быстрое преобразование Фурье, фильтрация чистых тонов, логарифмическое и дискретное косинусное преобразование. Весь процесс имитирует восприятие человеком звука, которое сильно варьируется в слышимом диапазоне и «настроено» на восприятие характерных свойств звука. Результатом обработки сигнала на этом этапе являются два набора коэффициентов, статический и динамический. Набор статических коэффициентов, соответствует условным свойствам звука, воспринимаемым человеком. Набор динамических коэффициентов определяется разностными характеристиками последовательных пар коэффициентов в статическом наборе и отражает процесс изменения статических коэффициентов во времени.

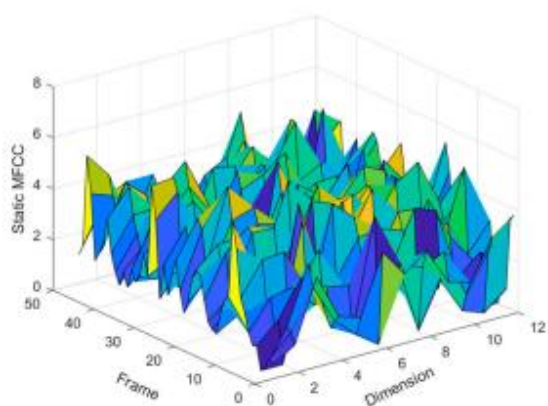
Расчитанные наборы коэффициентов используются как входные данные для метода опорных векторов, который выполняет классификацию режима работы КРУЭ между бездефектным и четырьмя видами дефектов: металлический выступ на внутренней поверхности, плавающий электрод, свободная частица, поверхностный разряд.

Работа метода была испытана на полноразмерной модели участка КРУЭ, в которой создавались разные виды дефектов. Изображение испытательной установки и созданного в ней дефекта показаны ниже.

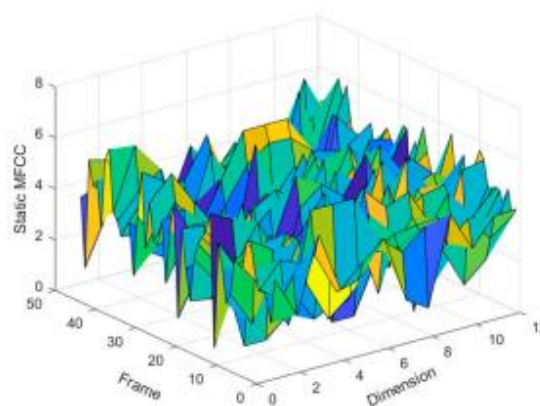


Испытательная установка и модель дефекта

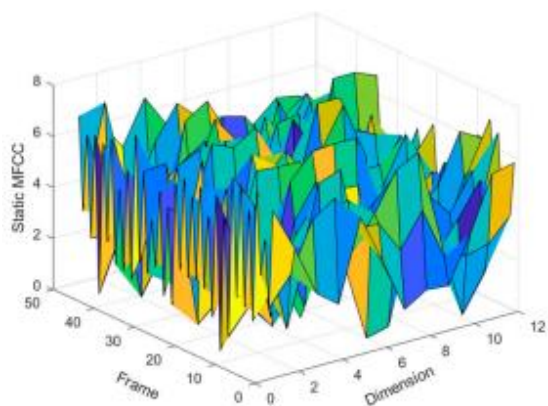
Пример рассчитанных свойств сигналов разных дефектов показан ниже.



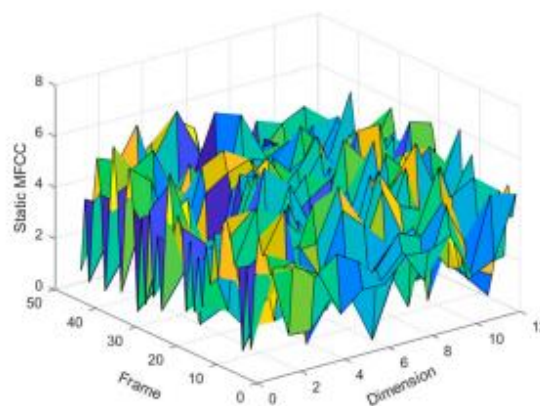
(a)



(b)



(c)



(d)

Пример рассчитанных статических коэффициентов при дефектах: а) металлический выступ на внутренней поверхности, б) плавающий электрод, с) свободная частица, d) поверхностный разряд. На диаграммах ось “Static MFCC” – значение коэффициента, “Frame” – номер выборки сигнала, “Dimension” – номер коэффициента

По информации авторов исследования, точность классификации дефектов достигала 93,75%. Таблица с результатами испытаний показана ниже.

Pattern Recognition Model	Defect Type ¹	Classified Numbers	Correctly Classified Numbers	Accuracy	Sensitivity
SMO-SVM	P	20	20	93.75%	94.14%
	F	22	18		
	C	19	19		
	M	19	18		
SVM	P	18	18	82.50%	83.18%
	F	20	15		
	C	20	17		
	M	22	16		

¹ Defect types are shortened as P, free metal particles; F, floating electrode; C, creeping discharge; and M, metal protrusions.

Результаты испытаний. Столбцы слева направо: модель классификации (использовались две вариации метода опорных векторов), тип дефекта, число испытаний с заданным типом дефекта, число испытаний с верно определённым дефектом, точность классификации дефектов, общая точность разделения дефектного режима от бездефектного

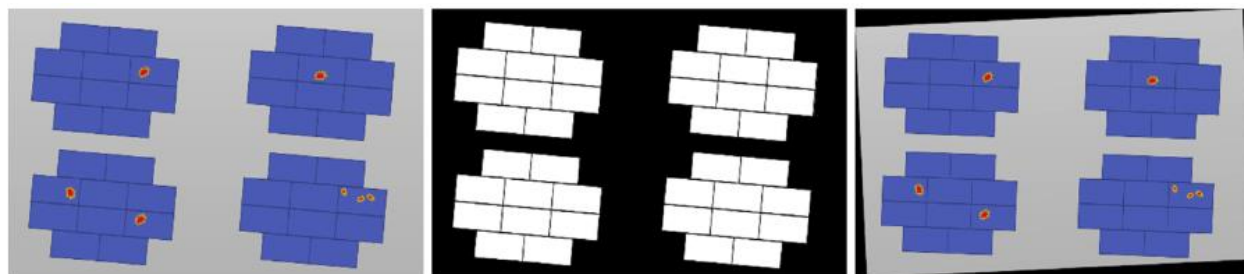
Распознавание состояния солнечных панелей при помощи беспилотных летательных аппаратов и машинного обучения

Источник: Álvaro Huerta Herraiz, Alberto Pliego Marugán, Fausto Pedro García Márquez, Photovoltaic plant condition monitoring using thermal images analysis by convolutional neural network-based structure, Renewable Energy, Volume 153, 2020, Pages 334-348, ISSN 0960-1481

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0960148120301701>

Группа исследователей из Университета Кастилия-Ла-Манча и Мадридского университета финансовых исследований в Испании разработала и опробовала систему автономного контроля состояния солнечных панелей, в которой сбор данных осуществляется при помощи термографических камер и GPS-трекеров, устанавливаемых на беспилотные летательные аппараты (БПЛА), а в анализе используется свёрточная нейронная сеть. Работа авторов была опубликована в издании *Renewable Energy* в июне 2020 года.

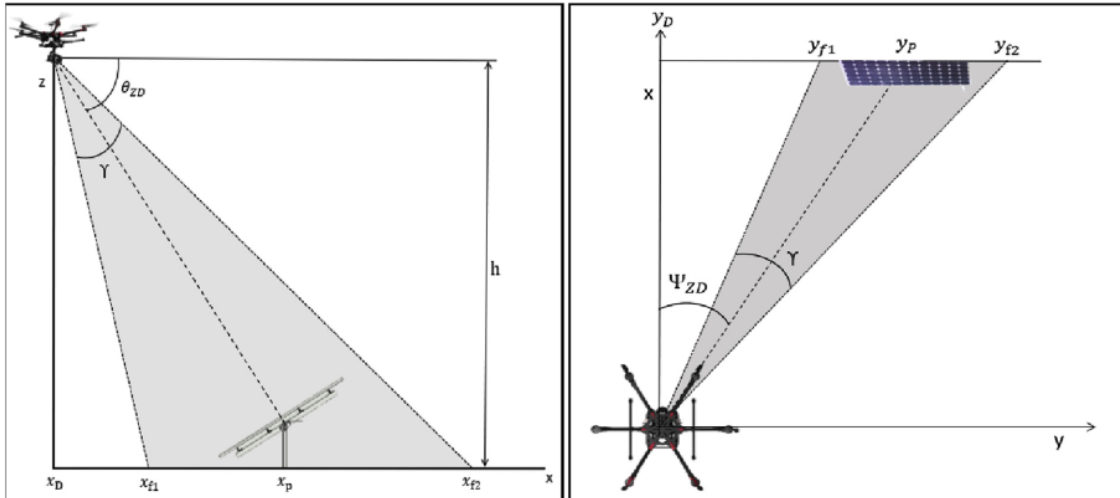
Суть метода состоит в следующем. БПЛА, облетая территорию установки солнечных панелей, выполняют серию термографических снимков. Снимки вместе с данными о координатах БПЛА, передаются в центр обработки данных. Затем, при помощи метода приближения производными, в снимках выделяется прямоугольный фрагмент, соответствующий изображению панели. Выделенный фрагмент затем вращается таким образом, чтобы его грани стали параллельны границам обрабатываемого фрагмента изображения. Пример процесса обработки изображения панели показан ниже.



Пример процесса определения границ панели, слева направо: оригинальное изображение, изображение с выделенными границами, выровненное изображение

Каждому выделенному фрагменту присваивается показатель качества определения границ, принимающий значения от 0 до 1. Все фрагменты изображений со значением коэффициента ниже 0,9 не берутся в дальнейший анализ.

Затем, при помощи свёрточной нейронной сети, в выделенных фрагментах изображений определяют неоднородности, соответствующие точкам локального перегрева. Выбор свёрточной нейронной сети был обусловлен широким применением таких нейронных сетей при обработке изображений, в частности для задач определения наличия объектов на изображениях и сегментации изображений. При обнаружении зон перегрева выполняется расчёт координат панели по данным координат БПЛА и ориентации его камеры. Принцип определения координат панели показан ниже.



