



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA  
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

**Um Estudo Comparativo sobre a Influência da Temperatura em  
Transdutores Piezelétricos Aplicados ao Diagnóstico de Falhas em  
Transformadores por meio de Emissão Acústica**

Guilherme Keiti Inoue Barreto

Bauru  
2023



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA  
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

“Um Estudo Comparativo sobre a Influência da Temperatura em Transdutores Piezelétricos Aplicados ao Diagnóstico de Falhas em Transformadores por meio de Emissão Acústica”

**GUILHERME KEITI INOUE BARRETO**

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia –  
UNESP – Campus de Bauru, para obtenção do título  
de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Bruno Albuquerque de Castro  
Coorientador: Prof. Dr. Marcelo Nicoletti Franchin

Bauru  
2023

I.Barreto, Guilherme Keiti.

Um Estudo Comparativo sobre a Influência da Temperatura em Transdutores Piezelétricos Aplicados ao Diagnóstico de Falhas em Transformadores por meio de Emissão Acústica /Guilherme Keiti Inoue Barreto, 2023 62 f.

Orientador: Prof. Dr. Bruno Albuquerque de Castro

Dissertação (Mestrado)- Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia, Bauru, 2023

1. Transformadores. 2.Emissão Acústica. 3. Processamento de Sinais. 4. Diagnóstico de Falhas. 4. Descargas Totais. 5. Descargas Parciais. 6. Temperatura. I. Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia. II. Título.

**ATA DA DEFESA PÚBLICA DA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO DE GUILHERME KEITI INOUE BARRETO, DISCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, DA FACULDADE DE ENGENHARIA - CÂMPUS DE BAURU.**

Aos 11 dias do mês de julho do ano de 2023, às 14:00 horas, por meio de Videoconferência, realizou-se a defesa de DISSERTAÇÃO DE MESTRADO de GUILHERME KEITI INOUE BARRETO, intitulada **UM ESTUDO COMPARATIVO SOBRE A INFLUÊNCIA DA TEMPERATURA EM TRANSDUTORES PIEZELÉTRICOS APLICADOS AO DIAGNÓSTICO DE FALHAS EM TRANSFORMADORES POR MEIO DE EMISSÃO ACÚSTICA**. A Comissão Examinadora foi constituída pelos seguintes membros: Prof. Dr. BRUNO ALBUQUERQUE DE CASTRO (Orientador(a) - Participação Virtual) do(a) Departamento de Engenharia Eletrica / Faculdade de Engenharia de Bauru - UNESP, Prof. Dr. EDUARDO COELHO MARQUES DA COSTA (Participação Virtual) do(a) Departamento de Engenharia de Sistemas Eletrônicos / Escola Politécnica da Universidade de São Paulo - Poli-USP, Prof. Dr. DANILO ECIDIR BUDOYA (Participação Virtual) do(a) Departamento de Engenharia Eletrica / Faculdade de Engenharia de Bauru - UNESP. Após a exposição pelo mestrando e arguição pelos membros da Comissão Examinadora que participaram do ato, de forma presencial e/ou virtual, o discente recebeu o conceito final: aprovado. Nada mais havendo, foi lavrada a presente ata, que após lida e aprovada, foi assinada pelo(a) Presidente(a) da Comissão Examinadora.



Prof. Dr. BRUNO ALBUQUERQUE DE CASTRO

## **IMPACTO POTENCIAL DESSA PESQUISA**

O desenvolvimento de sistemas de monitoramento de transformadores tem um relevante impacto social pois a detecção de suas falhas em estágios iniciais pode garantir um elevado grau de segurança e planejamento operacional para o setor elétrico, evitando que paradas repentinas no fornecimento de energia ocasionem ônus para diversos setores do país como a produção de bens e serviços. Além disso, no caso das concessionárias de energia, a redução de paradas de fornecimento converge na melhoria dos índices de qualidade e também se evita o pagamento de multas ou taxas pelo não fornecimento. Assim, essa pesquisa tem o objetivo propor metodologias de diagnóstico de falhas em transformadores que auxiliam em medidas preventivas à falha total do transformador mitigando os impactos sociais inerentes às falhas.

## **POTENTIAL IMPACT OF THIS RESEARCH**

The development of power transformer monitoring systems has a relevant social impact since the detection of their insipient failures can guarantee a high degree of safety and maintenance planning for the power system, preventing outages in the energy supply and harming trade and industrial production. In addition, in the case of the power distribution company, the reduction of supply stoppages, improve the quality supply indices and also avoid the payment of fees due to non-supply. Thus, this research aims to propose methodologies for diagnosing faults in transformers that help prevent total transformer flaws, mitigating the social impacts inherent to failures.

*Dedico este trabalho a toda minha família, em especial aos meus pais Silvio e Kimi  
que sempre me incentivaram a prosseguir na vida acadêmica.*

## **AGRADECIMENTOS**

À minha família, especialmente aos meus pais Silvio e Kimi e a minha irmã Bárbara que sempre me apoiaram e incentivaram nessa jornada acadêmica.

A minha namorada Aline, que sempre me incentivou e auxiliou nessa jornada.

Ao meu orientador Prof. Dr. Bruno Albuquerque de Castro pela orientação, trabalho, dedicação e principalmente paciência durante essa jornada acadêmica que moldou a pessoa e profissional que hoje sou, assim como a visão do que pretendo ser um dia.

Ao meu coorientador Prof. Dr. Marcelo Nicoletti Franchin pelo suporte e dedicação.

À Faculdade de Engenharia, pelas oportunidades e suporte providenciados durante os estudos, com sua infraestrutura que possibilitou desenvolver e aprofundar meu conhecimento, assim como despertar o interesse por novos estudos, alimentando assim esse espírito acadêmico e o anseio pelo desenvolvimento de novas pesquisas.

A todos os professores da Faculdade de Engenharia de Bauru que atuaram na minha formação acadêmica e compartilharam parte de seu conhecimento para meu desenvolvimento pessoal e intelectual.

Aos meus amigos e companheiros da Unesp que me acompanharam e contribuíram para esse desenvolvimento, tornando essa jornada mais prazerosa e mostrando como a busca pelo conhecimento pode ser recompensadora.

*“Há uma limitação desconcertante de nossa mente: nossa confiança excessiva no que acreditamos saber, e nossa aparente incapacidade de admitir a verdadeira extensão da nossa ignorância e a incerteza do mundo em que vivemos.”*

*Daniel Kahneman*

## RESUMO

O desenvolvimento de sistemas de monitoramento de transformadores de potência tem como objetivo a detecção de falhas em estágios iniciais de forma a se garantir um elevado grau de segurança operacional à máquina elétrica e se evitar paradas repentinas no fornecimento de energia elétrica. Em estágios anteriores à falha total do transformador é comum a ocorrência de falhas no sistema de isolamento da máquina elétrica e o surgimento de descargas parciais, curtos-circuitos entre espiras, descargas totais em seu enrolamento, dentre outras falhas. Neste contexto, diversas técnicas de monitoramento foram propostas como a análise dos gases chave, o método de detecção de ondas eletromagnéticas de UHF, sensoriamento de corrente em alta frequência, etc. Uma das abordagens que mais se destaca é a técnica da emissão acústica, que se vale do uso de transdutores piezelétricos acoplados a carcaça do transformador e que captam ondas de som e ultrassom emitidas pelas avarias como descargas totais, descargas parciais, curtos-circuitos, etc. Muitas técnicas propõem o uso desses sensores para a localização e a classificação dessas falhas. Embora eficazes, muitos são os desafios científicos e tecnológicos tendo em vista que em muitos casos, as técnicas de classificação de falhas dependem da resposta em frequência do sinal o que pode ser influenciado pela temperatura do meio ambiente e do transformador, já que os transdutores piezelétricos são sensíveis a variações de temperatura. Tomando como base essa problemática, o objetivo deste trabalho é realizar um estudo da influência da temperatura no diagnóstico de duas falhas comum em transformadores: as descargas totais entre espiras e as descargas parciais em isoladores. Neste contexto, dois transdutores piezelétricos (7BB-20-3 Murata® e PIC255-000041371 Piezo-Sensor®) tiveram suas respostas comparadas através de duas técnicas de classificação de falhas: a Técnica Cromática e a Técnica da Análise de Componentes Principais. Para cada caso foi realizada uma análise da resposta em frequência das falhas para o transformador operando a vazio, a plena carga e a sobrecarga, o que outorga diferentes temperaturas de operação da máquina e do transdutor que fica acoplado na parede do transformador. Os resultados indicaram que o transdutor PIC255-000041371 possuiu maior eficácia na classificação das falhas que o 7BB-20-3, considerando as técnicas de processamento de sinais estudadas. Além disso, esse trabalho apresenta um compensador neural para executar a correção dos resultados externados pelo transdutor 7BB-20-3 mediante a aplicação de uma rede neural artificial.

**Palavras-chave:** transformadores, diagnóstico de falhas, análise de componentes principais, processamento de sinais, técnica cromática, sensores piezelétricos.

## ABSTRACT

The development of power transformer monitoring systems aims to detect faults in the early stages in order to guarantee a high degree of operational safety for the electrical machine and to avoid sudden stops in the supply of electrical energy. In stages prior to total transformer failure, it is common for faults to occur in the electrical machine's insulation system and the appearance of partial discharges, and short-circuits between turns, among other faults. In this context, several monitoring techniques have been proposed, such as the analysis of key gases, the UHF electromagnetic wave detection method, high-frequency current sensing, etc. One of the most outstanding approaches is the acoustic emission technique, which uses piezoelectric transducers coupled to the transformer housing and which capture sound and ultrasound waves emitted by faults such as total discharges, partial discharges, short circuits, etc. Many techniques propose the use of these sensors for the location and classification of these faults. Although effective, there are many scientific and technological challenges given that these transducers have a frequency behavior that varies with temperature and, in practical applications, the electrical machine grants the system different levels of temperatures arising from its operations as well as from the environment. In addition, in many cases, fault classification techniques depend on the frequency response of the signal, which can be influenced by the temperature of the environment and the transformer. Based on this problem, the objective of this work is to carry out a study of the influence of temperature in the diagnosis of two common faults in transformers: short-circuits between turns and partial discharges in insulators. In this context, two piezoelectric transducers (7BB-20-3 Murata® and PIC255-000041371 Piezo-Sensor®) will be compared along with two fault classification techniques: the Chromatic Technique and the Principal Component Analysis Technique. For each case, an analysis of the frequency response of the faults was carried out for the transformer operating at no load, at full load and at overload. The results indicated that the PIC255-000041371 transducer was more effective in classifying faults than the 7BB-20-3, considering the signal processing techniques studied. Furthermore, this work presents a neural compensator to correct the results outputted by the 7BB-20-3 transducer through the application of an artificial neural network.

**Keywords:** transformers, fault diagnosis, principal component analysis, signal processing, chromatic technique, piezoelectric sensors.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Falhas em transformadores. ....	20
Figura 2 – Descarga total entre espiras.....	22
Figura 3 – Falha em isolador. ....	23
Figura 4 –O Neurônio artificial. ....	30
Figura 5 – Rede Perceptron Multicamadas. ....	32
Figura 6 – Transformador de Distribuição e Transdutores Piezelétricos Acoplados.....	33
Figura 7 – Circuito do Amplificador Aplicado. ....	34
Figura 8 – Curvas de Ganho e Rejeição de modo Comum. ....	35
Figura 9 - Procedimento experimental. ....	37
Figura 10 – Produção de descargas totais para óleo mineral e descargas nos isoladores.....	37
Figura 11 – Espectro médio do ensaio a plena carga para o transdutor modelos 7BB-20-3 para falhas em óleo (a) e bucha (b). ....	41
Figura 12 – Espectro médio do ensaio em sobrecarga para o transdutor modelos 7BB-20-3 para falhas em óleo (a) e bucha (b).....	42
Figura 13 – Espectro médio do ensaio a vazio para o transdutor modelos 7BB-20-3 para falhas em óleo (a) e bucha (b). ....	43
Figura 14 – Espectro médio das condições de operação do transformador para o transdutor 7BB-20-3 para falhas em óleo (a) e bucha (b) a temperatura externa de 20°C e para falhas em óleo (c) e bucha (d) a temperatura externa de 26°C. ....	44
Figura 15 – Espectro médio do ensaio a plena carga para o transdutor PIC255-000041371 para falhas em óleo (a) e bucha (b).....	45
Figura 16 – Espectro médio do ensaio a sobrecarga para o transdutor PIC255-000041371 para falhas em óleo (a) e bucha (b). ....	45
Figura 17 – Espectro médio do ensaio a vazio para o transdutor PIC255-000041371 para falhas em óleo (a) e bucha (b). ....	46
Figura 18 – Espectro médio das condições de operação do transformador para o transdutor PIC255-000041371 para falhas em óleo (a) e bucha (b) a temperatura externa de 20°C e para falhas em óleo (c) e bucha (d) a temperatura externa de 26°C.....	47
Figura 19 – Técnica Cromática - transdutor 7BB-20-3.....	48
Figura 20 – Técnica Cromática para cada tipo de teste - 7BB-20-3. ....	49
Figura 21 – Técnica Cromática -transdutor PIC255-000041371. ....	50
Figura 22 – Técnica Cromática para cada tipo de teste - PIC255-000041371.....	51
Figura 23 – Análise de Componentes Principais – transdutor 7BB-20-3. ....	51
Figura 24 – Análise de Componentes Principais para cada tipo de teste – 7BB-20-3. ....	52
Figura 25 – Análise de Componentes Principais – transdutor PIC255-000041371.....	53
Figura 26 – Técnica Cromática para cada tipo de teste - PIC255-000041371.....	53
Figura 27 – Matriz confusão para parâmetros cromáticos de entrada com rede treinada com (a) 5, (b) 10, (c) 20 e (d) 30 neurônios e dados de testes oriundos do transdutor 7BB-20-3. ..	55
Figura 28 – Matriz confusão para parâmetros de componentes principais de entrada com rede treinada com (a) 5, (b) 10, (c) 20 e (d) 30 neurônios e dados de testes oriundos do transdutor 7BB-20-3. ....	57

Figura 29 – Matriz confusão para parâmetros cromáticos de entrada com rede treinada com (a) 5, (b) 10, (c) 20 e (d) 30 neurônios e dados de testes oriundos do transdutor PIC255-000041371. ....	58
Figura 30 – Matriz confusão para parâmetros de componentes principais de entrada com rede treinada com (a) 5, (b) 10, (c) 20 e (d) 30 neurônios e dados de testes oriundos do transdutor PIC255-000041371.....	59

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Falhas em transformadores (MURUGAN; RAMASAMY, 2019).....	21
Tabela 2 – Especificações do INA 128P.....	34
Tabela 3 – Especificações do 7BB-20-3 Murata®.....	35
Tabela 4 –Especificações do PIC255-000041371 Piezo-Sensor®.....	35
Tabela 5 –Temperaturas por ensaio .....	38
Tabela 6 – Análise Comparativa das Técnicas e Transdutores .....	54

## LISTA DE SÍMBOLOS

<b>Símbolo</b>	<b>Descrição</b>	<b>Unidade</b>
$S$	<i>Deformação mecânica ou Strain</i>	<i>Adimensional</i>
$E$	<i>Campo Elétrico</i>	<i>V / m</i>
$N$	<i>Número de amostras de um sinal</i>	<i>Adimensional</i>
$T$	<i>Tensão mecânica ou stress</i>	<i>N / m</i>
$E$	<i>Energia de uma sequência discreta</i>	<i>J</i>
$X_n$	<i>Transformada de Fourier discreta de um sinal <math>x[n]</math></i>	<i>Adimensional</i>
$d$	<i>Constante Piezelétrica</i>	<i>m / V</i>
$\epsilon$	<i>Permissividade dielétrica</i>	<i>F / m</i>
$f$	<i>Frequência</i>	<i>Hz</i>
$\omega_c$	<i>Banda média</i>	<i>Hz</i>
$B$	<i>Largura de banda eficaz</i>	<i>Hz</i>
$C$	<i>Matriz covariância</i>	<i>Adimensional</i>
$U$	<i>Matriz ortonormal contend autovetores de <math>C</math></i>	<i>Adimensional</i>
$S$	<i>Matriz diagonal</i>	<i>Adimensional</i>
$CP$	<i>Componentes Principais</i>	<i>Adimensional</i>
$y$	<i>Saída de uma rede neural</i>	<i>Adimensional</i>
$x_i$	<i>Entrada de uma rede neural</i>	<i>Adimensional</i>
$w_i$	<i>Pesos sinápticos</i>	<i>Adimensional</i>
$b$	<i>Limiar de ativação do neurônio</i>	<i>Adimensional</i>
$d_{m\beta}, d_{\beta m}$	<i>Constantes Piezelétricas</i>	<i>m/V</i>
$\epsilon$	<i>Permissividade Dielétrica</i>	<i>F/m</i>

## SUMÁRIO

<b>CAPÍTULO I - INTRODUÇÃO .....</b>	<b>16</b>
<b>1.1. Considerações Iniciais e Objetivos.....</b>	<b>16</b>
<b>1.2. Organização do Trabalho Acadêmico .....</b>	<b>19</b>
<b>CAPÍTULO II – FALHAS EM TRANSFORMADORES.....</b>	<b>20</b>
<b>CAPÍTULO III – TRANSDUTORES PIEZELÉTRICOS.....</b>	<b>25</b>
<b>3.1. O princípio da piezeletricidade e as variações de temperatura .....</b>	<b>25</b>
<b>CAPÍTULO IV – TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE SINAIS .....</b>	<b>27</b>
<b>4.1. Técnicas de Reconhecimento de Padrões por Resposta em Frequência.....</b>	<b>27</b>
<b>4.2. Redes Neurais Artificiais .....</b>	<b>30</b>
<b>CAPÍTULO V – METODOLOGIA .....</b>	<b>33</b>
<b>5.1. Método de Ensaio Laboratorial .....</b>	<b>33</b>
<b>5.2. Falhas Estudadas, Variação da Temperatura e o Sistema de Aquisição. ....</b>	<b>36</b>
<b>5.3. Metodologia de Processamento de Sinais.....</b>	<b>38</b>
<b>CAPÍTULO VI – RESULTADOS .....</b>	<b>41</b>
<b>6.1. Espectros de Frequência.....</b>	<b>41</b>
<b>6.2. Estudo Comparativo para a Classificação de Falha. ....</b>	<b>47</b>
<b>6.3. Compensador Neural para o Transdutor 7BB-20-3. ....</b>	<b>54</b>
<b>CAPÍTULO VII – CONCLUSÃO .....</b>	<b>61</b>
<b>Referências.....</b>	<b>64</b>

# CAPÍTULO I - INTRODUÇÃO

*Neste capítulo é apresentado uma introdução geral sobre o campo de diagnóstico de falhas em transformadores, bem como os desafios científicos e tecnológicos que salientam a motivação desse trabalho.*

## **1.1. Considerações Iniciais e Objetivos**

Pesquisas relacionadas a detecção de falhas em transformadores de potência têm ganhado destaque nas últimas décadas pois tanto a ciência como a indústria têm buscado desenvolver sistemas capazes de fornecer um diagnóstico confiável da condição de operação dessa máquina elétrica com o objetivo de evitar que paradas repentinas prejudiquem a produção de bens e serviços. No caso das concessionárias de energia, a redução de paradas de fornecimento de energia converge na melhoria dos índices de qualidade e também se evita o pagamento de multas ou taxas pelo não fornecimento (FUHR; ASCHWANDEN, 2017; MURUGAN; RAMASAMY, 2019).

