

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA E TECNOLOGIA DA COMPUTAÇÃO - *CAMPUS* ITABIRA

Detecção de Faltas de Alta Impedância em Sistemas de Distribuição Utilizando Transformada Wavelet e Modelos de Aprendizado de Máquina

WELLINGTON CARLOS BARBOSA

Itabira - MG

19 de abril de 2025



UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA E TECNOLOGIA DA COMPUTAÇÃO - *CAMPUS* ITABIRA

WELLINGTON CARLOS BARBOSA

Detecção de Faltas de Alta Impedância em Sistemas de Distribuição Utilizando Transformada Wavelet e Modelos de Aprendizado de Máquina

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia da Computação como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Ciência e Tecnologia da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Sandro Carvalho Izidoro
Coorientador: Prof. Dr. Aurélio Luiz Magalhães Coelho, Prof. Dr. Ivan Paulo de Faria

Itabira - MG

19 de abril de 2025

WELLINGTON CARLOS BARBOSA

Detecção de Faltas de Alta Impedância em Sistemas de Distribuição Utilizando Transformada Wavelet e Modelos de Aprendizado de Máquina

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia da Computação como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Ciência e Tecnologia da Computação.

Prof. Dr. Sandro Carvalho Izidoro
Orientador

Prof. Dr. Aurélio Luiz Magalhães Coelho

Prof. Dr. Ivan Paulo de Faria

Prof. Dr. Rodrigo Aparecido Da Silva Braga

Prof. Dr. Luiz Eduardo Da Silva

Itabira - MG

19 de abril de 2025

Resumo

A identificação de faltas de alta impedância é um tema recorrente na literatura, em vista da importância da energia elétrica no modo de vida moderno e os transtornos causados por sua falta. As faltas de alta impedância são defeitos de complexa identificação, possuindo peculiaridades e características que facilmente podem ser confundidas com uma simples alteração de carga nos sistemas elétricos. Métodos convencionais, como aqueles utilizados nos relés de proteção, podem apresentar erros na identificação das faltas de alta impedância e protelar o restabelecimento do sistema. Os problemas relacionados à demora na identificação podem ser tanto de ordem econômica quanto de segurança a seres vivos. Dessa forma, considerando a evolução dos métodos computacionais, e a sua contribuição para a resolução dos problemas em diversas áreas, o objetivo deste trabalho é empregar esses métodos para identificação da falta de alta impedância. Para isso, foram utilizados algoritmos de aprendizado de máquina combinados com a *Continuous Wavelet Transform* (CWT) para analisar sinais elétricos simulados em sistemas IEEE de 13 e 34 barras. Os resultados obtidos demonstraram melhoria na acurácia e precisão da detecção de faltas em comparação aos métodos existentes na literatura, validando a eficácia da abordagem proposta.

Palavras-chaves: *Faltas de Alta Impedância*, *Identificação*, *Relés de Proteção*, *Métodos Computacionais*, *Inteligência Artificial*.

Abstract

The identification of high-impedance faults is a recurring topic in the literature, given the importance of electric power in modern life and the disruptions caused by its absence. High-impedance faults are difficult to identify, presenting peculiarities and characteristics that can easily be mistaken for simple load variations in electrical systems. Conventional methods, such as those used in protection relays, may fail to correctly identify high-impedance faults, delaying system restoration. The problems associated with delayed identification can have both economic impacts and pose safety risks to living beings. Therefore, considering the advancements in computational methods and their contributions to solving problems across various fields, the objective of this work is to apply these methods to the identification of high-impedance faults. To achieve this, machine learning algorithms were employed in combination with the Continuous Wavelet Transform (CWT) to analyze simulated electrical signals in IEEE 13-bus and 34-bus systems. The results showed improvements in the accuracy and precision of fault detection compared to existing methods in the literature, validating the effectiveness of the proposed approach.

Keywords: *High Impedance Faults*, *Identification*, *Protection relays*, *Computational methods*, *Artificial Intelligence*.

Lista de abreviaturas e siglas

ACC	*Accuracy*
ADDT	*Advanced Distortion Detection Technique*
AMKELM	*Adaptive Multi-Kernel Extreme Learning Machine*
ANEEL	*Agência Nacional de Energia Elétrica*
AQWT	*Adjustable Q-Factor Wavelet Transform*
AUC	*Area Under the ROC Curve*
AVG	*Adaptive Vector Quantization*
CA	*Corrente Alternada*
CCF	*Cross-Country Fault*
CNN	*Convolutional Neural Network*
CWT	*Continuous Wavelet Transform*
DEC	*Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora*
DTCWT	*Dual-Tree Complex Wavelet Transform*
DWT	*Discrete Wavelet Transform*
DG	*Distributed Generation*
DSO	*Distribution System Operator*
DT	*Decision Tree*
ECG	*Eletrocardiograma*
EEG	*Eletroencefalograma*
EFUNN	*Evolving Fuzzy Neural Network*
EMD	*Empirical Modal Decomposition*
FAI	*Falta de Alta Impedância*
FEC	*Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora*

FIS	*Fuzzy Inference Systems*
FP	*False Positive*
FN	*False Negative*
HT	*Hermite Transform*
IA	*Inteligência Artificial*
IEEE	*Institute of Electrical and Electronics Engineers*
KNN	*K-nearest neighbors*
LR	*Logistic Regression*
LVQ	*Learning Vector Quantization*
ML	*Machine Learning*
MLP	*MultiLayer Perceptrons*
MRSSVM	*Multilevel Random Search Support Vector Machine*
MSE	*Mean Square Error*
PCA	*Principal Component Analysis*
PES	*Power Engineering Society*
PREC	*Precisão*
PRODIST	*Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional*
RE	*Recall*
RF	*Random Forest*
RNA	*Redes Neurais Artificiais*
ROC	*Receiver Operating Characteristic*
RS	*Random Subspace*
RSL	*Revisão Sistemática de Literatura*
RTDS	*Real Time Digital Simulator*
STFT	*Short-Time Fourier Transform*

SVM	*Support Vector Machine*
TF	*Transformada de Fourier*
TP	*True Positive*
TN	*True Negative*
WP	*Wavelet-Packet*
WT	*Wavelet Transform*
WAP	*Wide Area Protection*

Sumário

Sumário 8

1 INTRODUÇÃO 10
1.1 Objetivo 12
1.1.1 Objetivos Específicos 12
1.2 Organização do Texto 13

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA 14
2.1 Faltas em Sistemas Elétricos de Distribuição 14
2.2 Sistemas Elétricos Testes 15
2.3 Transformadas de Fourier, Wavelet, Hermite, Tunable Q-Wavelet, Mexican Hat e Morlet 16
2.4 Métodos Tradicionais de Detecção e Localização de Faltas 21
2.5 Inteligência Artificial e Machine Learning 21
2.6 Trabalhos Relacionados 23

3 METODOLOGIA 33
3.1 Pré-processamento 33
3.2 Processamento de Dados 36
3.3 Avaliação dos Resultados 37

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO 45
4.1 Resultados relacionados ao trabalho de Silva et al. (2020) 46
4.2 Resultados relacionados ao trabalho de Guillen et al. (2022) 50
4.3 Resultados relacionados ao trabalho de Swarna et al. (2022) 52

5 CONCLUSÃO 54
5.1 Trabalhos Futuros 54

REFERÊNCIAS 56

APÊNDICES 61

APÊNDICE A – REVISÃO SISTEMÁTICA DE LITERATURA . . . 62
A.1 Revisão Sistemática de Literatura - RSL 62

APÊNDICE B – PARÂMETROS DOS ALGORITMOS 80

B.1 KNN 80
B.2 MLP 81
B.3 RF 81
B.4 SVM 82
B.5 TREE 83

APÊNDICE C – REPRODUÇÃO DAS SIMULAÇÕES 84
C.1 Introdução 84
C.2 Configuração do Ambiente de Simulação 84
C.3 Modelos de Sistemas Elétricos 84
C.4 Geração de Dados de Faltas 85

1 Introdução

A energia elétrica desempenha um papel essencial na sociedade moderna, sustentando atividades cotidianas e industriais em todo o mundo. No entanto, a continuidade e a confiabilidade do fornecimento de energia elétrica podem ser comprometidas por diferentes tipos de falhas em sistemas de distribuição. Entre essas falhas, destacam-se as Faltas de Alta Impedância (FAI's), que apresentam desafios significativos de detecção devido à sua natureza peculiar e complexa. As FAI's ocorrem quando um condutor de alta tensão entra em contato com superfícies de alta resistência, como asfalto, concreto, areia ou árvores, sem provocar um aumento expressivo na corrente elétrica. Isso dificulta a identificação por sistemas de proteção convencionais, como relés de sobrecorrente (GHADERI; III; MOHAMMADPOUR, 2017).

As causas mais comuns de FAI's incluem o rompimento de condutores ou o contato com materiais que oferecem alta resistência ao fluxo de corrente elétrica. As consequências dessas faltas são graves, tanto do ponto de vista econômico quanto da segurança pública. No que se refere aos impactos econômicos, as concessionárias de energia enfrentam desafios relacionados à queda na qualidade do fornecimento e ao aumento do tempo de interrupção do serviço. No Brasil, os índices de qualidade são definidos pelos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica– Módulo 8, que trata da qualidade do fornecimento da energia elétrica (ANEEL, 2022). Esses fatores são medidos por índices regulatórios, como o DEC (Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora) e o FEC (Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora), que, quando ultrapassados, resultam em penalidades e multas às concessionárias (ANEEL, 2022). Além disso, a detecção tardia dessas faltas prolonga a interrupção do fornecimento de energia, causando prejuízos financeiros consideráveis (GOMES; OZANSOY, 2021).

Do ponto de vista da segurança, as FAI's representam um risco iminente para a vida humana e animal. Devido à natureza das faltas, os condutores energizados podem permanecer em contato com superfícies por longos períodos, expondo pessoas e animais a riscos de choque elétrico, queimaduras ou até morte. Ademais, as FAI's podem resultar em arcos elétricos, elevando o risco de incêndios em áreas próximas à falta (EMANUEL et al., 1990).

Tradicionalmente, a identificação de faltas em sistemas de distribuição elétrica é realizada por meio de relés de proteção convencionais, que monitoram a corrente, a tensão, e suas derivações, dos trechos que são designados a proteger dado sistema em caso de anomalias. Esses dispositivos são eficazes na detecção de faltas de baixa impedância, como curto-circuitos, que geram um aumento substancial na corrente (SAADAT, 1999).

Os métodos convencionais de detecção de faltas podem ser categorizados em três grupos principais (mas não restrito aos mesmos): baseados em corrente, tensão e em impedância (GHADERI; III; MOHAMMADPOUR, 2017).

Os métodos baseados em corrente utilizam principalmente relés de sobrecorrente, que operam quando a magnitude da corrente excede um limiar predefinido. Esses relés podem ser instantâneos ou temporizados, permitindo uma coordenação entre dispositivos de proteção em diferentes pontos do sistema (OVERBYE et al., 2004). No entanto, para a FAI, onde o aumento da corrente é mínimo, esses relés frequentemente falham na detecção.

Os métodos baseados em tensão, monitoram as quedas de tensão no sistema. Durante uma falta, a tensão no ponto de falha e nas proximidades tende a diminuir. Relés de subtensão são utilizados para detectar essas variações. Contudo, em FAI, a queda de tensão pode ser insuficiente para acionar esses dispositivos, especialmente em pontos distantes da falha (DUGAN et al., 2002).

Já os métodos baseados em impedância calculam a impedância aparente vista pelo relé e comparam com zonas de proteção predefinidas. Esses métodos são comumente aplicados em linhas de transmissão, mas sua eficácia em sistemas de distribuição com FAI é limitada devido à natureza variável da impedância de falta (KERSTING, 2001).

A eficácia desses métodos tradicionais na detecção de FAI é significativamente limitada devido à baixa magnitude da corrente associada a essas falhas, que muitas vezes não é suficiente para disparar os dispositivos de proteção. Estudos mostram que a sensibilidade dos relés convencionais para FAI é geralmente inferior a 20%, o que significa que, mais de 80% das FAI's podem passar despercebidas (SEDIGHI; HAGHIFAM; MALIK, 2005). Além disso, a acurácia na localização da falta é comprometida, com erros que podem chegar a centenas de metros em sistemas de distribuição (RAMOS et al., 2020).

