

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA  
CENTRO DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ELETROMECÂNICA E SISTEMAS DE  
POTENCIA  
CURSO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

João Vitor Maccari Brabo Castro

**ANÁLISE DE COEFICIENTES WAVELET PARA CLASSIFICAÇÃO DE  
SINAIS ACÚSTICOS DE DESCARGA PARCIAIS**

Santa Maria, RS  
2023

João Vitor Maccari Brabo Castro

**ANÁLISE DE COEFICIENTES WAVELET PARA CLASSIFICAÇÃO DE SINAIS  
ACÚSTICOS DE DESCARGAS PARCIAIS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Engenharia Elétrica, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para a obtenção do o grau de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Eng. Dr. Aécio de Lima Oliveira

Santa Maria, RS  
2023

**João Vitor Maccari Brabo Castro**

**ANÁLISE DE COEFICIENTES WAVELET PARA CLASSIFICAÇÃO DE SINAIS  
ACÚSTICOS DE DESCARGAS PARCIAIS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Engenharia Elétrica, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para a obtenção do o grau de Bacharel em Engenharia Elétrica.

**Aprovado em 10 de janeiro de 2023:**

---

**Aécio de Lima Oliveira, Dr. (UFSM)  
(Presidente/Orientador)**

---

**Kaynan Maresch, Ms. (UFSM)**

---

**Leonardo Felipe da Silva dos Santos, Eng. (UFSM)**

Santa Maria, RS  
2023

## DEDICATÓRIA

*A meu Pai e minha Mãe.*

## **AGRADECIMENTOS**

Aos meus pais João e Ana, que não desacreditaram e não me deixaram desacreditar que eu era capaz de chegar até aqui, aos amigos que a universidade me trouxe, todo conhecimento que os professores me passaram, a minha companheira Rute que não faltou compreensão e apoio para conquistar a tão sonhada graduação.

.

## RESUMO

### **ANÁLISE DE COEFICIENTES WAVELET PARA CLASSIFICAÇÃO DE SINAIS ACÚSTICOS DE DESCARGA PARCIAIS**

AUTOR: João Vitor Maccari Brabo Castro

ORIENTADOR: Aécio de Lima Oliveira

A degradação da isolamento em equipamentos elétricos em subestação é um problema que precisa ser identificado antes do comprometimento do equipamento, para não ocasionar em uma interrupção inesperada que afete o fornecimento de energia. Outro ponto importante é de garantir a segurança dos colaboradores que trabalham na manobra, inspeção e manutenção destes equipamentos.

Descargas parciais são grandes causadoras dessa falha, e cada vez mais aumenta-se a preocupação em identifica-las em tempo hábil, a fim de não comprometer o equipamento, além de ser de grande interesse a classificação do nível de severidade da descarga parcial, possibilitando assim, a manutenção preventiva.

Apresentando como solução o método da inspeção acústica dos equipamentos se apresenta ser promissora para identificar o fenômeno já que o mesmo apresenta sinais acústico, em altas frequências, mesmo quando a descarga ainda está em fase inicial. Além do método não ser invasivo e poder ser avaliado em distância segura, sem a necessidade de interromper o funcionamento do equipamento.

Em contrapartida, os sinais acústicos presentes em subestações tendem a ser muito poluídos, já que é um local com inúmeros equipamentos elétricos que geram ruídos acústicos, sinais em altas frequências e campos magnéticos que podem afetar as medições acústicas. Por esse motivo é necessário realizar o processamento do sinal para filtrar as características importantes, quais devem ser analisados na identificação e classificação da Descarga Parcial (DP).

Neste trabalho foi proposto utilizar da transformada de Wavelet para realizar a decomposição do sinal em vários níveis de aproximação, detalhe e energia do sinal. Com o apoio da literatura identificou-se a família Daubechies como mais promissora a se trabalhar com os sinais acústicos. Com o apoio do Laboratório de Extra Alta Tensão – Universidade Federal do Pará, gerou-se uma população de sinais acústicos provindos de ensaios de descargas parciais em isoladores de vidro, estes formaram a base de dados para os estudos deste trabalho.

Utilizando de uma análise exploratória de dados em conjunto com ACP dos resultados obtidos da transformada de Wavelet, foi classificado 75% de sinais de maneira correta, sem utilizar de técnicas de aprendizado de máquina, utilizando de uma regra para análise gráfica, que comparou a primeira e segunda componentes principais entre si. Encontrou-se ainda a possibilidade de criar uma segunda regra para classificar o restante da população podendo aumentar a assertividade do método, entretanto a população se torna pequena para chegar a validar o método necessitando de mais sinais para chegar a uma conclusão sobre sua assertividade. Os coeficientes obtidos da transformada de Wavelet podem ser facilmente modelados para se trabalhar com aprendizado de máquina o qual pode elevar a assertividade do método.

**Palavras-chave:** *Descargas Parciais*. Processamento de Sinais. Sinais Acústicos. Wavelet.

## **ABSTRACT**

### **WAVELETS COEFICIENTES ANALYSE TO CLASSIFING SIGNAL OF NOISE FROM PARTIAL DISCHARGES SIGNALS**

AUTHOR: João Vitor Maccari Brabo Castro

ADVISOR: Aécio Lima de Oliveira

Insulation degradation in substation electrical equipment is a problem that needs to be identified before the equipment is broken, in order to avoid causing an unexpected interruption that affects the energy supply. Another important point is to ensure the safety of employers who work in the operation, inspection and maintenance of this equipment.

Partial discharges are a major cause of this failure, and there is an increasing concern to identify in a time effective manner, in order not to compromise the equipment, in addition to being of great interest the classification of the severity level of the partial discharge, allowing thus, preventive maintenance.

On the other hand, the acoustic signals present in substations tend to be very polluted, since it's a place containing numerous electrical equipment that generate acoustic noise, signals at high frequencies and magnetic fields that can affect acoustic measurements. For this reason, it is necessary to carry out signal processing to filter the important characteristics, that must be analyzed during the identification and classification of partial discharge.

In this work it was proposed to use the Wavelet transform to perform the signal decomposition in several levels of approximation, detail and signal energy. With the support of the literature, the Daubechies family was identified as the most promising to work with acoustic signals. With the support of the Extra High Voltage Laboratory – Federal University of Pará, it generated a population of acoustic signals from partial discharge tests in glass insulators, which formed the database that supported the studies of this work.

Using an exploratory data analysis in conjunction with principal components analysis, the results obtained from the Wavelet transform, 75% of signals were classified correctly, without using machine learning techniques, using a rule for

graphical analysis, which compared the first and second principal components with each other. The possibility of creating a second rule to classify the rest of the population was also found, which could increase the effectiveness of the method, however the population decreases to a point where it affects the validation of the method, requiring more signals to reach a conclusion about its assertiveness. The coefficients obtained from the Wavelet transform can be easily modeled to work with machine learning which can improve the efficiency of the method.

**Keywords:** *Partial Discharges*. Signal Processing. Acoustic Signal. Wavelets.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Descarga Parcial do Tipo Corona Observada A partir detector de Radiação Ultra Violeta.....	18
Figura 2 - Arborescência em dielétrico polimérico causado por Descargas Internas	18
Figura 3 - Kit Ultra <i>Probe</i> 2000.....	23
Figura 4 - Dial de Ajuste da UP2000.....	24
Figura 5 - Cadeia de Isoladores Ensaída.....	25
Figura 6 - TCs e TPs presentes no LEAT-UFPA.....	25
Figura 7 - Equipamento de Ensaio Ponta-Plano.....	26
Figura 8 - Medição de ultrassom com a UP2000 e Aquisição de Dados com Osciloscópio.....	27
Figura 9 - Modelo de registro de sinais aquisitados pela UP2000.....	28
Figura 10 – Script 1 – LoadToMat – Carregando Variáveis .csv para .mat.....	29
Figura 11 - Sinal Estacionário.....	30
Figura 12 - Sinal Não Estacionário.....	31
Figura 13 - Princípios da Transformada de Wavelet.....	32
Figura 14 - Wavelet Mãe Coiflet.....	34
Figura 15 - Wavelet Mãe Daubechies.....	34
Figura 16 - Wavelet Mãe Fejér-Korovkin.....	35
Figura 17 - Wavelet Mãe Haar.....	35
Figura 18 - Wavelet Mãe Symlets.....	35
Figura 19– Sinal EA00012.....	38
Figura 20– Aplicação da Transformada e Montagem da Matriz de Covariâncias.....	39
Figura 21 – <i>MPCA</i> (62x106).....	40
Figura 22 - Coeficientes de Nível 16 da TW.....	40
Figura 23 – Aplicação da Função PCA.....	41
Figura 24 – Gráfico de Dispersão dos Sinais.....	43
Figura 25 – Gráfico de Dispersão dos Sinais Filtro: Com Poluição Salina e Ruído...44	44
Figura 26 – Gráfico de Dispersão dos Sinais Filtro: Sem Poluição Salina e Ruído...45	45
Figura 27 – Análise Quantitativa das 1 <sup>o</sup> e 2 <sup>o</sup> Componentes Principais.....	46
Figura 28 - Gráfico de Dispersão dos Sinais Normalizados Após Aplicação da Regra 1.....	50

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Classificação AED.....	48
Tabela 2 – Sinais Presentes na Região da Regra 1.....	48
Tabela 3– Sinais Presentes na Região da Regra 1 Normalizados.....	49

## LISTA DE ABREVIATURAS

ACP	Análise das Componentes Principais
AED	Análise Exploratória de Dados
BI	Business Intelligence
DP	Descarga Parcial
DPs	Descargas Parciais
PCA	Principal Component Analysis
PR	Para-Raios
SDP/CP	Sinais de Descarga Parcial com Poluição Salina
SDP/SP	Sinais de Descarga Parcial sem Poluição Salina
SRF	Sinal de Ruído de Fundo
TC	Transformador de Corrente
TP	Transformador de Potência
TI	Transformadores de Instrumento
TW	Transformada de Wavelets

## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	<b>14</b>
<b>2. OBJETIVOS</b> .....	<b>16</b>
2.1 OBJETIVO GERAL.....	16
2.2 OBJETIVO ESPECÍFICO.....	16
<b>3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> .....	<b>17</b>
3.1. DESCARGAS PARCIAIS .....	17
3.2. MÉTODO ACÚSTICO .....	19
3.3. TRANSFORMADA DE WAVELET.....	21
<b>4. METODOLOGIA</b> .....	<b>23</b>
4.1. ESTUDO DOS SINAIS .....	23
4.1.1. EQUIPAMENTOS E ROTEIRO DE ENSAIOS .....	24
4.1.2. ESTRUTURA DOS SINAIS.....	27
4.1.3. CONSIDERAÇÕES .....	29
4.2. FAMÍLIAS E COEFICIENTES WAVELET.....	30
4.2.1. TRANSFORMADA DE WAVELET CONTÍNUA.....	32
4.2.2. TRANSFORMADA DE WAVELET DISCRETA.....	33
4.2.3. WAVELET MÃE.....	33
4.3. ANÁLISE DAS COMPONENTES PRINCIPAIS E ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE DADOS .....	36
4.3.1. DEFINIÇÃO DE ANÁLISE DAS COMPONENTES PRINCIPAIS.....	36
4.4. APLICAÇÃO DA TRANSFORMADA DE WAVELET E ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS .....	38
<b>5. RESULTADOS E DISCUSSÕES</b> .....	<b>42</b>
<b>6. CONCLUSÕES</b> .....	<b>52</b>
<b>7. SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS</b> .....	<b>54</b>

## 1. INTRODUÇÃO

A reestruturação e qualidade gerencial do setor elétrico são indicadores dependentes dos níveis de manutenção de equipamentos como Transformadores de Instrumentos (Tis) e Para Raios (PR). Otimizar o tempo de manutenção e elevar o tempo de vida útil dos equipamentos é dever das concessionárias de energia, dessa maneira, é necessário identificar possíveis falhas em equipamentos. Existem falhas de isolamento de equipamentos que são causadas por DPs, DPs são descargas elétricas onde ocorre a ruptura de dielétrico do equipamento, podendo se manifestar como uma descarga interna, uma descarga na superfície do equipamento, descarga do tipo corona ou como uma descarga elétrica em arborescência, Veloso (2011).

Algumas dessas são mais facilmente reconhecidas do que outras, as descargas de superfície e as descargas do tipo corona emitem fótons luminosos que podem ser percebidos no instante da ocorrência do fenômeno, entretanto, as descargas do tipo interna e descargas em arborescência são mais difíceis de se identificarem por não serem visualmente perceptíveis, ressalvo quando o equipamento estiver aberto pode ser percebido pontos de formação da arborescência. Contudo, todas elas possuem as características de liberação de energia térmica e sinais em altas frequências, os quais, são características fundamentais para se analisar e identificar um sinal de DP.

Neste trabalho os experimentos foram ensaiados para provocar sinais de DPs por efeito corona, onde é possível visualizar arcos elétricos se formando através da ruptura dielétrica do ar, que possuem emissão de calor, radiação eletromagnética e acústica, sendo necessário equipamentos com boa precisão e escala para capturar essas informações.