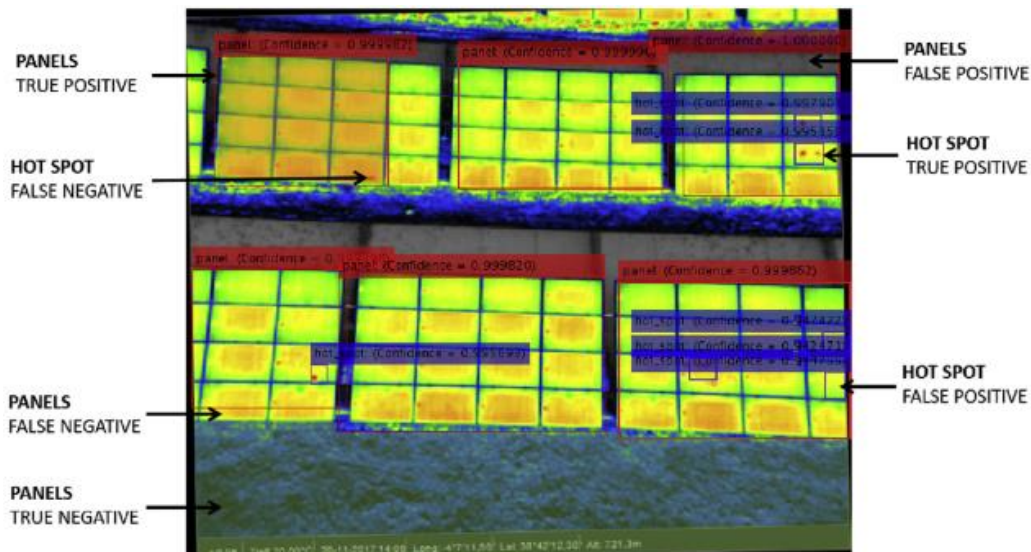
Принцип определения координат (x_p, y_p) панели с областью перегрева по координатам и ориентации камеры БПЛА

Итоговый отчёт, формируемый системой, включает в себя перечень координат панелей и положения зон перегрева на них в виде координат левого верхнего угла зоны, её ширину и длину. Пример фрагмента отчёта показан ниже.

GPS Latitude/Longitude	$X_h/Y_h/H/W$
38.703757/-4.119919	162/82/25/25
38.703798/-4.120075	558/173/15/15
38.703813/-4.120077	562/205/15/15
38.703910/-4.120043	476/406/16/16

Фрагмент отчёта об обнаруженных точках перегрева

Работа системы была опробована на одной из солнечных электростанций. Пример результата определения панелей и зон перегрева показан ниже. Пример демонстрирует как успешные, так и неспешные результаты определения.



Результат определения панелей и зон перегрева

В заключении исследования указано, что общая точность метода составил 99,02%. Средняя ошибка локализации зон нагрева составила 0,86 м.

Мониторинг состояния ветрогенераторов при помощи самонастраивающейся свёрточной состязательной нейронной сети

Источник: Peng Chen, Yu Li, Kesheng Wang, Ming J. Zuo, P. Stephan Heyns, Stephan Baggeröhr, A threshold self-setting condition monitoring scheme for wind turbine generator bearings based on deep convolutional generative adversarial networks, *Measurement*, Volume 167, 2021, 108234, ISSN 0263-2241

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0263224120307739>

Группа исследователей из Канады, Китая и ЮАР предложила способ определения аномальных режимов работы промышленного оборудования по данным вибрации, в котором используется свёрточная состязательная нейронная сеть, обладающая способностью самонастройки. Способ был опробован на данных вибрации ветрогенераторов. Статья авторов была опубликована в издании *Measurement* в январе 2021 года.

Предложенная авторами модель использует комбинацию двух видов нейронных сетей: свёрточной и генеративно-состязательной. Свёрточные нейронные сети относятся к категории алгоритмов глубокого обучения и используют операцию математической свёртки для последовательной обработки сначала простых свойств наборов данных, а затем более сложных. Такие сети имитируют работу сети зрительных клеток живых организмов, где слои более простых клеток обрабатывают простые свойства изображения (линии, углы), а слои более сложных клеток – более сложные комбинации простых свойств (комбинации геометрических элементов, формы границ). Генеративно-состязательные сети используют комбинацию двух нейронных сетей: сети-генератора и сети-дискриминатора. Первая генерирует образцы данных, вторая выполняет их классификацию. Генерация данных основана на разных методах изменения набора входных данных модели. Например, добавляя слишком высокий уровень шума в наборы данных, можно изменить их таким образом, что они утратят большую часть начальных свойств. Сеть-дискриминатор определяет, принадлежит ли изменённый набор данных начальному статистическому распределению или нет. Генеративно-состязательные сети способны обучаться без учителя и широко применяются при генерации изображений.

Общая схема предложенной исследователями нейросетевой модели показана ниже.

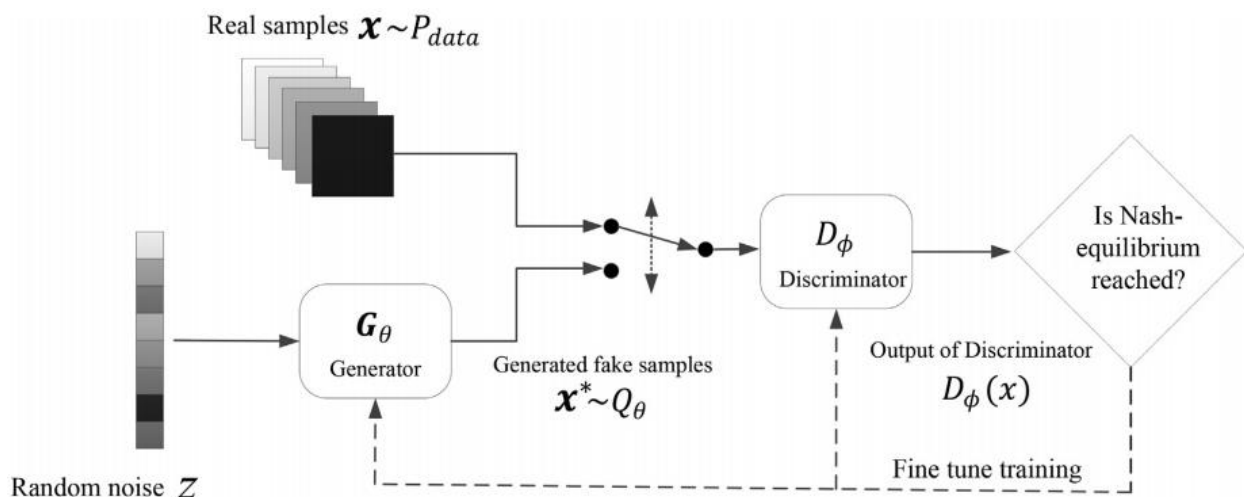
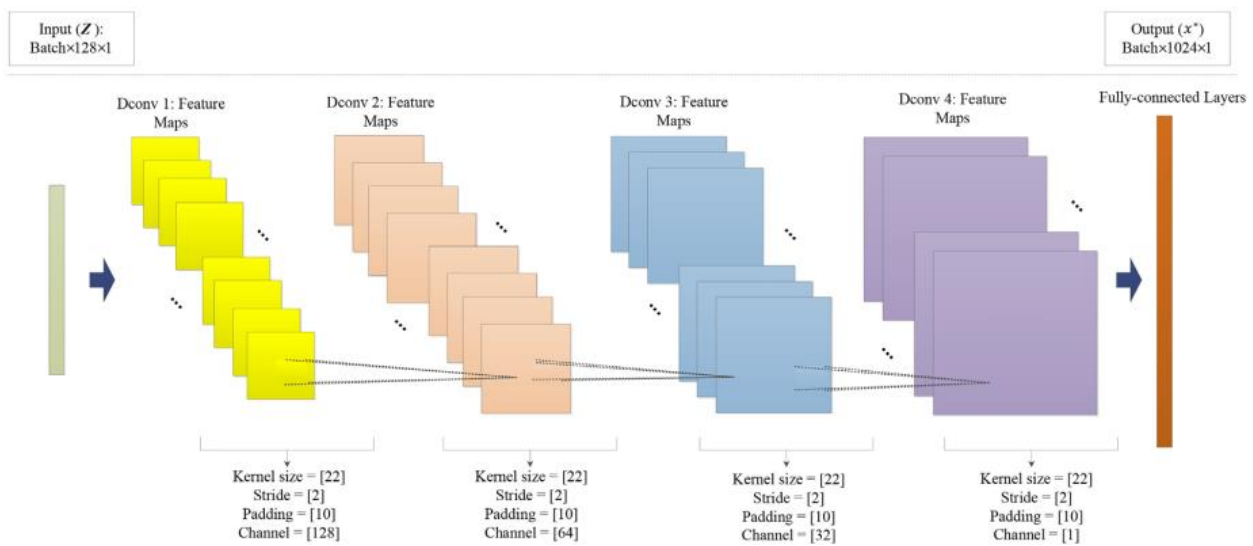


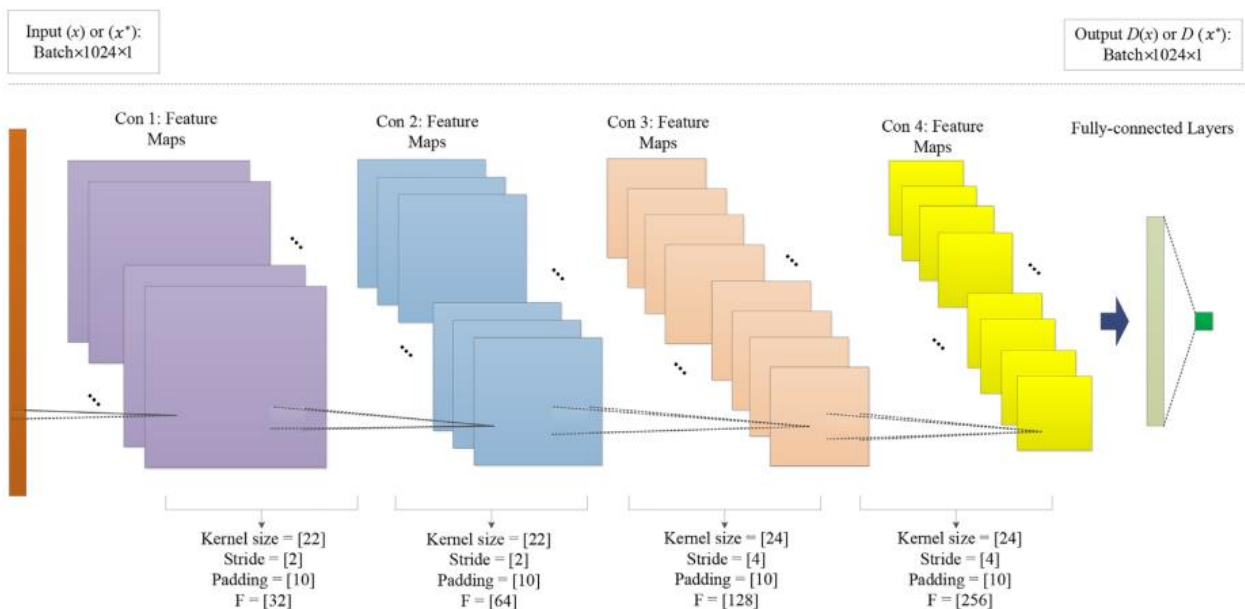
Схема предложенной нейросетевой модели

В модели набор записанных данных о состоянии оборудования зашумляется сетью-генератором G. Изменённые наборы данных поступают на вход сети-дискриминатора D. Выходом сети D является нормализованный критерий D_ϕ , значение которого определяет принадлежность набора изменённых данных начальному классу данных. Другими словами, критерий определяет, насколько новые данные о состоянии машины (выход сети G) соответствуют тому же состоянию машины, которое определяется неизменённым набором данных. Значение критерия 1 соответствует полному соответствию, т.е. ситуации, когда состояние машины не изменилось. Состояние критерия 0 соответствует полному отличию, т.е. ситуации, когда состояние машины изменилось полностью. Достаточность процесса обучения модели определяется по критерию равновесия Нэша. Этот критерий широко используется в теории игр и позволяет определить состояние, когда дальнейшая работа обеих сетей не приводит к повышению точности модели.