Consequentemente, os métodos tradicionais apresentam tempos de resposta elevados e uma baixa acurácia na identificação de FAI, aumentando os riscos e os custos associados (BHANDIA et al., 2020). A incapacidade de detectar rapidamente a FAI não apenas prolonga o tempo de interrupção do serviço, mas também aumenta significativamente os riscos de segurança para o público e os trabalhadores do setor elétrico (GOMES; OZANSOY, 2021).

Além disso, os métodos convencionais enfrentam desafios adicionais em redes de distribuição modernas, que incluem a integração de fontes de energia renovável e sistemas de armazenamento distribuídos. Essas novas configurações alteram os padrões de fluxo de potência e as características de falta, tornando ainda mais complexa a tarefa de detecção e localização de FAI (LUCAS et al., 2020).

A baixa eficácia dos métodos tradicionais tem motivado pesquisas intensivas em técnicas mais avançadas. Por exemplo, abordagens baseadas em análise harmônica e de-

tecção de arco elétrico têm sido propostas como complementos aos métodos convencionais. Estas técnicas exploram as características únicas das FAI's, como a presença de componentes harmônicos de alta frequência e a natureza intermitente do arco elétrico (LAZKANO et al., 2000). No entanto, mesmo essas abordagens melhoradas ainda enfrentam desafios em termos de confiabilidade e generalização para diferentes tipos de sistemas de distribuição.

Em resposta a essas limitações, surgiram métodos computacionais que combinam técnicas de processamento de sinais, como a *Wavelet Transform* (WT), com algoritmos de aprendizado de máquina, incluindo Redes Neurais Artificiais (RNA), *Random Forest* (RF) e *Support Vector Machine* (SVM). Essas abordagens computacionais têm mostrado potencial para melhorar a precisão e a eficiência na detecção de FAI, por meio da análise detalhada dos sinais elétricos e da extração de padrões complexos associados às faltas (SILVA et al., 2020). Ao permitir que os sistemas aprendam com dados históricos e emulem decisões humanas em tempo real, esses métodos prometem uma identificação mais rápida e precisa, contribuindo para a redução de prejuízos financeiros e riscos à segurança.

Já em (SWARNA et al., 2022), foi apresentado uma técnica que também utiliza modelos computacionais. Foi utilizado um método para a detecção e discriminação de FAI em redes de distribuição integradas com sistemas fotovoltaicos, utilizando um classificador baseado em RS e KNN. O estudo combinou a DWT (Discrete Wavelet Transform) para extração de características com o treinamento de classificadores em condições que incluem variações de irradiância solar em tempo real e adição de ruído aos dados de entrada. Este trabalho reforça a relevância de abordagens inteligentes para a proteção de sistemas elétricos, especialmente em redes de distribuição cada vez mais integradas a fontes renováveis e sistemas mais complexos.

1.1 Objetivo

Este trabalho tem como objetivo geral desenvolver e implementar métodos computacionais avançados para a detecção de FAI's em sistemas de distribuição de energia elétrica, visando aumentar a eficiência e precisão na identificação dessas faltas em comparação com os métodos tradicionais.

1.1.1 Objetivos Específicos

Para alcançar esse objetivo, foram estabelecidos os seguintes objetivos específicos:

- Realizar a coleta e preparação de dados representativos de FAI's;
- Implementar e adaptar o sistema de Barras do Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos (IEEE) de teste para simular cenários realistas de FAI;

- Desenvolver e aplicar métodos baseados em técnicas de aprendizado de máquina, como RNA, RF e SVM, para a detecção e classificação de FAI;
- Comparar o desempenho dos métodos propostos com abordagens existentes na literatura, utilizando métricas como precisão e sensibilidade;
- Validar a eficácia e eficiência dos métodos propostos através de testes extensivos em diferentes cenários e configurações de rede.

1.2 Organização do Texto

O presente trabalho está organizado em 5 Capítulos.

O Capítulo 1 contextualiza o estudo, delineando o âmbito do trabalho, apresentando a motivação e a justificativa, e definindo o problema a ser investigado, assim como os objetivos propostos. Também descreve a estrutura da dissertação.

O Capítulo 2 descreve a literatura sobre a detecção de faltas de alta impedância e técnicas computacionais. A revisão identifica lacunas no conhecimento e fornece a base teórica para a pesquisa.

O Capítulo 3 explica os métodos usados para simular faltas e aplicar técnicas como RNA e WT. O objetivo é descrever os procedimentos experimentais e ferramentas para replicabilidade.

O Capítulo 4 resume os principais resultados, discute as contribuições do estudo e sugere direções futuras de pesquisa. A conclusão também reflete sobre as implicações práticas da pesquisa.

O Capítulo 5 discorre sobre as principais conclusões da pesquisa realizada e discute perspectivas para novos estudos e investigações que podem ser realizados relacionados às FAI's.

2 Revisão Bibliográfica

Este capítulo tem como objetivo apresentar uma revisão da literatura para o problema das FAI's em sistemas de distribuição de energia elétrica. A revisão bibliográfica é fundamental para contextualizar o tema, explorar as principais contribuições científicas e identificar lacunas que serão abordadas ao longo desta dissertação. A estrutura deste capítulo está organizada em cinco susbseções, sendo elas: as faltas em sistemas elétricos de distribuição; sistemas de barras; Transformadas de Fourier e Wavelet; métodos tradicionais de detecção de falhas e Inteligência Artificial e *Machine Learning* aplicadas à detecção de faltas. Por fim, aborda os métodos computacionais em trabalhos relacionados, explorando as principais contribuições na área.

2.1 Faltas em Sistemas Elétricos de Distribuição

As faltas em sistemas elétricos de distribuição são eventos inevitáveis e impactantes, que afetam a continuidade do fornecimento de energia e podem resultar em riscos tanto econômicos quanto de segurança. As faltas em sistemas de potência são classificadas em dois grupos principais: faltas de baixa impedância e faltas de alta impedância. As Faltas de Baixa Impedância, como curto-circuitos, são caracterizadas pelo aumento expressivo da corrente elétrica e são prontamente detectadas pelos sistemas de proteção convencionais, como relés de sobrecorrente (SEDIGHI; HAGHIFAM; MALIK, 2005). Em contraste, as FAI's apresentam uma corrente de falta baixa, tornando sua detecção mais difícil e desafiadora (LAVANYA; PRABAKARAN; KUMAR, 2022).

As FAI's ocorrem quando um condutor de alta tensão entra em contato com superfícies que possuem alta resistência, como asfalto, concreto ou árvores. Esse tipo de falta não gera o aumento significativo de corrente que caracteriza as faltas de baixa impedância, o que dificulta a identificação por meio de sistemas tradicionais de proteção. A complexidade das FAI's reside no fato de que suas características elétricas são facilmente confundidas com pequenas variações de carga no sistema, resultando em falsos negativos e aumentando o risco de acidentes. Além disso, as FAI's representam riscos à segurança, uma vez que condutores energizados podem permanecer expostos por longos períodos, representando um perigo à vida humana e à integridade das instalações (SEDIGHI; HAGHIFAM; MALIK, 2005).

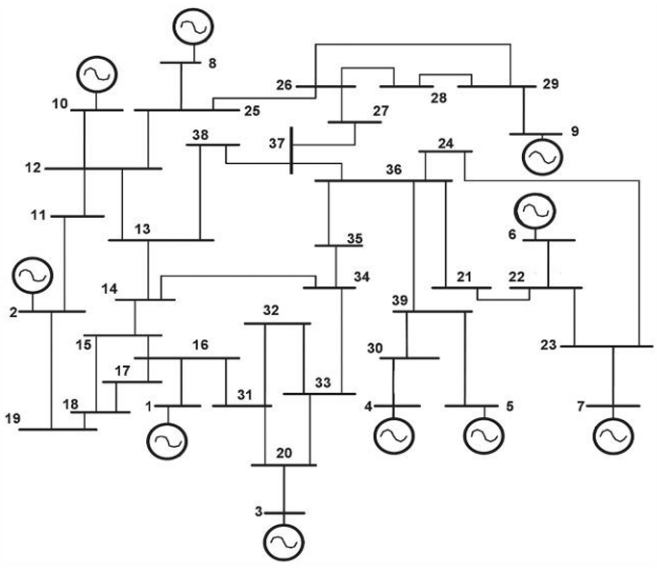
2.2 Sistemas Elétricos Testes

Os sistemas elétricos testes do IEEE, são modelos de referência amplamente utilizados na simulação de problemas elétricos, especialmente para a detecção e análise de faltas. No contexto das FAI's, os sistemas com múltiplas barras fornecem uma maneira simplificada de representar a rede elétrica em cenários simulados, permitindo que seja analisado os impactos das faltas em diferentes pontos da rede (RAMOS et al., 2020). Esses sistemas são compostos por diversos componentes interconectados, como geradores, transformadores, linhas de transmissão e cargas. A simulação nesses sistemas testes permitem a geração de dados de faltas, que podem ser utilizados para treinar algoritmos de detecção de FAI e testar a eficácia de métodos computacionais e de proteção (GOMES; OZANSOY, 2021).

O desenvolvimento dos sistemas de barras da IEEE teve início na década de 1960, em resposta à crescente complexidade dos sistemas elétricos e à necessidade de padronização nos estudos de engenharia elétrica. A *Power Engineering Society* (PES) é uma sociedade da IEEE, que liderou este esforço, estabelecendo grupos de trabalho dedicados à criação e manutenção desses modelos (PES, 1979).

O primeiro conjunto de sistemas de teste foi publicado em 1973, incluindo modelos de 14, 30 e 57 barras. Desde então, novos modelos têm sido continuamente desenvolvidos e atualizados para refletir as mudanças tecnológicas e os desafios emergentes no setor elétrico (CHRISTIE, 2000). Na Figura 1 é demonstrada a representação esquemática de um sistema IEEE 39 barras apresentado no artigo de Sinha et al. (2023).

Figura 1 – Modelo de Sistema Teste de 39 barras do IEEE.



Fonte: Sinha et al. (2023).

Os Sistemas IEEE de 13 e 34 barras são frequentemente usados como modelos de

teste para validar métodos de identificação de faltas em redes de distribuição (RAMOS et al., 2020). Esses sistemas são padronizados e amplamente adotados na comunidade científica, permitindo comparações diretas entre diferentes abordagens e facilitando a replicação de experimentos. Dessa forma, esses sistemas foram utilizados para geração dos eventos de FAI's explorados neste trabalho.

2.3 Transformadas de Fourier, Wavelet, Hermite, Tunable Q-Wavelet, Mexican Hat e Morlet

As transformadas matemáticas são ferramentas poderosas na análise de sinais elétricos, especialmente em problemas de faltas, onde é essencial distinguir entre sinais normais e anômalos. A Transformada de Fourier (TF) é uma técnica clássica que decompõe um sinal no domínio do tempo em suas componentes de frequência, sendo amplamente utilizada para identificar frequências dominantes em um sinal (SEDIGHI; HAGHIFAM; MALIK, 2005). A equação básica da Transformada de Fourier Contínua é dada por (2.1).

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \tag{2.1}$$

Onde:

- $X(f)$: sinal transformado no domínio da frequência;
- $x(t)$: sinal original no domínio do tempo;
- $e^{-j2\pi ft}$: núcleo da Transformada de Fourier.

No entanto, embora a TF seja eficaz para analisar sinais estacionários, ela não consegue fornecer informações sobre variações temporais nas frequências do sinal, tornando-se limitada na detecção de faltas transitórias, como as FAI's (SEDIGHI; HAGHIFAM; MALIK, 2005).

Para superar essa limitação, a Wavelet Transform (WT) foi desenvolvida como uma alternativa mais adequada para sinais não estacionários. A WT decompõe o sinal em componentes de frequência ao longo do tempo, permitindo uma análise multi-resolução. Isso é particularmente útil na detecção de FAI, que envolvem variações de curta duração e baixa amplitude (LUCAS et al., 2020).