Nos estágios antecedentes à falha total de um transformador é comum se detectar descargas parciais ou descargas totais. As primeiras são definidas como uma descarga elétrica que não preenche completamente o espaço entre dois condutores. Já a descarga total é a ionização completa do espaço entre dois condutores submetidos a diferenças de potencial. Um dos exemplos mais clássicos é o curto-circuito insipiente entre espiras (FUHR; ASCHWANDEN, 2017; MURUGAN; RAMASAMY, 2019; CASTRO *et al.*, 2023).

Ambas as descargas totais e parciais podem ocorrer por diversos motivos: operação do transformador em sobrecarga, que faz com que as altas temperaturas acelerem o envelhecimento dielétrico, acúmulo de umidade ou ar nos elementos dielétricos como o óleo mineral, transporte descuidado da máquina elétrica, dobramento dos condutores do enrolamento durante a fabricação que ocasionam pontos de degradação dielétrica, instabilidade

axial, vibrações e movimento do enrolamento do transformador (MURUGAN; RAMASAMY, 2019; SIKORSKI, 2019). Essas avarias são causadas por pontos de degradação dielétrica e, além disso, podem também intensificar essa degradação uma vez que, quando ocorrem, liberam radiação ultravioleta, pulsos de corrente, calor, som, ondas eletromagnéticas e outras substâncias oriundas de reações químicas causadas pela presença de calor e radiação ultravioleta (FUHR; ASCHWANDEN, 2017; ARDILA-REY, et al, 2018; MURUGAN; RAMASAMY, 2019).

À luz dessa questão, métodos foram propostos para avaliar a condição de operação dos transformadores tais como o método químico de análise dos gases chave (DUVAL, 2002), o método acústico, que se vale da aquisição de ondas de som e ultrassom emitidas pelas falhas do transformador (SHABAN; EL-HAG, 2015 ; HARBAJI; WOON; EL-HAG; HARBAJI, 2016; KANAKAMBARAN; SARATHI; SRINIVASAN, 2018; CASTRO, et al. 2022), o método de detecção por ondas eletromagnéticas (KOLTUNOWICZ, et al. 2016), monitoramento pela análise de fluxo magnético do transformador (HAGHJOO; MOSTAFAEI; MOHAMMADI, 2017), análise de resposta em frequência da máquina elétrica (KUMAR, et al. 2021), como também a análise da corrente elétrica em altas frequências (ALBARRACÍN-SANCHES, et al. 2020).

Dentre essas abordagens, a técnica da emissão acústica se caracteriza como promissora, pois se vale do uso de sensores piezelétricos acoplados ao transformador para a identificação e a localização das falhas. O objetivo é captar as ondas acústicas emitidas pelas descargas e as relacionar com a condição de operação do transformador (RATHOD; KUMBHAR; BHALJA, 2021, BESHARATIFARD, 2022). Mais recentemente, os estudos da área de diagnóstico têm buscado realizar não só a identificação, mas também a classificação das falhas nos transformadores, uma vez que isso se torna vantagem no planejamento da manutenção de diferentes avarias que requerem diferentes ações para a sua correção. Todavia, embora eficaz, muitos são os desafios científicos e tecnológicos para a aplicação da emissão acústica para a

classificação de falhas em transformadores uma vez que os transdutores piezelétricos podem mudar sua resposta com variações de temperatura (CAMPOS, et al.; 2019), e, em aplicações práticas, a condição do transformador pode alterar essa variável física com sua operação (MENG,CHENG,HUANG; 2022).

Mediante essa problemática, essa dissertação propõe um estudo comparativo de duas topologias de transdutores piezelétricos na classificação de descargas totais entre espiras e descargas superficiais em isoladores de transformadores de potência sob diferentes condições de temperatura de operação da máquina elétrica. Sendo assim, além da análise da resposta em frequência dos sinais acústicos oriundos dessas duas falhas sob diferentes condições de temperatura, duas técnicas de classificação foram estudadas: a técnica cromática (ARDILA-REY, et al. 2018) e a técnica de separação de dados por Análise de Componentes Principais (CASTRO, et al. 2023). Após o estudo comparativo entre os dois sensores e as técnicas de classificação estudadas, um compensador baseado em rede Neural Artificial foi desenvolvido e aplicado no transdutor que externou maior sensibilidade às variações de temperatura e que, portanto, não foi eficaz na correta classificação dessas duas falhas. O intuito foi viabilizar a aplicação do referido transdutor para se também obter a eficácia de classificação de dados. Desta forma, essa dissertação contribui para a técnica da emissão acústica aplicada a sistemas de monitoramento de transformadores que, em situações práticas, estão condicionados a diferentes níveis de temperaturas devido tanto à condição de operação da máquina quanto ao meio ambiente.

Esse estudo tem como principal objetivo contribuir com a avaliação da influência da temperatura na aplicação do método acústico de detecção de falhas em transformadores, analisando, dessa forma, a influência dessa variável física em dois transdutores aplicados durante o estudo.

## **1.2. Organização do Trabalho Acadêmico**

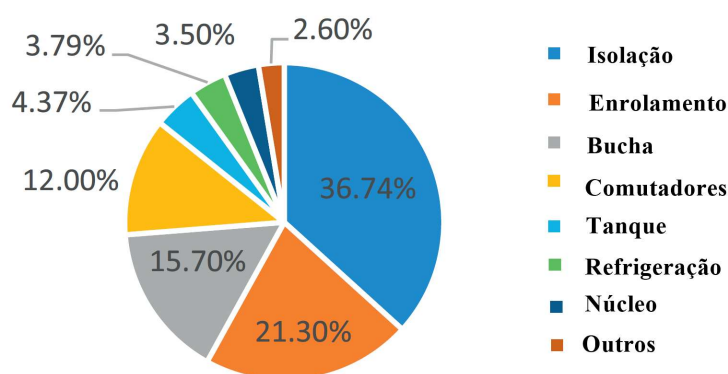
Esta dissertação apresenta as principais falhas que acometem os transformadores de potência no Capítulo 2. No Capítulo 3, são discutidas as principais equações que regem os transdutores piezelétricos bem como explana-se sobre a problemática da temperatura. A seguir, no Capítulo 4, são apresentadas as técnicas de processamento digital de sinais aplicadas nesse estudo. A metodologia para o estudo é exposta no Capítulo 5, seguida pelos resultados obtidos. Por fim, apresentam-se a conclusão e trabalhos futuros, seguidos da bibliografia.

## CAPÍTULO II – FALHAS EM TRANSFORMADORES

*Neste capítulo apresenta-se as principais falhas acometidas em transformadores de potência, dando enfoque às falhas estudadas por esse trabalho.*

As falhas em transformadores podem levar a máquina à perda total e outorgar manutenções custosas ou ônus financeiro gerado por cobranças devido ao não fornecimento de energia elétrica. Um estudo estatístico realizado por Murugan e Ramasamy (2019) mostrou que a maioria das falhas em transformadores se iniciam no sistema de isolamento (36,74%), no enrolamento (21,3%) e nas buchas (15,7%), conforme Figura 1.

Figura 1 – Falhas em transformadores.



Fonte: Murugan, Ramasamy, 2019.

Essas diversas falhas podem ter origem elétrica, mecânica ou química. Por exemplo, falhas de origem mecânica nos transformadores podem estar relacionadas à vibração ou dobra de condutores durante a fabricação, deformação do núcleo e a consequente não conformidade na dispersão de fluxo, rachaduras em buchas ou no tanque, falhas no sistema de refrigeração, etc. Já falhas de origem elétrica se dão devido a curtos-circuitos entre espiras, descargas totais e sobrecarga da rede. Falhas químicas estão relacionadas a contaminação dos materiais dielétricos por umidade, ar ou por substâncias oriundas das reações químicas devido a descargas que surgem ao longo da vida do transformador (SIKORSKI, 2019; MURUGAN;

RAMASAMY, 2019). Um resumo das principais falhas é ilustrado na Tabela 1.

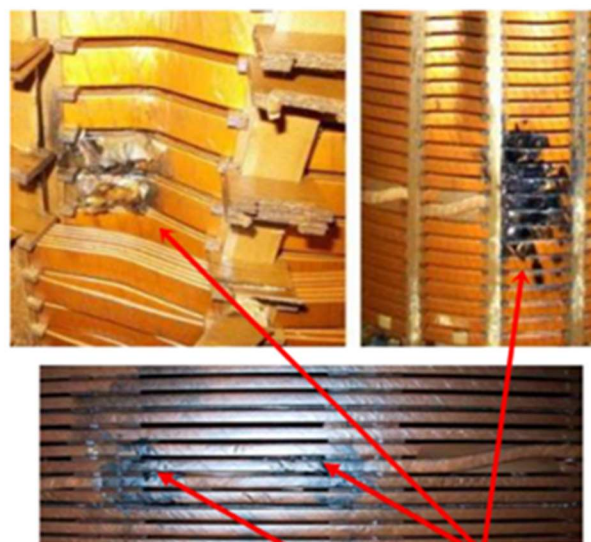
Tabela 1 – Falhas em transformadores (MURUGAN; RAMASAMY, 2019).

<b>Componentes</b>	<b>Natureza da falha</b>	<b>Falha</b>	
Enrolamento	Elétrica	Curto-circuito entre espiras	
		Curto-circuito entre cabos	
		Curto-circuito à terra	
		Descargas totais	
	Térmica	Sobrecarga Térmica do transformador, falha no sistema de refrigeração, Arco elétrico, centelhamento de baixa energia, descarga parcial, pontos quentes	
		Mecânica	Inclinação mecânica de condutor
			Dobra de condutor
		Movimento do enrolamento	
		Instabilidade axial	
		Estrutura de aperto frouxa	
	Deformação interna do enrolamento		
Núcleo	Elétrica	Laminações de núcleo em curto-circuito	
		Aterramento de vários núcleos	
Bucha	Mecânica	Núcleo não aterrado	
	Elétrica	Deformação Mecânica do Núcleo	
		Curto-circuito entre as camadas	
		Sobrecarga da rede, centelhamento de baixa energia, descarga parcial, superaquecimento local do isolante da bucha, pontos quentes.	
	Mecânica	Danos mecânicos à porcelana devido a descarga elétrica, raios, força externa de curto-circuito e rachaduras na parte externa do revestimento da bucha.	
Comutador	Elétrica	Contatos de circuito aberto elétricos do comutador	
	Térmica	Coqueamento térmico de contatos	
	Mecânica	Falhas do mecanismo de acionamento mecânico	
Isolação	Química	Água em óleo	
		Água em Papel	
		Alta temperatura de óleo e papel	
		Envelhecimento do óleo e do papel devido à decomposição térmica do isolamento do óleo e do papel e contaminação por umidade.	
		Bomba Elétrica/Mecânica do Sistema de Arrefecimento	
Refrigeração	Elétrica/Mecânica	Ventilador	
		Radiador	
Tanque		Vazamento	
Outros	Outras	Erros operacionais	
		Falta de manutenção	
		Falha do sistema de proteção	

Basicamente, as falhas que acometem os transformadores o levam à degradação físico-química de seu sistema de isolamento. A perda das propriedades originais dos materiais dielétricos faz com que a atividade de descarga parcial ou curtos-circuitos incipientes aumente. As descargas parciais se caracterizam como uma descarga elétrica localizada em um dielétrico que não preenche completamente o espaço entre dois condutores, sendo ionizações de baixa energia (IEC 60270, 2000). Já os curtos-circuitos incipientes são descargas entre dois pontos que preenchem o espaço entre dois condutores. Quando essas falhas ocorrem, emitem radiação UV, calor, ondas acústicas, pulsos de corrente e ondas eletromagnéticas (IEC 60270, 2000). Neste contexto, principalmente devido à emissão de calor e de radiação UV, se intensifica o processo de degradação dielétrica nas regiões ao entorno da falha inicial, sendo então um processo cumulativo.

Por exemplo, as descargas totais entre espiras são um tipo de descarga que pode acometer o transformador e intensificar o processo de degradação dielétrica. Na Figura 2, ilustram-se descargas totais entre espiras.

Figura 2 – Descarga total entre espiras.



**Descargas e curtos-circuitos devido à falha de isolamento.**

Fonte: Adaptado de Murugan, Ramasamy, 2019 e Sikorski, 2019.

Essas falhas, conforme observado na Figura 2, se dão entre dois pontos com isolamento degradada. Segundo Murugan e Ramasamy (2019), essas avarias podem se dar por operações do transformador a sobrecarga, que vão realizando degradação dielétrica das espiras por meio da intensificação do calor nos materiais isolantes. Além disso, o transporte descuidado de transformadores, instabilidade axial, vibrações, dobramento dos condutores de enrolamento durante a fabricação, movimento do enrolamento, etc. são fatores que proporcionam pontos de rigidez dielétrica diminuída e que, portanto, favorecem a formação da falha. A intensificação da degradação dielétrica se dá por reações químicas que ocorrem quando a própria falha ocorre devido ao calor e radiação ultravioleta. Por exemplo, é nítido na Figura 2 pontos de carbonização do enrolamento.

Além das descargas totais nas espiras, descargas superficiais em buchas isolantes (Figura 3) também são comuns em transformadores de potência. Embora a geometria desse componente seja projetada para suportar intenso campo elétrico, trincas, quebras e sujeira podem causar a distribuição desigual de campo elétrico e levar à atividade de descargas em buchas (JIANG et al, 2021). Além disso, a sujeira causada por dejetos de animais faz com que as propriedades da isolamento superficial se diferenciem das propriedades originais e, portanto, culminem com a atividade de descargas parciais.

Figura 3 – Falha em isolador.



Fonte: Ardila-Rey et al, 2020.

Baseado nessa problemática, diversos métodos de monitoramento de falhas foram propostos para avaliar a condição de operação dos transformadores e suas particularidades podem ser consultadas na literatura (DUVAL, 2002; HARBAJI; SHABAN; EL-HAG, 2015; KOLTUNOWICZ, et al. 2016; WOON; EL-HAG; HARBAJI, 2016; HAGHJOO; MOSTAFAEI; MOHAMMADI, 2017; KANAKAMBARAN; SARATHI; SRINIVASAN, 2018; ALBARRACÍN-SANCHES, et al. 2020; KUMAR, et al. 2021; CASTRO, et al. 2022). Essas abordagens têm como objetivo captar os parâmetros que as falhas emitem tais como ondas eletromagnéticas, ondas acústicas, impulsos de corrente, impedância dos enrolamentos, substâncias químicas presentes no óleo do transformador, etc. com a finalidade de se localizar, classificar e entender o nível de degradação pela qual a máquina está operando.

Baseado nessa problemática, essa dissertação busca analisar o diagnóstico de descargas totais entre espiras e descargas parciais em isoladores por meio da aplicação da emissão acústica e técnicas de processamento de sinais. A base do sensoriamento acústico são os materiais piezelétricos, que estão apresentados no capítulo a seguir.

## CAPÍTULO III – TRANSDUTORES PIEZELÉTRICOS

*Neste capítulo apresentam-se as propriedades da piezeletricidade que são a base teórica do sensoriamento deste trabalho.*

### 3.1. O princípio da piezeletricidade e as variações de temperatura

Os materiais piezelétricos contêm cristais que têm a propriedade bidirecional na conversão de energia. Assim, podem converter energia mecânica em energia elétrica e energia elétrica em energia mecânica. O primeiro princípio é chamado de efeito piezelétrico direto e, o segundo de efeito piezelétrico reverso (MENG, CHENG, HUANG, 2022). Isso significa que, ao receber uma tensão mecânica eles produzem uma diferença de potencial em seus terminais. Além disso, quando se aplica uma tensão elétrica surgem-se deformações mecânicas. Cristais naturais como o quartzo, a turmalina, o sal de Rochelle, entre outros, apresentam o efeito piezelétrico. Outros materiais como o titanato zirconato de bário ou titanato zirconato de chumbo foram desenvolvidos para este tipo de aplicação. Devido ao efeito piezelétrico direto esses materiais podem realizar sensoriamento de ondas acústicas, uma vez que elas se comportam como carga mecânica para os cristais piezelétricos, produzindo, portanto, uma tensão elétrica proporcional à carga mecânica (BALBINOT, BRUSAMARELLO, 2010; MENG, CHENG, HUANG, 2022).