Сети D и G являются свёрточными. Их архитектуры показаны на изображениях ниже.

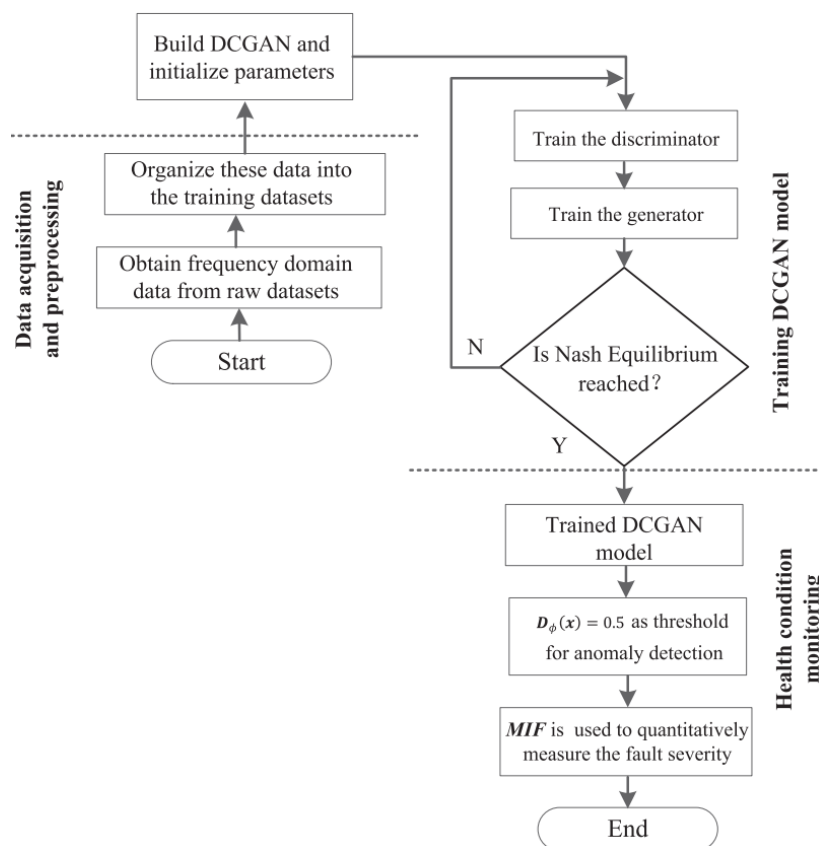


Архитектура сети G



Архитектура сети D

Общая схема предложенного метода, использующего нейросетевую модель, показана ниже.



Общая схема метода

В методе используются данные вибрации, спектры которых подаются на вход модели. Модель затем проходит обучение. Момент завершения обучения и готовности модели определяется критерием равновесия Нэша. Далее обученная модель выполняет классификацию состояния оборудования. Аномальные состояния оборудования определяются по значению нормализованного критерия D_ϕ . Если значение критерия опускается ниже 0,5, состояние оборудования изменилось. В этих случаях дополнительно рассчитывается критерий MIF, который показывает «серьёзность» дефекта, т.е. степень отклонения текущего состояния оборудования от нормального. MIF определяется по статистической кривой распределения D_ϕ . Чем дальше отстоит точка, соответствующая текущему состоянию от математического ожидания распределения D_ϕ , тем «серьёзнее» дефект.

Работа метода была проверена на одном из ветрогенераторов в Китае. Кинематическая схема ветрогенератора с датчиками вибрации показана ниже.

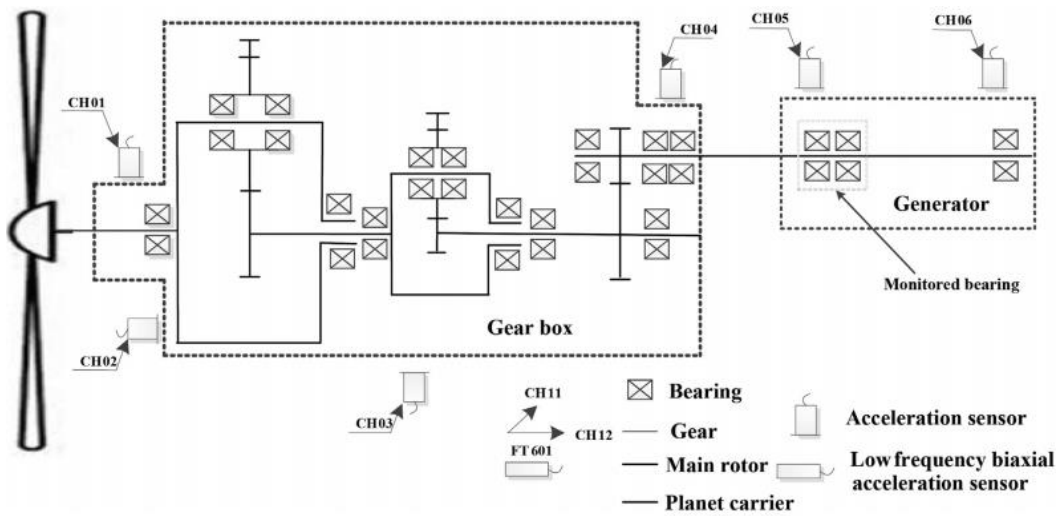


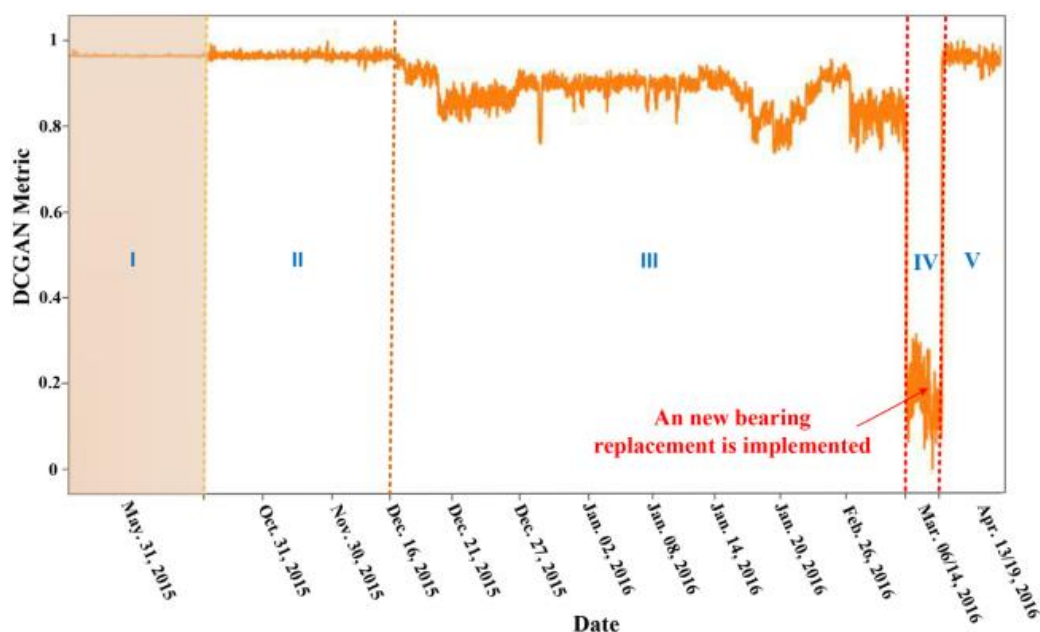
Схема ветрогенератора с датчиками вибрации

Пример установки датчиков вибрации показан ниже.



Места установки датчиков вибрации

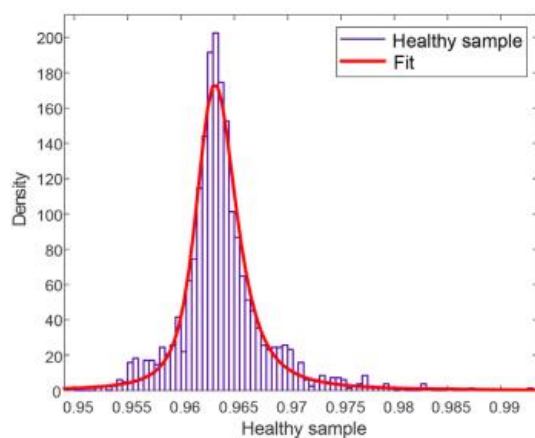
Пример изменения критерия D_ϕ , рассчитанного по данным вибрации, показан ниже.



Изменение критерия D_ϕ при работе генератора

На графике показаны 4 зоны: 1 – обучение модели, 2 – работа генератора без дефекта, когда значение критерия менялось мало, 3 – ухудшающееся состояние одного из подшипников, 4 – появление дефекта подшипника. В конце этапа 3 была выполнена замена подшипника, после чего значение критерия пришло в норму.

Плотность вероятности (статистическое распределение) критерия D_ϕ показана ниже.



Статистическое распределение критерия D_ϕ

График развития критерия MIF, равного отклонению текущего значения D_ϕ от математического ожидания, которое было определено по статистическому распределению D_ϕ , показан ниже.

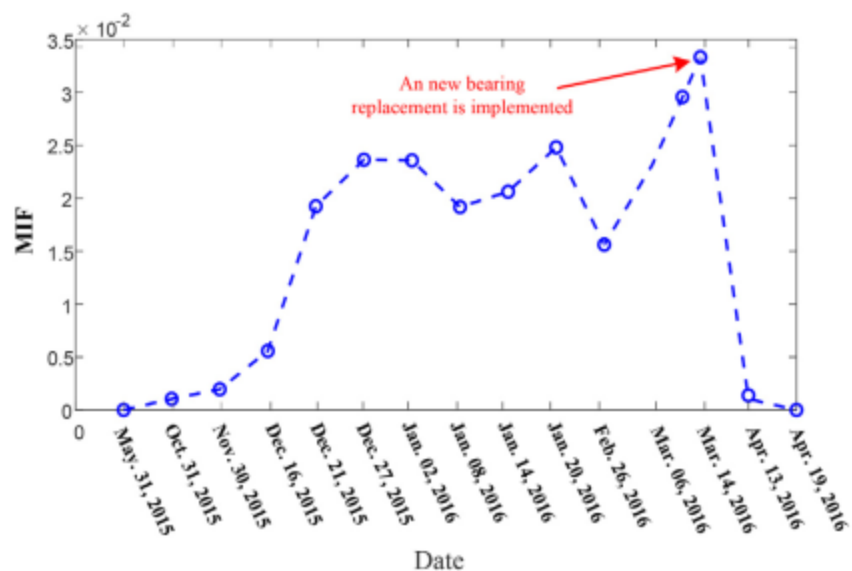


График изменения MIF

Из графика видно, что MIF имел тенденцию к увеличению с развитием дефекта и достигал наибольшего значения перед заменой подшипника.

В заключении исследования авторы указывают, что метод показал хорошие результаты в рамках имеющихся наборов данных. Дальнейшая работа авторов будет направлена на исследование применимости метода к более широким наборам параметров о состоянии ветрогенераторов.