Considerando a emissão de luz e calor apresentam a possibilidade de identificação de DPs através de imagens térmicas, porém, o fenômeno da DP será identificado em um estado onde a avaria do isolante do equipamento já assemelha-se a um curto-circuito. Dessa forma visando melhorar as técnicas atuais para identificar os sinais de DPs a técnica de inspeção de imagens térmicas dos equipamentos pode ser utilizada como aliada na hora de identificar o sinal, mas não a solução para esse objetivo. É necessário interceptar a descarga antes de que a isolamento do equipamento esteja comprometida

Por emitirem radiação eletromagnética existe a possibilidade de realizar inspeções das características elétricas dos equipamentos. Sendo uma técnica invasiva por ser necessário desenergizar o equipamento de ensaio, lenta por inspecionar equipamento de maneira isolada em ensaios, acaba não sendo a melhor das opções e caminha na contra mão das necessidades das concessionárias de distribuição de energia elétrica.

De maneira a otimizar o processo de detecção de falhas em TIs e PR, existe o método de inspeção acústica como solução para identificar sinais de ultrassom presentes em quaisquer ambientes, e através de processamento de sinais, se há possíveis DPs nos equipamentos, mesmo com os equipamentos energizado. Para realizar a detecção e classificação de DPs é necessário identificar as principais características das DPs utilizando inspeção acústica.

Dessa forma, neste trabalho serão analisadas metodologias existentes para detecção e classificação de DPs, utilizando o método de inspeção acústica. A técnica para aquisição de sinais de ultrassom em ambientes laboratoriais, a ferramenta matemática transformada de wavelet (TW), serão apresentadas e analisadas, qualitativamente e quantitativamente, revisando os parâmetros da TW, como a onda mãe descrito como Wavelet Mãe e nível de decomposição do sinal, com o intuito de extrair características que diferenciem ruídos de sinais característicos de DPs, para isso são comparados sinais de ruídos e DPs com e sem poluição salina.

A possibilidade de decompor um sinal em múltiplos níveis, geram muitas variáveis, desta forma é necessário um método rápido e robusto capaz de avaliar, classificar e identificar inúmeros padrões extraídos com a transformada, problema que pode ser contornado pela análise de componentes principais (ACP), método explorado para avaliar os coeficientes obtidos com a TW.

## 2. OBJETIVOS

### 2.1 OBJETIVO GERAL

O principal objetivo deste trabalho é identificar características de sinais de DPs do tipo corona gerados na superfície de isoladores de linhas de transmissão, através do método de inspeção acústica que os diferenciem dos sinais de ruídos presente no ambiente de ensaios advindas da TW.

### 2.2 OBJETIVO ESPECÍFICO

- Revisar literatura a respeito de DPs e os tipos de DPs aos quais estão sujeitos os equipamentos elétricos, avaliar as diferentes metodologias para inspeção de DPs;
- Validar o método de inspeção acústica, revisar ferramentas matemáticas, o conceito da TW e entender como ela pode dar suporte a análise dos sinais de DPs.
- Estruturar os dados obtidos com inspeção acústica de sinais de DPs do tipo Corona em isoladores realizado pelo LEAT-UFGPA utilizando a *Ultra Probe 2000* (UP2000) para gerar um banco de dados para trabalhar com as ferramentas computacionais como o Matlab ou Python.
- Analisar as famílias da TW, e os argumentos de parametrização, escala, translação e tipo de TW.
- Entender como os coeficientes obtidos da TW se comportam através de uma análise exploratória de dados (AED) em conjunto com uma ACP dos coeficientes.
- Avaliar os resultados para identificar características de sinais de DPs do tipo corona e dos ruídos ambientes.

### 3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

#### 3.1. DESCARGAS PARCIAIS

Equipamentos elétricos energizados estão sujeitos aos fenômenos das DPs, “agredindo o material sorrateiramente podendo ser percebida por sinais eletromagnéticos, acústicos ou químicos [...]” (VELOSO, 2011, p.29). Este fenômeno é capaz de degradar a isolação de equipamentos levando a necessidade de manutenção inesperadamente. “Em condições de alta umidade e poluição superficial, formam-se camadas condutoras sobre a superfície de isoladores, levando um aumento da corrente [...]”. (PETRI, 2020, p 12), quando comparado ao grau de severidade da ruptura em um equipamento causada por DPs. (PETRI, 2020, p 13) ressalta que “Padrões de Descargas Parciais são bons indicadores da origem e severidade, representando o estado condicionado aos isoladores, podendo prevenir ocorrência de falhas que gerem faltas no sistema elétrico de potência [...]”.

A prevenção e predição de DPs em equipamentos elétricos energizados, que devem evitar seu desligamento, como transformadores de potências elevadas, devem ser realizadas de maneiras não invasivas, que não necessitem parar o equipamento. Como proposta para solução destes problemas vem sendo pesquisado e utilizado os métodos de imagem termográfica e método acústico. O método acústico é o foco deste trabalho e o tema será discutido e aprofundado ao longo do texto.

De acordo com a IEC 60270:2008, (AL-GEELANI, p 22, 2015), “[...] DPs são definidas como descargas elétricas localizadas que causam curto circuito parcial entre a isolação e material condutor, podendo ou não se expandir para o meio entorno do equipamento”. Avarias nos componentes isolantes como ranhuras, desgaste dos componentes sólidos que compõe o isolante, bolhas de gases criam canal ionizado para transição de elétrons livres, Wang et al (2006).

Os tipos de DPs variam de acordo com a isolação do equipamento e local em que ocorre a descarga elétrica, quando na superfície do equipamento pode ser classificada como DP do tipo corona, Gutinik (2014), observada na Figura 1, geralmente equipamentos com ponta ou curvatura, partindo do eletrodo para superfície do isolante, rompendo a rigidez dielétrica do ar. Descargas corona geram

gás ozônio e óxidos de nitrogênio que na presença de humidade em metais podem provocar corrosão e formação de trilhamento do isolador, Gutnik (2014).

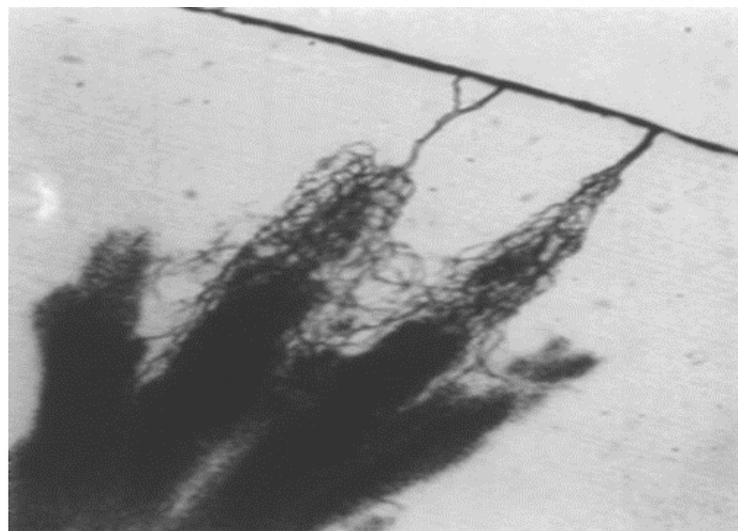
Existem as DPs internas que podem provocar a ruptura do isolante internamente e existem diferentes maneiras de aparecerem. No caso de isolação com líquidos ela ocorre através da formação de bolhas de gases resultantes do estresse químico dos materiais isolantes, Gutnik (2014). Folgas nas vedações do equipamento ou dilatação do material geram espaços para infiltração de ar, poluindo o material isolante gerando bolhas de gases facilitando o movimento de elétrons entre eletrodo e isolante, gerando descargas, Castro (2016), na Figura 2 é demonstrado marcas deixadas por DPs internas em transformadores de potência.

Figura 1 - Descarga Parcial do Tipo Corona Observada A partir detector de Radiação Ultra Violeta



Fonte: 20º SNPTEE Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia (SANTOS, 2009)

Figura 2 - Arborescência em dielétrico polimérico causado por Descargas Internas



Fonte: 8º Congresso brasileiro de polímeros

O método de imagem termográfica, ou inspeção térmica é baseado na análise de imagens termográficas de equipamentos energizados, permitindo a visualização artificial de luz dentro da frequência de infravermelho. Por ser uma técnica não destrutiva e não invasiva tem grande papel na identificação de DPs, por apresentar emissão de calor, analogamente os fenômenos das DPs geram perdas de energia em forma de calor, Abrantes (2015).

Entretanto, o método de inspeção térmica muitas vezes só será capaz de identificar uma DP quando essa já se encontra em estado avançado, próximo a falha ou quando já se tornou um curto-circuito o isolamento do equipamento, Maresch (2022).

### 3.2. MÉTODO ACÚSTICO

Chen et al (2005), investigaram a correlação entre os sinais acústicos e os ângulos do sinal da fonte de energia elétrica. Para isso foi utilizada a técnica da detecção ultrassônica. Nessa técnica, são produzidos em laboratório, DPs em transformadores e os sinais são aquiritados utilizando inspeção acústica. Com os sinais já extraídos, estes são associados a coordenadas polares e zonas regulares para encontrar o ponto de origem das DPs em equipamentos.

Kweon (2005), apresentara análises de sinais ultrassônicos devido a DPs em um transformador modelo. A medição por ultrassom foi utilizada para detecção de DPs internas e descarga corona. Foi possível perceber que essa detecção ultrassônica é afetada por muitas fontes de ruídos, tais como: vibrações do núcleo, ventilador de resfriamento e a bomba de resfriamento. Portanto, é de vital importância para o método que será desenvolvido a diferenciação desses ruídos, com o intuito de filtragem e garantia da correta identificação dos defeitos.

Eldery (2006), apresenta uma técnica para identificar locais de DPs nos enrolamentos do transformador utilizando medições elétricas. Os coeficientes de uma transformada rápida de Fourier dos sinais de tensão no secundário do transformador, são entradas para uma rede neural para detecção de DPs. Este trabalho utiliza um modelo preciso de alta frequência do transformador de enrolamento seccionalizado para produzir os dados de simulação. Para a análise da tensão no secundário do transformador foi utilizado um periodograma (*Spectral Estimation Method*).

Wang (2017), analisara o tempo de emissão acústica e, após realizado um mapeamento de um transformador físico, com a diferença de tempo de chegada entre sinais acústicos que se propagam entre os piezoelétricos instalados na carcaça do transformador, é obtida a posição exata de um ponto que seja fonte de DPs. O método é funcional, porém, não é um método generalista, já que depende da existência de um modelo físico do transformador para geração de mapeamento dos nós por onde as ondas se propagam e também para a estimativa do tempo.

Antony e Punekar (2018), desenvolveram um sistema eletro-acústico para localização da fonte de DPs em transformadores de potência, empregando três sensores de emissão acústica. Esse método consiste em conhecer o tempo absoluto de propagação do sinal acústico da fonte de DPs, através de múltiplos sensores, logo, entre a detecção elétrica de DPs e o tempo de recepção do sinal acústico por cada sensor se encontra a origem dos sinais de DPs.

Peng (2019), desenvolveu uma rede neural convolucional baseada em *deep learning* (o que sugere muitas camadas), para reconhecimento de DPs em cabos de alta tensão. No final, uma comparação com *Support Vector Machine* e *Back-propagation Neural Network* para avaliação da taxa de assertividade da rede neural. É utilizado um transformador de corrente para extração do sinal de DPs.

Zhou (2020), relaciona a velocidade de propagação do sinal acústico com a temperatura de transformadores, definindo zonas de temperatura no equipamento. Para melhorar o método, é proposto um método de correção por iteração entre propagação do sinal acústico e temperatura do transformador, considerando a influência do aumento da temperatura do óleo isolante e das dimensões da estrutura interna do transformador. O algoritmo desenvolvido foi comparado outras opções de aprendizado de máquina como algoritmos genéticos. O método apresentou uma precisão maior que os métodos de comparação na localização de DPs.

Zhang (2020), desenvolveu um método que faz uso de um conjunto de antenas UHF (Ultra High Frequency). Para isso aplica-se o Método de Diferença de Tempo de Chegada e o Método de Estimativa de Espectro Espacial. Foi possível concluir que um desempenho melhor com a combinação de dois métodos.

### 3.3. TRANSFORMADA DE WAVELET

Bezerra (2004), afirmou que sinais de DPs são susceptíveis a interferências externas, dificultando sua medição. Utilizou a TW no passo de extração de atributos do sinal, trabalhando em conjunto com o sinal no tempo e em frequência. Bezerra, apud Stash e Nazeneen (2003), concluíram que essas interferências estão associadas as ondas eletromagnéticas. Atualmente, sabe-se que as fontes geradoras dessas ondas eletromagnéticas estão por todos os lados, principalmente em subestações de energia onde contém inúmeros equipamentos energizados e dispositivos eletrônicos que trabalham em alta frequência.

Chen (2007), aplicara uma TW à supressão de ruídos com o intuito de aumentar a taxa de identificação correta dos sinais de DPs. É definida uma função wavelet principal que seja semelhante aos sinais acústicos das DPs, sendo, portanto, um limiar de filtragem para a TW. Por fim, é aplicado um sistema de medição acústica em transformadores que possuem isolantes a base de resina epóxi, sendo que os resultados apresentaram uma redução dos ruídos presentes nos sinais de DPs nesses equipamentos.

VELOSO (2011), utiliza a TW para extrair características de sinais de DPs obtidos por sensores acústicos piezoelétricos, instalados na carcaça do transformador. Aplicou-se Análise de Componentes Principais nos coeficientes extraídos a partir da TW, gerando dados capazes de serem quantificados e interpretados para identificação de sinais de DPs.