Para apresentar efeito piezelétrico, a estrutura molecular do material não deve possuir centro de simetria. As relações constitutivas de um material piezelétrico podem ser determinadas através das equações (BERLINCOURT; CURRAN; JAFFE, 1964 apud BUSCH-VISHNIAC, 1998):

$$D_m = d_{m\beta}^{H,\theta} T_\beta + \varepsilon_{mk}^{T,H,\theta} E_k + m_{mk}^{T,\theta} H_k + p_m^{T,H} d\theta \quad (1)$$

$$S_\alpha = S_{\alpha\beta}^{E,H,\theta} T_\beta + d_{\beta m}^{H,\theta} E_m + d_{\beta m}^{E,\theta} H_m + \alpha_\alpha^{E,H} d\theta \quad (2)$$

Nas Equações (1) e (2),  $d_{m\beta}$  e  $d_{\beta m}$  são as constantes piezelétricas,  $m_{mk}$  as constantes magnetodielétricas,  $p_m$  as constantes piroelétricas,  $\alpha_\alpha$  os coeficientes de expansão térmica,  $H_k$  as componentes de campo magnético e  $\theta$  a temperatura. Sendo os sobrescritos E, H,  $\theta$  e T indicadores de campo elétrico, campo magnético, temperatura e tensão mecânica, respectivamente.

A Equação (1) representa o efeito piezelétrico direto, em que uma tensão mecânica no material causa um deslocamento elétrico. Já no efeito piezelétrico reverso representado pela Equação (2), a aplicação de um campo elétrico causa uma correspondente deformação mecânica. Nota-se que para ambas as equações há uma componente de temperatura que afeta a resposta do piezelétrico, uma vez que os materiais piezelétricos possuem cristais piroelétricos em sua composição. A piroeletricidade é a capacidade de alguns materiais de gerarem um potencial elétrico quando aquecidos ou resfriados. Sendo assim, diferentes temperaturas promovem diferentes polarizações elétricas no material piezelétrico, alterando a resposta em frequência do material (MENG, CHENG, HUANG, 2022). A própria impedância do transdutor se altera com a temperatura como confirmado nos trabalhos de Baptista, et al. (2014) e Campos et al. (2019). A problemática dessa questão leva que diversos trabalhos como o de Castro et al. (2017), Akashah et al. (2020), Santos et al. (2020), Meitei, Borah e Chatterjee (2020), Besharatifard et al. (2022), Castro et al. (2022) e Castro et al. (2023) realizaram o diagnóstico, localização e classificação de falhas em transformadores por meio de transdutores piezelétricos sem, no entanto, considerar os efeitos de temperatura nesses transdutores.

Por exemplo, no trabalho de Castro et al. (2023) técnicas de processamento digital de sinais relacionadas com o espectro de frequência dos sinais acústicos são utilizadas para classificar falhas no transformador. Entretanto, os ensaios foram realizados sob condições laboratoriais controladas sem considerar os aspectos práticos de variações de temperatura externa e devido à operação do transformador.

## CAPÍTULO IV – TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE SINAIS

*Neste capítulo apresenta-se técnicas de processamento digital de sinais que alicerçam a metodologia empregada nessa dissertação.*

### 4.1. Técnicas de Reconhecimento de Padrões por Resposta em Frequência

A Transformada de Fourier é uma ferramenta matemática que possibilita a análise do conteúdo de um sinal no domínio da frequência (OPPENHEIN; VERGHESE, 2017). De posse de um sinal amostrado  $x[n]$  de  $N$  amostras, essa transformada é definida por:

$$X_n = \sum_{k=0}^{N-1} x[n].e^{-j\frac{2\pi kn}{N}}, \quad (3)$$

$$f_n = \frac{2\pi k}{N}, k = 0, 1, 2, \dots, N - 1, \quad (4)$$

em que  $X[k]$  é o vetor da transformada discreta de Fourier a qual detém toda informação do conteúdo em frequência  $\omega$  do sinal  $x[n]$ .

Essa transformada permite, portanto, a avaliação do conteúdo espectral dos sinais, sendo a base para diversas técnicas de reconhecimento de padrão ou separação de dados como a Técnica Cromática e a Análise de Componentes Principais de Espectro de Frequências. Essas duas técnicas foram propostas para a diferenciação de falhas em transformadores. No entanto, conforme já discutido, no caso dos transdutores piezelétricos a variação da temperatura afeta a resposta em frequência do transdutor. Devido a isso, no monitoramento por emissão acústica se torna crucial o estudo dos métodos de classificação de falhas que se baseiam em resposta em frequência, uma vez que as alterações no material piezelétrico podem alterar as conclusões acerca das falhas classificadas.

A técnica cromática, também conhecida como Técnica das Propriedades Fundamentais dos Sinais, proposta por Zhang et al. (2005) se vale de estatísticas como a energia, banda média e largura de banda eficaz de sequências amostradas. Esses parâmetros são utilizados como

coordenadas para se avaliar o grau de separabilidade de dados sendo utilizado na classificação de avarias em transformadores (JONES, et al. 2000; ZHANG, et al., 2005; WANG, et al., 2017; ARDILA-REY, et al. 2018).

Considerando um sinal amostrado  $x[n]$  com tamanho  $N$  e transformada discreta de Fourier  $X_n$  e conteúdo em frequência  $f_n$ , os parâmetros cromáticos de energia ( $E$ ), banda média ( $\omega_c$ ) e largura de banda eficaz ( $B$ ) são definidos por (ARDILA-REY, et al. 2018; CASTRO et al., 2023):

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |X_n|^2, \quad (5)$$

$$\omega_c = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} f_n |X_n|^2}{NE}, \quad (6)$$

$$B = \sqrt{\frac{1}{NE} \sum_{n=0}^{N-1} (f_n)^2 |X_n|^2}, \quad (7)$$

Observa-se que, todas as equações dos parâmetros cromáticos dependem da resposta em frequência do sinal acústico que pode ser alterado com simples variação de temperatura do transdutor. Portanto, é necessário a averiguação de como a temperatura pode influenciar na classificação de falhas quando a técnica cromática é aplicada.

Uma outra técnica, proposta por Castro et al. (2023) faz com que um conjunto de dados de espectro de frequências de sinais forme uma única matriz onde cada linha é composta pela Transformada de Fourier de um sinal de uma determinada falha. Essa matriz é considerada a entrada de dados para a aplicação da Análise de Componentes Principais (ACP).

A ACP é uma forma de análise multivariada que demonstra semelhanças ou diferenças em um conjunto de dados. Essa ferramenta transforma os dados originais em outros conjuntos denominados de componentes principais. Dessa forma, cada componente principal é uma

combinação linear de todas as variáveis do conjunto original, o que preserva o máximo de informações em termos de semelhanças e diferenças entre os objetos de estudo (GRANATO, et al., 2018; WANG, et al., 2018). Para a extração das componentes principais é necessário o cálculo da matriz de covariância dos dados e, posteriormente, a extração dos seus autovetores.

Assim, como exemplo, dado uma matriz de dados  $\mathbf{A}$ , generalizada por  $\mathbf{A}_i = (\mathbf{A}_{i1}, \mathbf{A}_{i2}, \mathbf{A}_{i3}, \dots, \mathbf{A}_{ip})$ , define-se a matriz covariância  $\mathbf{C}$  como:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{p-1} \sum_{i=1}^p (\mathbf{A}_i - \bar{\mathbf{A}})(\mathbf{A}_i - \bar{\mathbf{A}})^T, \quad (8)$$

em que,  $\bar{\mathbf{A}}$  é a média dos dados matriciais e  $T$  representa operação de transposição.

Para este estudo, a matriz  $\mathbf{A}_i$  foi formada por todos os vetores de espectro de frequência de tamanho  $p$  extraídos de  $i$  sinais acústicos no domínio do tempo, referentes às duas falhas e aos dois sensores estudados.

A extração de componentes principais requer o cálculo dos autovalores da matriz de covariância, que resumem essencialmente todas as características do conjunto de dados inicial. Tradicionalmente, a abordagem mais comum na literatura para obter o conjunto de autovalores de  $\mathbf{C}$  é aplicando a decomposição por valores singulares (DVS), em que (GRANATO, et al., 2018; WANG, et al., 2018):

$$\mathbf{C} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{U}^T, \quad (9)$$

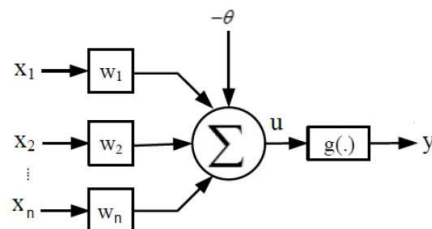
em que  $\mathbf{U}$  consiste em uma matriz ortonormal contendo os autovetores de  $\mathbf{C}$ , e,  $\mathbf{S}$  é uma matriz diagonal de autovalores de  $\mathbf{C}$ .

Segundo Wang, et al (2019), as três primeiras colunas da matriz  $\mathbf{U}$  retém 90 % das informações relevantes do conjunto de dados. Essas colunas são caracterizadas como componentes principais (CP) e, portanto, essa técnica também é considerada como uma ferramenta de redução de dimensionalidade. Conforme Castro et al. (2023) mapas de separação podem ser formados, plotando as três primeiras colunas da matriz  $\mathbf{U}$  como coordenadas, constituindo-se uma técnica de separação de dados.

## 4.2. Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais (RNA) se caracterizam como ferramentas de sistemas inteligentes e foram desenvolvidas tomando inicialmente como motivação o reconhecimento de que o cérebro humano processa informações de uma forma inteiramente diferente do computador digital convencional, tratando os dados de forma altamente complexa, não linear e paralela (HAYKIN; S., 2001). As RNAs têm a capacidade de processar grandes quantidades de informação. Eles são treinados em um conjunto de entradas (estímulos) para ajustar os pesos sinápticos em uma rede de neurônios de acordo com uma saída desejada. Seu treinamento é reduzir o erro de saída, que é chegar o mais próximo possível da saída desejada. Uma vez devidamente treinada, a rede é capaz de reconhecer padrões em resposta a novos estímulos (novas entradas) porque seus pesos sinápticos foram ajustados. Desta forma, a rede é capaz de ler corretamente as novas informações apresentadas e obter uma saída adequada. Na Figura 4 é representado um neurônio artificial que é a estrutura básica da rede neural.

Figura 4 –O Neurônio artificial.



Fonte: Silva, Spatti e Flausino, 2010.

Conforme observado, um neurônio artificial possui sete elementos básicos. Os sinais de Entrada ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) são as informações procedentes do meio externo. No caso desse trabalho os parâmetros cromáticos e as três componentes principais foram utilizadas como entrada do compensador neural. Os pesos Sinápticos ( $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$ ) servem para ponderar as variáveis de entrada, podendo assim avaliar a sua relevância para o funcionamento do neurônio. O combinador linear, representado pelo símbolo do somador tem a finalidade de incorporar os

sinais de entrada que foram ponderados. O limiar de ativação  $-\theta$  determina qual será o patamar adequado para que a solução feita pelo combinador possa gerar um valor que irá em direção a saída do neurônio. O potencial de ativação ( $u$ ) é o resultado adquirido pela diferença entre o valor do combinador linear e o limiar de ativação que pode ou não produzir um sinal excitatório ou inibitório na função de ativação ( $g$ ).  $Y$  é o sinal de saída que pode ser tanto uma estimação quanto uma classe de valores (HAYKIN; S., 2001).

O modelo matemático de um neurônio artificial é representado na equação a seguir:

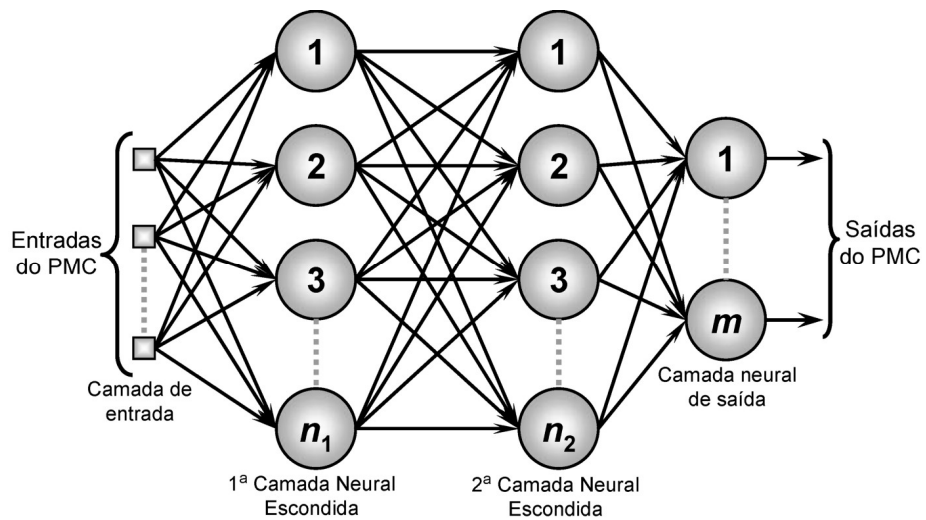
$$y = g \left( \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \right), \quad (10)$$

Em que  $x$  são as entradas do neurônio,  $w$  são os pesos sinápticos associados a cada entrada,  $b$  é o limiar de ativação do neurônio,  $g(\cdot)$  a função de ativação e  $y$  é a saída do neurônio.

Dentre diversas topologias, as redes do tipo Perceptron Multicamadas se caracterizam por sua eficácia na resolução de problemas envolvendo classificação de dados. A RNA consiste em três ou mais camadas de neurônios, sendo uma camada intermediária (escondida) de neurônios que fica entre as camadas de entrada e saída, conforme Figura 5 (HAYKIN; S., 2001).

Durante o treinamento da rede, parâmetros de entrada são aplicados e os pesos sinápticos são ajustados de acordo com a saída desejada. O objetivo do processo de treinamento é minimizar o erro de saída da rede. As camadas são ligadas entre si, e as informações de saída dos neurônios de uma camada serão as informações de entrada da camada seguinte, seguindo o processo de fluxo de informações à frente. Como o aprendizado das redes PMC é do tipo supervisionado, alguns algoritmos baseados na retro propagação do erro constituem-se na base de seu processo de treinamento (SILVA; SPATTI; FLAUSINO, 2010).

Figura 5 – Rede Perceptron Multicamadas.



Fonte: Silva, Spatti e Flausino, 2010.

Para este trabalho, uma rede do tipo PMC com uma única camada escondida foi utilizada para melhorar os resultados de classificação das falhas externados pela técnica cromática e pela análise de componentes principais do sensor que obteve uma maior influência da variação da temperatura do meio. A rede foi treinada com o uso da toolbox “*pattern recognition*” do Matlab® que implementa uma rede PMC com uma única camada escondida para a classificação de dados. O intuito foi criar um compensador neural que possibilitasse a correta classificação das falhas independentemente da temperatura do meio.

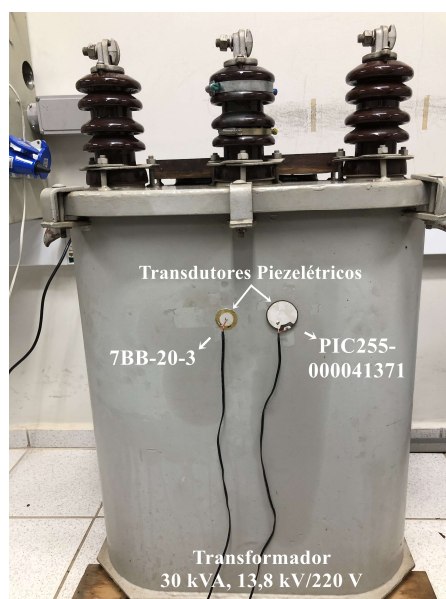
## CAPÍTULO V – METODOLOGIA

*Neste capítulo apresenta-se a metodologia realizada para o estudo da influência da temperatura em testes de emissão acústica para diagnóstico de falhas em transformadores. Portanto, será dividido este capítulo em método de ensaio laboratorial e metodologia de processamento de sinais.*

### 5.1. Método de Ensaio Laboratorial

Com a finalidade de se avaliar a influência da temperatura na identificação e classificação de falhas em transformadores, dois transdutores piezelétricos modelos 7BB-20-3 Murata® (MURATA, 2022) e PIC255-000041371 Piezo-Sensor® (PIEZO TECHNOLOGY, 2022) foram acoplados na carcaça de um transformador de distribuição de 30 kVA, 13,8 kV/220V, conforme Figura 6. Os sinais dos transdutores foram condicionados por um amplificador de instrumentação modelo INA 128P da Texas Instruments®, cujas especificações podem ser observadas na Tabela 2, com ganho ajustado em 5 vezes para se ter uma faixa de operação de até 400 kHz.

Figura 6 – Transformador de Distribuição e Transdutores Piezelétricos Acoplados.



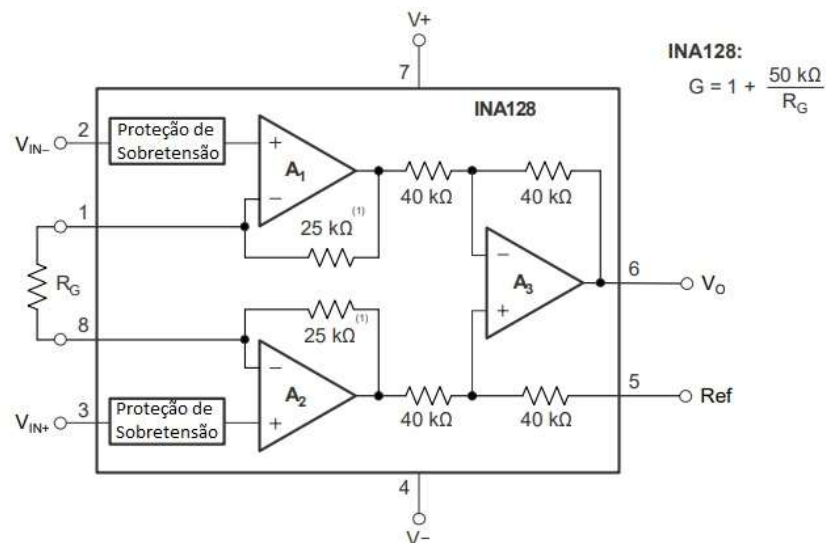
Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 2 – Especificações do INA 128P

Número de Canais	1
Tensão de Alimentação (V)	9V
Ganho de Tensão	1 - 1000
Largura de Banda no Ganho Mínimo	1,3MHz
Temperatura de Operação	-40°C a 125°C
Relação de Rejeição em Modo Comum	120dB
Erro de Ganho	0,5%

Esse amplificador foi aplicado de acordo com o circuito da Figura 7, em que utilizou-se uma resistência  $R_G$  de 12,5 k $\Omega$ . Esse ajuste de ganho e frequência foi determinado devido a boa rejeição de ruído dessa faixa de frequência, juntamente com o fato de atender a frequência do ultrassom.