A *Continuous Wavelet Transform* (CWT) é representada por (2.2).

$$W_x(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi^* \left(\frac{t-b}{a}\right) dt \tag{2.2}$$

Onde:

- $W_x(a,b)$: coeficiente da Transformada Wavelet;
- a: parâmetro de escala (controle de frequência);
- b: parâmetro de translação (controle temporal);
- ψ^*: complexo conjugado da wavelet-mãe;
- $\frac{1}{\sqrt{|a|}}$: fator de normalização.

A aplicação da WT em sistemas de distribuição elétrica permite a detecção de variações sutis associadas às FAI's, oferecendo uma vantagem sobre a TF em termos de localização temporal das anomalias (LUCAS et al., 2020).

A *Hermite Transform* (HT) é uma técnica ortogonal usada para representar sinais, expandindo-os em termos de polinômios de Hermite. Esta transformada é útil em áreas como compressão de imagens e processamento de sinais, fornecendo uma decomposição eficiente tanto no domínio do espaço quanto no da frequência.

A HT de um sinal $f(x)$ é dada pelo somatório:

$$T_H[f](x) = \sum_{n=0}^{\infty} c_n H_n(x) \tag{2.3}$$

Onde:

- $TH[f](x)$: sinal representado pela série de Hermite;
- c_n: coeficientes da série;
- $H_n(x)$: polinômios de Hermite de ordem n.

$$H_n(x) = (-1)^n e^{x^2} \frac{d^n}{dx^n} \left(e^{-x^2}\right) \tag{2.4}$$

Onde:

- $H_n(x)$: polinômio de Hermite de ordem n;
- $\frac{d^n}{dx^n}$: derivada de ordem n;
- e^{-x^2} e e^{x^2}: funções exponenciais da definição.

Os coeficientes c_n são obtidos pela expressão:

$$c_n = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) H_n(x)\, e^{-x^2}\, dx \tag{2.5}$$

Onde:

- c_n: coeficiente da expansão de Hermite;
- $f(x)$: sinal original;
- $H_n(x)$: polinômio de Hermite;
- e^{-x^2}: função peso da ortogonalidade.

Esta transformada é utilizada em compressão de imagens e análise de sinais biomédicos devido às suas características em cenários ruidosos e à capacidade de capturar padrões hierárquicos (MARTENS, 1990). Além disso, estudos recentes mostram a aplicação da HT em sistemas de reconhecimento de padrões, com o uso de estimadores robustos baseados no princípio L-estimate (WANG; ZHANG, 2015).

A *Adjustable Q-Factor Wavelet Transform* (AQWT) é uma técnica que permite ajustar o fator-Q das ondas utilizadas, tornando-a flexível e adequada para sinais com características oscilatórias variadas (SELESNICK, 2011). Essa transformada tem aplicações importantes em processamento de sinais biomédicos e na análise de distúrbios elétricos, oferecendo uma decomposição precisa em diferentes escalas e frequências.

A AQWT é definida por um banco de filtros com sua reconstrução, permitindo a análise multirresolução dos sinais. Um banco de filtros é um conjunto de filtros digitais projetados para decompor um sinal em diferentes bandas de frequência, possibilitando sua análise em múltiplas resoluções. No caso da AQWT, esse banco de filtros garante a reconstrução do sinal original, sem perda de informação após a decomposição. A parametrização do fator-Q controla a largura de banda em relação à frequência central, o que é particularmente útil para sinais com comportamento oscilatório.

O sinal $f(t)$ pode ser decomposto como:

$$f(t) = \sum_{j} \sum_{k} w_{j,k}\, \psi_{j,k}(t) \tag{2.6}$$

Onde:

- $f(t)$: sinal original.
- $\psi_{j,k}(t)$: funções wavelets ajustadas pelo fator-Q.
- $w_{j,k}$: coeficientes da Transformada Wavelet.

A AQWT tem sido usada em diversas aplicações, como compressão de sinais Eletrocardiograma (ECG), detecção de faltas em máquinas rotativas e classificação de sinais Eletroencefalograma (EEG) (SELESNICK, 2011; BHATTACHARYYA; PACHORI, 2019). Devido à sua capacidade de ajustar o fator-Q, essa transformada é eficiente para tarefas que envolvem a discriminação entre componentes de alta e baixa frequência em sinais ruidosos.

A Transformada *Wavelet Mexican Hat* é uma função matemática utilizada no processamento de sinais e análise de dados. Também conhecida como *Wavelet Ricker* ou *Wavelet Marr*, ela é resultante da segunda derivada da função Gaussiana. Esta *Wavelet* se destaca por sua forma característica, que lembra um chapéu mexicano, e por suas propriedades únicas que a tornam eficaz na detecção de mudanças abruptas e singularidades em diversos tipos de sinais. Ela é definida como (ADDISON, 2005):

$$\psi(t) = \left(1 - t^2\right) e^{-\frac{t^2}{2}} \tag{2.7}$$

Onde:

- $\psi(t)$: função wavelet Mexican Hat.
- t: variável temporal.
- $1 - t^2$: termo polinomial da wavelet.
- $e^{-\frac{t^2}{2}}$: função de decaimento gaussiano, responsável por delimitar a influência temporal e garantir a suavidade da wavelet.

A *Wavelet Mexican Hat* possui em suas características uma forma semelhante a um sombrero mexicano a média zero, e simetria em relação ao eixo vertical. Possuí também, uma boa localização no domínio do tempo e capacidade de detectar singularidades e mudanças abruptas em sinais. Essas características fizeram ela ser empregada em diversos trabalhos:

- Detecção de bordas e singularidades em imagens (MALLAT, 1989);
- Processamento de sinais sísmicos e geofísicos (WALKER, 1999);
- Análise de sinais biomédicos (ECG, EEG, EMG) (ADDISON, 2005);
- Remoção de ruído e filtragem de sinais (DONOHO, 1995);
- Processamento de sinais de voz e áudio (RABINER; SCHAFER, 2007).

Já a *Wavelet Morlet* é definida como o produto de uma onda plana complexa e uma função Gaussiana (GOUPILLAUD; GROSSMANN; MORLET, 1984):

$$\psi(t) = e^{i2\pi f_0 t} e^{-\frac{t^2}{2}} \tag{2.8}$$

Onde:

- $\psi(t)$: função wavelet Morlet.
- f_0: frequência central da onda.
- $e^{i2\pi f_0 t}$: componente oscilatória complexa da wavelet.
- $e^{-\frac{t^2}{2}}$: função gaussiana que garante localização no tempo.

A *Wavelet Morlet* possui algumas propriedades notáveis, sendo elas: boa localização no domínio do tempo e da frequência; natureza complexa, permitindo a análise de fase e amplitude; capacidade de lidar com sinais não estacionários e é utilizada para detectar e caracterizar oscilações em sinais. A *Wavelet Morlet* é amplamente utilizada em diversas áreas, incluindo:

- Processamento de sinais biomédicos (ECG, EEG, EMG) (ADDISON, 2005);
- Análise de sinais sísmicos e geofísicos (WALKER, 1999);
- Processamento de imagens e reconhecimento de padrões (CHUI, 1992);
- Análise de sinais de turbulências e fluxos (FARGE, 1992);
- Processamento de sinais de voz e áudio (RABINER; SCHAFER, 2007).

2.4 Métodos Tradicionais de Detecção e Localização de Faltas

Os métodos tradicionais de detecção e localização de faltas em sistemas de distribuição de energia são baseados em relés de sobrecorrente, que monitoram continuamente as correntes no sistema e disparam mecanismos de proteção quando uma anomalia é detectada (SEDIGHI; HAGHIFAM; MALIK, 2005). Esses métodos são eficazes para faltas de baixa impedância, como curto-circuitos, devido ao aumento significativo de corrente que essas faltas causam (RAMOS et al., 2020).

Entretanto, esses métodos apresentam limitações na detecção de FAI, pois a corrente resultante dessas faltas geralmente não ultrapassa os limites definidos pelos relés de sobrecorrente. Como consequência, as faltas podem passar despercebidas ou serem detectadas com atraso, aumentando o risco de acidentes e prolongando o tempo de interrupção do serviço (GOMES; OZANSOY, 2021). As principais desvantagens dos métodos tradicionais incluem a baixa sensibilidade às FAI's, a demora na resposta e a incapacidade de diferenciar com precisão uma FAI de variações normais de carga (RAMOS et al., 2020).

Outro desafio enfrentado pelos métodos tradicionais de detecção é a limitação na configuração dos dispositivos de sobrecorrente para as FAI's. Como mencionado no webinar ministrado por Brunismann (2022), os dispositivos precisam ser ajustados para operar apenas em níveis mínimos de curto-circuito e evitar disparos indevidos para correntes normais de carga. Entretanto, em situações onde a corrente de falta é menor que a corrente de carga, como no caso de um cabo rompido em contato com superfícies de alta resistência (asfalto ou areia seca), a atuação dos dispositivos é comprometida. Além disso, a característica intermitente de contato do condutor com o solo durante a falta impede que o relé mantenha seu estado ativo por tempo suficiente para disparar o mecanismo de proteção, resultando em atrasos na detecção e na abertura dos circuitos de proteção Brunismann (2022). Isso evidencia que, além de serem ineficazes para detecção de FAI, os métodos convencionais apresentam baixa sensibilidade e precisão, especialmente em cenários urbanos, onde a predominância de pavimentação asfáltica e concreto reduz ainda mais a condutividade do solo, dificultando a detecção de FAI's.

2.5 Inteligência Artificial e Machine Learning

A Inteligência Artificial (IA) e o *Machine Learning* (ML) têm revolucionado diversas áreas, incluindo a detecção e localização de faltas em sistemas elétricos. Essas tecnologias permitem que sistemas de proteção evoluam de métodos baseados em regras fixas para abordagens adaptativas, que podem aprender a partir de dados históricos e identificar padrões complexos em sinais elétricos (LUCAS et al., 2020). Em particular, técnicas como Redes Neurais Artificiais (RNA), *Support Vector Machine* (SVM) e *Random Forest* (RF) têm sido aplicadas com sucesso na detecção de FAI (LEDESMA; ARAUJO;

ARAÚJO, 2021).

As RNA's são compostas por camadas de neurônios interconectados que podem aprender a partir de dados de treinamento e identificar padrões sutis associados às FAI's. Já os SVM's, por sua vez, são eficazes na classificação de sinais e podem separar dados de faltas de dados normais com alta precisão (LUCAS et al., 2020). Além disso, algoritmos como o RF oferecem robustez ao combinar múltiplos classificadores para melhorar a acurácia da detecção (RAMOS et al., 2020).

Os SVM's são métodos de aprendizado supervisionados utilizados tanto para classificação quanto para regressão. Eles buscam encontrar um hiperplano ótimo que separa os dados em diferentes classes com a máxima margem possível , ou seja, a maior distância entre o hiperplano e os pontos de dados mais próximos de cada classe, conhecidos como vetores de suporte (CORTES; VAPNIK, 1995).

O SVM funciona mapeando os dados de entrada em um espaço de alta dimensão onde um hiperplano linear pode ser usado para separar as classes. Em casos onde os dados não são linearmente separáveis, o SVM utiliza uma técnica chamada de Kernel Trick, que transforma os dados em um espaço de maior dimensão onde a separação linear se torna possível (SCHöLKOPF; SMOLA, 2002).

Os SVM's são amplamente utilizados em tarefas de classificação, como reconhecimento de padrões, categorização de texto e detecção de anomalias. Também são aplicados em regressão, onde o objetivo é prever valores contínuos. Um estudo recente de (WANG et al., 2022), demonstrou a eficácia dos SVM's em problemas de classificação de imagens médicas, superando outros métodos tradicionais.

O *K-nearest neighbors* (KNN) é um método simples e intuitivo de aprendizado supervisionado utilizado tanto para classificação, quanto para regressão. O algoritmo baseia-se na ideia de que objetos similares estão próximos uns dos outros. No KNN, a classificação de um dado ponto é determinada com base nas classes dos seus K vizinhos mais próximos. Para regressão, a previsão é a média dos valores dos K vizinhos mais próximos. A distância entre os pontos é geralmente calculada utilizando métricas como a distância Euclidiana (FIX; HODGES, 1951).