Batista (2018), estudou a otimização de processamentos de sinais com DPs quando utilizado da TW. Pela facilidade de decompor o sinal no tempo e frequência é possível representar sinais não estacionários.

Mota (2011), afirmou que a TW era uma ferramenta poderosa para filtragem de DPs pela capacidade de tratar com sinais localizados e não estacionários. Como a TW tem como produto coeficientes de aproximação e detalhe de vários níveis, que podem reconstruir o sinal para avaliação numérica calculando a relação da diferença entre as energias dos sinais original e erro de reconstrução, Equação (1);

$$SRER(\text{dB}) = 10 \log_{10} \left( \frac{\sum_{n=1}^N X^2[n]}{\sum_{n=1}^N (X[n] - Y[n])^2} \right) \quad (1)$$

Onde  $X[n]$  é o sinal de referência (sem ruído),  $Y[n]$  o sinal filtrado e  $N$  o número de amostras.

Calculado o coeficiente de relação cruzada, Equação (2) que indica o grau de similaridade entre o sinal original e o filtrado, o qual compara o sinal original e o sinal filtrado.

$$R_{XY}(r) = \sum_{n=0}^{N-r-1} X[n]Y[n+r] \quad (2)$$

Com isso podemos indicar o grau de similaridade entre o sinal original e o sinal filtrado, identificando que uma boa técnica de filtragem representa uma relação entre sinal e erro elevada para reconstrução dos sinais.

## 4. METODOLOGIA

### 4.1. ESTUDO DOS SINAIS

Se tratando de inspeção de sinais acústicos, existem diversas formas para trabalhar. Sensores piezoelétricos, muito conhecidos e utilizados quando tratamos de sinais acústicos, entretanto, eles necessitam estar em contato com a fonte geradora de sinal, se encaixando como técnica invasiva a depender de como operada.

Como opção para adquirir sinais acústicos existem as *probes* que, através de um sensor acústico instalado na sua ponteira e de seu formato de antena concava, consegue delimitar uma região e capturar sinais acústicos de alta frequências, a depender da qualidade dos componentes utilizados.

Para familiarizar com o equipamento, primeiramente, deve-se entender o kit básico da Ultra *Probe* 2000, que é apresentado na Figura 3.

O equipamento possui uma pistola onde sua ponta é constituída por uma parabólica que através de seus circuitos são capazes de captar sinais em uma banda de frequência de 20 até 100kHz. Além disso, o equipamento possui em seu kit filtros capazes de delimitar a banda que se deseja trabalhar que são regulados através dos Dials de ajuste apresentado na Figura 4.

Figura 3 - Kit Ultra *Probe* 2000



Fonte: Manual de Equipamentos UESystem Ultra *Probe* 2000

Figura 4 - Dial de Ajuste da UP2000



Fonte: Manual de Instruções Ultra Probe 2000

#### 4.1.1. EQUIPAMENTOS E ROTEIRO DE ENSAIOS

Com o trabalho conjunto entre LEAT-UFPA e UFSM os ensaios foram planejados pela equipe presente no LEAT-UFPA de maneira a cumprir um roteiro que alcançasse desde pequenos sinais de DPs até rupturas de maior intensidade e severidade. Os ensaios iniciaram com conjuntos de 3 isoladores de vidro, tipo disco, 120kN, a seco apresentado na Figura 5 e evoluíram para conjuntos de 9 isoladores de vidro do tipo disco, 120kN, de mesmas dimensões dos anteriores. Com a superfície limpa, os isoladores eram submetidos a tensões de 10kV iniciais que eram gradualmente aumentadas em um passo de 10 em 10kV, até a atuação da proteção, para distâncias de 10 metros e 20 metros, tudo isso foi possível graças a estrutura e equipamentos disponíveis no LEAT-UFPA contendo transformadores de tensão e corrente de grande potencial como é mostrado na Figura 6.

Utilizando a fonte ressonante para realização dos ensaios, avançou-se com a aplicação de poluição salina na superfície dos isoladores. Dessa forma, amostras de níveis mais elevados de descarga parciais seriam registradas antes de que os isoladores fossem danificados pelo fenômeno de DP, que poderiam levar muito tempo para alcançar os níveis severos de rupturas dielétricas. Como padrão, os ensaios

realizados a seguinte sequência, primeiro registrava-se o ruído de fundo presente, então, iniciava os ensaios com os isoladores a seco e finalizava com o ensaio com poluição salina aplicada aos isoladores. Todos os ensaios eram registrados com a *probe* direcionada para “Base da Cadeia”, “Centro da Cadeia” e “Topo da Cadeia” dos isoladores, no intuito de detectar diferentes características entre as posições em que se direcionava a *probe*.

Figura 5 - Cadeia de Isoladores Ensaída



Fonte: LEAT-UFPA(2021)

Figura 6 - TCs e TPs presentes no LEAT-UFPA



Fonte: LEAT-UFPA (2021)

Com a evolução dos ensaios, decidiu-se montar um modelo “Ponta Plano”, utilizado em Chen (2007) para facilitar a realização de ensaios e reduzir tempo entre ensaios. Gerando maior quantidade de sinais registrados em tempo hábil, como pode ser observado na Figura 7. Os ensaios seguiam os mesmos procedimentos dos ensaios com isoladores, e a condição a seco e com poluição salina também foram realizadas. O direcionamento da *probe* no modelo “Ponta Plano” ocorria onde inicia a formação de descargas coronas, na ponta do modelo.

Figura 7 - Equipamento de Ensaio Ponta-Plano

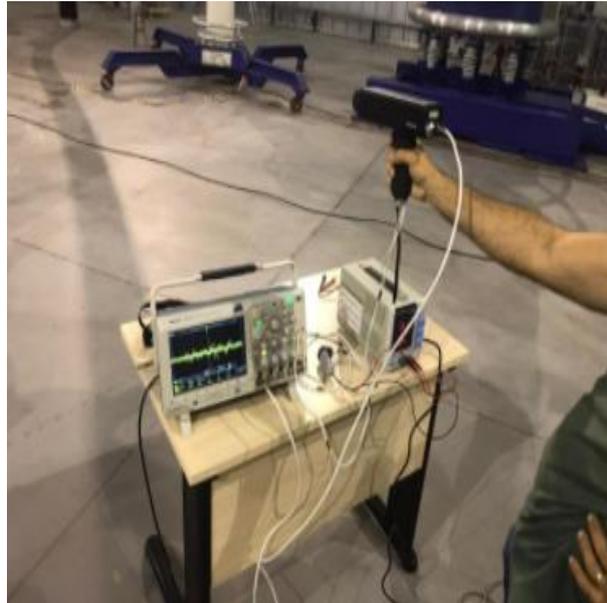


Fonte: LEAT-UFPA (2021)

As medições foram capturadas por um osciloscópio conectadas a saída do fone de ouvido, Figura 8, para realizar a análise computacional posteriormente pelo CEESP-LAPES, com a equipe que destinava seus esforços em extração, tratamento e análise dos sinais compartilhados pelo LEAT.

Toda as particularidades de ensaios, método de aquisição e compressão inicial dos dados, eram de esforços do LEAT-UFPA, e mensalmente a equipe se reunia com o CEESP-LAPES para elaborar os planos de ensaios, delimitar roteiros, e analisar os sinais já realizados, na tentativa de identificar e classificar DPs.

Figura 8 - Medição de ultrassom com a UP2000 e Aquisição de Dados com Osciloscópio



Fonte: LEAT-UFPA (2021)

#### 4.1.2. ESTRUTURA DOS SINAIS

Os sinais adquiridos pelo LEAT-UFPA eram compartilhados entre CEESP-LAPES através do OneDrive.

Os arquivos que eram exportados do osciloscópio com extensão .csv, podendo variar em .xlsx, duas extensões que são muito conhecidas e utilizadas por permitirem sua estruturação como tabelas e geridas com o auxílio de ferramentas de modelagem como Excel (ferramenta da Microsoft).

Outra vantagem da extensão dos sinais gerados é que podiam facilmente serem extraídos e tratados por ferramentas computacionais de programação, como MATLAB (ferramenta MathWorks) uma poderosa solução computacional para cálculos matemáticos e análise de sinais ou outras linguagens de programação como Python, Java, R ou C++.

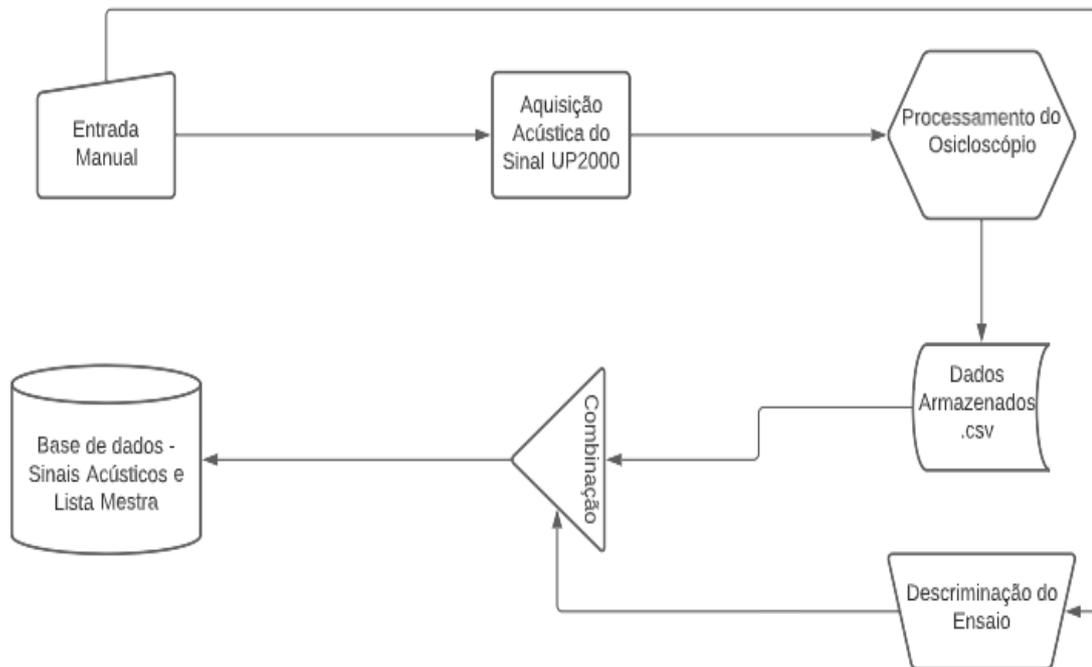
Destinou-se os esforços com a ferramenta MATLAB por sua versatilidade, potencial de processamento matemático e suas bibliotecas, que auxiliam no processo, desenvolvimento, estudos quantitativos e qualitativos.

Os sinais eram gravados através do osciloscópio e seguiam um padrão modelo para nomeá-los de acordo com a metodologia de inspeção.

Cada ensaio era baseado de acordo com suas características de tipo: ruído de fundo, base da cadeia, centro da cadeia e topo da cadeia; condição de isolamento: à seco e com poluição salina. Seguindo o roteiro foram classificados entre ruído de fundo, base da cadeia, centro da cadeia e topo da cadeia. Deve-se levar em conta que, para cada ensaio, ainda se alterna entre sem poluição salina e com poluição salina.

As saídas do osciloscópio eram Tempo e CH1 que continha a informação de intensidade do pulso do sinal em Volts. Na Figura 9 é apresentado um diagrama das atividades desenvolvidas pelo LEAT para construção da base de dados.

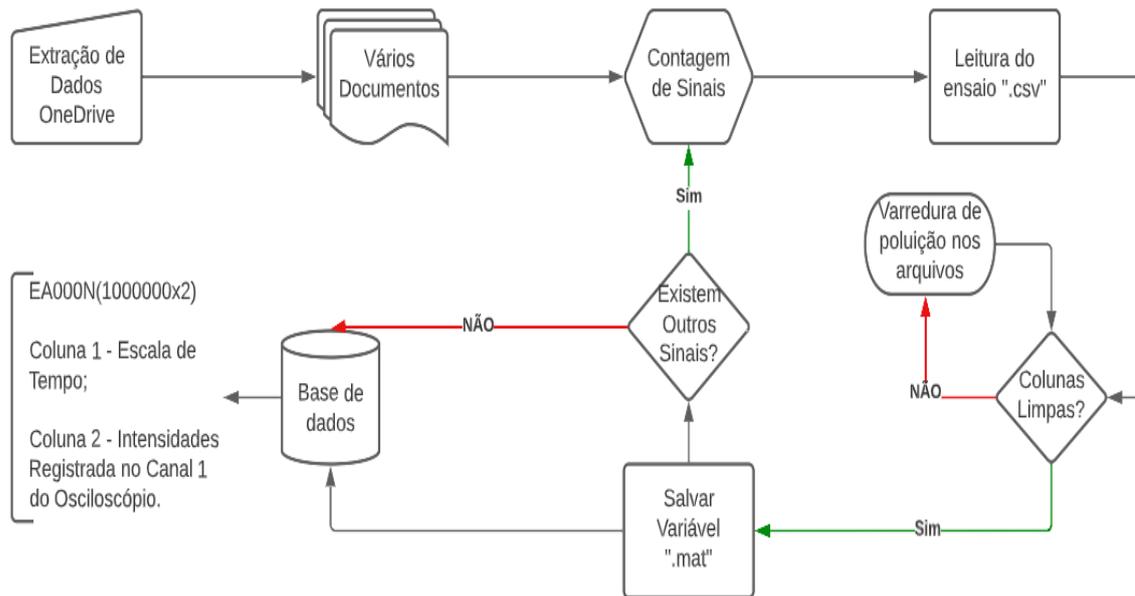
Figura 9 - Modelo de registro de sinais aquisitados pela UP2000



Fonte: Autoria Própria.