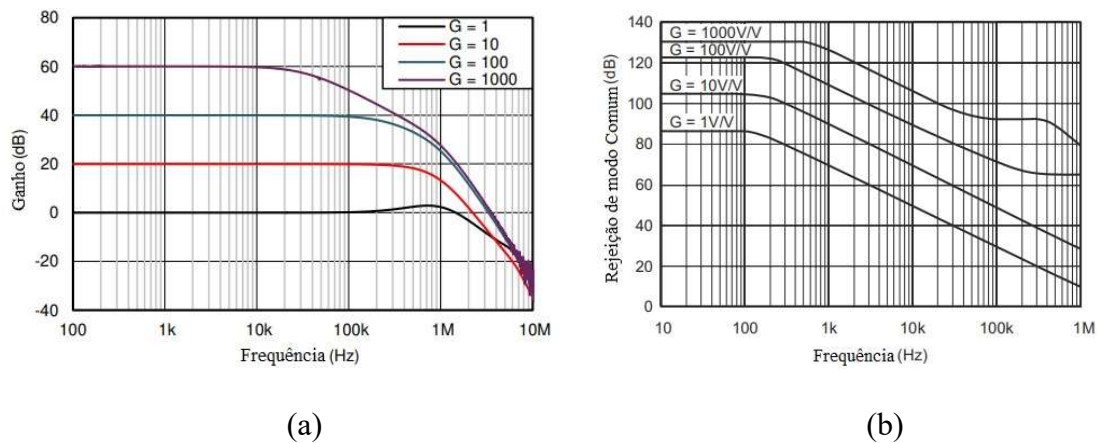
Figura 7 – Circuito do Amplificador Aplicado.



Fonte: Texas Instruments

Podem-se observar também as curvas de ganho e rejeição de modo comum do amplificador por frequência na Figura 8, em que constata-se seu funcionamento na faixa de frequência de 400 kHz, na qual o amplificador de instrumentação foi aplicado.

Figura 8 – Curvas de Ganho e Rejeição de modo Comum.



Fonte: Texas Instruments.

Como mencionado, os transdutores piezelétricos utilizados para a aquisição dos dados do experimento foram os modelos 7BB-20-3 Murata® (MURATA, 2022) e PIC255-000041371 Piezo-Sensor® (PIEZO TECHNOLOGY, 2022), cujas especificações podem ser vistas nas tabelas:

Tabela 3 – Especificações do transdutor 7BB-20-3 Murata®

Frequência de Ressonância	6.3kHz
Capacitância	10nF
Permissividade	2100
Temperatura de Funcionamento	-20 °C a 70 °C

Tabela 4 – Especificações do transdutor PIC255-000041371 Piezo-Sensor®

Frequência de Ressonância	50 kHz
Capacitância	25 nF
Permissividade	1750
Temperatura de Funcionamento	Até 350 °C

Através do uso destes transdutores, juntamente ao circuito montado utilizando um amplificador de instrumentação, foi possível obter os dados necessários para o trabalho proposto. O objetivo foi, além de comparar a influência da temperatura nos dois transdutores, propor métodos de classificação das duas falhas estudadas além de criar um compensador neural caso a temperatura comprometa o diagnóstico dessas falhas.

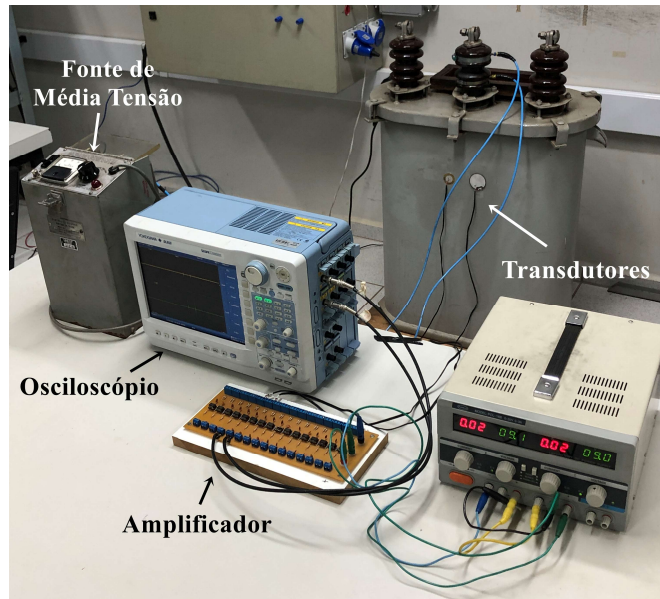
## 5.2. Falhas Estudadas, Variação da Temperatura e o Sistema de Aquisição.

Dessa forma, duas falhas foram emuladas: descargas totais entre espiras e descargas parciais nos isoladores do transformador. Para as primeiras, foi utilizado um eletrodo a base de latão com gap ajustado em 3 mm. O eletrodo foi imerso no óleo mineral do transformador no ponto médio do enrolamento de média tensão. Uma fonte de média tensão alimentou o eletrodo e o limiar encontrado para o acontecimento das descargas entre espiras se deu em 3,5 kV. Uma das buchas do transformador de distribuição foi contaminada com pó de grafite para se emular contaminações em sua superfície que, na prática, podem ocorrer mediante a deposição de poeira, sujeira, dejetos de pássaros etc. Duas cintas foram acopladas aos isoladores com a finalidade de se aplicar em suas extremidades a tensão nominal do transformador (13,8 kV). As Figuras 9 e 10 ilustram o aparato descrito.

Para realizar a aquisição dos dados foi utilizado um oscilógrafo da marca Yokogawa, modelo DL-850 que foi ajustado com uma taxa de aquisição de 1MHz.

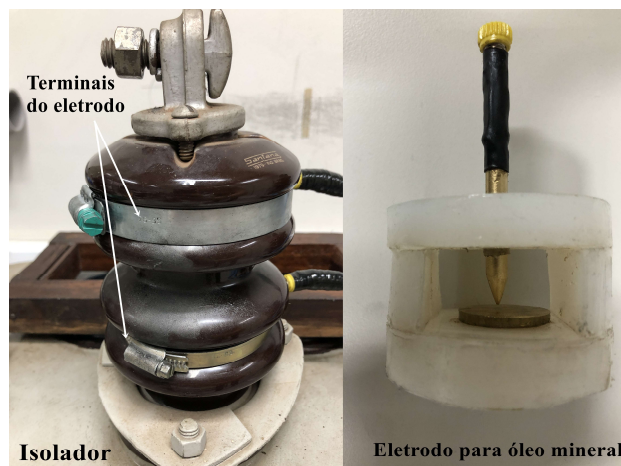
Para se avaliar a influência da temperatura no diagnóstico e classificação das duas falhas, foram consideradas três temperaturas de trabalho do transformador produzidas por três ensaios: no primeiro, o transformador foi ligado vazio, externando uma corrente de 0,4 pu. Já o segundo ensaio se deu sob condições nominais, ou seja, com corrente de 1pu. No terceiro ensaio, devido às limitações do laboratório, não foi possível alcançar a corrente necessária no secundário para emular uma condição de sobrecarga de 1,5 pu. Para este último caso foi produzida uma temperatura de topo de óleo de 105°C por meio de uma resistência elétrica imersa no transformador, uma vez que este valor, de acordo com a norma NBR 5356-7 (2007), em sua Tabela 4, Capítulo 7, se dá como o limite de temperatura de um transformador de distribuição à sobrecarga de 1,5 pu.

Figura 9 - Procedimento experimental.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 10 – Produção de descargas totais para óleo mineral e descargas nos isoladores.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Durante o experimento foi utilizado um termopar do tipo K ligado a um multímetro modelo ET-2042 com faixa de temperatura de -40 a 1000 °C e precisão de +/-0,75%, juntamente com um termômetro infravermelho para medir as temperaturas de cabeça de óleo, transdutores e ambiente. A faixa de temperatura de medição do termômetro infravermelho varia de -30 a 550 °C e possuem precisão de +/-2°C em suas leituras.

Para cada caso, a temperatura da máquina variou e o ponto de referência da medição de

temperatura se deu nos sensores e na temperatura de topo de óleo conforme a norma NBR 5356-7. Na Tabela 3 ilustram-se os valores de carregamento bem como as temperaturas medidas. Para o caso do transformador alimentado à vazio e a plena carga, esperou-se 8 horas para o equilíbrio térmico da máquina.

Em situações práticas, não só a temperatura interna do transformador muda com o carregamento, mas também os fatores ambientais fazem com que corriqueiramente a temperatura externa varie. Assim, para cada caso de carregamento, foram realizados ensaios de diagnóstico de falhas sob temperaturas externas de 20 °C e 26 °C.

Tabela 5 – Temperaturas por ensaio.

<b>Ordem Cronológica do Ensaio</b>	<b>Operação</b>	<b>Corrente</b>	<b>Temperatura dos Transdutores</b>	<b>Temperatura de Cabeça de Óleo</b>
1	Plena Carga	1 pu	50 °C	58 °C
2	Sobrecarga	1,5 pu	105 °C	90 °C
3	Vazio	0,4 pu	35 °C	42 °C

Portanto, para cada um dos 6 casos de variação de temperatura, ou seja, em operação a vazio, plena carga e sobrecarga sendo, cada um deles com temperaturas externas de 20 °C e 26 °C, a emissão acústica produzida por 100 descargas nas espiras e 100 descargas em isoladores foram coletadas pelos dois transdutores. Os sinais foram adquiridos pelo oscilógrafo com sua taxa de aquisição ajustada para 1 MHz conforme mencionado.

### **5.3. Metodologia de Processamento de Sinais**

Visando fazer um estudo comparativo entre os dois sensores estudados como também da influência da temperatura no diagnóstico de descargas em espiras e em buchas isolantes, foram produzidos 100 sinais para cada falha. Desta forma, o banco de dados de cada sensor constituiu-se em 1200 sinais acústicos. Todos os sinais foram filtrados entre 20 kHz e 400 kHz. O objetivo da escolha da primeira frequência dessa faixa é evitar que sinais acústicos oriundos de vibração ou som interfiram na medição da falha. Já a faixa de frequência superior se dá pelo fim da

resposta do amplificador.

Para cada sinal no domínio do tempo, extraiu-se a transformada de Fourier com o intuito de se analisar como a resposta em frequência das falhas são afetadas pela temperatura.

Como objetivo desta dissertação, além do estudo da influência da temperatura nos sinais acústicos, são estudadas técnicas que possibilitem a classificação das duas falhas independentemente da temperatura de regime do transformador ou mesmo do meio externo. Desta forma, para todos os 1200 ensaios de cada sensor, foram calculados os parâmetros da técnica cromática, isto é, energia, banda média e banda eficaz de cada sinal. Cada parâmetro cromático constituiu um eixo em plano cartesiano. O objetivo foi avaliar se a técnica permite estabelecer a classificação entre as duas falhas estudadas, independentemente da temperatura do teste. Paralelamente, uma outra técnica, baseada em Castro et al, (2023), foi analisada. A técnica aplica a Análise de Componentes Principais em uma matriz formada pelo espectro de todas as falhas. Após, realiza-se a extração de características por mapas tridimensionais em que cada componente principal se torna um eixo do sistema de coordenada.

Para fins de efeito comparativo, todos os parâmetros cromáticos e de componentes principais foram normalizados. Para se avaliar a eficácia de cada técnica na classificação de dados, foram calculados, para cada técnica, a distância euclidiana entre cada conjunto de falhas e também seu desvio padrão. Desta forma, foi realizado uma comparação da técnica cromática e da análise de componentes principais para cada um dos dois sensores.

Após avaliada a eficácia dessas duas técnicas não supervisionadas de classificação de descargas totais e descargas parciais, uma rede neural foi aplicada para o sensor que externou dados sem êxito nessa classificação, ou seja, foi treinada uma rede neural para a melhoria da classificação das falhas utilizando como entrada os parâmetros cromáticos e de componentes principais. O sistema inteligente atuou como um Compensador Neural para a classificação das avarias e melhoria dos resultados oriundos do transdutor e das técnicas de processamento de sinais previamente aplicadas. Essa opção se deu apenas para o sensor que não possuiu êxito na

classificação, isto é, que não formou regiões no espaço 3D linearmente separáveis. O conjunto de treinamento e teste se deram, respectivamente em 70 % e 30 %. Foi testado, para esse compensador neural, uma camada escondida com 5, 10, 15, 20, 25 e 30 neurônios.

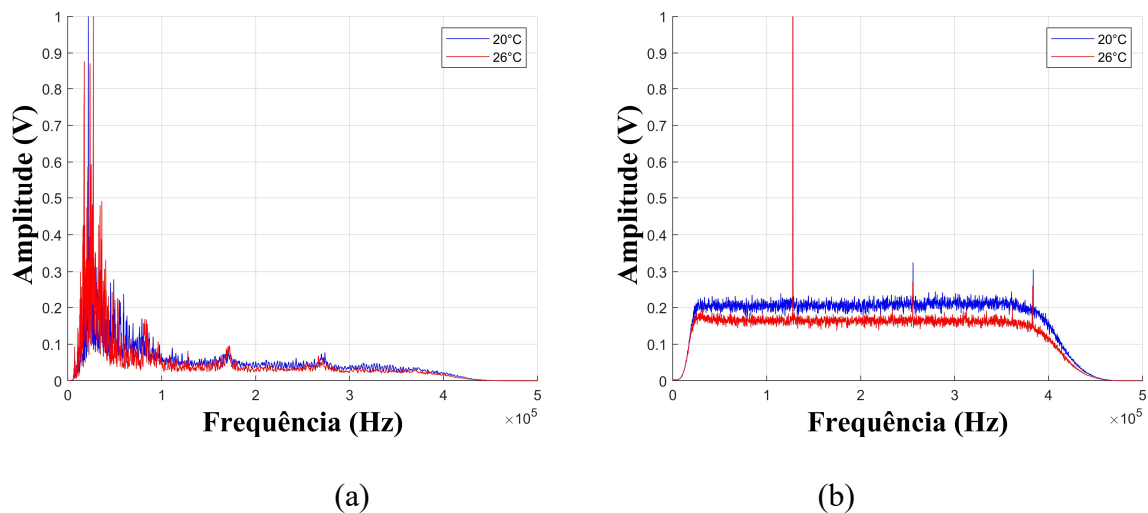
## CAPÍTULO VI – RESULTADOS

A apresentação dos resultados está dividida em três partes. Na primeira, apresenta-se o espectro de frequências de cada ensaio e, em seguida, os resultados da classificação de dados mediante aplicação da Análise de Componentes Principais e Técnica Cromática. Após, um compensador neural é aplicado para melhorar a resposta à classificação de um dos sensores.

### 6.1. Espectros de Frequência

Na Figura 11 se apresenta o espectro de frequências médio de cada uma das falhas inseridas no ensaio a plena carga sob temperatura externas de 20°C e 26 °C.

Figura 11 – Espectro médio do ensaio a plena carga para o transdutor modelos 7BB-20-3 para falhas em óleo (a) e bucha (b).

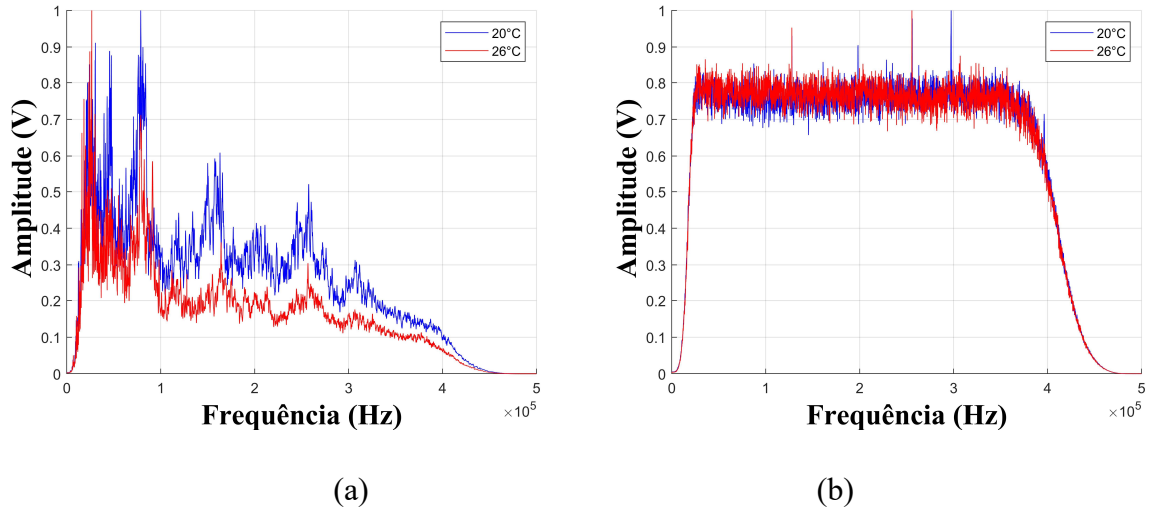


Fonte: Elaborado pelo autor.

Verifica-se que, as descargas totais no óleo geraram espectros mais concentrados entre 20 kHz e 100 kHz com picos em 21 kHz e 27 kHz para temperaturas externas de 20°C e 26°C respectivamente. No caso das descargas em buchas, nota-se que o espectro se espalhou pela faixa de 20 kHz a 400 kHz e não houve alterações dos valores máximos que aconteceram em 127 kHz.

É apresentado, na Figura 12, o espectro de frequências médio de cada uma das falhas inseridas no ensaio a sobrecarga sob temperatura externas de 20°C e 26 °C.

Figura 12 – Espectro médio do ensaio em sobrecarga para o transdutor modelos 7BB-20-3 para falhas em óleo (a) e bucha (b).