O KNN é amplamente utilizado em reconhecimento de padrões, recomendação de sistemas e análise de dados geoespaciais. Sua simplicidade e eficácia em pequenos conjuntos de dados o tornam uma escolha popular para aplicações práticas. Um estudo de Zhang et al. (2020) demonstrou a aplicação bem-sucedida do KNN em sistemas de recomendação de filmes.

As redes *Multilayer Perceptrons* (MLP) são um conjunto de algoritmos inspirados no funcionamento do cérebro humano, que buscam reconhecer padrões a partir de dados. As MLP's são utilizadas em uma ampla gama de aplicações, incluindo reconhecimento de

imagem, processamento de linguagem natural e jogos. As MLP's consistem em camadas de neurônios artificiais interconectados. Cada neurônio recebe e processa as entradas, e passa o resultado para os neurônios da próxima camada. O treinamento das MLP's envolve ajustar os pesos das conexões entre neurônios para minimizar a diferença entre as previsões da rede e os valores reais (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015). Um estudo de Brown et al. (2020) demonstrou o potencial das redes neurais de grande escala em tarefas de processamento de linguagem natural.

A *Decision Tree* (DT) é um método de aprendizado supervisionado utilizada tanto para classificação quanto para regressão. Ela é utilizada para inferir as respostas a partir dos dados de entrada. Uma árvore de decisão divide iterativamente os dados em subconjuntos com base em características que resultam na maior separação entre as classes. Cada nó interno representa uma característica, cada aresta uma regra de decisão e cada folha uma classe ou valor de previsão (QUINLAN, 1986).

A DT é utilizada em classificação, regressão, análise de risco e em sistemas de recomendação. Ela é popular devido à sua simplicidade e capacidade de gerar regras de decisão interpretáveis. Um estudo de Chen, Zhang e Wang (2023) demonstrou a aplicação bem-sucedida da árvore de decisão na previsão de risco de crédito.

O RF é um método de aprendizado de conjunto que combina múltiplas árvores de decisão para melhorar a precisão e robustez do modelo. Foi introduzido por Leo Breiman em 2001 e é amplamente utilizado em classificação e regressão (BREIMAN, 2001). Ele constrói múltiplas árvores de decisão durante o treinamento e cada árvore será utilizada para a construção do resultado final. Cada árvore é construída a partir de um subconjunto aleatório dos dados de treinamento e das características, o que ajuda a reduzir a variância e evitar *overfitting*.

O RF é aplicado em diversas áreas, incluindo classificação de imagens, bioinformática, finanças e sistemas de recomendação. Sua capacidade de lidar com grandes volumes de dados e múltiplas características o torna uma escolha popular em muitas aplicações. Um estudo de Liu et al. (2022) demonstrou a eficácia do RF na previsão de faltas em sistemas de manufatura.

2.6 Trabalhos Relacionados

As FAI's em sistemas de distribuição de energia elétrica são um problema persistente com décadas de investigação contínua. Devido à complexidade do problema, esse campo pode ser desafiador à compreensão. Sendo assim, Gomes e Ozansoy (2021) apresenta uma narrativa histórica do progresso e dos avanços com base nos artigos mais citados desde o início do estudo das FAI's. Um importante marco ressaltado neste trabalho foi o modelo proposto por Emanuel et al. (1990) que desempenha um papel crucial no es-

tudo e na compreensão das faltas de alta impedância. Sua contribuição fundamental foi o desenvolvimento de um modelo matemático que descreve de forma precisa e detalhada o comportamento dessas faltas no sistema elétrico. O modelo de Emanuel et al. (1990) permite a análise das características específicas das faltas de alta impedância, considerando seus efeitos capacitivos e resistivos. Além disso, o modelo incorpora elementos como a geometria do sistema, a natureza dos materiais envolvidos e as características do ambiente circundante. Essa abordagem avançada oferece uma base sólida para o estudo dessas faltas, possibilitando a identificação e a detecção eficiente dessas condições indesejadas no sistema elétrico. Ao longo dos anos, o modelo proposto por Emanuel et al. (1990) tem sido amplamente adotado e utilizado como referência em estudos relacionados às FAI's, fornecendo uma estrutura conceitual sólida e valiosa para a análise e o desenvolvimento de soluções adequadas a esse problema complexo.

O modelo de FAI utilizado neste trabalho é baseado na abordagem proposta por (SEDIGHI; HAGHIFAM, 2010), que expande o modelo de arco elétrico de Emanuel et al. (1990) por meio da utilização de múltiplos circuitos de arco em paralelo. Esse modelo busca reproduzir com maior precisão as características estocásticas das FAI's, considerando a natureza não linear da corrente de falta e sua variabilidade ao longo do tempo. Para isso, são utilizados seis modelos de arco conectados em paralelo, cuja ativação ocorre de forma aleatória por meio de um *switch* estatístico, simulando o comportamento intermitente do arco elétrico observado experimentalmente. A modelagem também incorpora fontes de tensão contínua e alternada para garantir a assimetria do arco e a variação dos pontos de ignição e extinção. Com essa estrutura, o modelo proposto consegue representar de forma mais realista a dinâmica das FAI, permitindo sua aplicação em simulações computacionais para o desenvolvimento e validação de algoritmos de detecção (SEDIGHI; HAGHIFAM, 2010).

Os métodos computacionais surgiram como uma alternativa promissora aos métodos tradicionais para a detecção de faltas em sistemas elétricos. Diversos trabalhos recentes têm explorado a aplicação de IA e técnicas de processamento de sinais para a detecção de FAI, oferecendo soluções mais rápidas e precisas (LUCAS et al., 2020).

Uma Revisão Sistemática de Literatura (RSL) (Apêndice A.1) foi elaborada com base nos principais repositórios especializados da área para a busca de trabalhos relacionados. Uma *string* de busca foi cuidadosamente elaborada para abranger o escopo desejado, tendo como resultado um total de 134 artigos relevantes.

Posteriormente, foi conduzido um processo de seleção criterioso, no qual os 134 artigos foram submetidos a uma avaliação detalhada com base nos critérios estabelecidos na RSL. Esses critérios foram definidos previamente para garantir a inclusão de artigos que fossem diretamente relacionados aos objetivos e ao escopo do presente trabalho.

Após a aplicação desses critérios de seleção, um total de 19 artigos foram escolhidos

para compor a revisão sistemática de literatura. Essa seleção levou em consideração a relevância e a contribuição de cada artigo para o tema em questão.

A Tabela 1, mostra a lista dos artigos selecionados juntamente com suas respectivas notas de relevância para o presente trabalho. A escala das notas atribuídas na Tabela 1 varia de 1.0 a 5.0, onde 5.0 representa os artigos mais relevantes para o estudo e 1.0 os menos relevantes. Essa classificação foi feita com base na pertinência dos trabalhos em relação aos objetivos da pesquisa, considerando fatores como a metodologia empregada, os resultados apresentados e a aplicabilidade dos métodos propostos na detecção de faltas de alta impedância. Mais detalhes no (Apêndice A.1). A atribuição de notas permitiu uma avaliação sistemática e comparativa dos artigos, garantindo uma análise mais objetiva e criteriosa.

Tabela 1 – Artigos Selecionados na Revisão Sistemática de Literatura.

Artigo	**Nota**
1 - Evolving neuro-fuzzy network for real-time high impedance fault detection and classification.	5.0
2 - HIF detection in distribution networks based on Kullback-Leibler divergence.	5.0
3 - High Impedance Fault Detection Using Advanced Distortion Detection Technique.	5.0
4 - Identification of Cross-Country Fault with High Impedance Syndrome in Transmission Line Using Tunable Q Wavelet Transform.	5.0
5 - Fault detection in smart grids with time-varying distributed generation using wavelet energy and evolving neural networks.	4.5
6 - Fuzzy based relaying scheme for high impedance faults in DG integrated distribution system.	4.5
7 - High-Impedance Fault Identification Using Cyclostationary Characteristic Analysis.	4.5
8 - PSD based high impedance fault detection and classification in distribution system.	4.5
9 - A Method for the Approximate Location of High Impedance Faults using Neural Networks.	3.5
10 - A novel graph search and machine learning method to detect and locate high impedance fault zone in distribution system.	3.5
11 - A Resilient Protection Scheme for Common Shunt Fault and High Impedance Fault in Distribution Lines Using Wavelet Transform.	3.5
12 - Hermite Transform Based Algorithm for Detection and Classification of High Impedance Faults.	3.5
13 - High-impedance fault identification and location by using mode decomposition integrated adaptive multi-kernel extreme learning machine technique for distributed generator-based microgrid.	3.5
14 - Physics-based analytical model for high impedance fault location in distribution networks.	3.0
15 - A new simple and accurate method for fault detection in wide area protection.	2.5
16 - A novel differential protection scheme for AC microgrids based on discrete wavelet transform.	2.5
17 - A two-level ANN-based method using synchronized measurements to locate high-impedance fault in distribution systems.	2.0
18 - High-impedance faults in power distribution systems: A narrative of the field's developments.	2.0
19 - A Deep Learning Technique for Detecting High Impedance Faults in Medium Voltage Distribution Networks.	1.0

Alguns dos trabalhos mais relevantes incluem o uso de WT para análise de sinais e detecção de faltas, como proposto por Gomes e Ozansoy (2021), e o uso de RNA para a identificação de FAI em sistemas de 13 e 34 barras (RAMOS et al., 2020). Essas abordagens têm demonstrado avanços consideráveis em termos de sensibilidade e precisão

na detecção de faltas, embora ainda apresentem desafios, como a necessidade de grandes conjuntos de dados para treinamento e a dificuldade em generalizar os resultados para diferentes sistemas. Para maiores detalhes sobre a RSL, ver (Apêndice A.1).

Em diversos trabalhos, são discutidas abordagens inovadoras, como exemplo, temos o trabalho de Sarangi, Sahu e Rout (2023) na qual parte do princípio que a baixa magnitude de corrente das FAI's torna difícil a detecção pelos relés convencionais, sendo necessário desenvolver mecanismos ou algoritmos buscando melhorar a eficiência dos dispositivos de segurança. O método proposto leva em consideração as características de assimetria, não linearidade e aleatoriedade das FAI's. A metodologia proposta utiliza a técnica de decomposição empírica para extrair características dos sinais de corrente, comparando a energia diferencial dos barramentos. Essas características extraídas são inseridas no *Adaptive Multi-Kernel Extreme Learning Machine* (AMKELM) para a localização das FAI's.

Já em Souza et al. (2021), é proposto um método baseado em estatísticas para identificar as FAI's. O método utiliza análise de características cíclicas para extrair informações de correlação dos sinais de interesse por meio do cálculo da função de densidade espectral. A partir dessas informações, as FAI's podem ser devidamente identificadas entre outras perturbações do sistema de energia. O desempenho do método foi avaliado com simulações, que segundo o autor, apresentou resultados promissores.

De acordo com Sinha et al. (2023), a FAI pode ser identificada dividindo o sistema de estudo em zonas de detecção, as chamadas *Cross-Country Fault* (CCF). Este estudo extraiu características de sinais associadas a CCF e também das FAI's, através de coletas de dados em um intervalo de tempo para posteriormente usar a *Adjustable Q-Factor Wavelet Transform* (AQWT). A utilização da AQWT busca analisar o sinal do sistema elétrico extraindo características presentes em sinais de funcionamento normal e nas faltas. Foram acrescidas nas simulações, condições de energização, também de desenergização de transformadores e linhas, buscando descartar faltas na detecção por ruídos causados nestas condições. O sistema IEEE de 39 barramentos é utilizado para testar a abordagem sugerida.

Já em Ramos et al. (2020), o autor trás uma solução analítica composta por dois processos interdependentes. O primeiro, a distância da falta é estimada por meio de uma abordagem dos Mínimos Quadrados Ponderados, aplicada para resolver um sistema de equações algébricas não linear. O segundo, sendo um método também analítico e baseado no comportamento estatístico, com estimativas obtidas a partir do domínio da frequência do sinal de tensão e corrente coletados. O método foi avaliado com o uso dos alimentadores de teste de 13 barras da IEEE e uma versão modificada do alimentador de teste IEEE 34 barramentos. O método conta ainda com a *Discrete Wavelet Transform* (DWT) para separar as informações de tempo e de frequência, a fim de detectar e classificar a FAI

de forma eficaz. A técnica proposta foi extensivamente avaliada em diversas situações dinâmicas, incluindo a presença de geração distribuída e carga não linear. Essa técnica como um ponto positivo não envolve nenhum processo de treinamento ou aprendizado, pois requer apenas meio ciclo do sinal de corrente pós-falta para detectar e classificar as faltas com sucesso.