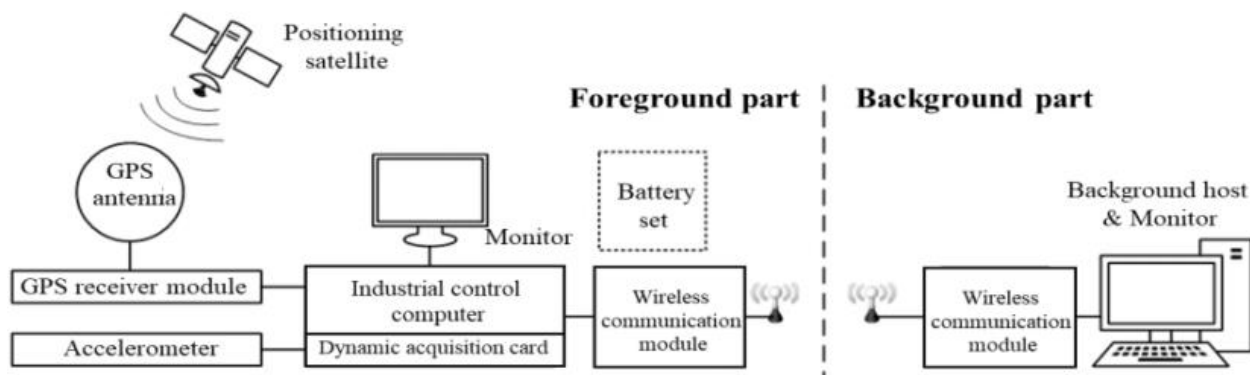
Система мониторинга состояния мобильных трансформаторов при их транспортировке

Источник: J. Wu et al., "Transportation Monitoring of Geo-Location, Speed, Vibration, and Shock Acceleration for 110-kV Vehicular Mobile Transformers," in *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 70, pp. 1-10, 2021, Art no. 5500110, doi: 10.1109/TIM.2020.3022443.

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9187732>

Группа исследователей из Уханьского университета и Южнокитайской электросетевой компании разработали систему мониторинга состояния мобильных трансформаторов при их транспортировке автомобильным транспортом. Система выполняет контроль вибрации корпуса трансформатора вместе с координатами и скоростью перемещения транспорта. Работа авторов была опубликована в *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* в сентябре 2020 года.

Структурная схема системы показана ниже.



Структурная схема системы

В системе сбор данных осуществляется при помощи акселерометров, устанавливаемых на разные точки на корпусе трансформатора, и GPS-антенны, получающей координаты. Данные обрабатываются на уровне системы в промышленном компьютере. Обработанные данные передаются по беспроводному каналу связи в диспетчерский пункт.

Обработка данных на уровне системы выполняется по двум алгоритмам. Обработка координат и скорости выполнялась адаптивно. Система сохраняла значения с периодом, определяемым текущей скоростью, от 180 секунд при скорости менее 0,1 км/ч до 5 секунд при скорости более 50 км/ч. Регистрация данных вибрации выполнялась с частотой дискретизации 10 Гц. Система сохраняла амплитуды трёх ортогональных компонентов вибрации в каждом десятом замере. Если одна из амплитуд превышала заранее определённую уставку, система передавала взведённое состояние вибрации.

Вид шкафов системы, установленных на трансформаторе, показан ниже.



Шкафы системы на трансформаторе

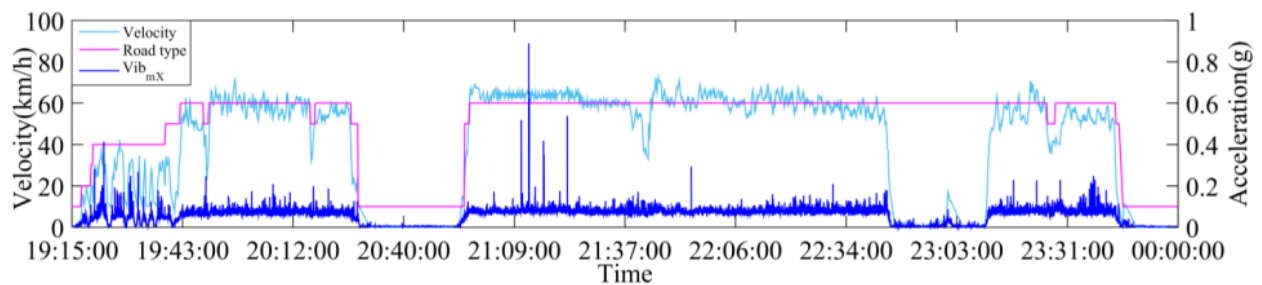
В диспетчерском пункте данные накладывались на изображение местности в Google Earth. Пример отображения маршрута следования транспорта с трансформатором с отмеченными измерениями показан ниже.



Изображение маршрута следования в Google Earth

Анализ записанных данных состоял из сравнения характеров изменения скорости и вибрации на участках дорог разных типов, с разным качеством покрытия и скоростным режимом.

Пример данных, записанных на при транспортировке трансформатора 110 кВ, 40 МВА показан ниже.



Сравнение данных скорости (голубая линия), типа дороги (фиолетовая линия), амплитуды горизонтального виброускорения (синяя линия)

После обработки записанных данных исследователи сформулировали следующие выводы:

1. Среди трёх компонентов вибрации наименьшую амплитуду имело виброускорение по оси y (горизонтальная, перпендикулярная направлению движения).
2. При транспортировке все компоненты вибрации показывают один и тот же характер изменения.
3. Амплитуда вибрации сильно коррелируется со скоростью перемещения.

Главным потенциалом системы авторы видят её применимость для разработки стандартов вибрационного состояния транспортируемых трансформаторов.

Мониторинг износа шестерен механических передач при помощи термографии и машинного обучения

Источник: Resendiz-Ochoa, E.; Saucedo-Dorantes, J.J.; Benitez-Rangel, J.P.; Osornio-Rios, R.A.; Morales-Hernandez, L.A. *Novel Methodology for Condition Monitoring of Gear Wear Using Supervised Learning and Infrared Thermography*. *Appl. Sci.* 2020, 10, 506

<https://www.mdpi.com/2076-3417/10/2/506>

Группа сотрудников автономного университета Керетаро в Мексике предложила способ контроля износа шестерен механических передач, в котором используется обработка данных термографических снимков нейронной сетью. Работа авторов была опубликована в издании *Applied Sciences* в январе 2020 года.

Метод основан на том, что распределение температур на поверхности редуктора, содержащего механическую передачу, будет разным в зависимости от степени износа передачи. Общая схема предложенного метода показана ниже.

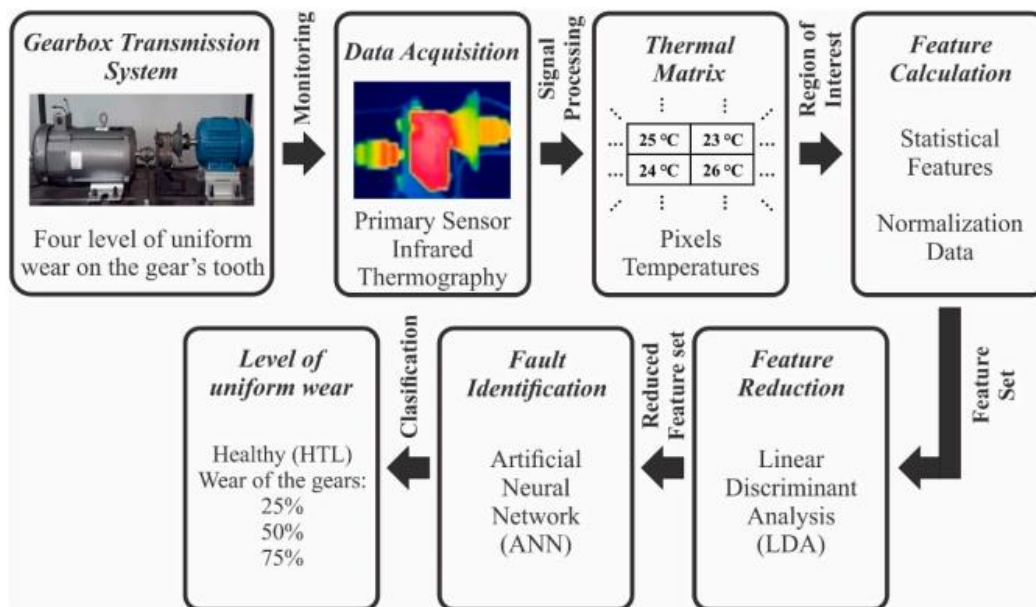
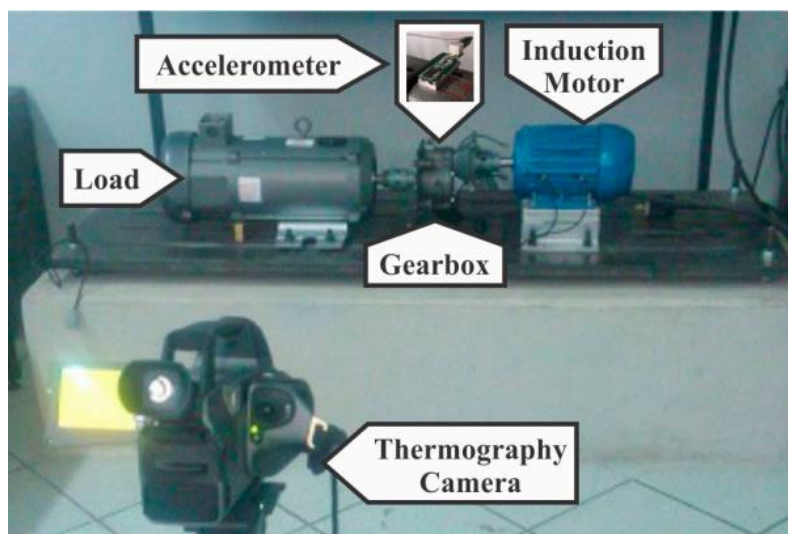


Схема метода

При помощи ИК-камеры постоянно мониторится распределение температур по поверхности редуктора. Каждый снимок затем преобразуется в изображение в оттенках серого, где значения температуры соответствуют значению яркости каждого пикселя изображения. Изображение в оттенках серого затем представляется в виде матрицы значений яркости. Из матрицы затем выделяется большой набор свойств, включающий в себя: максимальную, минимальную и среднюю температуры, стандартное отклонение распределения температур, коэффициент асимметрии распределения температур, коэффициент эксцесса, энтропию и т.п. К набору рассчитанных свойств затем применяется метод линейного дискриминантного анализа, который предназначен для снижения количества значащих свойств при сохранении начальных различий между разными классами состояния. Результатом применения метода является набор из двух рассчитанных свойств, по которым можно выполнять классификацию состояния механической передачи. Наборы из этих двух свойств вместе с соответствующими им состояниями передачи затем используются для

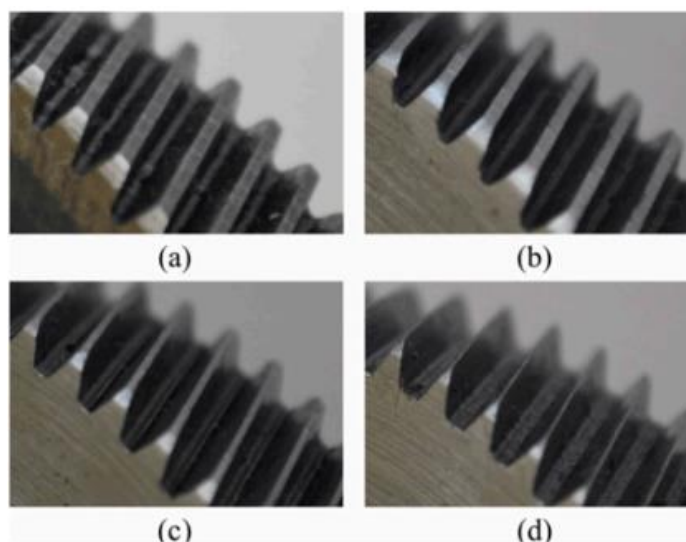
обучения нейронной сети. Обученная нейронная сеть в дальнейшем выполняет классификацию состояния передачи.