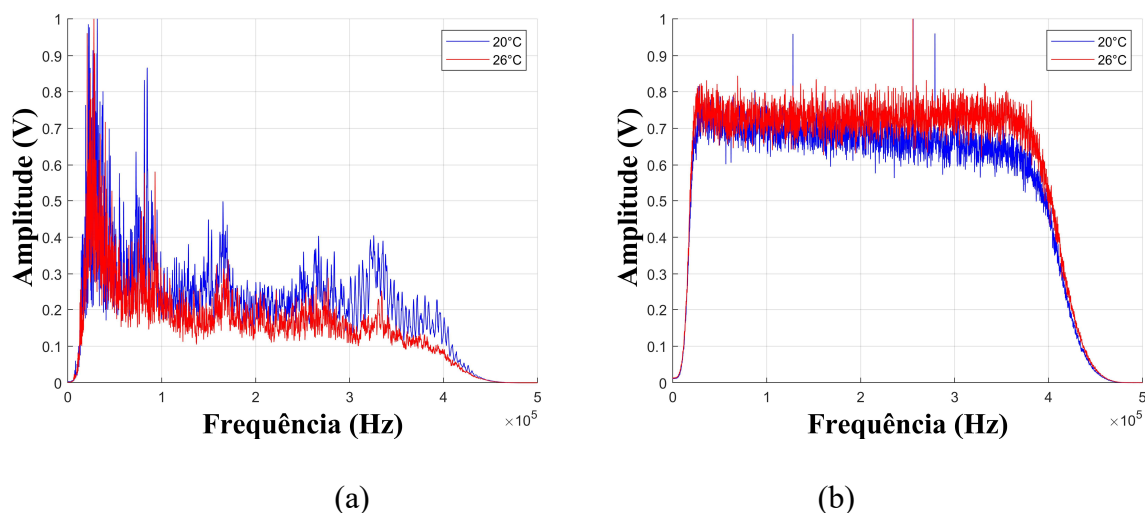


Fonte: Elaborado pelo autor.

Observa-se, para o ensaio a sobrecarga, em que a temperatura do sensor chegou a 90 °C, que o espectro de frequências variou seus picos com maior significância entre 20 kHz e 100 kHz. Entretanto, a faixa de frequência entre 100 kHz e 300 kHz também obteve valores que ficaram em torno de 0,3 V e 0,6 V. Para temperaturas externas de 20°C o valor máximo da média das sequências da Transformada de Fourier dos ensaios ficou em 26,5 kHz e, para o ensaio a 26 °C, 78 kHz. O padrão de picos entre as duas temperaturas externas apresentou similaridades em seu formato, mas, após 100 kHz observa-se um deslocamento positivo de 0,2 unidades para a menor temperatura. Já a descarga no isolador apresentou distribuição em todo espectro e picos em 250 kHz e 300 kHz para as temperaturas de 20°C e 26°C, respectivamente.

Na Figura 13 se ilustra o espectro de frequências médio de cada uma das falhas inseridas no ensaio a vazio sob temperatura externas de 20°C e 26 °C. Vale destacar que esse ensaio foi realizado após o transformador ser acionado em sobrecarga.

Figura 13 – Espectro médio do ensaio a vazio para o transdutor modelos 7BB-20-3 para falhas em óleo (a) e bucha (b).



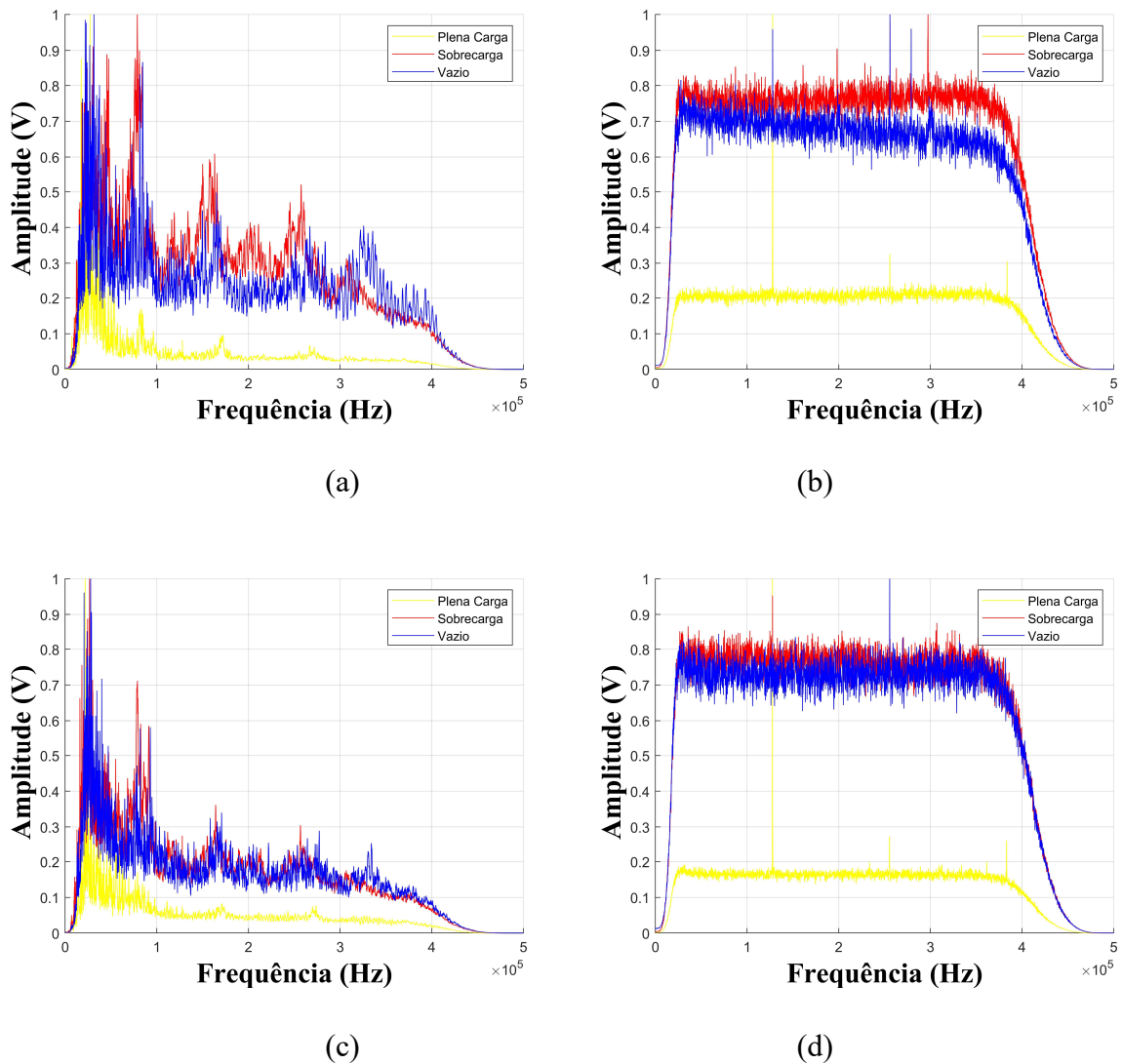
Fonte: Elaborado pelo autor.

Observa-se que o formato do espectro apresentou frequências significativas entre 20 kHz e 100 kHz, apresentando valores que oscilaram entre 0,2 V e 0,5 V para as faixas de 100 kHz a 350 kHz. Os picos de frequência se deram, respectivamente, em 31,3 kHz e 27,8 kHz para as temperaturas de 20°C e 27°C respectivamente.

Para melhor compreensão, na Figura 14 são apresentados os espectros para os espectros das três condições de operação do transformador. Observa-se que, para o espectro dos sinais acústicos de descargas totais entre espiras apresentou crescimento do valor da amplitude nas frequências de 78 kHz, 150 kHz e 250 kHz após o ensaio a sobrecarga. De forma geral, as amplitudes aumentaram em todo espectro após o sobreaquecimento do transdutor no ensaio que colocou o transformador em condições de sobrecarga. Já na análise em frequência dos isoladores houve um aumento das amplitudes em cerca de 0,5 V de forma uniforme entre 20 kHz e 400 kHz. Os valores de picos se deram para o ensaio a plena carga, sobrecarga e a vazio em, respectivamente 120 kHz, 250 kHz e 300 kHz para o ensaio a 20°C. Já para o ensaio com temperatura externa de 26°C esses valores foram de 120 kHz, 250 kHz e 250 kHz, respectivamente. Sendo assim, os resultados indicam que acentuação de picos após o aquecimento do transformador em relação ao ensaio de plena carga.

Mediante os resultados apresentados conclui-se que a temperatura afetou a resposta em frequência de cada falha para o transdutor em questão. Desta forma torna-se factível a avaliação de técnicas de separação de dados que se valem da análise em frequência dos espectros como as técnicas de Análise de Componentes Principais e a técnica cromática que depende de parâmetros de frequência para se determinar a classificação da falha.

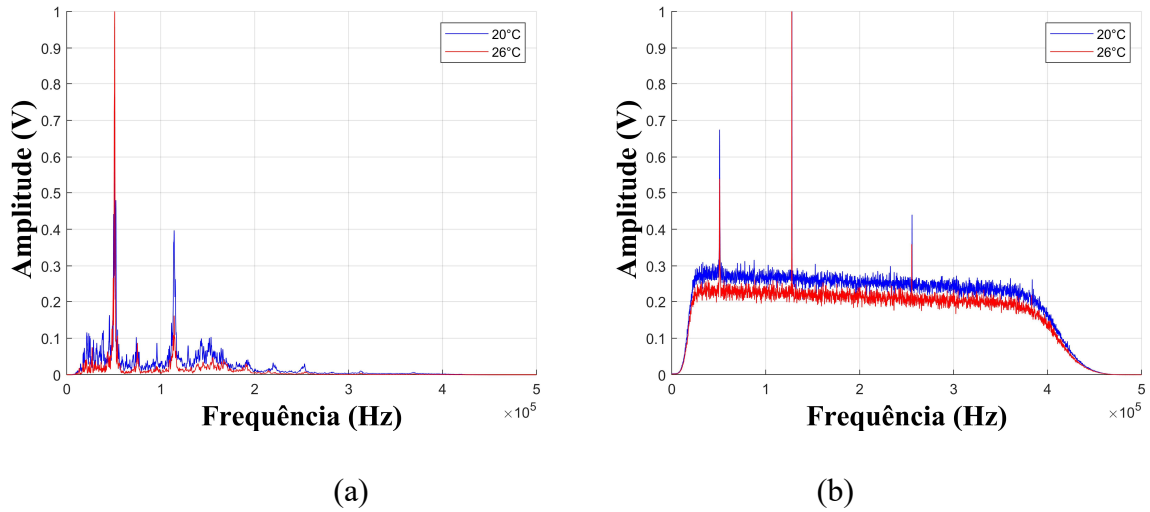
Figura 14 – Espectro médio das condições de operação do transformador para o transdutor 7BB-20-3 para falhas em óleo (a) e bucha (b) a temperatura externa de 20°C e para falhas em óleo (c) e bucha (d) a temperatura externa de 26°C.



Fonte: Elaborado pelo autor.

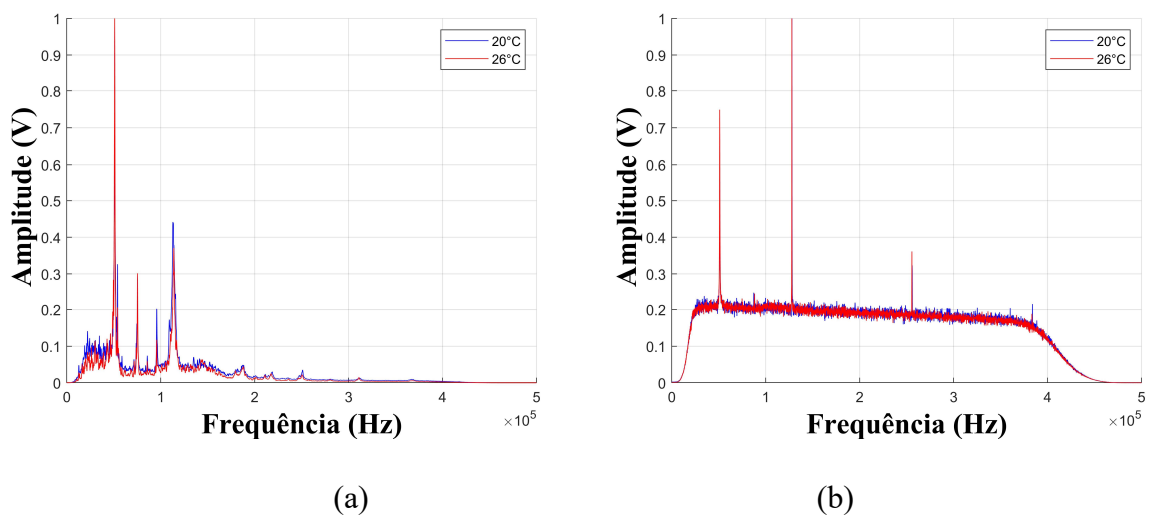
A mesma análise é realizada para o sensor PIC255-000041371 conforme resultados apresentados nas Figuras 15, 16, 17 e 18.

Figura 15 – Espectro médio do ensaio a plena carga para o transdutor PIC255-000041371 para falhas em óleo (a) e bucha (b).



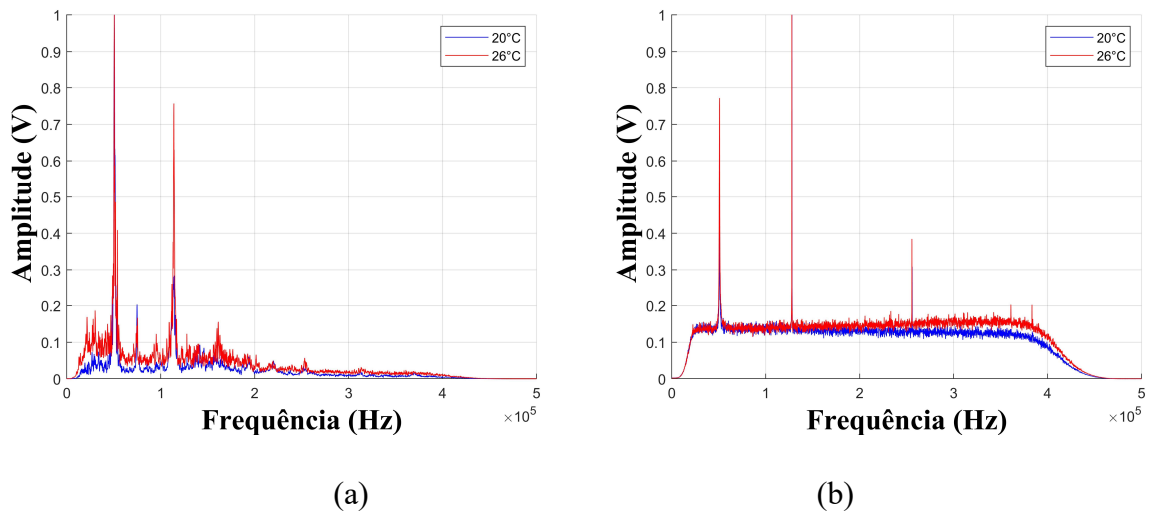
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 16 – Espectro médio do ensaio a sobrecarga para o transdutor PIC255-000041371 para falhas em óleo (a) e bucha (b).



Fonte: Elaborado pelo autor.

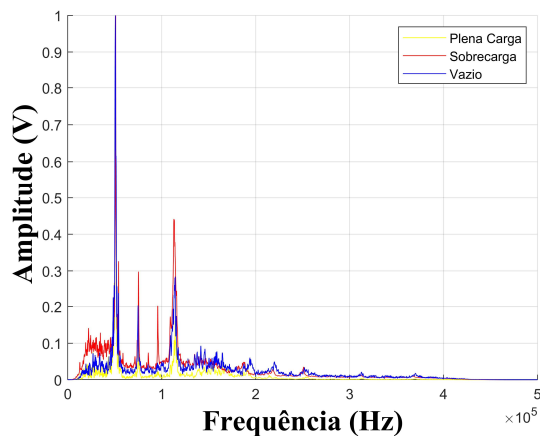
Figura 17 – Espectro médio do ensaio a vazio para o transdutor PIC255-000041371 para falhas em óleo (a) e bucha (b).



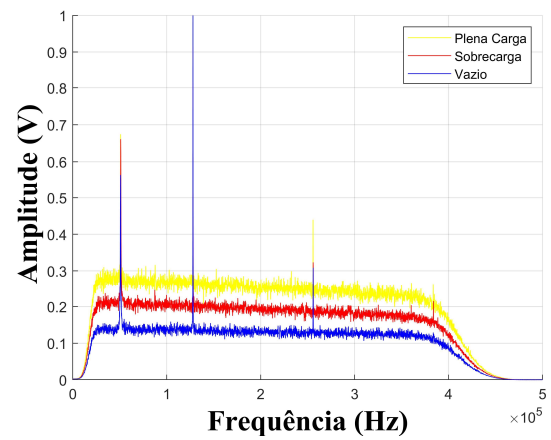
Fonte: Elaborado pelo autor.

Para o ensaio a plena carga a descarga total no óleo apresentou valor máximo em 50 kHz e um pico significativo em 120 kHz. Já a descarga produzida no isolador teve seu valor máximo em 120 kHz e pico significativo em 50 kHz para as duas temperaturas externas. Portanto, observa-se que a temperatura externa tem menor influência no espectro do transdutor PIC255-000041371 em relação ao estudo anterior. Para os ensaios de sobrecarga e a vazio, percebe-se que os valores máximos em frequência para todas as combinações de falha e temperaturas externas se mantiveram constante em 50 kHz para a falha de descarga total entre espiras e 120 kHz para a falha no isolador. Entretanto, verifica-se que, para a descarga no óleo os picos em 75 kHz, 95 kHz e em 110 kHz cresceram para 0,3 V, 0,2 V e 0,42 V, respectivamente. Já para a descarga na bucha do transformador observa-se um crescimento em 50 kHz após o ensaio de sobrecarga.