Também explorando a divisão do sistema elétrico em zonas para em Yousefinezhad et al. (2022) um algoritmo para a *Wide Area Protection* (WAP) foi apresentado. Para detectar o barramento mais próximo da falta, foram utilizados os componentes de sequência positiva das tensões dos barramentos. Em seguida, as injeções de potência ativa e reativa são utilizadas para determinar a linha com falta. Quando as potências ativa e reativa injetadas nos dois lados das fases de uma linha possuem o mesmo sinal, isso pode indicar a presença de uma falta interna naquela área. No caso de ocorrência das FAI'S, a polaridade das flutuações de potência ativa nas fases de ambos os lados da linha é a mesma. O algoritmo proposto foi testado em diferentes condições de falta, demonstrando alta performance na detecção das faltas dentro de um tempo aceitável segundo os autores. O algoritmo pode discriminar condições de falta de situações de estresse na rede, como oscilações de potência simétricas e assimétricas.

Os sistemas elétricos de microrredes de Corrente Alternada (CA) estão sendo ampliadas segundo Tajani, Bamshad e Ghaffarzadeh (2023), isso devido a recursos energéticos distribuídos próximos ao lado da demanda e podendo causar vários desafios para o esquema de proteção. Nesta pesquisa, uma técnica baseada em Wavelet é apresentada para a proteção de microrredes de CA. A lógica de operação calcula a corrente diferencial dentro de uma zona de proteção especificada. A DWT é então utilizada para obter os coeficientes aproximados da corrente diferencial da rede. A DWT decompõe as correntes trifásicas em coeficientes aproximados, o método de proteção proposto utiliza um algoritmo de extração de características para identificar e categorizar as faltas, ruídos e funcionamentos normais. Diferentes cenários de faltas são implementados e examinados no sistema elétrico de 6 barras da IEEE, modificado para realizar testes de eficiência no método proposto.

No artigo de Joga, Sinha e Maharana (2022), é apresentada uma técnica nova para a detecção, classificação e localização de FAI's em sistemas de distribuição, que combina teoria dos grafos com um algoritmo de *Multilevel Random Search Support Vector Machine* (MRSSVM). A metodologia proposta utiliza a *Dual-Tree Complex Wavelet Transform* (DTCWT) para decompor as formas de onda, de tensão e corrente, permitindo a extração de características relevantes dos sinais. A técnica se destaca pela sua capacidade de operar em condições normais e ruidosas, sendo testada em sistemas de teste IEEE 33 e 39 barras. Os resultados demonstraram que o método não apenas localiza com precisão a zona de falta, mas também reduz significativamente a carga computacional associada à

combinação de processamento de sinais e técnicas de mineração de dados. Além disso, a implementação de um esquema de proteção de zona baseado em busca em grafos mostrou-se eficaz, garantindo a continuidade do fornecimento de energia ao isolar rapidamente as áreas afetadas por faltas, o que segundo os autores que representa um avanço significativo na proteção de sistemas elétricos.

Segundo a pesquisa realizada por Ledesma et al. (2020), o RNA é um método para identificar e localizar as FAI'S em sistemas de distribuição utilizando medições sincronizadas. O método considera os seguintes aspectos: variação de carga, variação de resistência da FAI, presença de geração distribuída, reconfiguração e variação dos dados do alimentador. O método proposto foi desenvolvido para sistemas de distribuição onde a média tensão é trifásica de três fios e a baixa tensão é trifásica de quatro fios. O método proposto consiste em duas etapas principais. Na primeira etapa, é detectada a localização da área de falta, bem como a fase da falta. Na segunda etapa, é indicada uma localização aproximada da falta dentro da área. As redes neurais são utilizadas em ambas as etapas. Os resultados obtidos foram comparados com outros estudos e o método teve um bom desempenho segundo os autores. A vantagem de usar dois níveis de RNA's consistem em separar tarefas e criar redes especializadas para cada tarefa. Para a validação do método em ambiente de simulação, foi utilizado o Sistema de Teste IEEE 123 barras.

Em Gimenez, Araujo e Penido (2021), descreve um algoritmo para identificação e localização de faltas de alta impedância em sistemas de distribuição desbalanceados de média tensão. São consideradas a variação diária da carga, a variação da resistência de falta, imprecisões nos dados dos alimentadores e erros das unidades de medição fasorial. O método é baseado em redes neurais artificiais associadas às unidades de medição fasorial para detectar a área com falta no sistema de distribuição. São propostos três tipos de estruturas de redes neurais:

(a) utilizando entradas fasoriais;

(b) utilizando entradas não fasoriais;

(c) utilizando entradas para componentes sequenciais.

Para testar o método proposto, milhares de condições de operações normais e operações com faltas foram simuladas para compor o banco de dados. O método utiliza os dados de corrente obtidos a partir de medidores que podem ser alocados em diferentes pontos do sistema de distribuição. O sistema de teste IEEE 123 barras é utilizado para validar o algoritmo proposto. Os resultados obtidos demonstram que o método apresentou alta precisão na detecção de FAI's em sistemas de distribuição.

Neste artigo, Bhatnagar, Yadav e Swetapadma (2022b) apresenta um esquema de decomposição Wavelet baseado em diferenciação de faltas e identificação de fases das FAI's

em sistemas com *Distributed Generation* (DG). Os sinais de corrente registrados em uma extremidade da linha são decompostos usando a DWT. O desvio padrão dos coeficientes aproximados decompostos de cada sinal de corrente de fase é calculado usando uma janela móvel recursiva. A característica do desvio padrão é comparada com limiares predefinidos para detectar a presença das FAI's, faltas em derivações comuns e também diferentes eventos de comutação. Como o esquema proposto é desenvolvido por fase, ele não apenas detecta a presença de faltas, mas também identifica simultaneamente as fases com falha. O sistema de 13 barras IEEE com DG's, baseados em energia solar e eólica é usado para validar o esquema proposto.

O trabalho proposto por Silva et al. (2020), traz uma aplicação de um método de aprendizado *Neuro-Fuzzy* para detecção das FAI's. O trabalho propõe um método *Neuro-Fuzzy* associado à transformada de *Wavelet-Packet* (WP). A aplicação da transformada WP tem o objetivo de acentuar padrões espaciais e temporais nos dados, facilitando a identificação das FAI's. No trabalho também foram utilizadas diferentes famílias de *wavelets*, incluindo *Daubechies* de ordem 4 (DB4) e 5 (DB5), além da *Symlet* de ordem 5 (SYM5) para comparação do modelo proposto. As *Wavelets Daubechies* (DB4 e DB5) são conhecidas por sua capacidade de representar sinais com alta resolução temporal e boa compactação de energia, o que favorece a detecção de transientes e distorções típicas das FAI's. Já a *Symlet* 5 (SYM5), uma variação das *Daubechies* com maior simetria, foi utilizada para reduzir efeitos de distorção na decomposição do sinal, oferecendo uma melhor preservação das características do sinal original. Esses filtros foram aplicados para extrair coeficientes relevantes da decomposição em múltiplos níveis, permitindo que o modelo *Neuro-Fuzzy* reconhecesse padrões de faltas com maior precisão. Para validação do método, foram utilizados os sistemas da IEEE de 13 e 34 barras.

Lucas et al. (2020) em seu artigo propõe um método de extração de características baseado em WT combinado com Redes Neurais Evolutivas para detecção e localização das FAI's nesse sistema. Foram utilizados modelos validados empiricamente do IEEE, simulados nos ambientes ATPDraw e Matlab, para gerar fluxos de dados contendo ocorrências de faltas e situações normais de funcionamento do sistema elétrico. A energia dos coeficientes de detalhes obtidos de diferentes famílias de *Wavelets*, como *Symlet*, *Daubechies* e *Biorthogonal*, foi avaliada como método de extração de características. O método proposto utiliza uma abordagem de rede neural evolutiva, que é especialmente fornecida com um algoritmo recursivo para aprendizado a partir de fluxos de dados on-line. O aprendizado on-line permite que os modelos neurais capturem novidades e, portanto, lidem com comportamentos não estacionários. Essa é uma característica única desse tipo de rede neural, que a diferencia de outros tipos de modelos neurais. O método é baseado em WT e em um par de Redes Neurais Adaptativas estruturalmente. A WT é útil para gerar características que discriminam entre faltas e eventos usuais em uma rede inteligente. A rede neural de detecção utiliza a energia dos primeiros e segundos coeficientes de detalhe

da WT dos sinais de corrente calculados em uma janela de tempo de dois ciclos, e aciona uma rede neural de localização de faltas. A rede de localização processa os valores efetivos dos sinais de tensão e corrente para estimar a distância até o ponto de falta. Na validação do método foi empregado o modelo no sistema da IEEE de 13 e 34 barras.

O método proposto por Bhatnagar, Yadav e Swetapadma (2022a), utiliza sinais de corrente de uma extremidade que são pré-processados utilizando a DWT para obter características de entradas apropriadas. As características processadas pela Wavelet são fornecidas ao *Fuzzy Inference Systems* (FIS) para detecção e classificação de faltas. O método proposto é validado usando o FIS do tipo Mamdani e Sugeno. Diferentes condições operacionais e de falta são testadas, tais como, parâmetros variáveis de geração distribuída, sinais com presença de ruídos, FAI's, faltas evolutivas, ângulo de início da falta, resistência da falta, localização da falta e eventos não-falta (como comutação de carga do motor, comutação de capacitores, comutação de geração distribuída, energização de transformadores e comutação de carga não-linear). O esquema proposto é validado utilizando um sistema de alimentador de teste de 13 barras do IEEE modificado.

Já no trabalho proposto por Guillen et al. (2022), é utilizado um novo algoritmo para classificar as FAI's em sistemas de distribuição. As FAI's podem ser representadas por magnitudes de corrente pequenas com variações não lineares, o que complica sua detecção em redes de distribuição. O método proposto utiliza a *Hermite Transform* (HT) como técnica de processamento de sinal, que oferece várias vantagens, sendo uma das mais importantes, a capacidade de analisar o sinal em múltiplos níveis de resolução e em diferentes bandas de frequência devido às suas funções de filtro baseadas em derivadas gaussianas. Os coeficientes de Hermite são usados para extrair características do sinal que permitem a identificação eficiente do comportamento transitório relacionado as FAI's e outras falhas típicas. Nesse sentido, é proposta uma abordagem multicanal baseada na HT para classificar diferentes tipos de falhas e FAI's. Essa análise é realizada em uma rede de distribuição considerando sistemas fotovoltaicos e três classificadores diferentes, que também são usados para comparar os resultados com a DWT como modelo de decomposição do sinal; a comparação sugere que a proposta apresenta melhor desempenho na discriminação das FAI's em relação a falhas típicas. Por fim, diferentes classificadores, como o SVM, KNN e RNA, mostraram boa precisão segundo os autores, utilizando como entrada os índices estatísticos definidos pelos coeficientes de HT. Os resultados obtidos foram comparados com a DWT, e constatou-se que o KNN apresentou melhor desempenho do que os outros classificadores em ambos os métodos.

O estudo feito por Nezamzadeh-Ejieh e Sadeghkhani (2020), apresentou um algoritmo de detecção das FAI's no domínio do tempo, com base no monitoramento na forma de onda da corrente na subestação. Utilizando a medida de similaridade da divergência de *Kullback-Leibler*, as características de não linearidade e assimetria de dois semiciclos

subsequentes da forma de onda de corrente são quantificadas como critério de detecção da FAI. Um critério baseado na duração do tempo também é utilizado para distinguir FAI's de cargas, capacitores, alimentadores e comutações de recursos de energia distribuídas, bem como, eventos de afundamento e elevação de tensão. O esquema proposto funciona satisfatoriamente na presença de cargas não lineares e não requer conjunto de dados de treinamento, transformação ou cálculo de componentes harmônicos/sequenciais. Estudos extensivos de simulação no domínio do tempo utilizando os alimentadores de teste IEEE 13 e 34 barras, demonstram os méritos do algoritmo proposto para detecção das FAI's segundo os autores.