Для обучения сети авторы использовали тестовый стенд, показанный ниже.



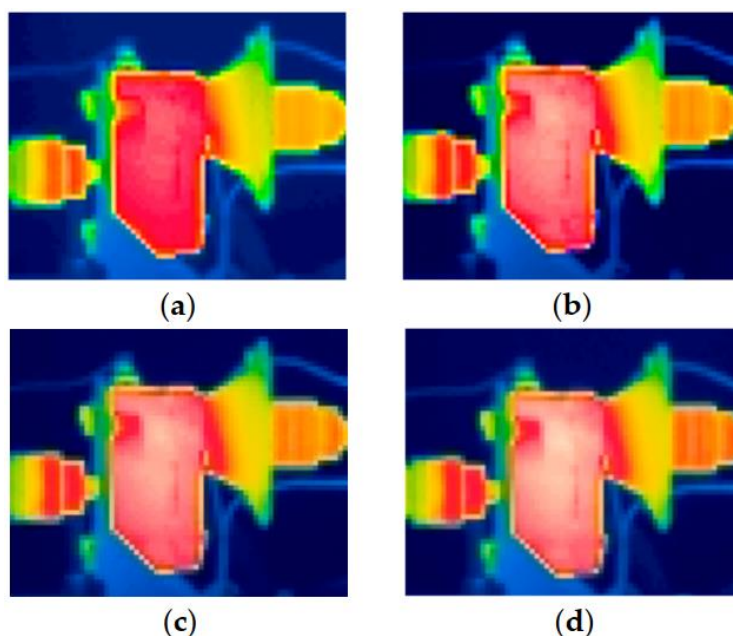
Тестовый стенд

Стенд состоял из трёхфазного асинхронного двигателя 1,5 кВт с регулятором скорости. Нагрузка на двигателе создавалась при помощи двигателя постоянного тока. Сочленение валов обоих двигателей выполнялось при помощи редуктора с зубчатой передачей с передаточным числом 4:1. Работа двигателей контролировалась термографической камерой. Для проверки надёжности результатов на редуктор также был установлен акселерометр. Работа передачи исследовалась в 4 режимах: полностью здоровое, 25%, 50% и 75% износа. Для создания разных уровней износа зубцы передачи обрабатывались вольфрамовым резцом. Разные степени износа показаны на изображении ниже.



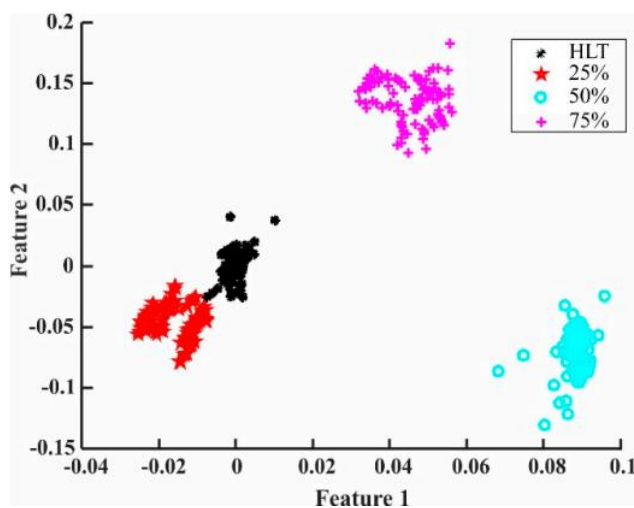
Разные степени износа, от наилучшего (a) до наихудшего (d)

Термографические изображения редуктора с разным уровнем износа показаны ниже.



Термографические изображения редуктора с разным износом, от наилучшего (a) до наихудшего (d)

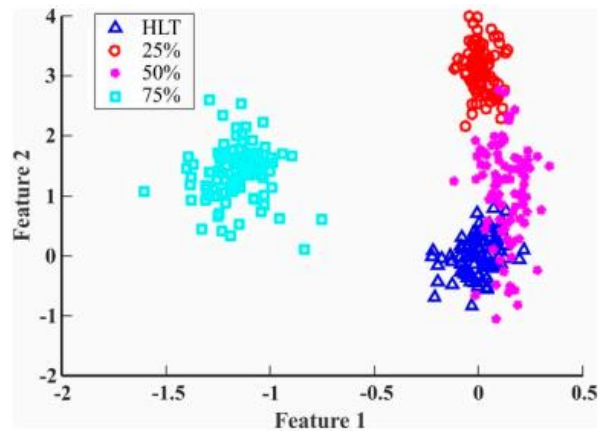
Пример изображения разных уровней износа в пространстве двух признаков, рассчитанных при помощи линейного дискриминантного анализа, показан ниже.



Уровни износа (отмечены разными цветами) в пространстве признаков, определённых методом линейного дискриминантного анализа

В данном случае границы между кластерами, соответствующими разным состояниям передачи, хорошо различимы, что делает разные состояния легко поддающимися классификации.

Для проверки эффективности метода исследователи применили ту же методологию к данным вибрации. Кластеры состояний передачи, определённые по данным вибрации, показаны ниже.



Уровни износа (отмечены разными цветами) в пространстве признаков, определённых методом линейного дискриминантного анализа из данных вибрации

По данным исследователей, точность классификации состояний по термографическим данным составила 100% для набора из 160 тестовых наборов. В то же время точность классификации по данным вибрации составила 81.2% на той же выборке.

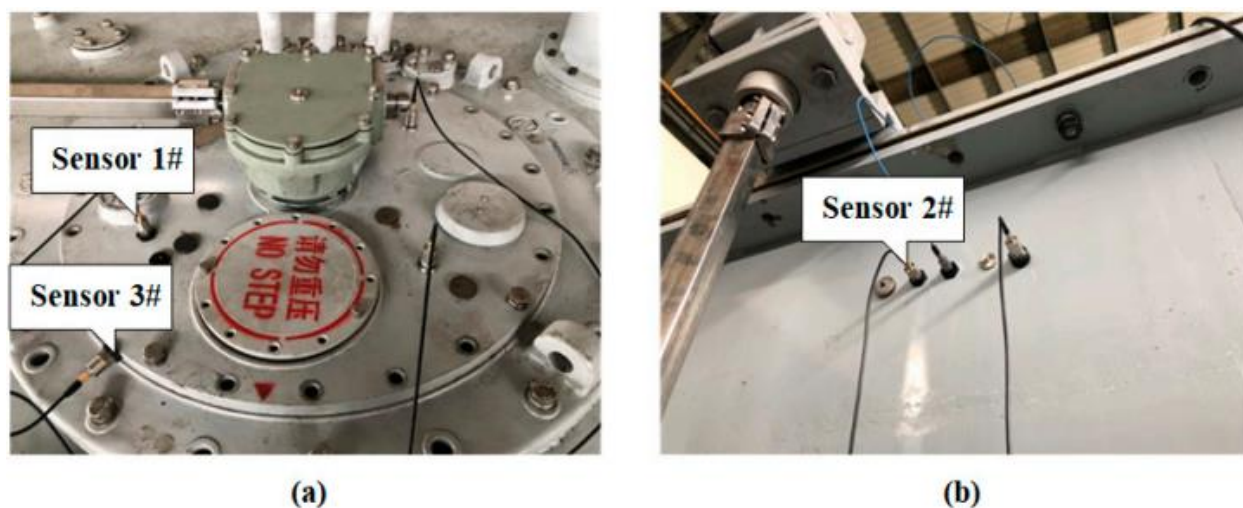
Способ сегментирования сигнала вибрации для контроля состояния РПН

Источник: Shang, R.; Peng, C.; Fang, R. A Segmented Preprocessing Method for the Vibration Signal of an On-Load Tap Changer. *Electronics* 2021, 10, 131.

<https://www.mdpi.com/2079-9292/10/2/131>

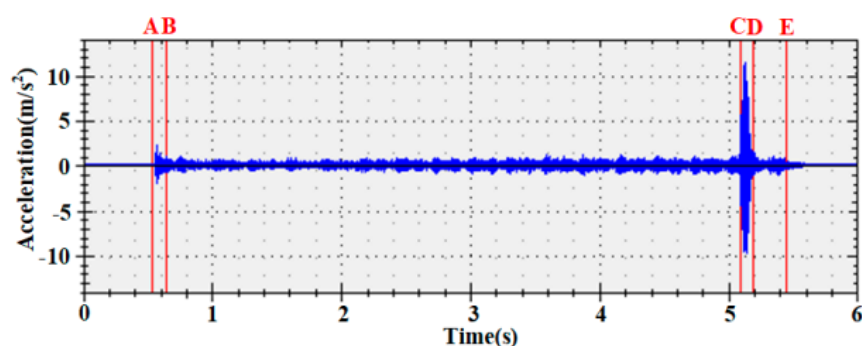
Группа авторов из университета Хуацяо в Китае рассмотрела проблему нестационарности вибрации при работе РПН силового трансформатора и предложила способ сегментирования сигнала, который призван повысить точность вибродиагностики РПН. Статью авторов опубликовало издание *Electronics* в январе 2021 года.

Для демонстрации проблемы авторы использовали данные вибрации, собранные на работающем в лаборатории распределительном трансформаторе. Места установки датчиков показаны ниже. Использовались два датчика, установленные на крышке РПН и один датчик, установленный вдали от РПН, на боковой стенке основного бака. Сигнал последнего датчика был нужен для отстройки от собственной вибрации трансформатора в сигналах датчиков РПН.



Места установки датчиков: слева – два датчика на крышке РПН, справа – один датчик, устанавливаемый на боковой поверхности основного бака, вдали от РПН

Пример записанных данных вибрации РПН показан ниже.



Пример записанных данных вибрации РПН

В осциллограмме сигнала выделяются 4 области: начальная (AB), область сохранения энергии (BC), область переключения (CD), область остановки (DE). Каждая из этих областей соответствует разным этапам одного переключения РПН. Спектральный состав каждой из областей сильно отличается от состава соседних областей, что делает задачу вибродиагностики РПН сложной, поскольку разные диапазоны частот будут частично накладываться и перекрываться в спектре общего сигнала вибрации.

Для подхода к этой проблеме авторы предложили метод, схематично показанный ниже.

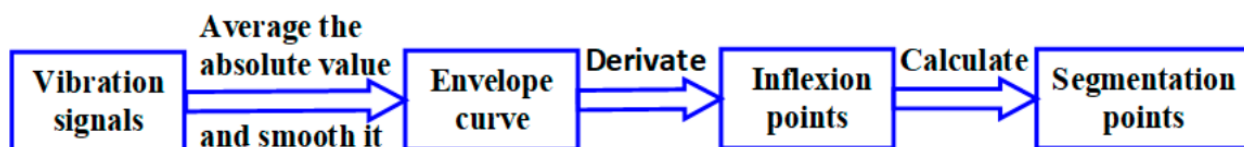


Схема предложенного метода

Суть метода состоит в сглаживании необработанного сигнала вибрации со скользящим окном 1 мс. Затем по сглаженному сигналу рассчитывается огибающая. При помощи анализа второй производной огибающей определяются точки перегиба, которые затем используются как границы областей сигнала вибрации.