Para se trabalhar com as saídas geradas em arquivos .xls e .csv foi necessário realizar o tratamento dos sinais. Para acelerar este tratamento, criou-se um script para extrair as informações para variáveis do Matlab, removendo toda a poluição presente do sinal gerada através do osciloscópio quando este processava o sinal. Construindo uma grande população de ensaios de DPs provenientes de inspeção acústica

Figura 10 – Script 1 – LoadToMat – Carregando Variáveis .csv para .mat



Fonte: Autoria Própria.

As informações extraídas contêm o sinal puro, sem aplicação de transformadas, mantendo características de tempo e intensidade, livre de qualquer compressão ou manipulação dos dados, surgem então possibilidades de analisar o sinal no domínio do tempo e frequência, ou aplicando decomposições, translações ou quaisquer outras ferramentas disponíveis para a análise.

#### 4.1.3. CONSIDERAÇÕES

Para obter uma solução para detecção e/ou classificação de sinais de DPs utilizando uma metodologia não invasiva, é necessário a filtragem dos sinais, pois o sinal no domínio do tempo, possui muito ruído envolvido, dificultando a identificação e/ou classificação do sinal. Quando analisado o sinal no domínio da frequência, pode-se observar a quantidade de componentes de frequências envolvidas, provenientes de diferentes fontes de ruídos sonoros e eletromagnéticos presentes nas bandas de frequências que a pistola estava configurada. Desta maneira será necessário um método robusto capaz de filtrar diferentes fontes de ruídos sem perder a informação contida no sinal.

No capítulo 4.2 será apresentado de forma matemática a TW, escolhido o tipo de resposta e quais coeficientes é esperado obter-se. Uma análise das variações de

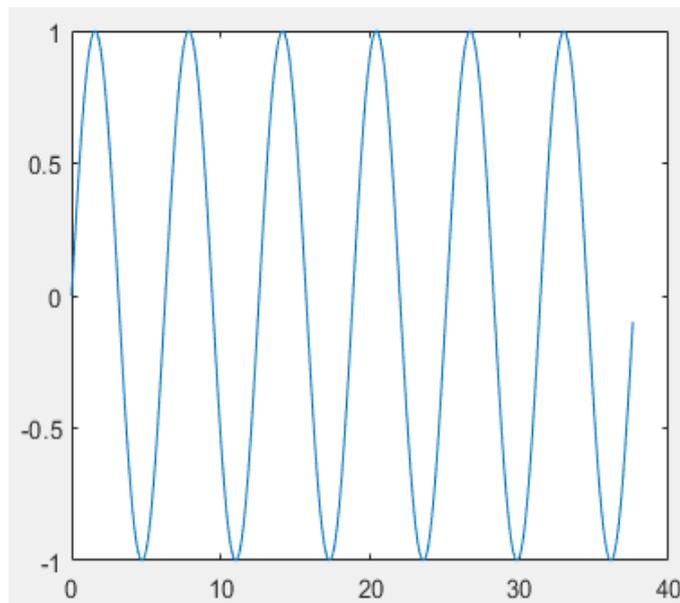
seus parâmetros como família e níveis de aproximação e de detalhe são explorados com a transformada.

#### 4.2. FAMÍLIAS E COEFICIENTES WAVELET

A aplicação da TW está atrelada a necessidade de analisar sinais não estacionários. Como pode ser observado, na Figura 11, o sinal estacionário no tempo é periódico e previsível, já para sinais não estacionário, Figura 12, não são periódicos. Não se sabe onde inicia ou termina, dificultando a aplicação da ferramenta transformada de Fourier para sua análise.

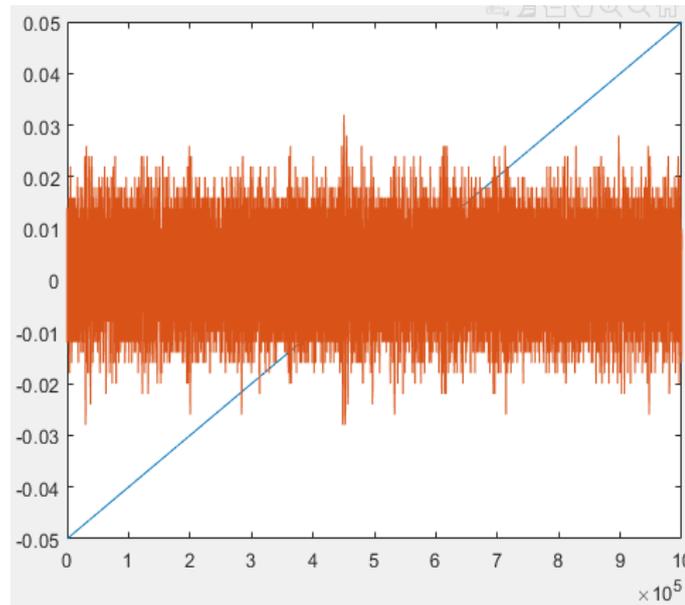
Mesmo na forma de transformada de Fourier de Janela ao qual poderia ser aplicada para janela de tempo e frequências pequenas, mas o sinal conteria pouca informação e quando aplicado em janelas grandes o erro cresce já que não é estacionário.

Figura 11 - Sinal Estacionário



Fonte: Autoria Própria.

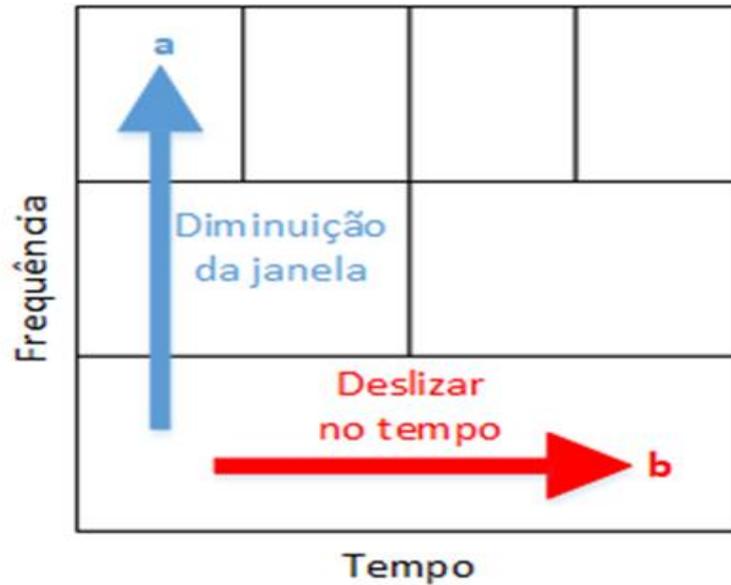
Figura 12 - Sinal Não Estacionário



Fonte: Autoria Própria.

Já a TW consegue resolver o problema de analisar sinais não estacionários, pois ela conta com os coeficientes de aproximação e detalhes, que dividem um sinal em janelas, contendo baixas e altas frequências, em espaços de tempos variados, a depender do nível escolhido, na Figura 13 é representado como a variação dos parâmetros “a” e “b”, onde “a” escala e “b” translação, podem trazer mais janelas de sinais para a análise. Os parâmetros controláveis são chamados de escala e translação(b) e variando eles de maneira controlada obterão a resolução desejada do sinal para análise, Kutz et al. (2013).

Figura 13 - Princípios da Transformada de Wavelet



Fonte: Maresch (2022)

Quando comparada com a transformada de Fourier de janela, observa-se então que possuí Janelas de tamanhos variáveis a depender dos parâmetros de escala e translação definidos, Mallat (1999).

#### 4.2.1. TRANSFORMADA DE WAVELET CONTÍNUA

A TW Contínua, é definida como a comparação de função ortogonal de referência chamada de Wavelet mãe, com o sinal a ser analisado. Aplicando a escala (a) e translação (b), parâmetros mencionados anteriormente, a transformada pode ser descrita como a Equação 3, Kutz et al (2013).

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3)$$

em que  $a \neq 0$  e  $b$  é uma constante pertencente aos reais.

- a é escala;
- b é translação;
- t é tempo;
- $\psi$  é função wavelet mãe

De acordo com Domingues (2016) aplicando o sinal f ao qual será analisado na Equação 4, temos que:

$$\mathcal{W}_f^\psi(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (4)$$

- a é escala;
- b é translação;
- t é tempo;
- $\psi$  é função wavelet mãe;
- $\mathcal{W}_f^\psi(a, b)$  é conhecido como coeficiente wavelet resultante;
- f(t) é o sinal não estacionário no tempo.

#### 4.2.2. TRANSFORMADA DE WAVELET DISCRETA

A TW Discreta, possui parâmetros controláveis de escala e translação. Ela busca discretizar o sinal em níveis de energia para sua aplicação em processamento de sinais digitais. A Equação 5 descreve a TW discreta, Chui et al (1992).

$$W_f^\psi(m, n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi(a_0^{-m}x - nb_0) dx \quad (5)$$

O valor de a e b são então discretizados como,  $a = a_0^m$  e  $b = nb_0 a_0^m$ , em que n e m são números inteiros.

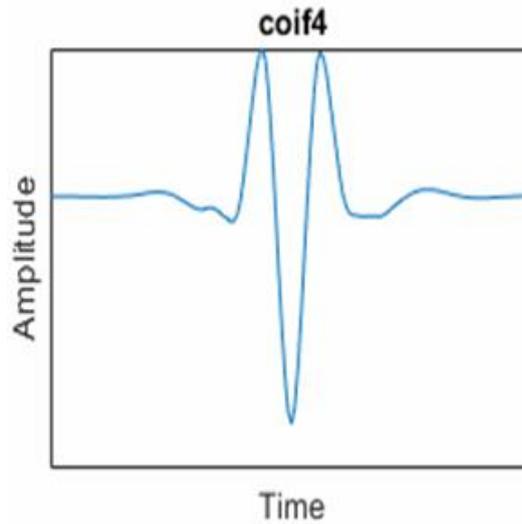
#### 4.2.3. WAVELET MÃE

Araújo apud Erghen(2018), afirmam que as propriedades e vantagens de uma família de Wavelets dependem de características da Wavelet mãe, para TW ser eficaz é necessário designar a Wavelet mãe que mais se assemelham com o sinal original. Elas possuem valor médio igual a zero, e podem ter variações dentro de uma mesma família, como é o por exemplo a Wavelet Mãe Daubechies que possuem mais de 45 variações.

Entre algumas possibilidades de aplicação encontra-se as famílias: Biorthogonal, Coiflet, Daubechies, Fejer-Korovkin, Haar e Symlets. Algumas das famílias possuem aplicação para TW Contínua, enquanto outras são para aplicação específica da TW Discreta. Entre as opções de aplicações em sinais acústicos de DPs a Wavelet Mãe que mais se aproxima é a Daubechies, Chen (2007). Nas Figuras 14,

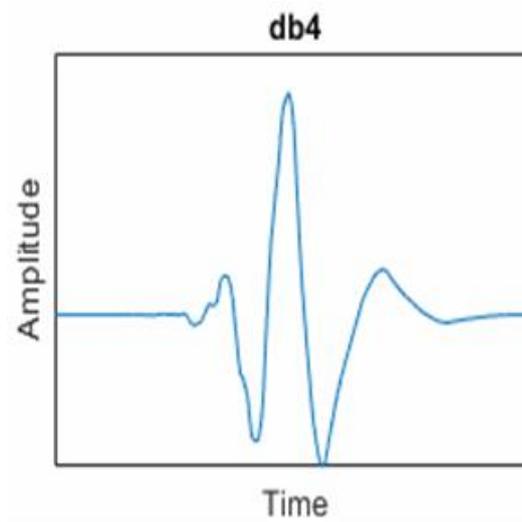
15, 16, 17 e 18 são apresentados a forma de onda das famílias Coiflets, Daubechies, Fejér-Korovkin, Haar e Symlets respectivamente.

Figura 14 - Wavelet Mãe Coiflet



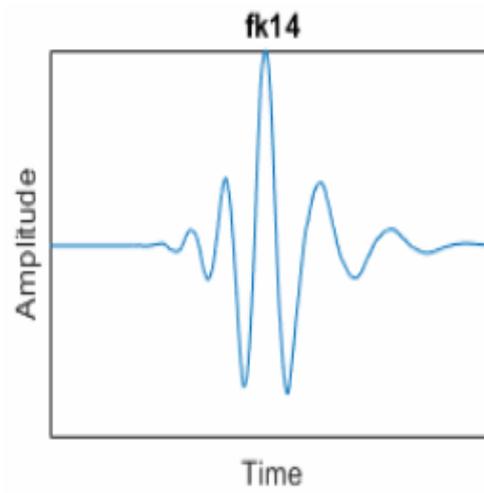
Fonte: Autoria Própria.