Por fim, no trabalho de Bhandia et al. (2020), é apresentado a *Advanced Distortion Detection Technique* (ADDT), baseada em análise de formas de onda, para distinguir e detectar as FAI's. Além disso, a análise do ADDT fornece uma avaliação justa sobre a localização e gravidade da FAI para tomada de decisão eficiente pelo *Distribution System Operator* (DSO). O ADDT é computacionalmente leve e pode ser implementado em relés reais, proporcionando assim uma solução fácil e econômica para os problemas de detecção das FAI's segundo os autores. A robustez do ADDT é testada em diversos casos de simulação de interesse usando os sistemas de alimentadores de teste IEEE 13 e IEEE 34 barras no simulador de sistemas de energia *Real Time Digital Simulator* (RTDS).

Essas técnicas se apresentam como uma alternativa para melhorar a precisão e a eficiência na detecção de FAI, por meio da análise detalhada dos sinais elétricos e da extração de padrões. Desse modo, neste trabalho são implementados e aplicados alguns métodos baseados em técnicas de aprendizado de máquina e processamento de sinais para a detecção e classificação de FAI. Os desempenhos dos métodos implementados são comparados com abordagens existentes na literatura, utilizando métricas como precisão, sensibilidade e tempo de resposta, e realizando testes extensivos em diferentes cenários e configurações de rede.

3 Metodologia

O desenvolvimento deste trabalho foi estruturado em três fases principais, cada uma contribuindo para o objetivo final de identificação de FAI's em sistemas elétricos. Este capítulo detalha cada fase, seus métodos e as ferramentas utilizadas. Na primeira fase (Pré-processamento) os dados são organizados para análise; em seguida, ocorre a aplicação de transformadas e a classificação por algoritmos de IA (Processamento de Dados); e, finalmente, tem-se a Avaliação dos Resultados, com análise de métricas de desempenho. A Figura 2 representa o fluxo da metodologia proposta. A seguir, cada fase será apresentada com mais detalhes.

Figura 2 – Metodologia proposta.



Fonte: O autor.

3.1 Pré-processamento

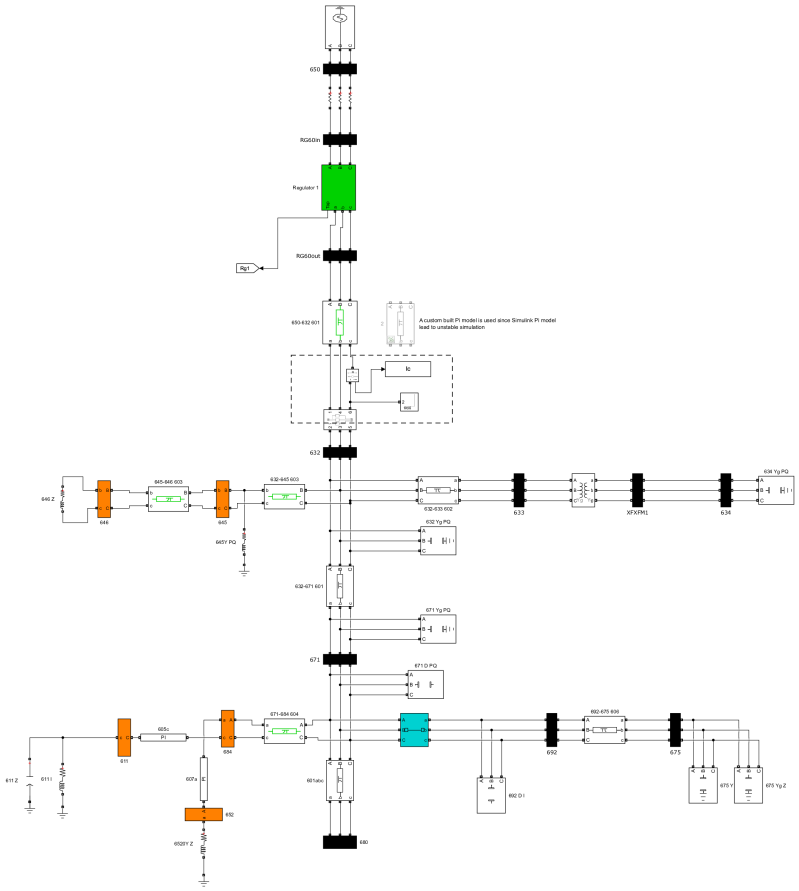
Na fase de Pré-processamento, foi realizada a simulação do sistema elétrico de distribuição em funcionamento normal e com a presença de faltas. A simulação foi realizada utilizando o *software* MATLAB (versão R2023b), utilizando modelos de sistemas elétricos disponibilizados pelo IEEE, especificamente os sistemas de 13 e 34 barras, implementado de acordo com as figuras 3 e 4 respectivamente.

Na simulação realizada, foram utilizadas 42% de amostras contendo faltas e 58% de amostras representando o funcionamento normal do sistema. Considerando o total de dados processados, essa distribuição permitiu equilibrar a análise entre as condições normais e anômalas, garantindo que o modelo de detecção de faltas tivesse uma base sólida para aprendizado e generalização, assegurando maior precisão na detecção de FAI's.

O sistema IEEE de 13 barras (Figura 3) é um dos modelos mais utilizados para estudos de distribuição de energia. Suas características principais incluem: a topologia, que

representa uma rede de distribuição radial típica com uma subestação e 13 nós (KERSTING, 1991); as cargas, sendo uma mistura de cargas trifásicas balanceadas e desbalanceadas, representando consumidores residenciais e comerciais, e suas características podem ser encontradas em (PES, 2025); os elementos, que incorporam transformadores, reguladores de tensão e linhas de distribuição com diferentes configurações (DUGAN et al., 2002) e as aplicações, que é amplamente utilizada para estudos de fluxo de potência, análise de curto-circuito e avaliação de impacto de geração distribuída (SAADAT, 1999).

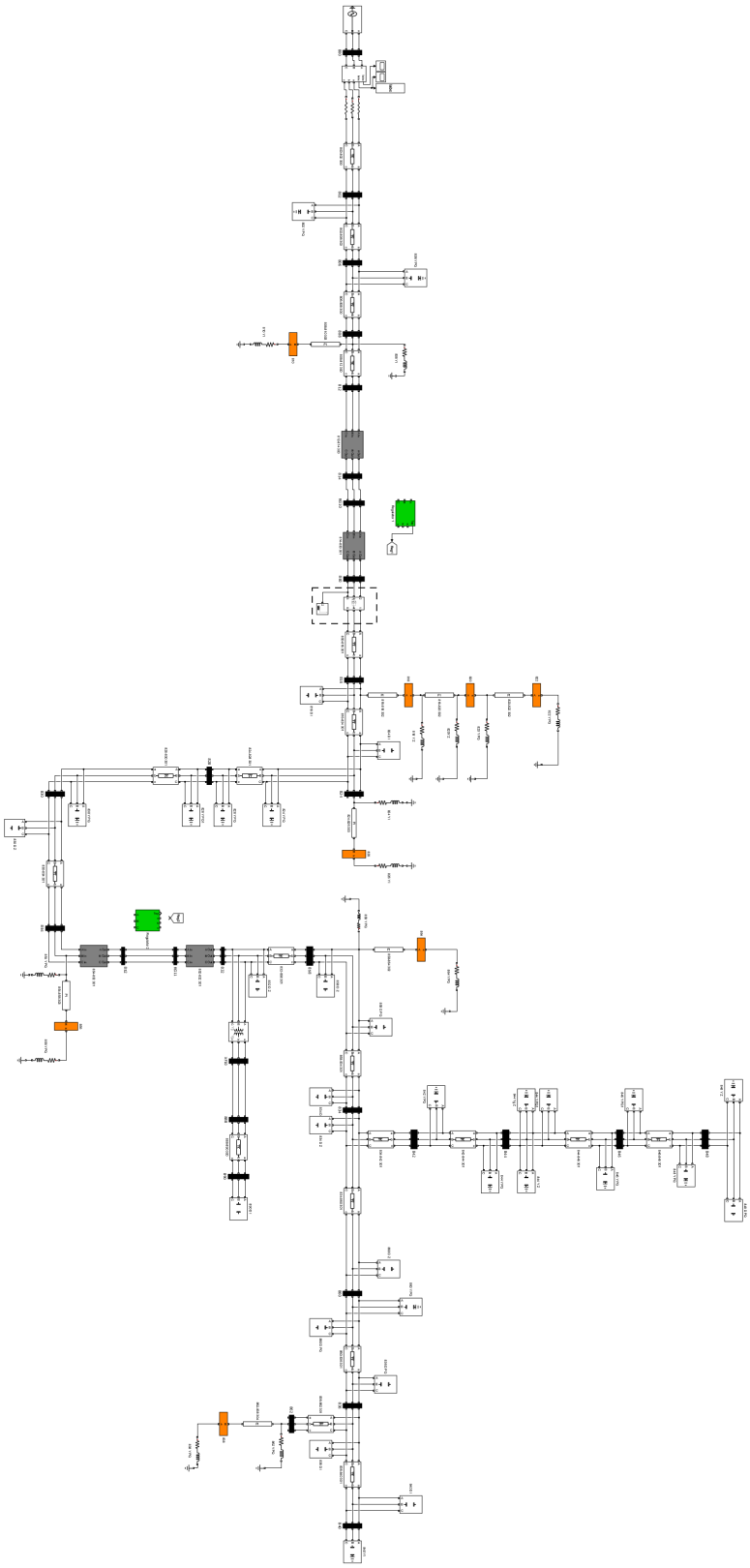
Figura 3 – Sistema IEEE de 13 barras implementado no MATLAB.



Fonte: Adaptado de (SURESH; BISHT; KAMALASADAN, 2022).

O sistema de 34 barras da IEEE (Figura 4) é um modelo mais complexo, representando uma rede de distribuição de maior porte. Suas características incluem: a topologia, que apresenta uma configuração radial longa com ramificações laterais, típica de áreas rurais (KERSTING, 2001); as cargas, que contém uma variedade de cargas monofásicas e trifásicas, distribuídas de forma assimétrica ao longo da rede e podem ser vistas em detalhes em (PES, 2025); os elementos, que incluem transformadores de diferentes capacidades, reguladores de tensão em cascata e linhas com múltiplas configurações (DUGAN et al., 2002) e os desafios, que apresentam problemas de queda de tensão e desequilíbrio, tornando-o ideal para estudos de qualidade de energia e otimização de redes (OCHOA et al., 2006).

Figura 4 – Sistema IEEE de 34 barras implementado no MATLAB.



Fonte: Adaptado de (SURESH; BISHT; KAMALASADAN, 2022).

Entre os parâmetros gerados pela simulação, o sinal de corrente foi coletado para compor um banco de dados, sendo posteriormente particionado em intervalos de 300

milissegundos, com o intuito de capturar variações rápidas e eventos transitórios no sinal. Essa estratégia resultou em um banco de dados com 200 linhas, sendo cada linha uma amostra do sinal para processamento na fase seguinte. Essa base de dados está disponível no *GitHub*[1], bem como os detalhes para reprodução disponíveis no Apêndice C.

3.2 Processamento de Dados

A etapa de processamento de dados, consistiu em utilizar o sinal de corrente aplicando a CWT com as funções *Mexican Hat* e *Morlet Wavelet*. A escolha dessas funções deve-se à sua capacidade de captar variações rápidas na frequência, o que é crucial para identificar eventos transitórios associados às FAI's.

Cada intervalo de 100ms foi processado pela CWT, gerando um conjunto de coeficientes de *Wavelet*, que foram utilizados como entradas para os classificadores de aprendizado de máquina.

Os classificadores utilizados incluem as redes *Multi Layer Perceptrons* (MLP), *Support Vector Machine* (SVM), *K-nearest neighbors* (KNN), *Decision Tree* (DT) e *Random Forest* (RF). Cada um desses algoritmos foi aplicado de forma independente, sendo treinado e testado separadamente com base nas amostras geradas, visando maximizar a precisão na detecção de FAI's.