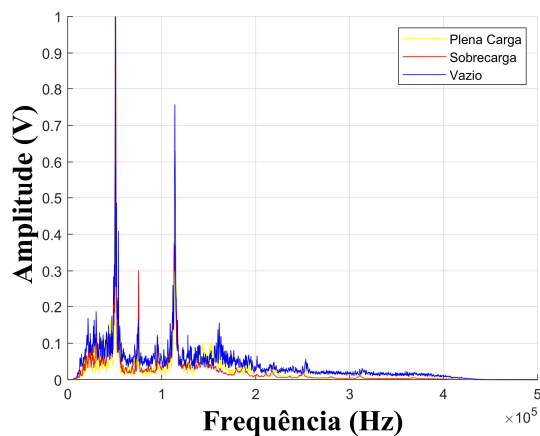
Figura 18 – Espectro médio das condições de operação do transformador para o transdutor PIC255-000041371 para falhas em óleo (a) e bucha (b) a temperatura externa de 20°C e para falhas em óleo (c) e bucha (d) a temperatura externa de 26°C.



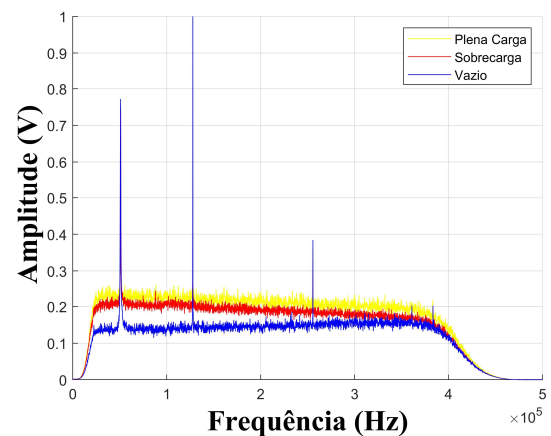
(a)



(b)



(c)



(d)

Fonte: Elaborado pelo autor.

Mediante a análise é possível afirmar que transdutor PIC255-000041371 apresentou menor deslocamento em seu espectro uma vez que os valores máximos se mantiveram, contrariamente ao transdutor 7BB-20-3.

## 6.2. Estudo Comparativo para a Classificação de Falha.

Embora os espectros sejam dispares visualmente, é de extrema importância a avaliação das técnicas de separação de dados que são comumente aplicadas na literatura com o objetivo

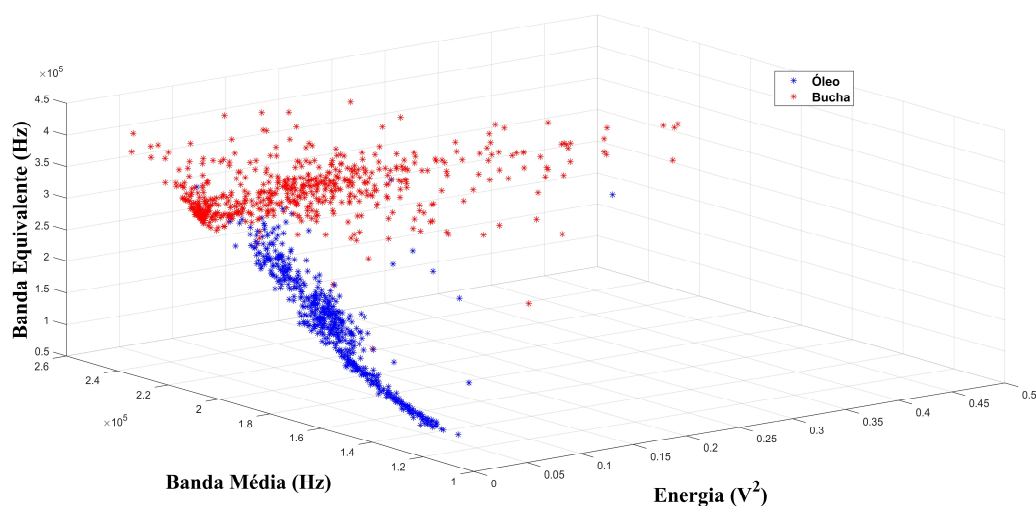
de se fazer classificação de falha. Algumas delas se valem do comportamento em frequência dos sinais acústicos e, portanto, o resultado da própria técnica de classificação pode ser afetado. Portanto, o objetivo deste trabalho é estudar como a variação de temperatura afeta as técnicas tradicionais de separação de dados além de realizar um estudo comparativo dos transdutores apresentados e, assim, estabelecer em qual dos dois a variação de temperatura tem menor influência.

Foi aplicado todos os testes nas três condições de operação do transformador combinado com as duas condições de temperatura externa para se analisar a eficácia da técnica cromática e da análise de componentes principais, uma vez que em inspeções práticas os sistemas de monitoramento apresentam variações de temperatura.

Com intuito de se calcular as distâncias entre os agrupamentos formados por cada técnica e obter uma comparação entre a capacidade de diferenciação, os dados foram normalizados.

É apresentado, na Figura a seguir, mapas tridimensionais oriundos da técnica cromática para o sensor 7BB-20-3.

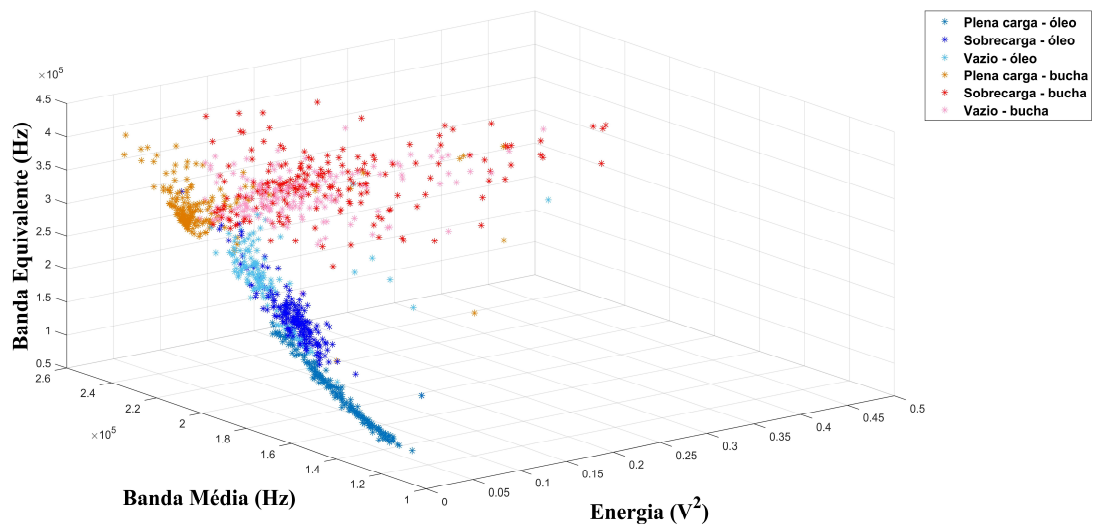
Figura 19 – Técnica Cromática - transdutor 7BB-20-3.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Verifica-se que os padrões de energia variaram de  $0,01 \text{ V}^2$  a  $0,05 \text{ V}^2$  para a descarga no óleo e  $0,04 \text{ V}^2$  a  $0,4 \text{ V}^2$  para a falha na bucha. A banda média oscilou entre 120 kHz e 200 kHz e entre 200 kHz e 250 kHz para a falha no óleo e bucha respectivamente. Considerando a Banda efetiva os valores variaram entre, para a falha no óleo e bucha, respectivamente, em 50 kHz a 250 kHz e 250 kHz a 400 kHz. Abaixo, tem-se os padrões cromáticos por ensaio.

Figura 20 – Técnica Cromática para cada tipo de teste - 7BB-20-3.

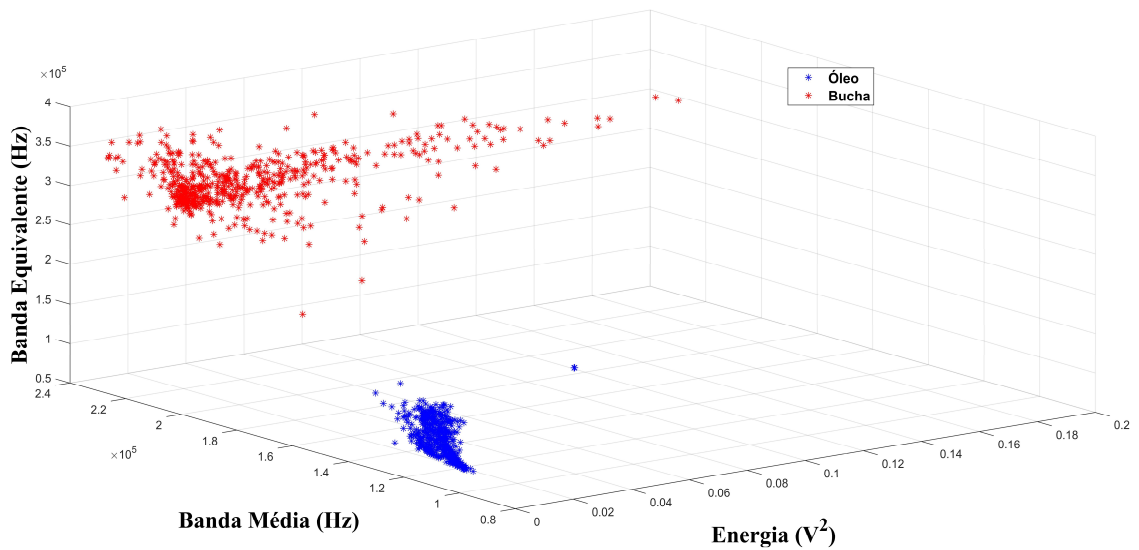


Fonte: Elaborado pelo autor.

Mediante os resultados apresentados, verifica-se que os pontos relativos aos ensaios a sobrecarga e a vazio possuem maior dispersão. Sendo assim, a técnica externou pontos que podem produzir erros na classificação das falhas uma vez que a técnica cromática não produziu regiões bem definidas para todos os casos.

A mesma análise foi realizada para o transdutor PIC255-000041371.

Figura 21 – Técnica Cromática -transdutor PIC255-000041371.



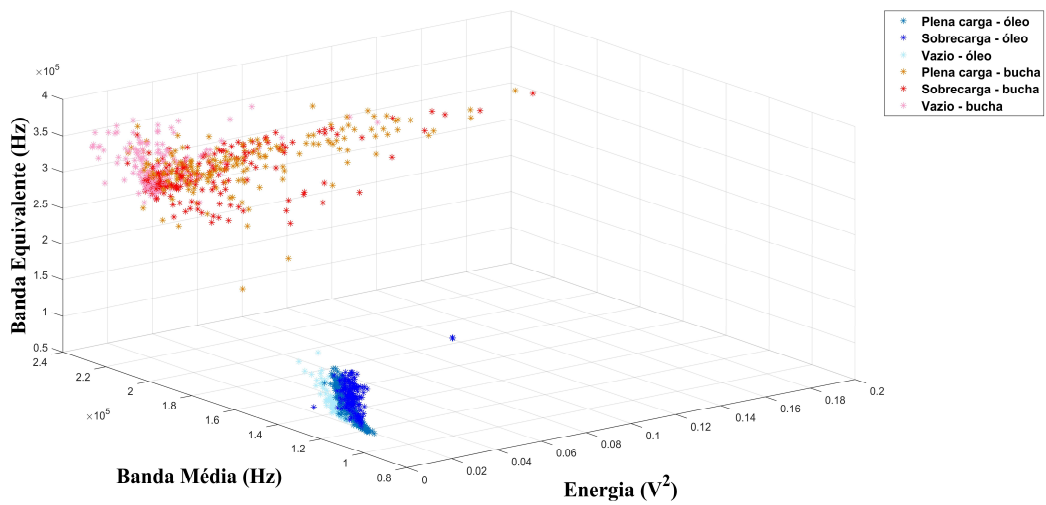
Fonte: Elaborado pelo autor.

Pela análise gráfica, tem-se duas regiões bem definidas que separam as duas falhas estudadas independentemente da temperatura do teste. Assim, constata-se que a energia variou de  $0,01 \text{ V}^2$  a  $0,02 \text{ V}^2$  para a descarga total no óleo e  $0,01 \text{ V}^2$  a  $0,2 \text{ V}^2$  para a falha na bucha. A banda média oscilou entre  $100 \text{ kHz}$  e  $120 \text{ kHz}$  e entre  $200 \text{ kHz}$  e  $220 \text{ kHz}$  para a falha no óleo e bucha respectivamente. Já para a Banda efetiva os valores variaram entre, para a falha no óleo e bucha, respectivamente, em  $50 \text{ kHz}$  a  $100 \text{ kHz}$  e  $250 \text{ kHz}$  a  $350 \text{ kHz}$ . Abaixo, tem-se os padrões cromáticos por ensaio.

Diferentemente do transdutor 7BB-20-3, as variações de temperatura no transdutor PIC255-000041371 não afetaram o padrão de valores das regiões que delimitam cada tipo de falha estudado. Sendo assim constata-se que esse sensor, aliado à técnica cromática possui um maior potencial para diagnóstico de falhas em ambientes com variações de temperatura.

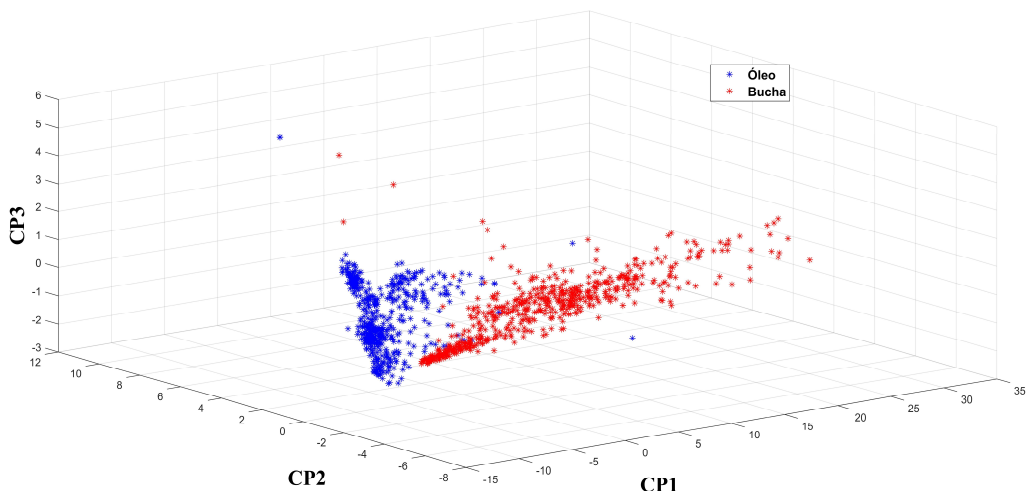
Os mapas de separação de dados formados pela Análise de Componentes Principais também apresentaram uma maior dispersão para o sensor 7BB-20-3 em relação ao sensor PIC255-000041371. Apresenta-se na Figura 23 o resultado da Análise de Componentes Principais para o transdutor 7BB-20-3.

Figura 22 – Técnica Cromática para cada tipo de teste - PIC255-000041371.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 23 – Análise de Componentes Principais – transdutor 7BB-20-3.



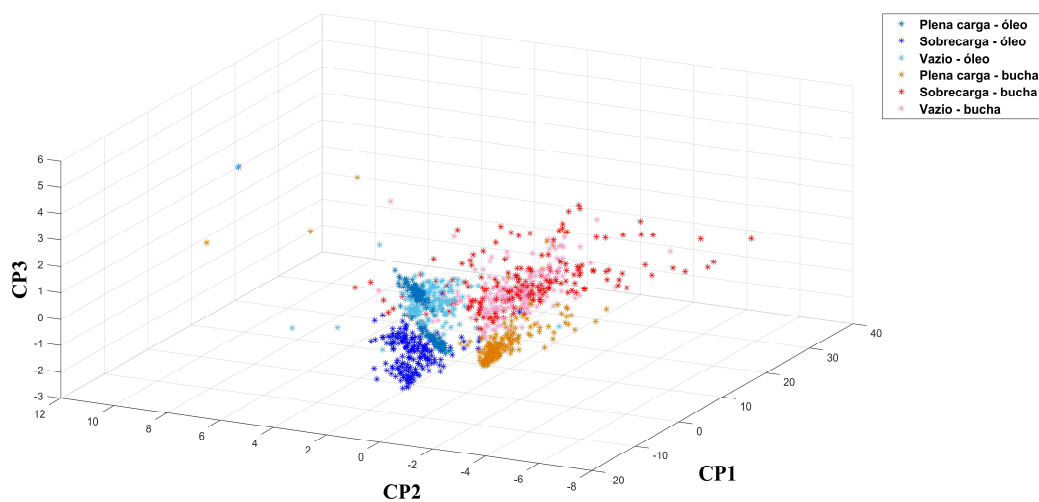
Fonte: Elaborado pelo autor.

Para a análise de componentes principais, a falha produzida no óleo do transformador variou de 0 a 10, de 0 a 4 e de -2 a 4 para as componentes principais 1, 2 e 3, respectivamente. Já para a falha na bucha os mesmos valores das componentes oscilaram em torno de, respectivamente, -12 e 25, 1 e -2 e -1 e 2. Observa-se, pelo gráfico e pelos intervalos de valores que, embora exista um padrão para as falhas, existe uma região comum entre as mesmas e que

pode ocasionar falsos diagnósticos. A seguir, tem-se a análise para cada condição de temperatura.

Observa-se que para o sensor 7BB-20-3, a temperatura faz com que as regiões apresentem dispersões para os dois tipos de falhas estudados. Observa-se que, em relação ao mapa formado pelo ensaio de plena carga, que foi o primeiro, as variações de temperatura ocasionadas pelo transformador a sobrecarga e a vazio outorgaram uma maior dispersão à caracterização da falha pelos valores de componentes principais.