Figura 15 - Wavelet Mãe Daubechies



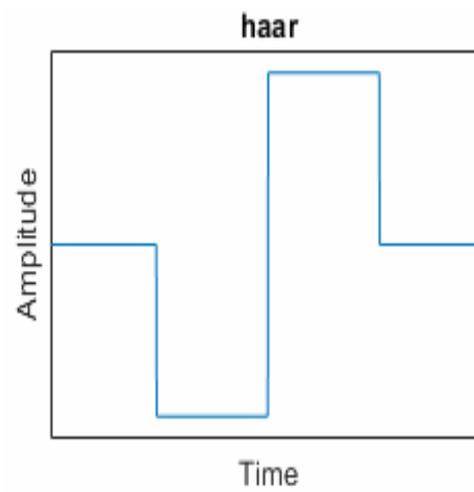
Fonte: Autoria Própria.

Figura 16 - Wavelet Mãe Fejér-Korovkin



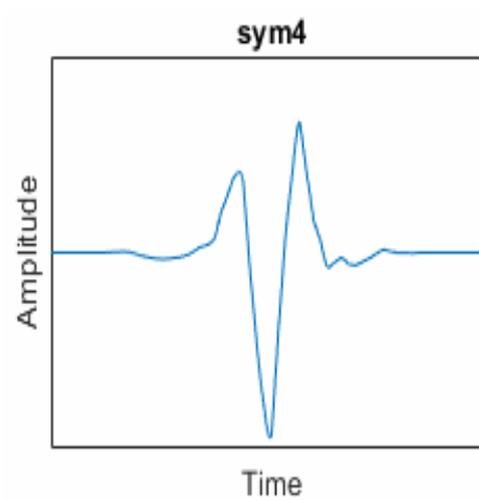
Fonte: Autoria Própria.

Figura 17 - Wavelet Mãe Haar



Fonte: Autoria Própria.

Figura 18 - Wavelet Mãe Symlets



Fonte: Autoria Própria.

Definido o modelo matemático da TW, para a aplicação deste trabalho a TW Discreta aparenta ser a mais viável, já que os sinais adquiridos pelo LEAT como objeto de estudo, são sinais analógicos discretizados no tempo e não estacionário. Como definido a família Daubechies a mais similar entre as opções de aplicação, então obtemos o cenário de estudos como TW Discreta utilizando a Wavelet mãe Daubechies e, a partir deste contexto, podemos aplicar aos sinais para análise quantitativa e qualitativa dos resultados. A família Daubechies possui 45 possibilidades de aplicação, em Chen (2007), realizou-se uma análise da média dos sinais entre as famílias Daubechies e Symlets, comparada com a média de pulsos de DPs, onde foi possível observar que a Daubechies 3 possui quase 80% de semelhança, enquanto os demais percentuais não ultrapassaram 10% de semelhança. Também se observou que conforme distanciavam-se da Wavelet Mãe Daubechies 3 menor a semelhança da média dos sinais. No capítulo 4.3 serão discursados métodos estatísticos para analisar os sinais obtidos com a aplicação da TW e a maneira como poderão validar esta técnica de filtragem.

#### 4.3. ANÁLISE DAS COMPONENTES PRINCIPAIS E ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE DADOS

Definir técnicas estatísticas para avaliar a decomposição dos sinais de DPs com o uso da ferramenta TW.

##### 4.3.1 DEFINIÇÃO DE ANÁLISE DAS COMPONENTES PRINCIPAIS

A técnica de ACP ou Principal Componente Analysis CA (no inglês), é de fundamental importância para interpretar os sinais estudados de DPs, reconhecendo padrões e a evolução de DPs em transformadores, Veloso (2011)

Por conta de sinais acústicos de DPs se tratarem de sinais de alta frequência, são afetados por ruídos acústicos e eletromagnéticos com facilidade, Kweon (2005) , logo, dificulta-se a identificação ou classificação de um sinal de DP de forma visual. Mesmo com a aplicação da TW, são sutis variações que podem representar

características das DPs. Portanto, para análise dos sinais acústicos de DPs, o PCA pode ser uma boa ferramenta a encontrar estes padrões, Guedes (2008).

Define-se o PCA como a covariância entre as dimensões de uma matriz formada por conjuntos de dados. Além disso, as matrizes de covariância possuem autovetores e auto valores associados entre si, garantindo a ortogonalidade entre os autovetores tem-se uma medida independente dos dados, Veloso (2011).

Definido que a família Daubechies 3 apresenta a maior média de semelhança com os sinais de DPs, e o LEAT-UFGA, utilizando a *Probe* UP2000 gerou mais de 70 sinais, embora este trabalho utilizou apenas 62 sinais, devemos considerar que teremos a matriz formada por 62 linhas representando os sinais a serem analisados e N colunas a depender da quantidade de coeficientes utilizado na ACP.

Com os resultados da ACP é possível realizar o agrupamento por tipo de sinal, ruído de fundo (T1), base da cadeia (T2), centro da cadeia (T3) e topo da cadeia (T4), para então analisar as características de mínimos, máximos, média e desvio padrão das populações. Após encontrado os valores originais e agrupar os sinais sem os rótulos para comparar a taxa de assertividade da análise de componentes principais.

Definido as ferramentas, métodos e materiais a se trabalhar, é possível a aplicação dos modelos para o processamento de sinal. A utilização das ferramentas TW e ACP em conjunto trazem a possibilidade de uma organização, visualização e interpretação dos sinais acústicos obtidos pela *Probe* UP2000.

Por se tratarem de métodos matemáticos utilizando matrizes de dimensões de  $62 \times N$ , onde N depende da quantidade de coeficientes extraídos com a TW, exigem um grande processamento de dados que serão aplicados ao Matlab para realização dos cálculos. Em combinação com o Matlab para uma análise gráfica dos resultados, será utilizado o Microsoft Power BI, uma ferramenta para análises rápida, versátil e moderna, comumente aplicado para análises exploratórias de dados.

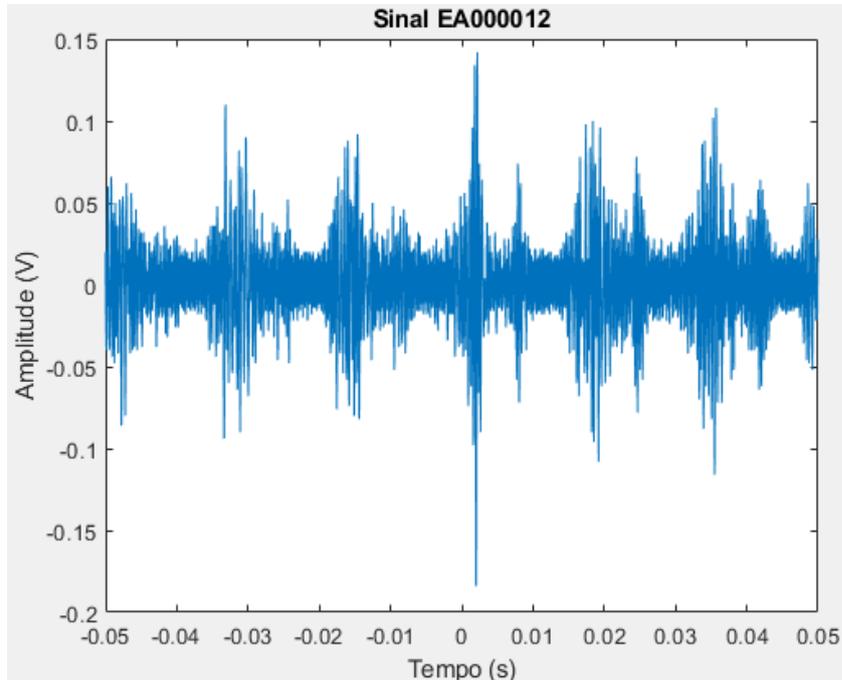
No subcapítulo 4.4 serão apresentadas as soluções para aplicar a TW, organizar os coeficientes em matrizes, extrair as componentes principais, e organização dos resultados em BI.

#### 4.4 APLICAÇÃO DA TRANSFORMADA DE WAVELET E ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS

O processo de cálculos inicia-se no capítulo 4 quando é extraído as informações da UP2000 através do osciloscópio e constrói-se da base de dados em “.mat”.

Reconstruindo os sinais processados é possível visualizar a forma de onda no domínio do tempo e as componentes de frequência, além da possibilidade de aplicação da TW. Na Figura 19 é apresentado um exemplo com o sinal EA00012, um sinal de DP inspecionado através de emissão acústica, com poluição salina aplicada sobre os isoladores, tensão de ruptura foi de 50kV, extraído através da UP2000 e reconstruído no domínio do tempo. O sinal possui duração de 10ms e picos que variam de aproximadamente -0.19V até 0.15V. O sinal se refere a base de dados obtida pelo LEAT com a *probe* direcionada a base da cadeia.

Figura 19– Sinal EA00012

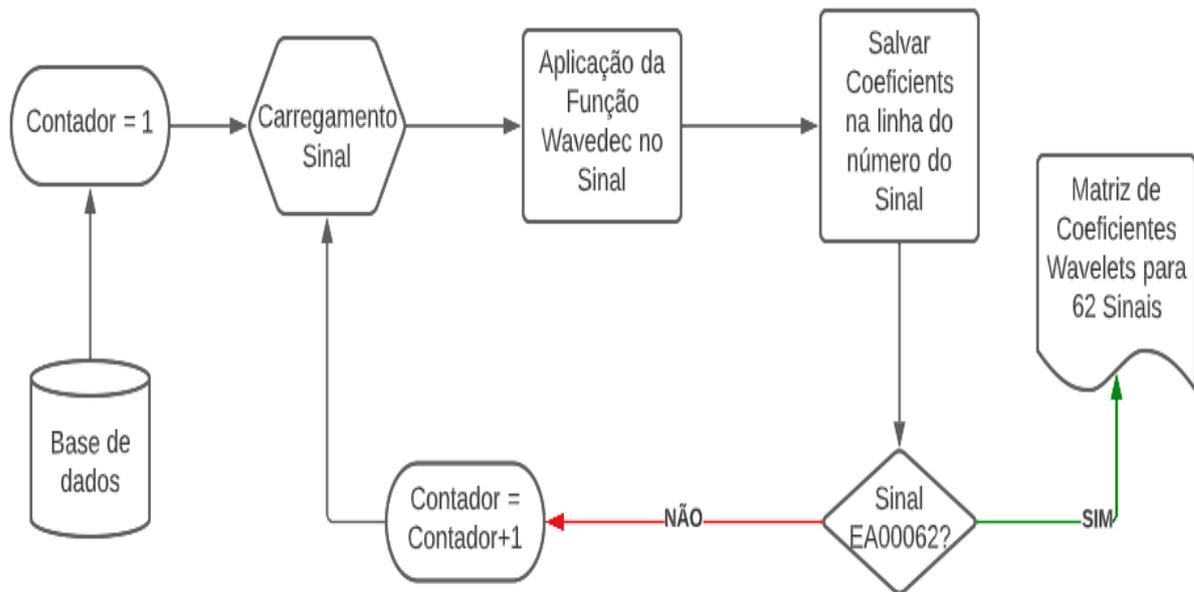


Fonte: Autoria Própria

Para realizar a aplicação matemática da TW em 62 sinais presentes na base de dados, utilizou-se de um laço de repetição, para carregar os sinais e aplicar a TW,

parametrizada com a família Daubechies 3, para 15 níveis de escala, em cada sinal contido na base de dados, este script se encontra esquematizado na Figura 20.

Figura 20– Aplicação da Transformada e Montagem da Matriz de Covariâncias



Fonte: Autoria Própria

Os coeficientes obtidos da TW são 15 coeficientes de aproximação, 15 coeficientes de detalhe, uma energia de aproximação e 15 energias de detalhe, que totalizaram 46 colunas para a matriz de PCA.

Os coeficientes são janelas dos sinais originais decompostos em tempo e frequência, portanto decidiu avaliar os mínimos, média e máximos de cada sinal, o que resulta em 106 variáveis para analisar por sinal. Logo, a matriz de covariância para aplicação da ACP terá 62 linhas por 106 colunas, resultando na matriz  $M_{PCA(62 \times 106)}$  e pode ser observada na Figura 21, como sua estrutura ficou. Todavia, devido as dimensões de 62x106 não foi possível representar toda a matriz, ocultando algumas linhas e colunas da matriz..

Através da quantidade de linhas e colunas da matriz, observa-se a dificuldade de realizar uma análise sem a utilização de um software computacional, alinhado com essa problemática a TW nos permite realizar a redução da quantidade de colunas existente, facilitando assim realizar a análise.