Os parâmetros de ajustes dos algoritmos de aprendizado de máquina (hiperparâmetros) utilizados nas simulações foram ajustados com base em experimentação.

Para o MLP, foram definidos 50 neurônios nas camadas ocultas, uma função de ativação *tanh* e um número de 100 iterações máximas. Com o SVM, foi utilizado um custo de regressão 1.0, limite de complexidade 0.2 e kernel RBF. Já para o KNN, o número de vizinhos foi 8, a métrica foi *Chebyshev* e a ponderação por distância. Nos métodos baseados em *Decision Tree* (DT), foram usados um número mínimo de 10 instâncias nas folhas, evitando a divisão de subconjuntos menores que 10 e limitando a profundidade máxima da árvore para 100 níveis, parando a divisão quando a maioria alcançasse 99%. E por fim, a profundidade das árvores em RF foi fixada em 6 árvores, sem divisão de subconjuntos menores que 5.

Foram determinados por meio de testes experimentais, observando-se os resultados obtidos para diferentes combinações. Além disso, todos os parâmetros dos métodos utilizados estão relacionados no Apêndice B.

[1] https://github.com/Ton88/Identification_HIF.git

3.3 Avaliação dos Resultados

A avaliação dos resultados foi realizada por meio de métricas de desempenho como Acurácia, Precisão, Matriz de Confusão, *F1-Score* e a curva *Receiver Operating Characteristic* (ROC). Os classificadores foram comparados entre si para determinar qual apresentou melhor desempenho na detecção e classificação das FAI's.

Os classificadores foram avaliados através das medidas clássicas de desempenho calculadas a partir da matriz de confusão, onde no caso de classificação binária, possui duas colunas indicando a quantidade de amostras preditas para cada classe e duas linhas indicando a quantidade de amostras verdadeiras para cada classe. Desse modo, tem-se o número de amostras da classe positiva classificadas corretamente (*True Positive* - TP), o número de amostras da classe negativa classificadas corretamente (*True Negative* -TN), o número de amostras da classe negativa classificadas incorretamente (*False Positive* - FP) e o número de amostras da classe positiva classificadas incorretamente (*False Negative* - FN). Na Tabela 2 é possível observar a matriz de confusão, mais especificamente para um problema de duas classes. Ademais, n = TP + TN + FP + FN.

Tabela 2 – Matriz de confusão para um problema de duas classes.

		Classe Prevista	
		Verdadeiro	**Negativo**
Classe Real	**Verdadeiro**	TP	FN
	Negativo	FP	TN

Fonte: O Autor.

A partir da matriz de confusão, uma série de medidas de desempenho podem ser derivadas. Dentre elas, existem (FACELI et al., 2011):

- *Accuracy (Acc)*: calculada pela soma dos valores da diagonal principal da matriz, dividida pela soma dos valores de todos os elementos da matriz. No entanto, essa medida não é apropriada quando há um desequilíbrio entre as classes, ou seja, quando o valor que se está tentando prever possui uma proporção muito diferente entre eles (Equação 3.1).

$$Acc = \frac{TP + TN}{n} \tag{3.1}$$

- *Recall (Re)*: corresponde à taxa de acerto na classe positiva. Também é chamada de taxa de verdadeiros. Indiretamente se refere a capacidade do modelo de aleatoriamente identificar uma observação que pertence a uma classe positiva (Equação 3.2).

$$Re = Rev = TVP = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3.2}$$

- *Especificidade (Esp)*: é a razão de instâncias negativas classificadas corretamente pelo total de instâncias negativas classificadas correta e incorretamente. Ela é similar a sensibilidade, mas com foco nas classes negativas (Equação 3.3).

$$Esp = \frac{TN}{TN + FP} \tag{3.3}$$

- *Precisão (Prec)*: é a razão de instâncias positivas classificadas corretamente pelo o total de instâncias positivas preditas correta e incorretamente (Equação 3.4).

$$Prec = \frac{TP}{TP + FP} \tag{3.4}$$

- *F1-Score (F1)*: é a média harmônica entre precisão e especificidade. Quanto maior o *F1-Score* melhor. Um modelo terá um *F1-Score* alto se as instâncias preditas como positivas forem realmente positivas (precisão) e não classificar instâncias positivas como negativas (especificidade) conforme a Equação 3.5.

$$F1 = \frac{2VP}{(2VP + FP + FN)} \tag{3.5}$$

O MSE é uma das métricas mais utilizadas para avaliar a qualidade de modelos de previsão, especialmente em problemas de regressão e classificação supervisionada(MONTGOMERY; RUNGER, 2021; GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016). O MSE é calculado tomando a média dos quadrados das diferenças entre os valores reais e os valores previstos pelo modelo e a sua fórmula matemática é expressa como:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left(Y_i - \hat{Y}_i \right)^2 \tag{3.6}$$

Onde:

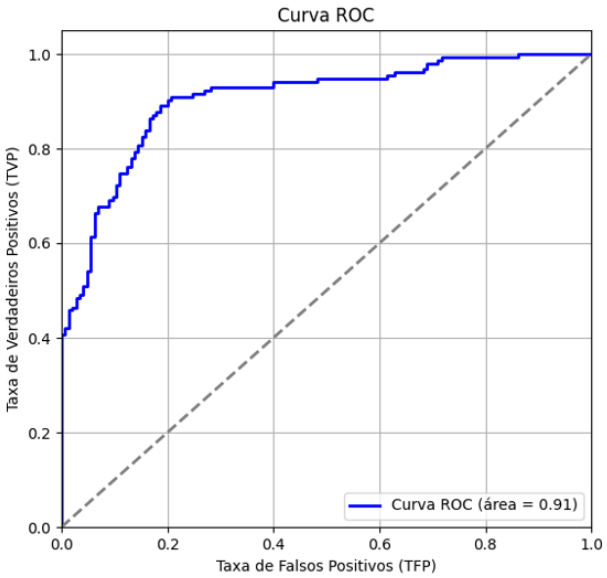
- n é o número total de observações,
- Y_i representa o valor real da i-ésima observação,
- $\hat{Y}_i$ é o valor previsto pelo modelo para a i-ésima observação.

O MSE avalia o erro de previsão elevando cada erro ao quadrado, o que garante que erros maiores tenham um peso proporcionalmente mais elevado na avaliação do desempenho do modelo (BISHOP, 2006). Por ser uma média de erros quadrados, o MSE sempre resulta em um valor positivo, onde um MSE igual a zero indica previsões perfeitas.

O gráfico ROC (*Receiver Operating Characteristic*) é uma representação bidimensional realizada em um espaço designado como espaço ROC. A linha pontilhada presente

na Curva ROC representa o desempenho de um classificador aleatório, funcionando como uma linha de referência que vai do ponto (0,0) ao ponto (1,1). Esta linha diagonal indica uma situação em que a taxa de verdadeiros positivos é igual à taxa de falsos positivos, ou seja, o classificador não possui capacidade discriminativa, realizando previsões puramente aleatórias. Nesse espaço, os eixos X e Y correspondem às medidas de taxa de falsos positivos e taxa de verdadeiros positivos, respectivamente. A curva ROC associada a um classificador é gerada nesse espaço bidimensional, representando a relação entre a sensibilidade no eixo Y e a especificidade (ESP) no eixo X (FACELI et al., 2011). Na Figura 5, é possível observar um exemplo de uma curva ROC para um classificador hipotéticos.

Figura 5 – Exemplo de Curva ROC.



Fonte: O Autor.

Desta forma, classificadores que se posicionam no ponto inferior esquerdo (0,0) não realizam nenhuma classificação positiva. Por outro lado, os classificadores situados no canto oposto do gráfico (1,1) efetuam classificações incondicionalmente positivas. Aqueles localizados no ponto (0,1) alcançam classificações de alta qualidade. Por fim, os classificadores que seguem a linha diagonal pontilhada fornecem classificações próximas ao acaso. Em resumo, quanto mais próximo do ponto noroeste do gráfico um classificador estiver, melhor será seu desempenho.

A *Area Under the ROC Curve* (AUC) é uma medida de performance de classificadores que considera vários pontos durante a classificação. Utilizando a mesma lógica da Figura 5, classificadores no ponto (0, 1) resultam em excelente classificações e indicam uma AUC correspondente a 1. Já classificadores próximos da diagonal pontilhada indicam AUC correspondente a próximo de 0.5. Sendo assim, quanto maior o valor da AUC, melhor o classificador em predizer classes positivas como positivas e classes negativas como

negativas.

Os métodos baseados nas Transformadas *Morlet* e *Mexican Hat* em conjunto com diferentes algoritmos de aprendizado de máquina foram comparados com os trabalhos de Silva et al. (2020) (*Evolving Fuzzy Neural Network*),Guillen et al. (2022) (*Hermite Transform* (HT) e *K-Nearest Neighbors* (KNN)) e Swarna et al. (2022) (*Random Subspace* (RS) com KNN).

Uma análise de avaliação cruzada foi realizada, na qual, foram comparados os resultados obtidos do artigo *Evolving neuro-fuzzy network for real-time high impedance fault detection and classification*, dos autores Silva et al. (2020). O artigo utilizou uma metodologia de avaliação baseada na matriz de confusão e também no Erro Médio Quadrático (*Mean Square Error* - MSE). Quanto menor o valor de MSE, melhor o modelo se ajusta aos dados e maior é sua capacidade de prever com precisão as FAI's. Além dos dois métodos mencionados, foram também utilizados nos dados do artigo de Silva et al. (2020) para a obtenção de métricas como acurácia, precisão e *F1-Score*, com o objetivo de comparar os resultados com a metodologia proposta no presente trabalho, conforme os resultados da Tabela 3.

A Tabela 3 apresenta os resultados originais completos do trabalho de Silva et al. (2020), mantida em sua totalidade para permitir uma análise comparativa abrangente com a metodologia proposta neste trabalho. A preservação de todos os dados originais facilita a validação e contextualização dos resultados obtidos.

A Tabela 3 apresenta uma comparação entre diferentes abordagens para detecção de FAI, empregando dois tipos de WT e classificadores de aprendizado de máquina. As colunas 1 e 2 da tabela detalham, respectivamente, o tipo de função *Wavelet* utilizada e o classificador associado a cada experimento.

Na coluna 1, são listadas as *Wavelets* aplicadas nos métodos. As Db4 e Db8, pertencem à família de *Wavelets Daubechies* e representam níveis diferentes de decomposição do sinal. O número associado a cada *Wavelet*, como o 4 em Db4 e o 8 em Db8, indica o nível do sinal de decomposição. Além das *Wavelets Daubechies*, Silva et al. (2020) também utilizou a *Wavelet Sym5* pertencente à família *Symlet*, no nível 5 de decomposição do sinal. As *Wavelets Symlet* são conhecidas por serem simétricas e mais adequadas para a análise de sinais de ruído e faltas transitórias, características comuns em sistemas de energia Silva et al. (2020).

Na coluna 2 da tabela, são apresentados os classificadores (*Learning Vector Quantization* (LVQ), *Evolving Fuzzy Neural Network* (EFUNN), *Support Vector Machine* (SVM), *Adaptative Vector Quantization* (AVG.) e *MultiLayer Perceptrons* (MLP) utilizados em conjunto com cada tipo de Wavelet. Entre os algoritmos de aprendizado de máquina utilizados, destacam-se o SVM, e MLP que são implementados neste trabalho. Cada clas-

sificador teve sua performance avaliada com base em métricas como *Accuracy* (ACC), Precisão, *F1-Score*, e MSE.

Tabela 3 – Resultados do artigo de Silva et al. (2020).