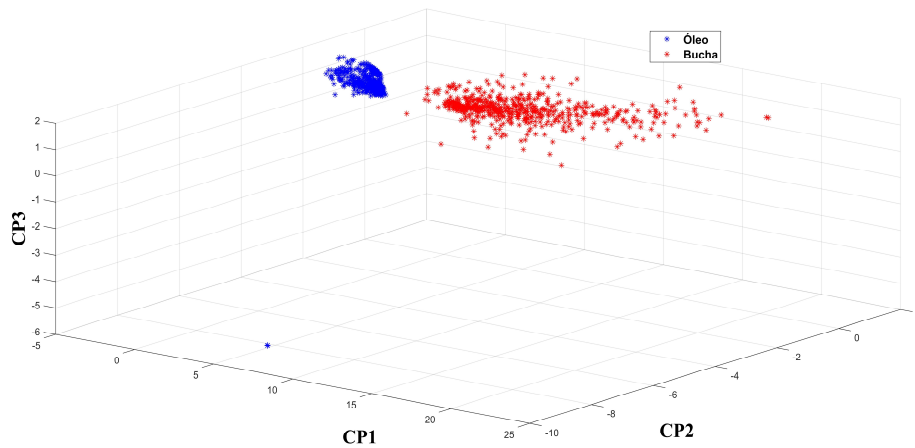
Figura 24 – Análise de Componentes Principais para cada tipo de teste – 7BB-20-3.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para a aplicação da análise de componentes principais no transdutor PIC255-000041371, a falha produzida no óleo do transformador variou de 0 a 5, -2 a -4, e de 0 a 1 para as componentes principais 1, 2 e 3, respectivamente. Já para a falha na bucha os mesmos valores das componentes oscilaram em torno de, respectivamente, de 0 a 17, de -2 a 2 e de -1 a 1. Verifica-se duas regiões bem distintas que definem as duas falhas trabalhadas por essa pesquisa.

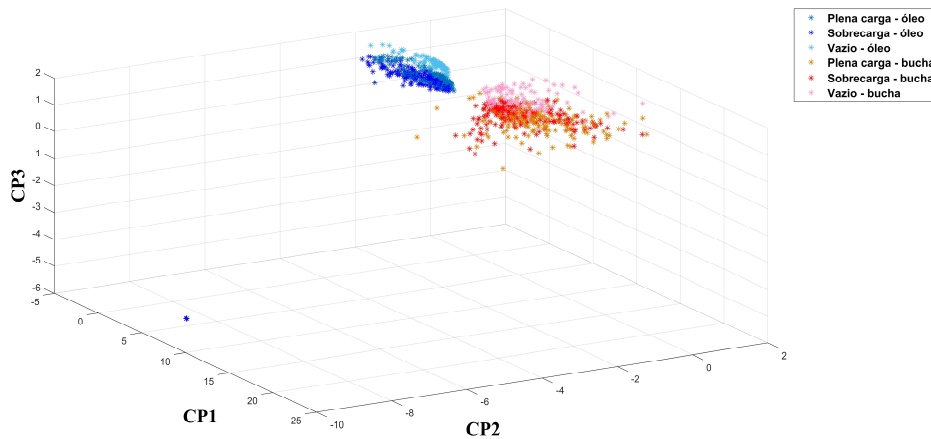
Figura 25 – Análise de Componentes Principais – transdutor PIC255-000041371.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os valores dos mapas discriminados por ensaio atestam que a variação da temperatura para o transdutor PIC255-000041371 teve menor influência na dispersão e na discrepância entre as regiões de falha no que condiz ao transdutor 7BB-20-3.

Figura 26 – Técnica Cromática para cada tipo de teste - PIC255-000041371.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para efeito comparativo entre os transdutores e as técnicas estudadas, todos os dados produzidos foram normalizados com intuito de se calcular a distância euclidiana normalizada entre as regiões das duas falhas bem como o desvio padrão de cada mapa. Na Tabela 6 são

ilustrados esses valores. Considerou-se distância euclidiana nula todos os mapas que apresentaram regiões de intersecção entre as duas falhas.

Tabela 6 – Análise Comparativa das Técnicas e Transdutores.

Sensores	Técnica Cromática			Análise de Componentes Principais		
	Distância Euclidiana entre Mapas	Desvio Padrão (óleo)	Desvio Padrão (bucha)	Distância Euclidiana entre Mapas	Desvio Padrão (óleo)	Desvio Padrão (bucha)
7BB-20-3	0	0,1459	0,5160	0	0,099	0,2051
PIC255-000041371	0,6285	0,0525	0,0597	0,2743	0,051	0,1470

Desta forma, pode-se concluir que o transdutor 7BB-20-3 possui maior sensibilidade à temperatura uma vez que apresentou valores de distância euclidiana nula como também maiores valores de dispersão para as regiões. Sendo assim, as técnicas de separação de dados estudadas por este trabalho tem maior factibilidade à aplicação aos sinais do transdutor PIC255-000041371 tendo em vista que em situações práticas é comum a variação de temperatura tanto da máquina quanto do meio.

Embora o transdutor 7BB-20-3 apresente maior influência da temperatura, pode-se notar, pelos resultados apresentados, padrões de regiões para cada falha inserida no transformador. Observa-se que, em todos os casos, os pontos formaram conjuntos conectados em regiões bem definidas. Sendo assim, uma rede neural artificial foi aplicada para compensar as discrepâncias relativas às variações de temperatura.

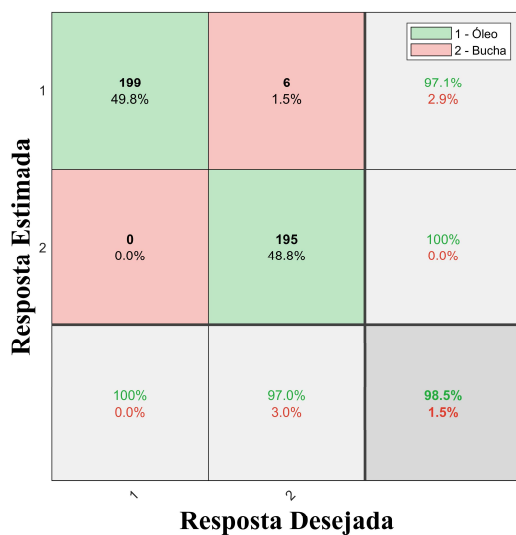
### 6.3. Compensador Neural para o Transdutor 7BB-20-3.

Tomando como referência os dados oriundos do transdutor 7BB-20-3 foram treinadas 4 redes neurais com intuito de aprimorar a classificação das duas falhas estudadas. Sendo assim, aplicou-se 5, 10, 20 e 30 neurônios na camada intermediária para seu treinamento, considerando, respectivamente os parâmetros cromáticos e de análise de componentes principais oriundos dos sinais do transdutor 7BB-20-3.

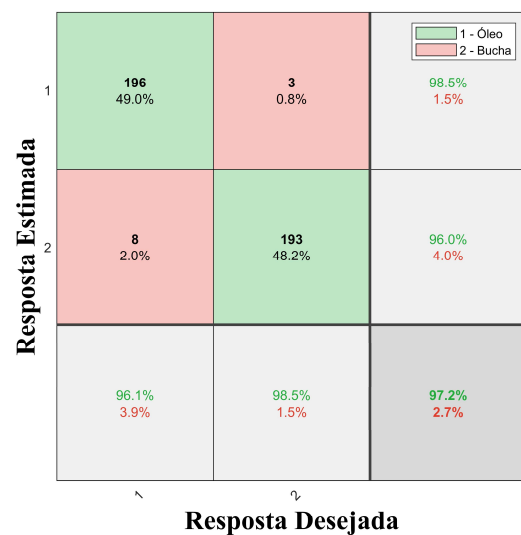
Na Figura 27 são ilustradas as matrizes de confusão dos dados de teste para cada topologia de rede criada. Os dados de teste se deram em 30% dos dados coletados do respectivo transdutor piezelétrico.

Observa-se, pela análise da matriz confusão que, quando as entradas são parâmetros cromáticos a taxa de acerto da rede foi de 98,5%, 97,2%, 98,8% e 97,5% para, respectivamente, topologias com 5, 10, 20 e 30 neurônios na camada escondida. Os falsos diagnósticos, ou seja, quando o sistema inteligente estimou um tipo de falha e, na verdade, era outra, variou de 5 a 10 casos.

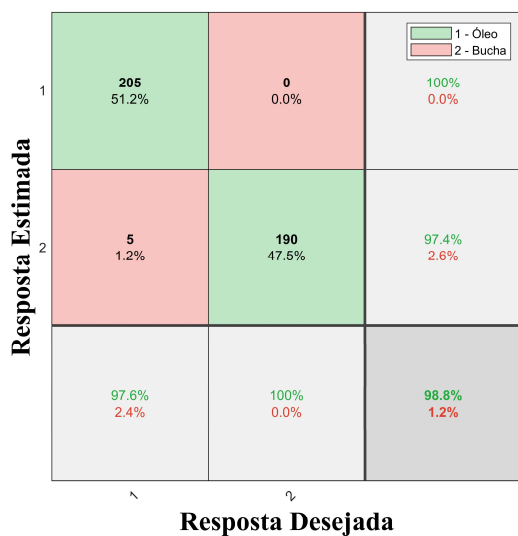
Figura 27 – Matriz confusão para parâmetros cromáticos de entrada com rede treinada com (a) 5, (b) 10, (c) 20 e (d) 30 neurônios e dados de testes oriundos do transdutor 7BB-20-3.



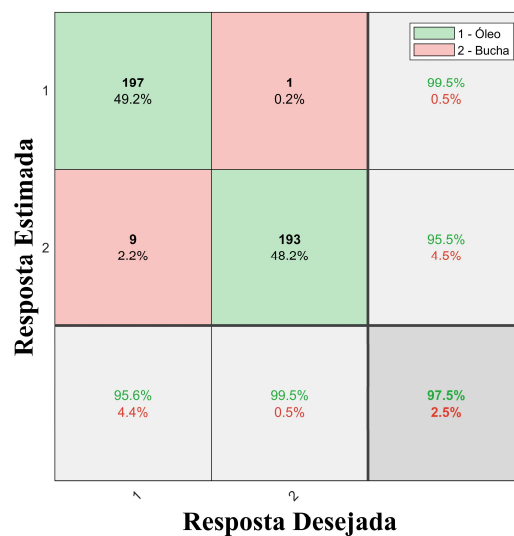
(a)



(b)



(c)

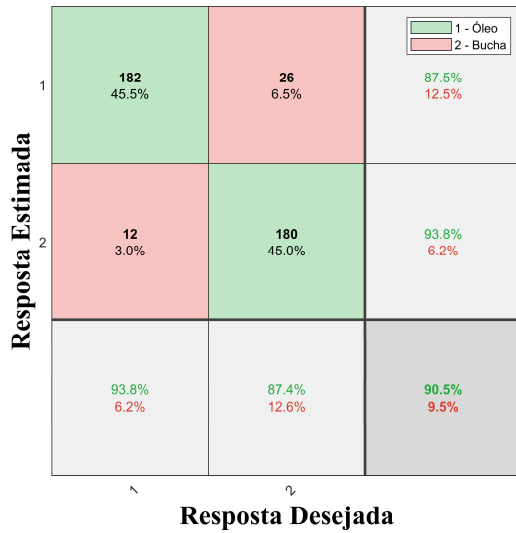


(d)

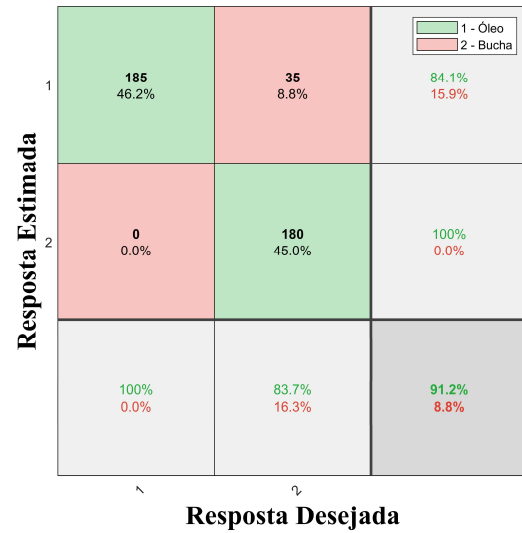
Fonte: Elaborado pelo autor.

Já para as entradas de análise de componentes principais (Figura 28), a taxa de acerto da rede foi menor. Os valores foram de 90,5%, 91,2%, 97,2% e 98,8% para, respectivamente, topologias com 5, 10, 20 e 30 neurônios na camada escondida. Os falsos diagnósticos, ou seja, quando o sistema inteligente estimou um tipo de falha e, na verdade, era outra, variou de 5 a 38 casos. Tal resultado pode ser consequência do desvio padrão apresentado para a falha no isolador que, conforme a Tabela 5, possuiu o maior valor (0,2051).

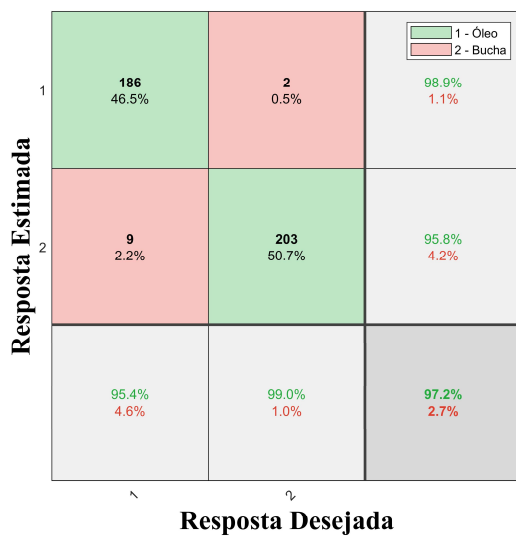
Figura 28 – Matriz confusão para parâmetros de componentes principais de entrada com rede treinada com (a) 5, (b) 10, (c) 20 e (d) 30 neurônios e dados de testes oriundos do transdutor 7BB-20-3.



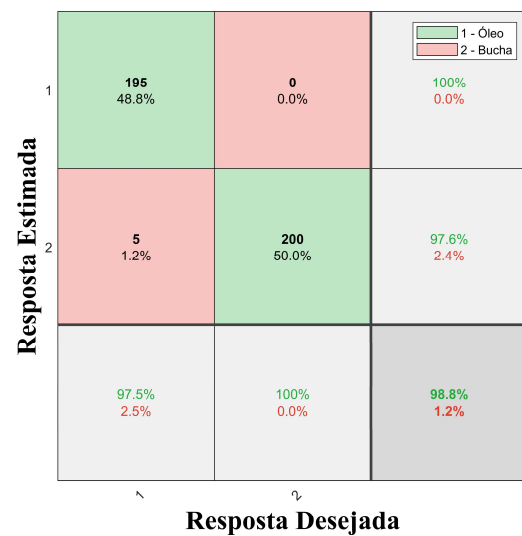
(a)



(b)



(c)



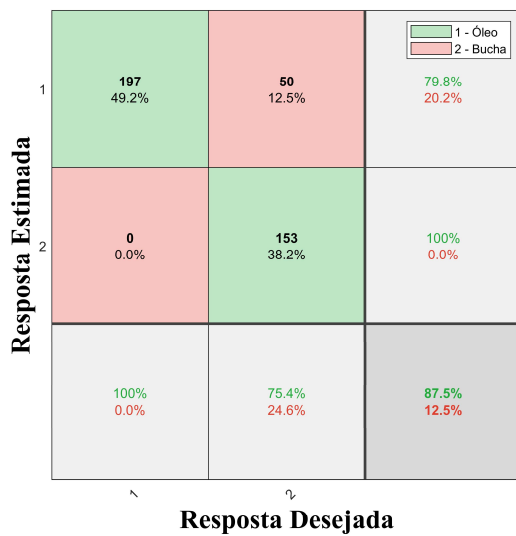
(d)

Fonte: Elaborado pelo autor.

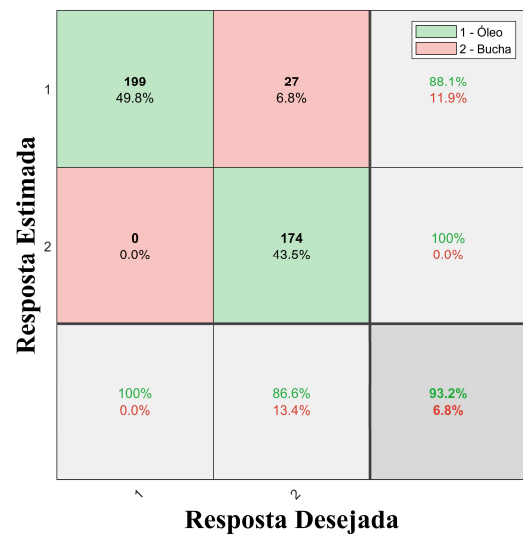
Para se avaliar a capacidade do compensador neural para a classificação de falhas, os dados de treinamento foram gerados por sinais do transdutor 7BB-20-3 e, em seguida, foram

aplicados parâmetros de entradas oriundos do transdutor PIC255-000041371. Nas Figuras a seguir são apresentados os resultados referentes aos parâmetros cromático e análise de componentes principais para as mesmas topologias de rede neural.

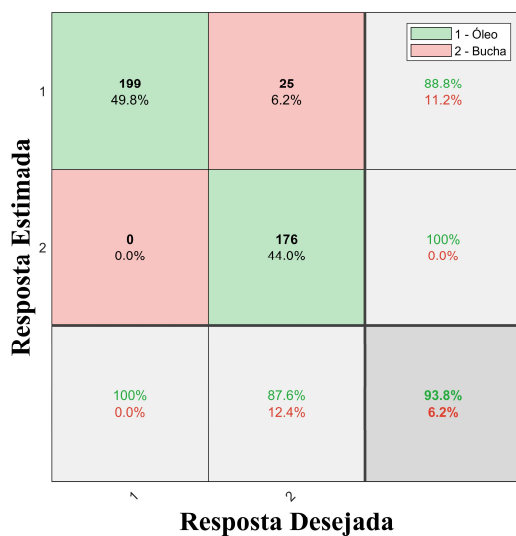
Figura 29 – Matriz confusão para parâmetros cromáticos de entrada com rede treinada com (a) 5, (b) 10, (c) 20 e (d) 30 neurônios e dados de testes oriundos do transdutor PIC255-000041371.