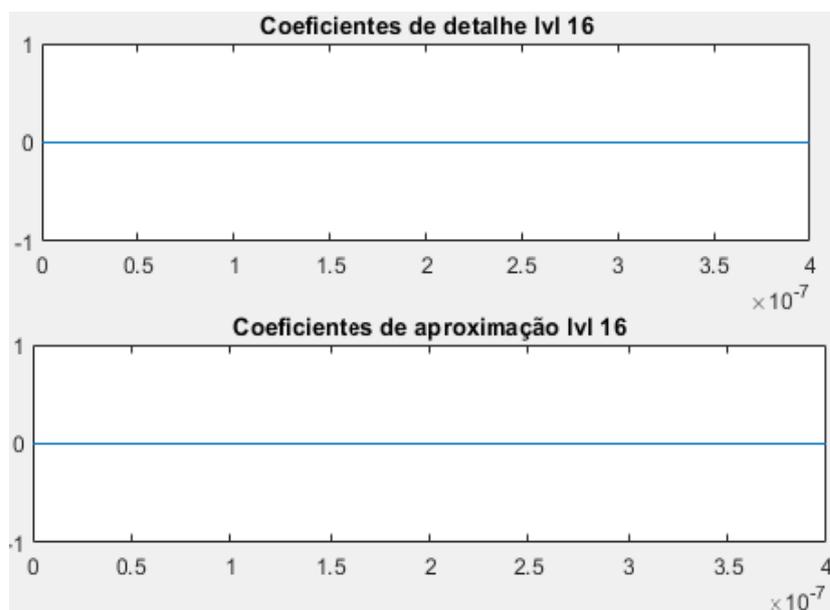
Figura 21 –  $M_{PCA(62 \times 106)}$ 

	A	B	C	CZ	DA	DB
1	0,04196	0,05802	0,08141	0,64478	0,15819	0,18526
2	0,03256	0,04429	0,06109	0,64015	0,18375	0,20245
3	0,04075	0,05535	0,07717	0,83588	0,17973	0,1574
60	0,07925	0,11209	0,15968	0,23664	0,07647	0,07134
61	0,07338	0,1032	0,14281	0,26373	0,1078	0,13189
62	0,06062	0,08385	0,11594	0,3286	0,33128	0,5823

Fonte: Autoria Própria

O motivo da escolha de decomposição do sinal em 15 níveis da TW se deve ao fato de pôr experimentos preliminares notar que o nível 15 é o último nível que contém informações diferentes de nulo, logo como a sequência de coeficientes de aproximação e detalhe seria a divisão dos últimos níveis, não foi necessário prosseguir, como pode ser observado na reconstrução dos níveis 16 de aproximação e detalhe na Figura 22.

Figura 22 - Coeficientes de Nível 16 da TW



Fonte: Própria Autoria

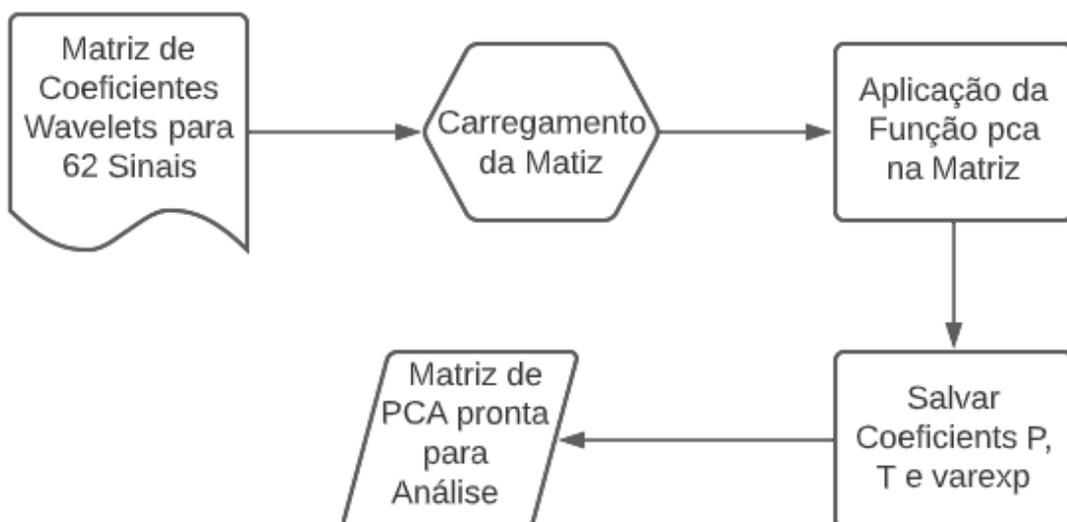
Como aumentar o nível resulta na decomposição do último nível em 2 partes para altas frequências e baixas frequências não faria sentido seguir com a decomposição do sinal em mais níveis.

A função *Wavedec* demonstrada no diagrama de bloco da Figura 20 é a função do Matlab que realiza a aplicação da TW no sinal e a mesma foi parametrizada com a Wavelet mãe “Daubechies 3 – db3” e 15 níveis de decomposição.

Com a matriz de coeficientes Wavelets pronta, basta prosseguir com a aplicação da ACP, utilizando a função *PCA* do Matlab sem a necessidade de obter a matriz de covariância da matriz a ser analisada, a própria função calcula a média de todas as colunas e o desvio padrão, e realiza a normalização da matriz para aplicação da ACP. Foi necessário carregar a matriz como uma variável dentro do Matlab e aplicar a função “[*P, T, varexp*] = *pca*(*X*, ‘Algorithm’, ‘svd’, ‘NumComponents’, 2)” onde *P* retorna as Principais Componentes, *T* retorna os scores que indicam a influência de cada variável na reconstrução dos sinais e *varexp* retorna a variância explicada.

Esses três indicadores são suficientes para avaliar a possibilidade de classificação dos sinais utilizando os coeficientes da TW Daubechies 3. O algoritmo aplicado para execução da análise de componentes principais é observado na figura 23.

Figura 23 – Aplicação da Função PCA



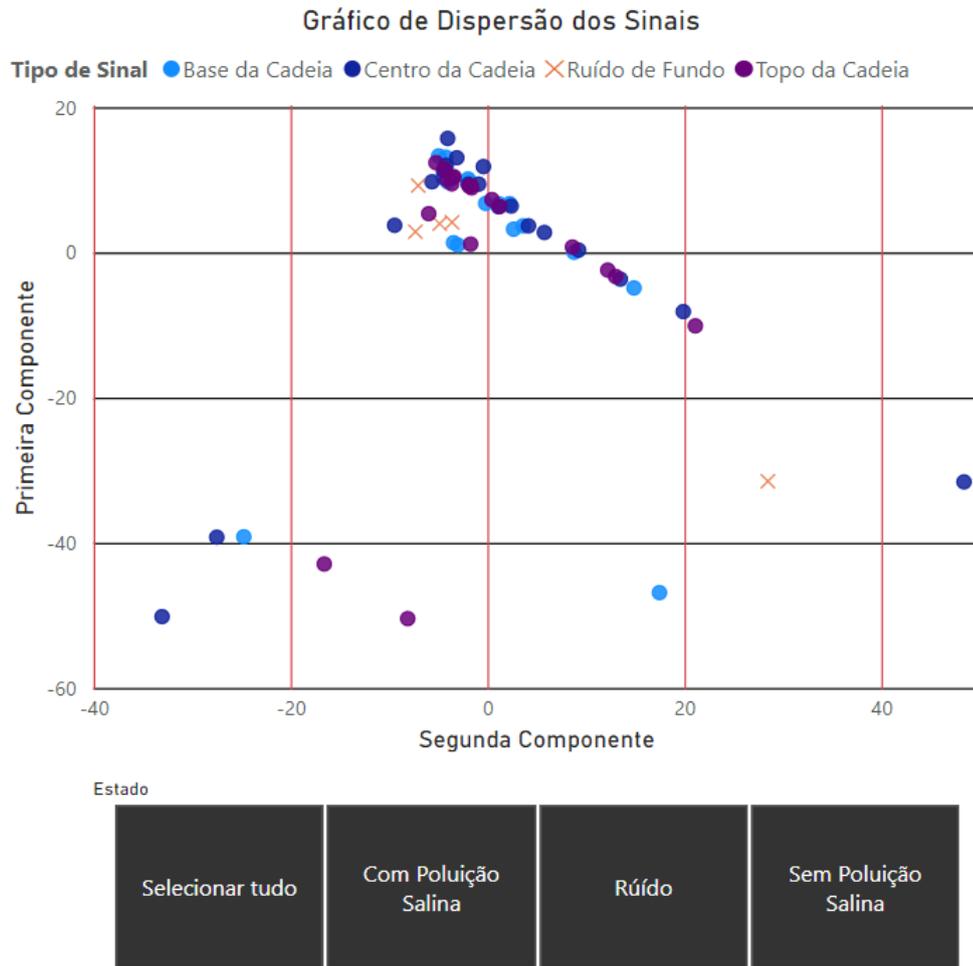
Fonte: Autoria Própria

## 5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Analisando o vetor *varexp* notou-se que as informações contidas na primeira e segunda coluna dos scores correspondiam a 95% do total de variação do sinal, e conforme as colunas se distanciam da primeira, a componente principal, menor sua relevância para análise dos dados, logo como a primeira e segunda componentes principais representam valor maior que 80% da população de sinais, não foi necessário analisar as demais componentes, Duarte (1998). Dessa forma, considerou-se apenas a coluna 1 e 2 da matriz T que será utilizada para o agrupamento dos sinais de maneira a tentar classifica-los através da primeira e segunda componente principal.

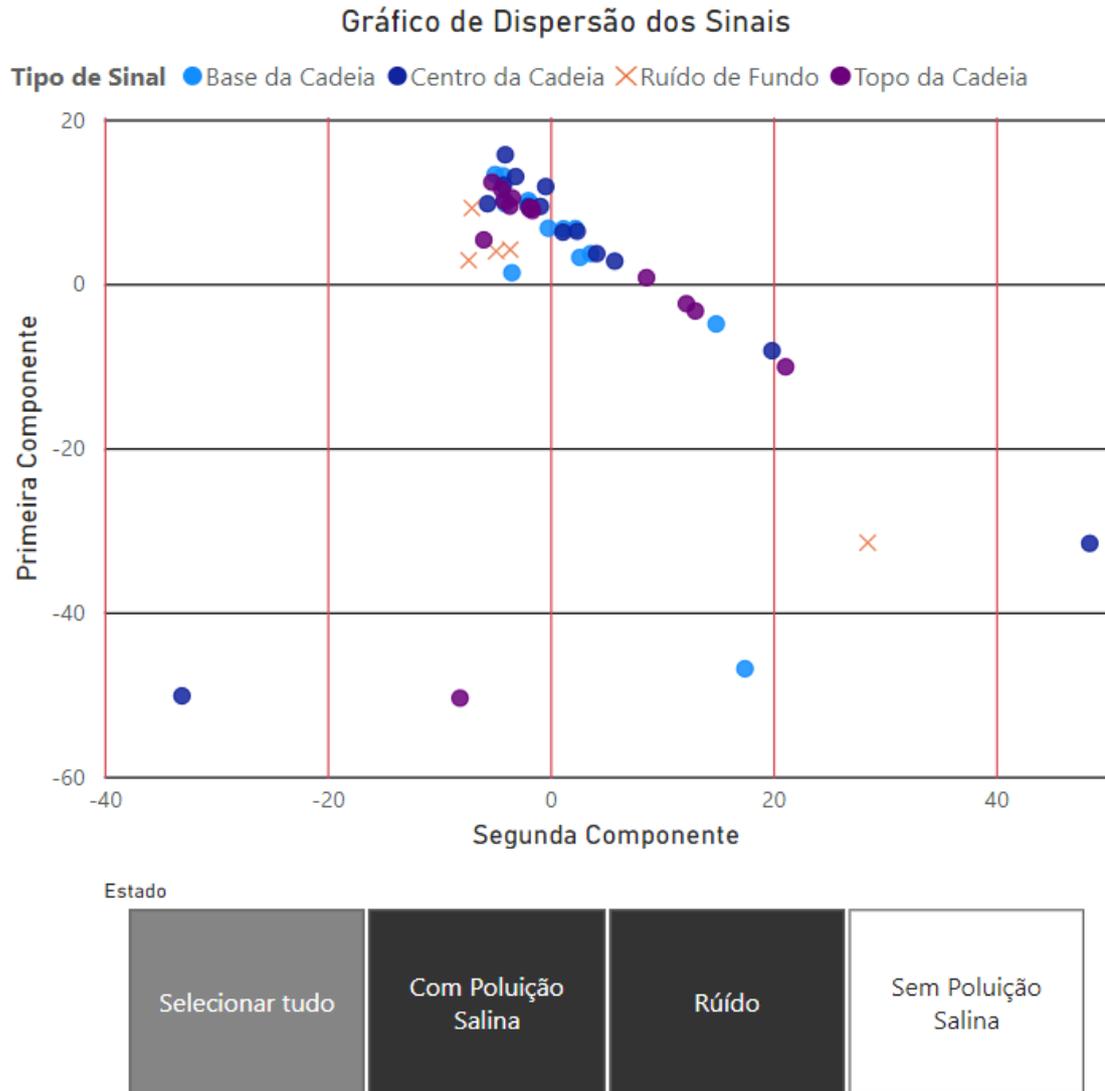
Na Figura 24 é possível observar o gráfico de dispersão dos sinais entre valores para Primeira Componente e Segunda Componente, onde, é apresentado o comportamento dos ruídos de fundo se concentrando em uma mesma região, em seguida na Figura 25 e Figura 26, representam a dispersão dos sinais com filtros aplicados para representar apenas Ruídos de Fundo e Ensaios com Poluição Salina, Figura 25, e Ruídos de Fundo e Ensaios sem Poluição Salina, Figura 26.