Суть диагностики при этом состоит в анализе характеристик отдельных областей сигнала. Разные типы неисправностей более явно проявляются в определённых областях. В частности, дефекты, связанные с неисправностями в работе вала механизма РПН, будут проявляться в области сохранения энергии, а дефекты, связанные с переключениями РПН, проявляются в области переключения.

Для проверки метода авторы использовали тот же трансформатор, на котором имитировались несколько режимов работы: нормальная без дефектов, с износом контакта, с заклиниванием вала, с усталостью пружинного механизма, с ослаблением зажима контакта и т.п. В качестве основного метода диагностики использовался метод опорных векторов (метод машинного обучения). В одном случае в методе использовались спектральные характеристики необработанного сигнала вибрации, в другом – спектральные характеристики областей сигнала. При применении метода к необработанным сигналам точность диагностики определялась общим числом случаев, в которых режим работы был определён верно. При применении метода к обработанным сигналам точность диагностики определялась числом случаев, в которых режим работы был определён верно по данным одной из областей. Результаты испытаний показаны ниже.

Fault Type	Total Number of Samples	Segmented			Nonsegmented		
		Error	Miss	Mistake	Error	Miss	Mistake
Normal	90	1	/	/	2	/	/
Contact wear	72	/	/	3	/	/	3
Curved plate falling off	28	/	/	/	/	/	/
Curved plate loosening	28	/	/	/	/	/	1
Jamming	50	/	/	/	/	/	/
Abnormal switching	28	/	/	/	/	/	/
Contact loosening	28	/	/	1	/	/	2
Contact falling off	28	/	/	/	/	/	/
Main spring fatigue	72	/	1	/	/	/	3
Spring fatigue and contact wear	32	/	1	/	/	3	12
Total	456	1	2	4	2	3	21
Correct rate		98.46%			94.30%		

Результаты испытаний. Столбцы таблицы слева направо: тип режима работы, общее число проведённых испытаний в выбранном режиме, общее число результатов, когда метод показал наличие дефекта в фактическом нормальном режиме работы (error), когда метод показал нормальный режим работы при фактическом наличии дефекта (miss), когда метод неверно определил тип дефекта (mistake)

Испытания показали относительно высокую точность диагностирования при использовании необработанного сигнала (94,3%), однако точность диагностирования с сегментированием оказалась ещё выше (98,46%).

В заключении авторы указывают, что высокая точность диагностирования была достигнута в лабораторных условиях, когда внешние воздействия на трансформатор были небольшими. Дальнейшие исследования будут направлены на применение метода в условиях эксплуатации на промышленном объекте.

Система мониторинга загрязнения поверхности фарфоровых изоляторов

R. Ramani, S. Siddhartha, C. Badachi, S. K. Aparna and H. S. Gowda, "IoT Based Condition Monitoring of Outdoor Insulators Under Heavily Polluted Conditions," 2019 IEEE 4th International Conference on Condition Assessment Techniques in Electrical Systems (CATCON), Chennai, India, 2019, pp. 1-6, doi: 10.1109/CATCON47128.2019.CN0044.

<https://ieeexplore.ieee.org/document/9079373>

Группа авторов из технологического университета им. М.С. Рамайя в Индии разработала прототип системы, контролирующей степень загрязнения поверхности фарфоровых изоляторов по току утечки. Доклад авторов был представлен на прошедшей в ноябре 2019 года International Conference on Condition Assessment Techniques in Electrical Systems.

Основными компонентами системы являются датчики тока, температуры и влажности, Wi-Fi и GPS-модули и IoT-модуль. Датчик тока модели WCS2801 является датчиком Холла с диапазоном измерения до 1 А. Датчик температуры и влажности модели DHT11 измеряет относительную влажность в диапазоне от 20% и температуру от 0 до 500 градусов. Датчики подключены к IoT-модулю, реализованному на платформе NodeMCU, к которому также подключены Wi-Fi-модуль для беспроводной передачи данных и GPS-модуль Neo 6M для определения координат контролируемого изолятора. Данные IoT-модуля обрабатываются на облачной IoT-платформе Thingspeak. Для доступа пользователя к данным системы авторы разработали мобильное приложения для iOS и Android, обеспечивающее интерфейс между мобильным устройством пользователя и платформой Thingspeak.

Для проверки работы системы использовался фарфоровый изолятор типа СВ14 11 кВ. Изолятор был подключен к источнику тестового напряжения и помещён в испытательную камеру, в которой регулировались температура и влажность. Для контроля проверки измеряемого датчиком Холла тока утечки вывод изолятора был подключен через 1 Ом шунт к цифровому осциллографу, показания которого обеспечивали референсное значение тока утечки. Схема испытательной установки показана ниже.

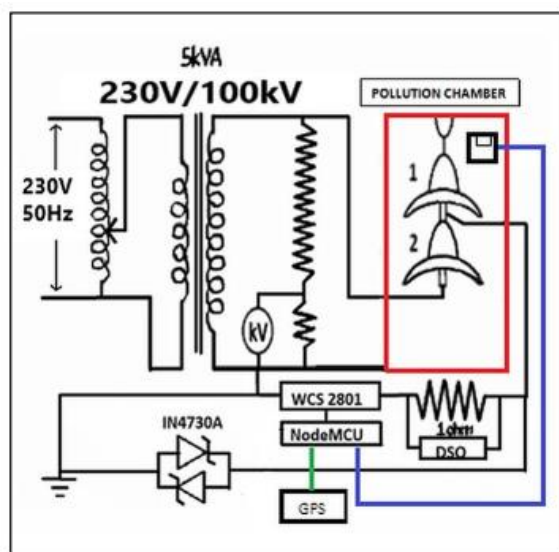
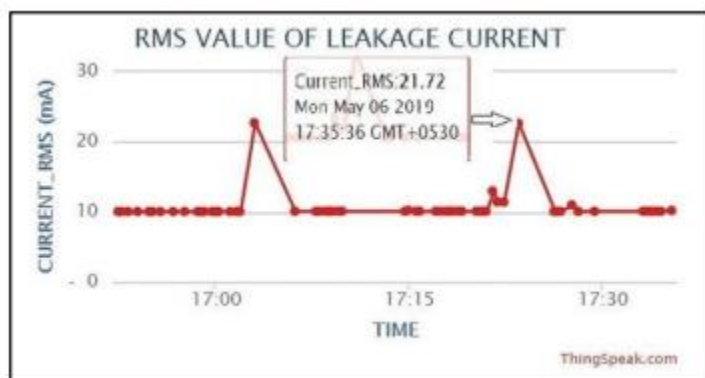


Схема испытательной установки

Поверхность изолятора искусственно загрязнялась по методу IEC 60507:2013. Подаваемое на изолятор тестовое напряжение постепенно поднималось до тех пор, пока на изоляторе не появлялись явно различимые поверхностные разряды. Этот момент соответствовал условному пробитию изолятора.

При испытаниях было определено, что модуль корректно определяет скачкообразный рост тока утечки при появлении поверхностных разрядов. Ток резко возрастал от уровня около 10 мА до 21 мА. Пример отображения тренда развития тока и отображения данных в интерфейсе мобильного приложения показан ниже.

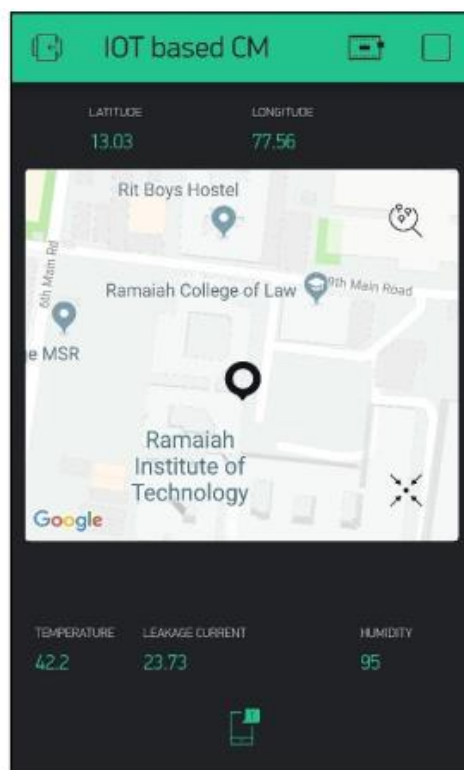


Изменение тока утечки



Визуализация данных в мобильном приложении

Передаваемые при этом GPS-координаты совмещались в приложении с картами Google, что позволяло отображать местоположение изолятора на карте. Пример отображения показан ниже.



Отображение неисправного изолятора на карте

Авторы доклады указывают в заключении, что система показала свою применимость для контроля состояния изоляторов. Поскольку испытания проходили в лабораторных условиях, работа системы в условиях наводок действующих линий электропередач требует дальнейшего исследования.

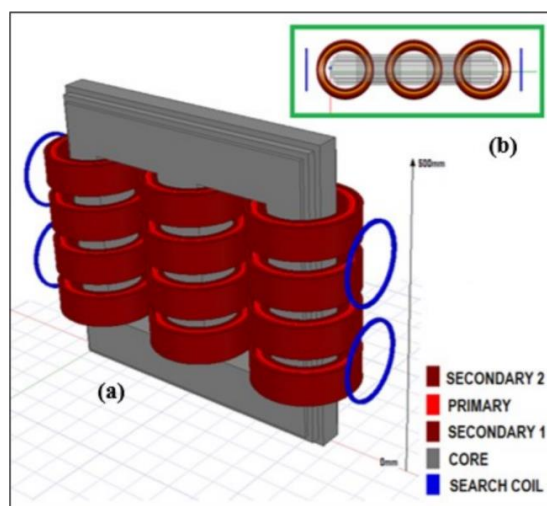
Определение дефектов обмоток сухих трансформаторов при помощи измерительных катушек

Источник: A. V. Bhaskar, A. Subramaniam, S. S. Manohar and S. Kumar Panda, "Search coil based condition monitoring technique for internal faults in converter transformer," 2019 IEEE 4th International Conference on Condition Assessment Techniques in Electrical Systems (CATCON), Chennai, India, 2019, pp. 1-5, doi: 10.1109/CATCON47128.2019.6253689.

<https://ieeexplore.ieee.org/document/9079406>

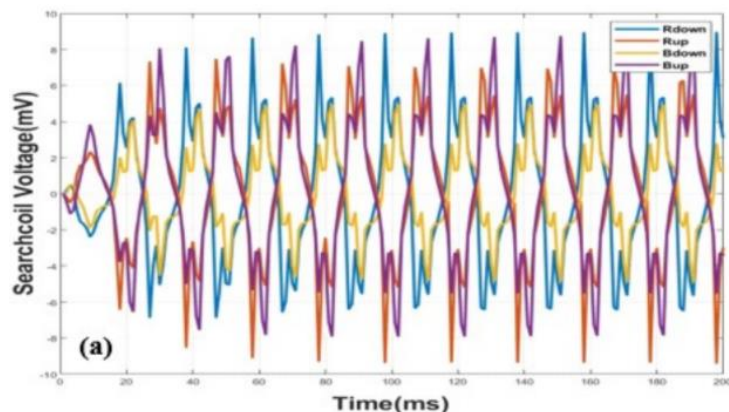
На прошедшей в 2019 году International Conference on Condition Assessment Techniques in Electrical Systems группа авторов из Национального университета Сингапура предложила способ определения дефектов обмоток сухих трансформаторов, в котором используется измерение магнитного потока при помощи катушек, размещаемых рядом с обмотками.