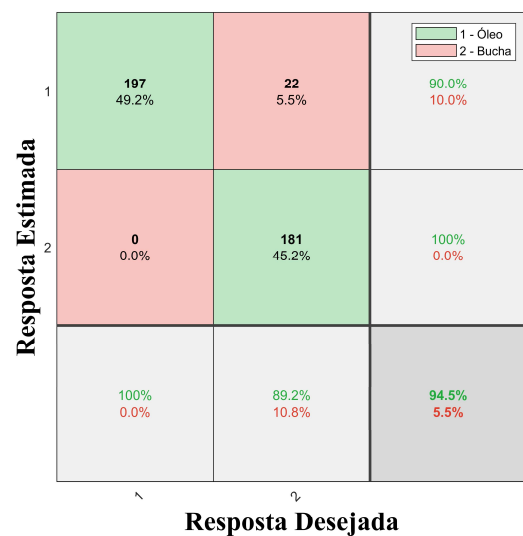
(a)



(b)



(c)



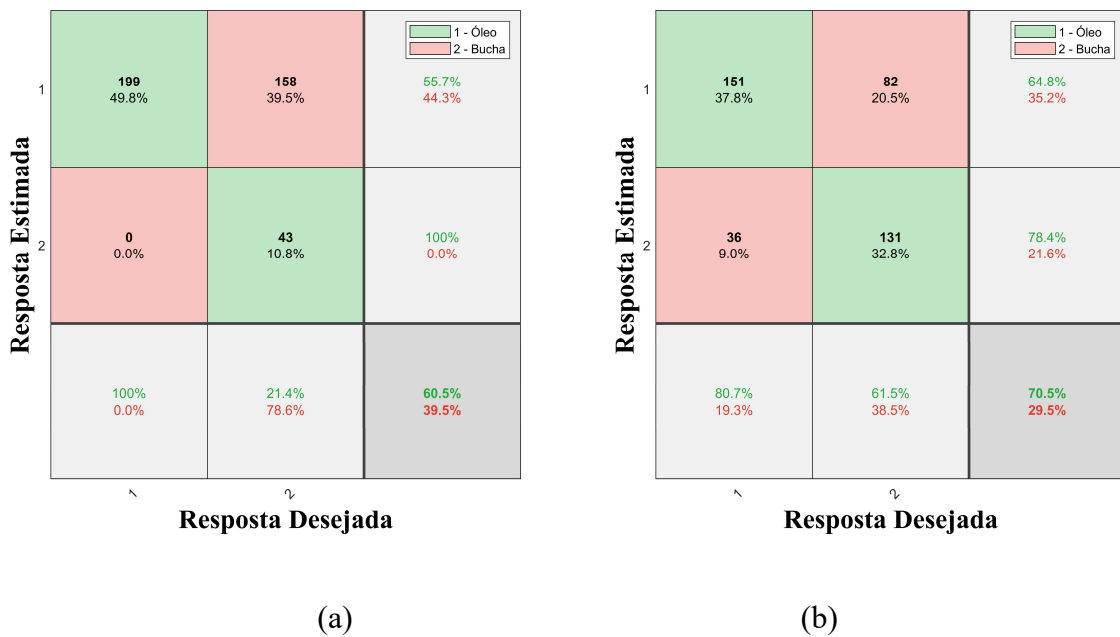
(d)

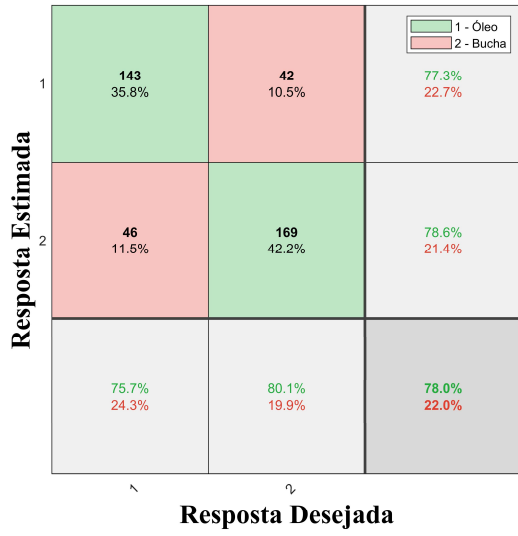
Fonte: Elaborado pelo autor.

Para as entradas referentes à técnica cromática os valores de acerto foram de 87,5%, 93,2%, 93,8% e 94,5% para, respectivamente, topologias com 5, 10, 20 e 30 neurônios na camada escondida. Esse resultado atesta que, para esses dados de treinamento e considerando os dois transdutores estudados, existe independência de classificação na variação de temperatura como também no transdutor aplicado. Isso pode ser vantajoso em aplicações práticas uma vez que o sistema pode funcionar com mais de uma topologia de transdutor.

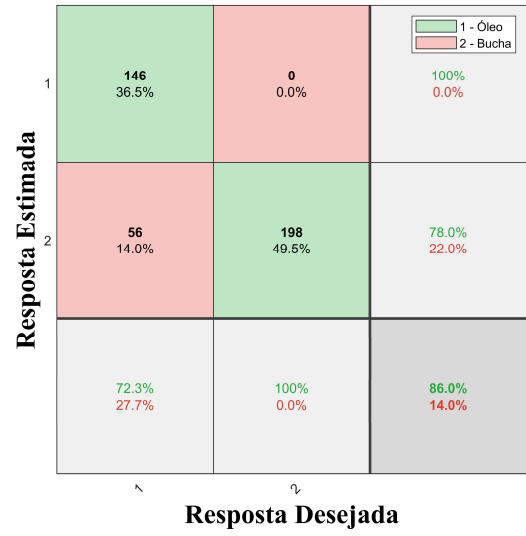
Para as entradas referentes à análise de componentes principais a taxa de acerto foi menor em relação aos outros casos apresentando 60,5 %, 70,5%, 78% e 86% para, respectivamente, topologias com 5, 10, 20 e 30 neurônios na camada escondida.

Figura 30 – Matriz confusão para parâmetros de componentes principais de entrada com rede treinada com (a) 5, (b) 10, (c) 20 e (d) 30 neurônios e dados de testes oriundos do transdutor PIC255-000041371.





(c)



(d)

Fonte: Elaborado pelo autor.

## CAPÍTULO VII – CONCLUSÃO

Sistemas de monitoramento de transformadores de potência são responsáveis pelo aprimoramento da segurança operacional da máquina elétrica. Contribuem com a diminuição de custos com manutenções bem como asseguram os índices de qualidade de energia elétrica. Baseado nessa problemática, existem inúmeras técnicas de diagnóstico de falhas em transformadores tais como UHF, análise de gases-chave, análise de corrente elétrica, dentre outras. Uma das mais promissoras é a técnica da emissão acústica que tem como objetivo captar ondas de som ou ultrassom emitidas pelas falhas com o intuito de se identificar ou mesmo localizar descargas parciais, curtos-circuitos etc.

Embora eficaz, muitos são os desafios científicos e tecnológicos, principalmente devido ao efeito da temperatura nos transdutores piezelétricos, que faz com que a resposta em frequência dos transdutores se altere com essa variável física. Portanto, essa dissertação teve como objetivo realizar um estudo comparativo e avaliar técnicas de processamento digital de sinais para se realizar a caracterização e a compensação do efeito da temperatura na classificação de duas falhas: as descargas parciais em isoladores e descargas totais entre espiras. Dois transdutores foram utilizados: o PIC255-000041371 e o 7BB-20-3. O transformador foi colocado sob três condições de operação que produziram três diferentes temperaturas. Além disso a temperatura externa foi variada em dois valores.

Os resultados obtidos permitiram a caracterização do efeito da temperatura em cada sensor por meio do espectro de frequências estudados. Além disso, duas técnicas de processamento de sinais, tradicionalmente utilizadas na literatura para a classificação de falhas em transformadores foram aplicadas para se diferenciar as falhas aqui estudadas. Verificou-se por meio desse trabalho que ambas as técnicas foram eficazes em realizar a classificação das falhas para o transdutor PIC255-000041371. Entretanto, as mesmas não foram plenamente eficazes para o transdutor 7BB-20-3. Isso se dá devido ao fato de que a temperatura a qual o

sensor é exposto durante o experimento, atinge sua temperatura de Curie, afetando dessa forma a aquisição dos dados que é realizada após essa exposição. A exposição do sensor a essa temperatura é válida devido ao fato de ser uma temperatura facilmente encontrada em transformadores durante seu funcionamento em sobretensão, afetando dessa forma diretamente a aplicabilidade prática desse tipo de monitoramento em ambientes não controlados.

Nos métodos de análise de sinais propostos durante o estudo, pode-se observar o comportamento dos sensores de acordo com a variação de temperatura e através na análise desse comportamento, é possível verificar que para ambos os métodos da técnica cromática e técnica de análise de componentes principais os dados, quando posicionados no plano, tendem a dispersar com o aumento da temperatura, fazendo com que a classificação das descargas para falhas com perfil acústico mais próximas seja dificultada.

Através dos resultados obtidos, foi então possível constatar que o transdutor PIC255-000041371 apresentou melhor comportamento em sua resposta em frequência para a variação dos parâmetros de temperatura e simultaneamente apresenta uma faixa de operação satisfatória para a aquisição dos sinais acústicos das descargas analisadas no estudo. Dessa forma, pode-se afirmar que o transdutor analisado apresenta desempenho superior para a análise acústica aplicada durante o estudo.

A partir deste contexto uma rede neural foi treinada com objetivo de compensar as técnicas tradicionais e, assim, melhorar a resposta do transdutor para sistemas de classificação. Portanto, as abordagens desenvolvidas e apresentadas nesse trabalho contribuem para o melhor entendimento da dinâmica entre os algoritmos de classificação que a literatura apresenta e a classificação das falhas. Sendo assim, este estudo pode contribuir para a expansão da técnica da emissão acústica no diagnóstico e monitoramento de falhas de transformadores em aplicações práticas, onde a temperatura varia tanto com a condição de operação do transformador como o próprio meio.

Para trabalhos futuros é desejável a investigação de novas métricas de sinais e outros tipos de falhas que acometem o transformador. A análise matemática do efeito da temperatura nesse tipo de sistema também se torna factível. Além disso, os resultados aqui encontrados indicam que o estudo da temperatura é extremamente importante pois houve significativa influência na classificação de duas falhas com características díspares ao transformador. Portanto, também torna-se factível o estudo da diferenciação de falhas com características semelhantes como , por exemplo, descargas totais entre pontos do enrolamento, entre ponto do enrolamento e carcaça do transformador, descargas parciais superficiais, em vacúolos, dentre outras falhas.

## Referências

- AKASHAH, N. A. et al. A review: Partial discharge detection using acoustic sensor on high voltage transformer. In: Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2020. p. 012004.
- ALBARRACÍN-SÁNCHEZ, Ricardo et al. Separation of partial discharge sources measured in the high-frequency range with HFCT sensors using PRPD-teff patterns. Sensors, v. 20, p. 1-18, 2020.
- ARDILA-REY, Jorge Alfredo et al. A comparison of inductive sensors in the characterization of partial discharges and electrical noise using the chromatic technique. Sensors, v. 18, n. 4, p. 1021, 2018.
- ARDILA-REY, Jorge Alfredo et al. Separation techniques of partial discharges and electrical noise sources: A review of recent progress. IEEE Access, v. 8, p. 199449-199461, 2020.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS - ABNT, NBR 5356 - Parte 7: Guia de carregamento para transformadores imersos em líquido isolante, 2007.
- BALBINOT, Alexandre; BRUSAMARELLO, Valner João. Instrumentação e fundamentos de medidas—vol. 1. Rio De, 2010.
- BAPTISTA, Fabricio G. et al. An experimental study on the effect of temperature on piezoelectric sensors for impedance-based structural health monitoring. Sensors, v. 14, n. 1, p. 1208-1227, 2014.
- BERLINCOURT, Don A. et al. Piezoelectric and piezomagnetic materials and their function in transducers. Physical Acoustics: Principles and Methods, v. 1, n. Part A, p. 169-270, 1964.
- BESHARATIFARD, Hamidreza et al. Detection and analysis of partial discharges in oil-immersed power transformers using low-cost acoustic sensors. Applied Sciences, v. 12, n. 6, p. 3010, 2022.
- CAMPOS, Fernando de Souza et al. Feature extraction approach insensitive to temperature variations for impedance-based structural health monitoring. IET Science, Measurement & Technology, v. 13, n. 4, p. 536-543, 2019.
- CASTRO, Bruno Albuquerque et al. A comparative analysis applied to the partial discharges identification in dry-type transformers by hall and acoustic emission sensors. Sensors, v. 22, n. 5, p. 1716, 2022.
- CASTRO, Bruno Albuquerque et al. Assessment of macro fiber composite sensors for measurement of acoustic partial discharge signals in power transformers. IEEE Sensors Journal, v. 17, n. 18, p. 6090-6099, 2017.
- CASTRO, Bruno Albuquerque et al. New Algorithm Applied to Transformers' Failures Detection Based on Karhunen-Loève Transform. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023.

DUVAL, Michel. A review of faults detectable by gas-in-oil analysis in transformers. IEEE electrical Insulation magazine, v. 18, n. 3, p. 8-17, 2002.

FUHR, J.; ASCHWANDEN, T. Identification and localization of PD-sources in power-transformers and power-generators. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, v. 24, no 1, pp. 17-30, 2017.

GRANATO, Daniel et al. Use of principal component analysis (PCA) and hierarchical cluster analysis (HCA) for multivariate association between bioactive compounds and functional properties in foods: A critical perspective. Trends in Food Science & Technology, v. 72, p. 83-90, 2018.

HAGHJOO, Farhad; MOSTAFAEI, Mohsen; MOHAMMADI, Hasan. A new leakage flux-based technique for turn-to-turn fault protection and faulty region identification in transformers. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 33, n. 2, p. 671-679, 2017.

HARBAJI, Mustafa; SHABAN, Khaled; EL-HAG, Ayman. Classification of common partial discharge types in oil-paper insulation system using acoustic signals. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, v. 22, n. 3, p. 1674-1683, 2015.

HAYKIN, Simon. Redes neurais: princípios e prática. Bookman Editora, 2001.

JIANG, Jun et al. Partial discharge detection and diagnosis of transformer bushing based on UHF method. IEEE Sensors Journal, v. 21, n. 15, p. 16798-16806, 2021.

IEC60270 et al. High-voltage test techniques: partial discharge measurements. IEC-60270, p. 13-31, 2000.

KANAKAMBARAN, Srijith; SARATHI, R.; SRINIVASAN, Balaji. Robust classification of partial discharges in transformer insulation based on acoustic emissions detected using fiber Bragg gratings. IEEE Sensors Journal, v. 18, n. 24, p. 10018-10027, 2018.

KOLTUNOWICZ, Wojciech et al. Increased operation reliability of HV apparatus through PD monitoring. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, v. 23, n. 3, p. 1347-1354, 2016.

KUMAR, Abhishek; BHALJA, Bhavesh R.; KUMBHAR, Ganesh B. Approach for identification of inter-turn fault location in transformer windings using sweep frequency response analysis. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 37, n. 3, p. 1539-1548, 2021.

MEITEI, Sorokhaibam Nilakanta; BORAH, Kunal; CHATTERJEE, Saibal. FEM based 3D modelling of partial discharge detection and localization in an oil-filled power transformer using piezoelectric acoustic sensor. TM-Technisches Messen, v. 87, n. 9, p. 586-596, 2020.

Meitzler, A. H. et al. IEEE standard on piezoelectricity: An American national standard. New York: IEEE-ANSI, 1987. 66 p. (Std, 176.).

MENG, Yanfang; CHEN, Genqiang; HUANG, Maoyong. Piezoelectric materials: properties, advancements, and design strategies for high-temperature applications. Nanomaterials, v. 12, n. 7, p. 1171, 2022.

MURATA. Murata manufacturing Co. Ltd. Catálogo de produtos. Disponível em: <<http://www.murata.com/>>, acessado em 18 de outubro de 2022.

MURUGAN, R.; RAMASAMY, R. Understanding the power transformer component failures for health index-based maintenance planning in electric utilities. *Engineering Failure Analysis*, v. 96, p. 274-288, 2019.

OPPENHEIN, A.V.; VERGHESE, C. *Signals, Systems & Inference*. 1ª ed. Hoboken: Pearson, 2017.

PIEZO TECHNOLOGY. PI Ceramics Co. Ltd. Piezoelectric Ceramic Products - Fundamentals, characteristics and applications. Disponível em: <[https://static.piceramic.com/fileadmin/user\\_upload/pi\\_ceramic/files/catalog\\_CAT/PI\\_CAT125E\\_R3\\_Piezoelectric\\_Ceramic\\_Products.pdf](https://static.piceramic.com/fileadmin/user_upload/pi_ceramic/files/catalog_CAT/PI_CAT125E_R3_Piezoelectric_Ceramic_Products.pdf)>, acessado em 12 de novembro de 2022.

RATHOD, Viral B.; KUMBHAR, Ganesh B.; BHALJA, Bhavesh R. Partial discharge detection and localization in power transformers based on acoustic emission: Theory, methods, and recent trends. *IETE Technical Review*, v. 39, n. 3, p. 540-552, 2022.

SANTOS, Vitor Vecina dos et al. An application of wavelet analysis to assess partial discharge evolution by acoustic emission sensor. *Engineering Proceedings*, v. 2, n. 1, p. 33, 2020.

SIKORSKI, Wojciech. Development of acoustic emission sensor optimized for partial discharge monitoring in power transformers. *Sensors*, v. 19, n. 8, p. 1865, 2019.

SILVA, Ivan Nunes; SPATTI, Danilo Hernane; FLAUZINO, Rogério Andrade. *Redes Neurais Artificiais para engenharia e ciências aplicadas curso prático*. São Paulo: Artliber, 2010.

WANG, Dansheng et al. Electromechanical impedance analysis on piezoelectric smart beam with a crack based on spectral element method. *Mathematical Problems in Engineering*, v. 2015, 2015..

WANG, Zijun et al. Image processing based quantitative damage evaluation in composites with long pulse thermography. *Ndt & E International*, v. 99, p. 93-104, 2018.

WOON, Wei Lee; EL-HAG, Ayman; HARBAJI, Mustafa. Machine learning techniques for robust classification of partial discharges in oil-paper insulation systems. *IET Science, Measurement & Technology*, v. 10, n. 3, p. 221-227, 2016.

ZHANG, J. et al. Chromatic classification of RF signals produced by electrical discharges in HV transformers. *IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution*, v. 152, n. 5, p. 629-634, 2005.