Figura 24 – Gráfico de Dispersão dos Sinais



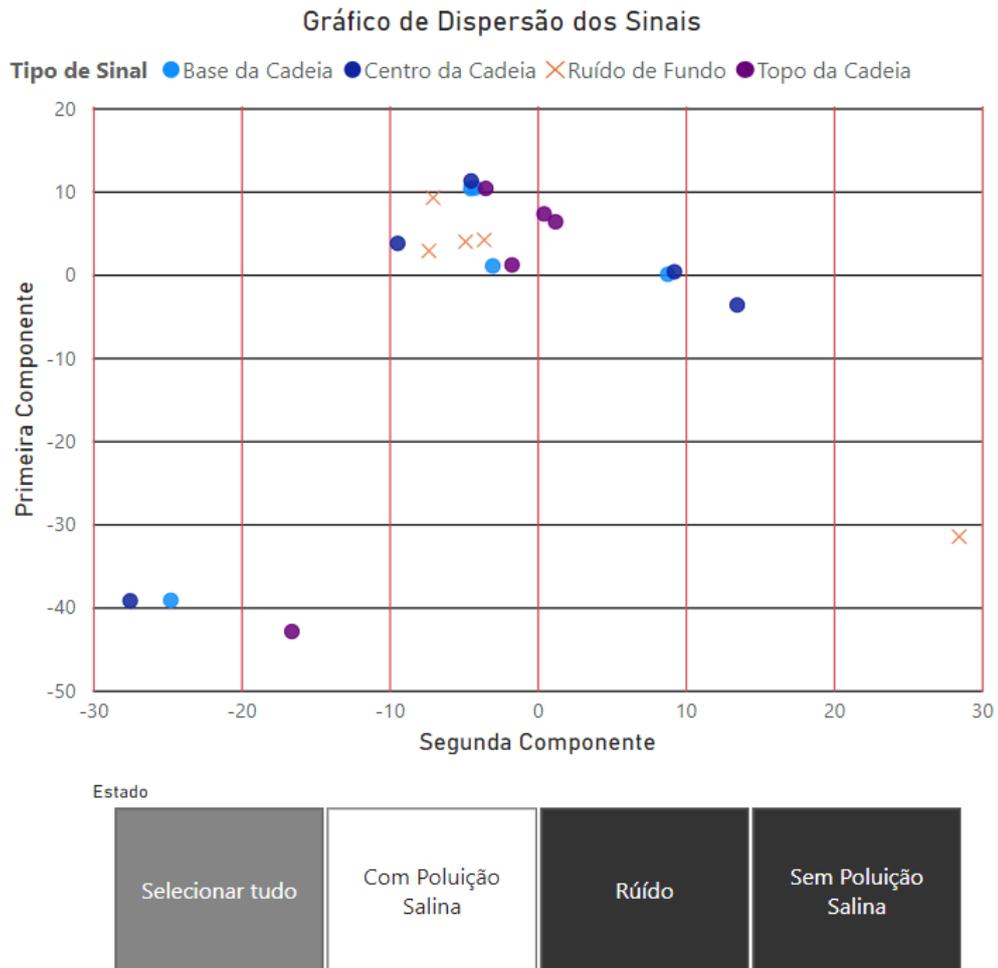
Fonte: Autoria Própria

Figura 25 – Gráfico de Dispersão dos Sinais Filtro: Com Poluição Salina e Ruído



Fonte: Autoria Própria

Figura 26 – Gráfico de Dispersão dos Sinais Filtro: Sem Poluição Salina e Ruído



Fonte: Autoria Própria

Ainda, para complementar os dados obtidos com os Gráficos de Dispersão organizou-se em matrizes do Power BI os valores de Média, Máximos, Mínimos e Desvio Padrão para Ruídos de Fundo, Base da Cadeia, Centro da Cadeia, Topo da Cadeia, de forma geral e separando por Com Poluição Salina e Sem Poluição Salina e estão organizados Figura 27.

Figura 27 – Análise Quantitativa das 1º e 2º Componentes Principais

Tipo de Sinal	Méd da 1º CP	Méd da 2º CP	Máx da 1º CP	Máx da 2º CP	Mín da 1º CP	Mín da 2º CP	DP da 1º CP	DP da 2º CP
<b>Base da Cadeia</b>	<b>1,34</b>	<b>-0,55</b>	<b>13,30</b>	<b>17,46</b>	<b>-46,87</b>	<b>-24,75</b>	<b>15,97</b>	<b>8,52</b>
Com Poluição Salina	3,06	1,23	13,30	17,46	-46,87	-4,96	14,63	6,69
Sem Poluição Salina	-3,48	-5,53	10,41	8,80	-39,17	-24,75	18,38	10,81
<b>Centro da Cadeia</b>	<b>-0,91</b>	<b>0,52</b>	<b>15,71</b>	<b>48,40</b>	<b>-50,17</b>	<b>-33,05</b>	<b>18,26</b>	<b>16,38</b>
Com Poluição Salina	0,74	2,03	15,71	48,40	-50,17	-33,05	18,22	16,71
Sem Poluição Salina	-5,52	-3,73	11,25	13,49	-39,23	-27,49	17,55	14,58
<b>Ruído de Fundo</b>	<b>-2,27</b>	<b>1,13</b>	<b>9,22</b>	<b>28,48</b>	<b>-31,51</b>	<b>-7,32</b>	<b>14,79</b>	<b>13,74</b>
Ruído	-2,27	1,13	9,22	28,48	-31,51	-7,32	14,79	13,74
<b>Topo da Cadeia</b>	<b>0,16</b>	<b>-0,27</b>	<b>12,37</b>	<b>21,11</b>	<b>-50,44</b>	<b>-16,58</b>	<b>17,12</b>	<b>8,36</b>
Com Poluição Salina	1,49	1,07	12,37	21,11	-50,44	-8,10	15,80	8,54
Sem Poluição Salina	-3,56	-4,02	10,35	1,23	-42,92	-16,58	19,90	6,49
<b>Total</b>	<b>0,00</b>	<b>0,00</b>	<b>15,71</b>	<b>48,40</b>	<b>-50,44</b>	<b>-33,05</b>	<b>17,00</b>	<b>11,89</b>

Fonte: Autoria Própria

Com os valores obtidos da ACP e organizados suas informações de maneira gráfica e quantitativa é possível a observação de características pontuais para diferenciação dos sinais de DPs dos Ruídos de Fundo presente no ambiente de ensaios.

Através dos resultados obtidos nos cálculos da TW e da ACP, notou-se que os sinais de ruídos de fundo possuem sua dispersão concentrada no eixo negativo para a Segunda Componente e valor Positivo sempre menor que 10 para a Primeira Componente, essa característica será nomeada de Regra 1. Matematicamente explicando, temos que se o sinal analisado conter as características das Equações 6 e 7:

$$0 < \text{Primeira Componente} < 10 \quad (6)$$

e

$$\text{Segunda Componente} < 0 \quad (7)$$

Classificaram como ruído de fundo.

Com essa regra podemos considerar todos os sinais fora dessa região como sinais de DP do tipo Corona. Se tratando de sinais de descargas parciais sem poluição salina (SDP/SP) é possível diferenciar 11 de 19 sinais como DP, apenas analisando graficamente a regra 1. De maneira quantitativa teremos:

- 11 Sinais de DP do Tipo Corona classificados corretamente;
- Três Sinais de DP do Tipo Corona classificado como Ruído de Fundo de maneira errônea;
- Um Sinal de Ruído de Fundo classificados como DP do Tipo Corona de maneira errônea;
- Quatro Sinais de Ruídos de Fundo classificados corretamente.

Quando aplicado a regra 1 para sinais de descargas parciais com poluição salina (SDP/CP), teremos a equivalência de:

- 42 Sinais de DP do Tipo Corona classificados corretamente;
- 15 Sinais de DP do Tipo Corona classificado como Ruído de Fundo de maneira errônea;
- Um Sinal de Ruído de Fundo classificados como DP do Tipo Corona de maneira errônea;
- Quatro Sinais de Ruídos de Fundo classificados corretamente.

Válido lembrar que os ensaios foram realizados em ambiente controlado, onde a principal fonte de ruído era proveniente dos próprios equipamentos de ensaio e ar condicionados do ambiente. Para visualizar o resultado da análise simplificada temos a Tabela 1, a qual organiza sinais classificados corretamente e erroneamente nos dois cenários.

Tabela 1 - Classificação AED

	<b>Classificados Corretamente</b>	<b>Classificados Erroneamente</b>
<b>SDP/SP</b>	11	3
<b>SDP/CP</b>	42	15
<b>SRF</b>	4	1

Fonte: Autoria Própria

Como os ruídos se reparam na AED para comparar as populações, esses sinais só foram contabilizados uma vez no total. Dessa forma a taxa de acerto atingida é de 75%. O sinal de ruído de fundo (SRF) classificado de maneira errônea nos dois cenários se trata de um SRF fora da curva, o qual possuía valor negativo para a primeira componente, diferenciando das características dos demais.

Visando melhorar a taxa de acerto dos sinais, ainda é possível realizar uma nova análise dos valores quantitativos dos sinais. Como exemplo da possibilidade de aplicação dos valores quantitativos dos sinais montou-se a Tabela 2, separou-se os valores da primeira e segunda componente dos sinais presentes na região da Regra 1 e efetuou a normalização dos 19 sinais, subtraindo os valores das suas respectivas médias e dividindo pelo desvio padrão. Na Tabela 2 e Tabela 3 serão apresentados respectivamente, as componentes principais dos sinais presentes na região da Regra 1 e seus valores normalizados. Embora com uma população restante pequena de apenas 19 sinais é uma alternativa para melhorar a diferenciação entre os sinais de DPs.

Tabela 2 – Sinais Presentes na Região da Regra 1

<b>Tipo de Sinal</b>	<b>Primeira Componente</b>	<b>Segunda Componente</b>
Base da Cadeia	1,03	-3,01
Base da Cadeia	1,34	-3,45
Base da Cadeia	6,76	-0,18
Base da Cadeia	9,73	-4,04
Base da Cadeia	9,73	-1,85
Centro da Cadeia	3,74	-9,43
Centro da Cadeia	9,39	-1,96
Centro da Cadeia	9,42	-0,89

Centro da Cadeia	9,74	-5,63
Topo da Cadeia	1,16	-1,71
Topo da Cadeia	5,34	-5,97
Topo da Cadeia	8,9	-1,61
Topo da Cadeia	9,13	-1,85
Topo da Cadeia	9,24	-1,7
Topo da Cadeia	9,46	-3,63
Ruído de Fundo	2,84	-7,32
Ruído de Fundo	3,94	-4,85
Ruído de Fundo	4,15	-3,59
Ruído de Fundo	9,22	-7,04

Fonte: Autoria Própria

Tabela 3– Sinais Presentes na Região da Regra 1 Normalizados

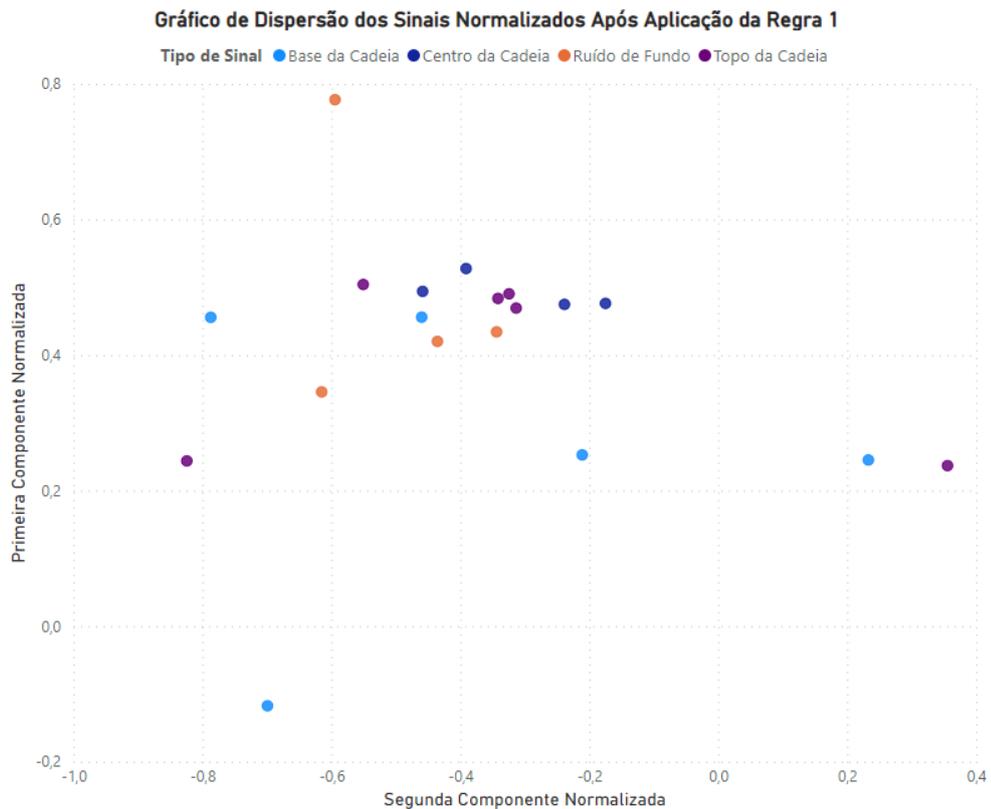
<b>Tipo de Sinal</b>	<b>Primeira Componente Normalizada</b>	<b>Segunda Componente Normalizada</b>
Base da Cadeia	0,25	0,23
Base da Cadeia	-0,12	-0,70
Base da Cadeia	0,25	-0,21
Base da Cadeia	0,46	-0,79
Base da Cadeia	0,46	-0,46
Centro da Cadeia	0,53	-0,39
Centro da Cadeia	0,47	-0,24
Centro da Cadeia	0,48	-0,17
Centro da Cadeia	0,49	-0,46
Topo da Cadeia	0,24	0,36
Topo da Cadeia	0,24	-0,82
Topo da Cadeia	0,47	-0,31
Topo da Cadeia	0,48	-0,34
Topo da Cadeia	0,49	-0,32
Topo da Cadeia	0,50	-0,55
Ruído de Fundo	0,35	-0,61
Ruído de Fundo	0,42	-0,44
Ruído de Fundo	0,43	-0,34

Ruído de Fundo	0,78	-0,59
----------------	------	-------

Fonte: Autoria Própria

Com a Tabela 3 voltou-se ao Power BI para montar um novo gráfico de dispersão para determinar uma nova regra que se melhora a classificação dos sinais utilizando a TW e a ACP, o resultado pode ser observado na figura 28.