Разработанный метод основывался на проведённом моделировании распределения магнитного потока обмоток сухого трансформатора. Изображение использованной модели показано ниже.



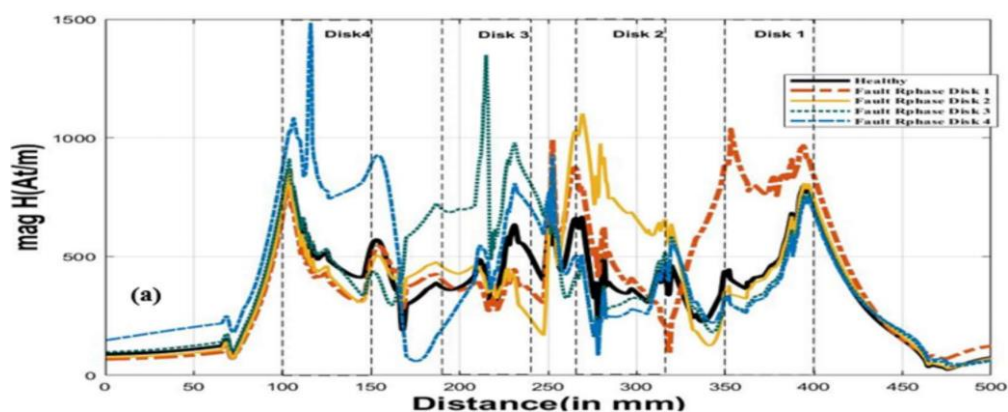
Модель трансформатора. Измерительные катушки показаны синим сбоку от обмоток

Записанные изменения магнитного потока через катушку были разными при дефектах разных дисков обмотки. Соответствующие осциллограммы изменения магнитного потока показаны ниже.



Изменение магнитного потока через катушку при дефектах разных дисков

Разный характер изменения магнитного потока также был подтверждён при моделировании магнитного потока через катушку при её движении сверху вниз вдоль обмотки. Соответствующие кривые изменения магнитного потока показаны ниже.



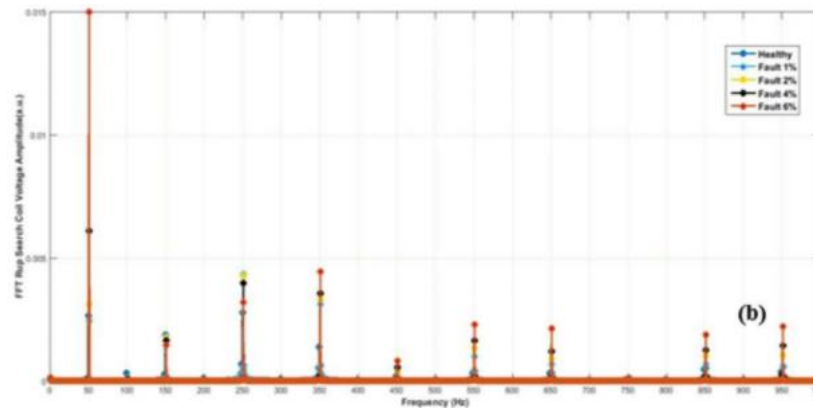
Изменение магнитного потока через катушку при её движении вдоль обмотки

Используя результаты моделирования, авторы изготовили прототипы измерительных катушек, которые были установлены и опробованы на лабораторном трансформаторе. Изображение катушек, установленных на трансформатор, показано ниже.



Измерительные катушки на трансформаторе

При испытаниях трансформатора с постоянной нагрузкой зарегистрированные распределения магнитного потока соответствовали результатам моделирования. Пример спектров сигналов, записанных при разных дефектных дисках обмотки, показан ниже.



Спектры сигнала магнитного потока

В заключении авторы указывают, что задачу диагностирования сухих трансформаторов можно выполнять предложенным методом. Для анализа могут использоваться как анализ осциллограмм магнитного потока, так и гармонический анализ.

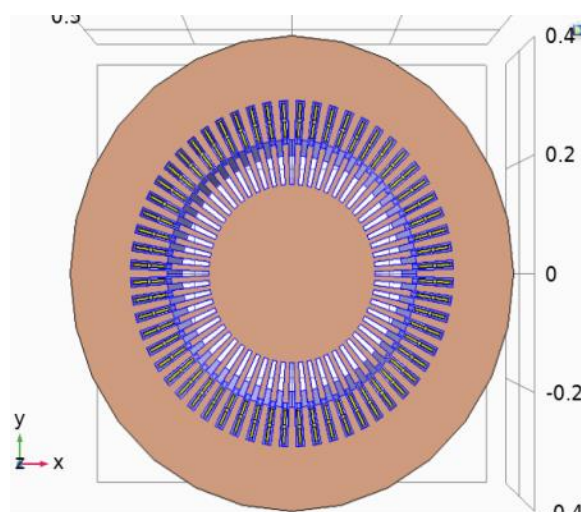
Имитационная модель развития ЧР в статорной изоляции электрических машин

Источник: Q. Khan, S. S. Refaat, H. Abu-Rub and H. A. Toliyat, "Partial Discharge Modeling of Internal Discharge in Electrical Machine Stator Winding *," 2020 IEEE Kansas Power and Energy Conference (KPEC), Manhattan, KS, USA, 2020, pp. 1-6, doi: 10.1109/KPEC47870.2020.9167548.

<https://ieeexplore.ieee.org/document/9167548>

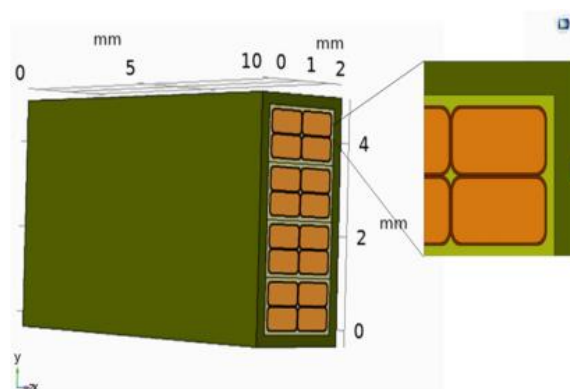
Группа авторов из Катара разработала модель развития частичных разрядов в статорной изоляции электрических машин, результаты которой хорошо согласуются с фактическими измерениями. Доклад авторов был представлен на прошедшей в апреле 2020 года IEEE Kansas Power and Energy Conference.

Моделирование выполнялось методом конечных элементов по 3D-модели двигателя 11 кВ с 60 пазами статора и эпоксидно-слюдяной изоляцией. Общее изображение статора в модели показано ниже.



Модель статора

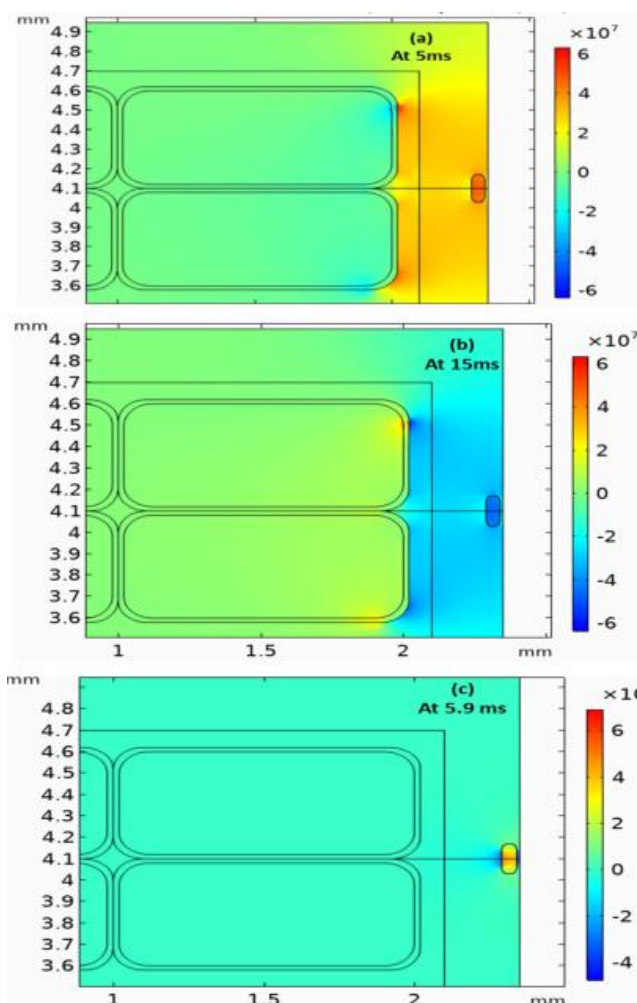
В пазы статора укладывался один слой изоляции, структура модели которой показана ниже. В изоляции моделировалась эллиптическая полость, служащая источником ЧР.



Модель изоляции. Фрагмент с эллиптической полостью показан отдельно

Задача моделирования состояла в решении уравнений Максвелла, описывающий распределение электрического поля в изоляции с граничными условиями. Граничные условия определялись равенством приложенного напряжения нулю на заземлённом корпусе двигателя и синусоиде с действующим значением 11 кВ в обмотках.

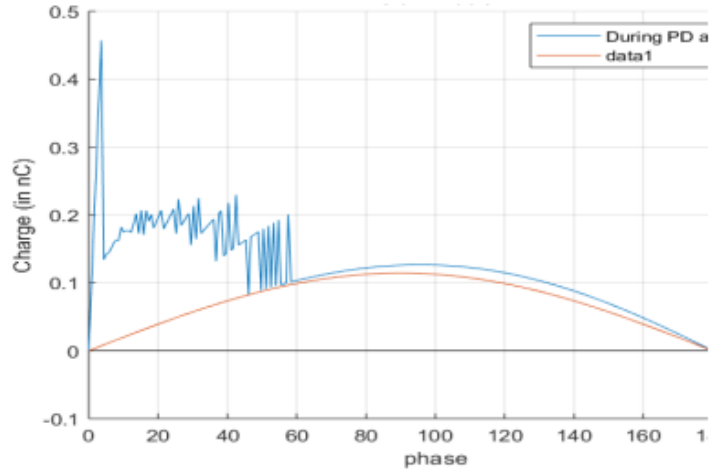
Примеры результатов моделирования показаны ниже.



Распределение напряжённости электрического поля в толще изоляции и полости внутри изоляции. Показаны моменты времени 5 мс, 15 мс, 5,9 мс с начала одного периода синусоиды 50 Гц. В момент 5,9 мс происходили ЧР

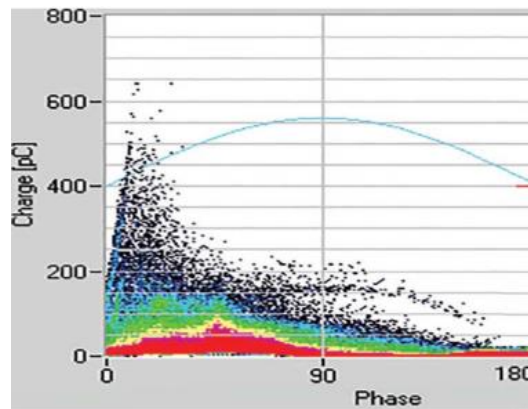
Результаты моделирования показали, что до наступления ЧР напряжённость поля в полости максимальна. Процессы объёмной и поверхностной ионизации приводят к возникновению ЧР, в время которых напряжённость скачкообразно падает. Основным фактором, влияющим на возникновение ЧР, является поверхностная ионизация стенок полости.

Уровень заряда ЧР показал слабую зависимость от размера полости. Наибольшую заряд имели ЧР, происходящие в начале периода 50 Гц, однако характер изменения заряда имел явно выраженную случайную компоненту, меняющуюся от периода к периоду. Пример записанного изменения уровня заряда в течение полупериода 50 Гц показан ниже.



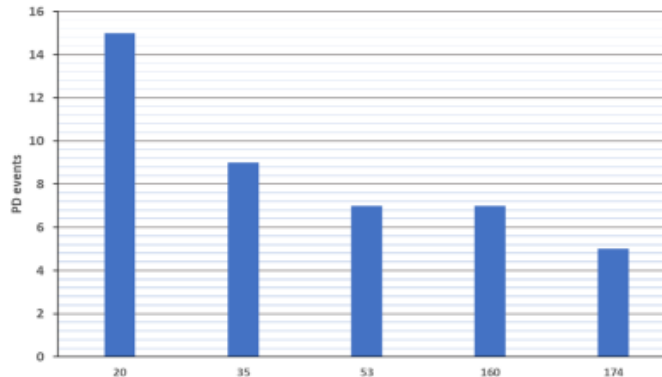
Изменение уровня заряда ЧР в течение полупериода 50 Гц

Аналогичные результаты были получены при измерении активности ЧР на одном из лабораторных двигателей схожей конструкции со схожим дефектом изоляции при помощи прибора мониторинга. Распределение измеренных ЧР показано ниже.



Измеренные распределения ЧР

Доминирующий уровень активности ЧР в начале периода также был отмечен в последующих запусках модели. Итоговое распределение количества ЧР по фазам полупериода показано ниже.



Распределение количества ЧР по фазам полупериода

В заключении авторы исследования указывают, что разработанная модель может использоваться для моделирования характеристик ЧР в двигателях с разными типами и дефектами изоляции.

Разработка системы мониторинга состояния ветрогенераторов по сигналам напряжения

Источник: Lee, Rong-Mao & Hu, Shih-Hsuan & Wang, Cheng & Chen, Tsung-Chia & Liu, Jui-Hung. (2020). Design and Development of Condition Monitoring System for Wind Turbines Based on Generator Output Voltages. Sensors and Materials. 32. 895. 10.18494/SAM.2020.2675.

https://www.researchgate.net/publication/339828861_Design_and_Development_of_Condition_Monitoring_System_for_Wind_Turbines_Based_on_Generator_Output_Voltages

Группа авторов из Тайваня разработала прототип системы мониторинга состояния ветрогенераторов, в которой используются данные о напряжении генератора и скорости вращения лопастей. Статья авторов была опубликована в издании Sensors and Materials в марте 2020 года.

Система мониторинга была реализована на платформе NI LabView и использовала сигналы линейных напряжений и скорости вращения из системы управления генератора. Общая схема реализуемого метода мониторинга показана ниже.

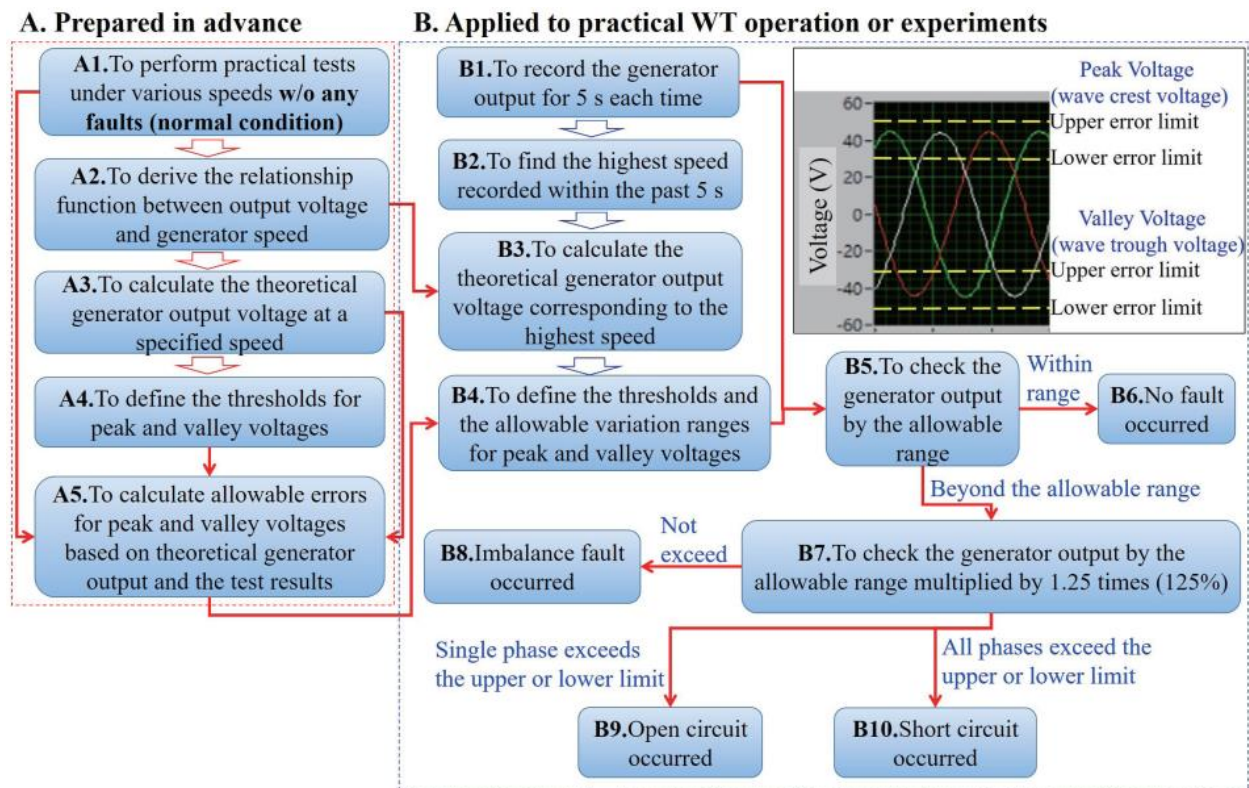


Схема мониторинга

В предложенной схеме выделяют стадии формирования модели и контроля характеристик генератора. На первой стадии используют архивные данные о работе генератора или проводят серию испытаний. Результатом является набор значений вырабатываемой генератором мощности при разных скоростях вращения. Зависимость вырабатываемой мощности от скорости вращения аппроксимируется. Затем для полученной модели зависимости мощности от скорости определяют максимальные допустимые отклонения, которые может показывать фактическое значение

мощности при работе генератора. Под моделью диагностики в дальнейшем понимают результат аппроксимации с допустимыми отклонениями от неё.

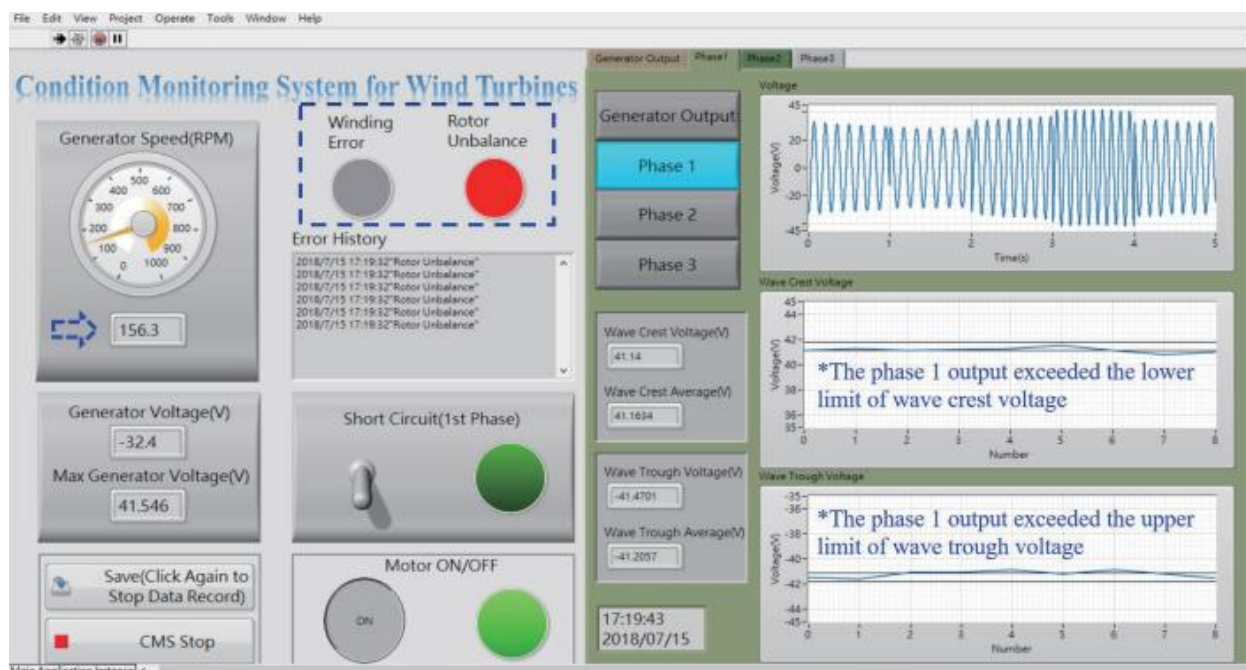
На стадии контроля характеристик система выполняет сбор данных о напряжении и скорости замера длительностью 5 секунд. В каждом замере определяется максимальная скорость, для которой определяются теоретическое значение напряжения и допустимых границ его изменения. Если фактическое значение напряжения находится в допустимых границах, то генератор работает в нормальном режиме. Если напряжение выходит за допустимые границы, то дополнительно проверяется, выходит ли напряжение за значение границ, увеличенное на 25%. Если напряжение выходит за допустимые границы, но не выходит за границы, увеличенные на 25%, то диагностируется небаланс вала генератора. Если только одно из напряжений выходит за границы 25%, а остальные превышают только допустимые границы, то диагностируется разрыв цепи в схеме генератора. Если значения всех напряжений превышают 25% порог, то диагностируется короткое замыкание в цепи генератора.

Работа системы была проверена на тестовом стенде, который показан ниже.



Тестовый стенд

Пример интерфейса системы с результатом диагностики показан ниже.



Интерфейс системы с результатом диагностики (небаланс)

В интерфейсе отображается результат диагностики вместе с текущими измерениями и модельными значениями параметров генератора.

В заключении авторы указывают, что предложенная система мониторинга использует только типовые измерения на ветрогенераторе и не требует установки новых датчиков. Авторы надеются, что система найдёт применение как на новых, так и на старых, модернизируемых генераторах.