Figura 28 - Gráfico de Dispersão dos Sinais Normalizados Após Aplicação da Regra 1



Fonte: Autoria Própria

Entre as observações verificadas devemos salientar que a população presente na região delimitada pela Regra 1 é pequena, e não é suficiente para garantir a veracidade das informações. Entretanto fica nítido que de maneira normalizada os sinais de Ruídos não atingem valores positivos para a Segunda Componente. Pela análise gráfica, para esse experimento, se considerarmos uma Regra 2 de testagem para os sinais que sobrassem na região determinada pela Regra 1, e possuísem as características apresentadas nas Equações 8 e 9:

$$0,35 < \text{Primeira Componente Normalizada} < 0,45 \quad (8)$$

e

$$\text{Segunda Componente Normalizada} < 0 \quad (9),$$

Considerou-se como sinais de Ruídos, logo é obtidos os seguintes resultados de classificação:

- 1 Sinal de Ruído classificado como Sinal de DP de maneira errônea;
- 3 Sinais de Ruído classificados de maneira correta;
- 15 Sinais de DPs (SDPs) do Tipo Corona classificados de maneira correta.

Tabela 4 - Classificação AED

	<b>Classificados Corretamente</b>	<b>Classificados Erroneamente</b>
<b>SDP</b>	15	0
<b>SRF</b>	3	1

Fonte: Autoria Própria

Logo para o experimento com 62 sinais ensaiados no LEAT em condições de ambiente controlado, utilizando a aplicação da regra 1 e regra 2 alcançou-se 96,77% de taxa de assertividade, não sendo possível classificar apenas 2 sinais de ruídos dos sinais de DPs.

Todavia, podemos considerar um método eficaz para analisar a população de ensaios obtidos pelo LEAT, e a aplicação das Regras 1 e 2 para o treinamento de um método supervisionado para gerar um classificador automático de sinais de DPs.

## 6. CONCLUSÕES

A urgência de identificar sinais de DPs, traz em conjunto inúmeros desafios, como os diferentes aspectos existentes entre o local de ocorrência dos SDPs e a severidade que se encontra a ruptura da isolação do equipamento.

Neste trabalho foram analisados os primeiros passos do P&D que visa desenvolver metodologia que avalia isolação de TIs e PR utilizando método ultrassônico.

Existem equipamentos, como *probes*, sensores para inspeção acústica para inspeção de sinais em um ambiente direcional entre bandas de frequências de 20kHz á 100kHz onde estão presentes os sinais de DPs.

Através da TW é possível comparar os sinais obtidos em sua decomposição dos sinais com sinais da família Daubeches 3, a qual mais se assemelha aos sinais de DPs. Decompondo para 15 níveis de aproximação, 15 níveis de detalhe, Energia de Entropia e Entalpia do sinal, acima do nível 15 os coeficientes possuíam valores nulos. As características definidas e observadas dos coeficientes foram seus valores de Mínimo, Média e Máximo, gerando 106 coeficientes para 62 sinais, uma matriz de 62x106.

Através da análise exploratória e analítica, utilizando do método estatístico ACP, organizou-se a primeira componente e segunda componente obtida da matriz dos scores de cada sinal. Esse score é uma nota referente a combinação das 106 características como se relacionam e influenciam a reconstrução do sinal, logo quando comparando sinais de DPs sem Poluição Salina, com poluição salina e ruídos ambiente, conseguiu-se uma ótima taxa de assertividade para essa população.

Quando comparado sinais de DPs do tipo Corona sem Poluição salina obteve 78,95% de assertividade do método. Para sinais de DPs do tipo Corona com Poluição Salina 74,19%, ambas comparadas com os sinais de ruídos garantindo dessa forma uma assertividade total de 75%. Foi analisado ainda a possibilidade de criação da Regra 2 na tentativa de melhorar a técnica, entretanto a população se apresenta pequena para uma conclusão convicta.

Outra observação que pode ser levantada é que SDP/CP apresentaram valores de ACP mais influentes que os valores dos ACP para SDP/SP. Deste ponto podemos associar que rupturas com níveis maiores de severidade devem gerar sinais com ACPs de valores mais elevados, abrindo campo para determinar um limiar entre um sinal de DP em nível de severidade aceitável e nível de severidade não aceitável.

## 7. SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Para avançar com a assertividade do método e seguindo com o mesmo equipamento, seria interessante parametrizar as regras criadas em uma IA, para realizar o treinamento dos scores e gerar um classificador de sinais DPs. É possível gerar uma base de dados com milhares de ensaios de DPs para aumentar a população geral de DPs para poderem ser analisadas com outras ferramentas matemáticas como é o caso da transformada Hilbert que também apresenta características suficientes para classificar sinais de DPs com alta taxa de assertividade.

O método de inspeção acústica permite classificar sinais de DPs, deve se avaliar com os ensaios ocorrendo em campo com as piores condições de avaliação se ainda será capaz de classificar.

## REFERÊNCIAS

ABRANTES, Robson Da Silva. **Estudo de viabilidade da utilização de um sistema de ultrassom para diagnóstico e prevenção de arco elétrico [...]**. Dissertação de Mestrado (Pós Graduação em Engenharia Elétrica) – Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, Rio de Janeiro, 2015.

ALBUQUERQUE, Bruno De Castro. **Localização de descargas parciais em transformadores de potência por meio de sensor piezelétricos custo[...]**. Dissertação de Mestrado (Pós Graduação em Engenharia Elétrica) – Escola de Engenharia de Bauru da Universidade Estadual Paulista, Bauru, 2016.

AL-GEELANI, Nasir A.; PIAH, M. Afendi M.; BASHIR, Nouruddeen. A review on hybrid wavelet regrouping particle swarm optimization neural networks for characterization of partial discharge acoustic [...]. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [S.l.], v. 45, p. 20–35, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.01.047>. Acessado em: 18 de nov. 2022.

ANTONY, Deepthi; PUNEKAR, Gururaj S. Noniterative Method for Combined Acoustic-Electrical Partial Discharge Source Localization. **IEEE Transactions on Power Delivery**, [S.l.], v. 33, n. 4, p. 1679–1688, 2018. DOI: 10.1109/TPWRD.2017.2769159. Acessado em 15 dez 2021.

BATISTA, Paulo Vitor Do Carmo. **Representação esparsa utilizando wavelets e variação total aplicados ao processamento de sinais de descargas parciais**. Dissertação de Mestrado (Pós Graduação em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2018.

BEZERRA, José Maurício De Barros **Caracterização de atributos de sinais para utilização de técnicas de reconhecimento de padrões na avaliação do isolamento de instalações e de equipamentos elétricos**. Tese de Doutorado (Pós Graduação em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2004.

CHEN, Li-Jhung et al. New diagnosis approach to epoxy resin transformer partial discharge using acoustic technology. **IEEE Transactions on Power Delivery**, [S.l.], v. 20, n. 4, p. 2501–2508, 2005. DOI: 10.1109/TPWRD.2005.855425. Acessado em: 15 de 04 abril de 2022

CHEN, Li-Jhung et al. Study of partial discharge measurement in power equipment using acoustic technique and wavelet transform. **IEEE Transactions on Power Delivery**, [S.l.], v. 22, n. 3, p. 1575–1580, 2007. DOI: 10.1109/TPWRD.2007.899254. Acessado em: 15 de 04 de 2022.

CONGRESSO BRASILEIRO DE POLÍMEROS, 8., 2005, Águas de Lindóia. **A arborescência em sólidos dielétricos analisada como um típico caso de difusão**. São Paulo, Conselho Editorial da Revista de Polímeros, 2006.

ELDERY, Mohamed. A. et al. Identification of partial discharge locations in transformer winding using PSD estimation. **IEEE Transactions on Power Delivery**, [S.l.], v. 21, n. 2, p. 1022–1023, abr.2006. DOI: 10.1109/TPWRD.2005.864067. Acessado em 10/11/2022.

GUEDES, Jonas Borges Da Silva. **Aplicação da análise de componentes principais (PCA) no diagnóstico de defeitos em rolamentos através da assinatura elétrica de motores de indução**. Dissertação de Mestrado (Pós Graduação em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2008.

GUTNIK, Yvan. **Estudo dos piezoelétricos na detecção de descargas parciais em transformadores**. Dissertação de Mestrado (Pós Graduação em Engenharia Elétrica) – Escola de Engenharia São Carlos da Universidade de São Paulo, São Carlos, 2014.

KWEON, Dong-Jin et al. The analysis of ultrasonic signals by partial discharge and noise from the transformer. **IEEE Transactions on Power Delivery**, [S.l.], v. 20, n. 3, p. 1976–1983, 2005. DOI: 10.1109/TPWRD.2004.833923. Acessado em: 14 de dezembro de 2021.

MOTA, Hilton De Oliveira. **Processamento de sinais de descargas parciais em tempo real com base em wavelets e seleção de coeficientes adaptativa espacialmente**. Tese de Doutorado (Pós Graduação em Engenharia Elétrica) – Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2011. Disponível em: <http://hdl.handle.net/1843/BUOS-8R3H5B>. Acessado em: 10 de dezembro de 2021.

PENG, Xiaosheng et al. A Convolutional neural network-based deep learning methodology for recognition of partial discharge patterns from high-voltage cables. **IEEE Transactions on Power Delivery**, [S.l.], v. 34, n. 4, p. 1460–1469, 2019. DOI: 10.1109/TPWRD.2019.2906086. Acessado em: 08 de novembro de 2021.

PETRI, Lucas De Paula Santos. **Algoritmo para estimativa do grau de severidade de descargas parciais em isoladores de alta tensão**. Dissertação de Mestrado (Pós Graduação em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2020. Disponível em: <https://repositorio.unifei.edu.br/jspui/handle/123456789/2236>. Acessado em 10 de dezembro de 2021.

SEMINÁRIO NACIONAL DE PRODUÇÃO E TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELÉTRICA, 20., 2009, Recife, **Tecnologia de “detecção de corona por ultravioleta”** – Maior confiabilidade para o setor elétrico? A experiência de furnas. 2009. Disponível em: [https://www.researchgate.net/publication/276293629\\_Tecnologia\\_de\\_Deteccao\\_de\\_Corona\\_por\\_Ultravioleta\\_-\\_Maior\\_Confiabilidade\\_para\\_o\\_Setor\\_Eletrico\\_A\\_Experiencia\\_de\\_Furnas](https://www.researchgate.net/publication/276293629_Tecnologia_de_Deteccao_de_Corona_por_Ultravioleta_-_Maior_Confiabilidade_para_o_Setor_Eletrico_A_Experiencia_de_Furnas). Acessado em: 15 de novembro de 2022.

VELOSO, Giscard Francimeire Cintra. **Identificação de padrões de contaminação em óleo de transformador através da monitoração acústica das descargas parciais**. Tese de Doutorado (Pós Graduação em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2011. Disponível em: <https://repositorio.unifei.edu.br/jspui/handle/123456789/1325>. Acessado em: 20/10/2021.

WANG, Yan-Bo et al. Acoustic localization of partial discharge sources in power transformers using a particle-swarm-optimization-route-searching algorithm. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, [S.l.], v. 24, n. 6, p. 3647–3656, 2017. DOI: 10.1109/TDEI.2017.006857. Acessado em 05 de janeiro de 2022.

ZHANG, Fei et al. Simulation comparison of SSE and TDOA methods for UHF direction finding of partial discharge in substation area. **Energy Reports**, v. 6, p. 416–423, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.egy.2020.11.220>. Acessado em 15 de fevereiro de 2022

ZHOU, Lijun et al. A Correction-iteration method for partial discharge localization in transformer based on acoustic measurement. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 36, n. 3, p. 1571–1581, 2021. DOI: 10.1109/TPWRD.2020.3011455. Acessado em 12 de novembro de 2021.

NUP: 23081.006636/2023-11

Prioridade: Normal

**Homologação de ata de defesa de TCC e estágio de graduação**

125.322 - Bancas examinadoras de TCC: indicação e atuação

**COMPONENTE**

Ordem	Descrição	Nome do arquivo
10	Ata de defesa de trabalho de conclusão de curso (TCC) (125.322)	Trabalho de Conclusão de Curso_ João Vitor Maccari Brabo Castro - PRONTO PARA ENTREGA (1).pdf

**Assinaturas**

**17/01/2023 16:46:10**

AÉCIO DE LIMA OLIVEIRA (PROFESSOR DO MAGISTÉRIO SUPERIOR)  
07.37.00.00.0.0 - DEPARTAMENTO DE ELETROMECÂNICA E SISTEMAS DE POTÊNCIA - DESP

**18/01/2023 13:00:59**

LEONARDO FELIPE DA SILVA DOS SANTOS (Aluno de Pós-Graduação)  
07.10.01.01.0.0 - PG Engenharia Elétrica - Mestrado - 42002010003M8



Código Verificador: 2271912

Código CRC: 259d138b

Consulte em: <https://portal.ufsm.br/documentos/publico/autenticacao/assinaturas.html>