Wavelet	**Classificador**	**FN (%)**	**FP (%)**	**TP (%)**	**TN (%)**	**MSE (%)**	**Acc(%)**	**Prec(%)**	**F1(%)**
DB4	LVQ	0,00	5,04	94,96	100,00	2,33	97,48	94,96	97,41
DB4	EFUNN	0,00	5,04	94,96	100,00	2,33	97,48	94,96	97,41
DB8	LVQ	0,00	5,04	94,96	100,00	2,33	97,48	94,96	97,41
DB8	EFUNN	0,00	5,04	94,96	100,00	2,33	97,48	94,96	97,41
DB4	SVM	0,00	5,26	94,74	100,00	2,44	97,37	94,74	97,29
DB8	SVM	0,00	5,26	94,74	100,00	2,44	97,37	94,74	97,29
SYM5	LVQ	0,00	5,26	94,74	100,00	2,44	97,37	94,74	97,29
SYM5	SVM	0,00	5,26	94,74	100,00	2,44	97,37	94,74	97,29
DB8	AVG.	0,94	5,09	94,91	99,06	2,86	96,98	94,91	96,92
DB4	AVG.	1,04	5,16	94,84	98,96	2,94	96,90	94,84	96,83
SYM5	AVG.	0,80	5,70	94,30	99,20	3,08	96,75	94,30	96,66
SYM5	EFUNN	0,00	7,04	92,96	100,00	3,33	96,48	92,96	96,35
SYM5	MLP	3,21	5,24	94,76	96,79	4,11	95,77	94,76	95,73
DB8	MLP	3,78	5,04	94,96	96,22	4,33	95,59	94,96	95,56
DB4	MLP	0,04	5,30	94,70	95,83	4,67	97,27	94,70	97,25

Fonte: Silva et al. (2020).

O trabalho de Silva et al. (2020) foi relevante para a comparação dos resultados, uma vez que, apresentou extensivos testes e métodos robustos de identificação de FAI's. Além disso, Silva et al. (2020) utilizou o sistema de barras IEEE de 13 e 34 barras, os mesmos sistemas empregados na metodologia proposta neste trabalho. Essa congruência nos sistemas de testes e metodologias tornou possível uma comparação direta e consistente dos resultados, o que fortaleceu a análise de desempenho do modelo proposto frente às abordagens já consolidadas na área.

No trabalho de Guillen et al. (2022), aplicaram a HT em conjunto com o classificador KNN para explorar características temporais e espectrais das FAI's, utilizando métricas de avaliação como a Acurácia, Precisão e o MSE. A HT permitiu extrair características específicas do comportamento das FAI's em sinais de corrente, enquanto o KNN demonstrou eficácia na separação de classes devido à sua capacidade de identificar padrões com base na proximidade dos dados de falta e não-falta. O estudo foi conduzido no sistema de 33 barras IEEE. Os resultados revelaram uma alta acurácia e valores baixos de MSE, indicando que o modelo foi capaz de realizar previsões precisas e minimizar erros na classificação de FAI.

A Tabela 4 apresenta as métricas de desempenho do estudo de Guillen et al. (2022), detalhando indicadores como taxas de FN, FP, TP e TN, além de Acurácia, *Recall*, Especificidade, Precisão, *F1-Score* e MSE.

Os experimentos foram realizados no sistema *IEEE 33-bus test feeder*, amplamente utilizado em pesquisas sobre redes de distribuição, modelado no MATLAB/Simulink com frequência de amostragem de 6,4 kHz. Essa configuração permitiu a análise de diversos cenários, incluindo falhas monofásicas, bifásicas e trifásicas, bem como condições normais, como chaveamento de capacitores e variações de carga. A HT foi selecionada por

sua capacidade de análise multirresolução e seu uso de funções gaussianas, que possibilitam a detecção de componentes transitórios em sinais de corrente. Como comparação, a DWT, amplamente utilizada em estudos anteriores, também foi aplicada para validar os resultados.

Os resultados mostraram que a combinação da HT com o KNN obteve o melhor desempenho geral, alcançando 99,8% de TP e 99,9% de TN, com taxas de FN e FP de apenas 0,2% e 0,1%, respectivamente. O MSE foi de 0,1%, refletindo a elevada capacidade do modelo de minimizar erros de classificação. Classificadores alternativos, como SVM e RNA, apresentaram desempenhos ligeiramente inferiores, revelando menor sensibilidade às características dos dados de falta.

Embora a DWT tenha apresentado resultados robustos, seu desempenho foi inferior ao da HT, especialmente ao utilizar classificadores SVM e RNA. No entanto, o KNN manteve alta eficiência em ambas as transformações, destacando sua robustez na separação de classes. A superioridade da HT é atribuída à sua habilidade de capturar com precisão características transitórias em sinais de corrente, permitindo maior discriminação entre condições de falta e não-falta.

Por fim, o Guillen et al. (2022) elaborou a Tabela 4 (incluída neste trabalho) para facilitar a comparação entre as combinações de métodos. Observa-se que a HT, particularmente quando associada ao KNN, é altamente eficaz na detecção de FAI, demonstrando sua aplicabilidade em sistemas de distribuição que demandam elevada precisão e confiabilidade.

Tabela 4 – Resultados do artigo de Guillen et al. (2022).

Wavelet	**Classific.**	**FN (%)**	**FP (%)**	**TP (%)**	**TN (%)**	**MSE (%)**	**Acc**	**Espec**	**Prec**	**F1**
HERMITE	KNN	0,20	0,10	99,80	99,90	0,10	99,00	99,00	99,00	99,00
HERMITE	SVM	1,80	2,20	98,20	97,80	0,20	98,00	98,00	98,00	98,00
HERMITE	ANN	1,40	1,70	98,60	98,30	0,20	98,00	98,00	98,00	98,00
DWT	KNN	0,50	0,30	99,50	99,70	0,30	99,00	99,00	99,00	99,00
DWT	SVM	2,00	2,50	98,00	97,50	0,30	97,00	97,00	97,00	97,00
DWT	ANN	1,70	2,00	98,30	98,00	0,30	98,00	98,00	98,00	98,00

Fonte: Guillen et al. (2022)

A Tabela 5 apresenta os resultados do trabalho de Guillen et al. (2022), onde diferentes métodos para a detecção de FAI são comparados. Cada linha da tabela representa uma combinação específica de uma ferramenta de processamento de sinal e um classificador, com a métrica de acurácia indicando o desempenho de cada método.

Swarna et al. (2022) combina a DWT com o classificador KNN, alcançando uma acurácia de 98,33%, mostrando uma boa capacidade de detecção ao utilizar características extraídas de DWT. Além disso, Eslami, Jannati e Tabatabaei (2021) usa o *Principal Component Analysis* (PCA) junto com SVM, resultando em uma acurácia de 98,83%, indicando uma performance ligeiramente superior, sugerindo que o PCA é eficaz para reduzir a dimensionalidade dos dados sem perda significativa de informação. Kurukuru

et al. (2020) também emprega DWT, mas com o MLP, obtendo uma acurácia de 97,52%, que é um pouco inferior comparado aos métodos anteriores, possivelmente devido à sensibilidade do MLP a variações de dados e ruído. Lala e Karmakar (2020) utiliza a *Empirical Modal Decomposition* (EMD) com KNN, atingindo 98,20% de acurácia, o que demonstra a robustez do KNN quando combinado com diferentes métodos de extração de características. Quanto aos autores Sirojan et al. (2022), empregam a STFT com uma *Convolutional Neural Network* (CNN), resultando em uma acurácia de 98,67%, sugerindo que a CNN se beneficia das características de frequência-tempo extraídas pela STFT. E Guillen et al. (2022), alcança o melhor desempenho, combinando a HT com KNN, resultando em uma acurácia de 99,27%, o que indica que a HT, ao lado do KNN, é altamente eficaz na identificação de FAI devido à sua capacidade de capturar características distintas do sinal.

Os dados apresentados na Tabela 5 foram extraídos do trabalho de Guillen et al. (2022), sendo mantidos todos os métodos e resultados originais para a comparação entre as abordagens existentes e o método proposto, permitindo uma avaliação mais precisa das contribuições deste trabalho.

Tabela 5 – Resultados do artigo de Guillen et al. (2022).

Método Proposto	**Ferramenta**	**Classificador**	**ACC(%)**	**Sistema Avaliado**
Guillen et al. (2022)	HT	KNN	99,27	33 Barras IEEE
Eslami, Jannati e Tabatabaei (2021)	PCA	SVM	98,83	Sistema Proposto por Eslami et al.
Sirojan et al. (2022)	STFT	CNN	98,67	Sistema Proposto por Sirojan et al.
Swarna et al. (2022)	DWT	KNN	98,33	13 Barras IEEE
Lala e Karmakar (2020)	EMD	KNN	98,20	Sistema Proposto por Lala e Karmakar
Kurukuru et al. (2020)	DWT	MLP	97,52	Sistema Proposto por Kurukuru et al.

Fonte:Guillen et al. (2022)

O trabalho de Swarna et al. (2022) apresenta uma abordagem para a detecção FAI em redes elétricas integradas com sistemas fotovoltaicos, utilizando um classificador de conjunto baseado em *Random Subspace* (RS) com o algoritmo KNN como modelo base. O estudo foi conduzido no modelo padrão IEEE de 13 barras, implementado no ambiente MATLAB/Simulink. Esse modelo integra fontes de geração fotovoltaica e simula diversos cenários de falhas, incluindo FAI's e condições normais, como chaveamento de cargas pesadas e bancos de capacitores, bem como variações de irradiância solar em tempo real. Para caracterizar os eventos de falta, foi utilizada a DWT. Os classificadores foram treinados e testados com dados extraídos de simulações que contemplaram diferentes condições: (1) Sem variação de irradiância solar; (2) Com variações de irradiância solar em tempo real; e (3) Com a adição de ruído (10%) nos sinais de entrada. O desempenho do classificador RS foi comparado com outros métodos base, incluindo KNN, *Logistic Regression* (LR) e RF. O classificador RS se destacou por sua robustez e precisão. Em condições sem variação de irradiância solar, o trabalho traz os resultados para detecção de FAI na Tabela 6 a qual traz um cenário ideal para comparação com trabalho proposto

visto que utiliza uma Transformada Wavelet e um método de MLP para identificação de FAI.

Os resultados apresentados Tabela 6 são reproduzidos na íntegra do trabalho de Swarna et al. (2022), mantendo-se os dados originais para garantir uma melhor compreensão e facilitar a análise comparativa com o método proposto neste trabalho.

Tabela 6 – Resultados do artigo Swarna et al. (2022)

Wavelet	**Classifier**	**FN (%)**	**FP (%)**	**TP (%)**	**TN (%)**	**MSE (%)**	**Acc**	**Prec**	**F1**
DWT	KNN + RS	7,00	7,00	93,00	93,00	7,00	93,00	93,00	93,00

Fonte: O Autor e Swarna et al. (2022)

4 Resultados e Discussão

Neste capítulo, são apresentados e discutidos os resultados obtidos a partir da aplicação dos métodos propostos para a detecção de FAI em sistemas de distribuição de energia elétrica. A avaliação dos métodos foi realizada com base em métricas amplamente reconhecidas, como Acurácia, Precisão, *F1-Score*, MSE e Matriz de Confusão. Para garantir a validade dos resultados, foi empregada uma abordagem em três etapas, que incluiu comparações diretas e indiretas com estudos relevantes da literatura.

Métodos baseados nas Transformadas *Morlet* e *Mexican Hat*, em conjunto com diferentes algoritmos de aprendizado de máquina, foram comparados com os resultados obtidos segundo os seguintes trabalhos:

- Silva et al. (2020), utilizou um modelo *Evolving Neuro-Fuzzy*;
- Guillen et al. (2022), utililzou um algoritmo baseado na *Hermite Transform* (HT) e um classificador *K-Nearest Neighbors* (KNN);
- Swarna et al. (2022), apresenta os resultados obtidos utilizando a combinação de DWT com o classificador baseado em *Random Subspace* (RS), tendo o algoritmo KNN como modelo base.

Inicialmente foi realizada uma comparação direta com o trabalho de Silva et al. (2020), que propôs uma abordagem baseada em redes *Evolving Neuro-Fuzzy* combinadas com Transformadas Wavelet para a detecção de FAI em sistemas de média tensão. O estudo utilizou diferentes famílias de Wavelets, incluindo *Symlet* e *Daubechies*, para extrair características discriminativas dos sinais de falha. Silva et al. (2020) também empregou métodos de identificação de FAI que guardam semelhanças com os métodos propostos neste trabalho. Essa similaridade permitiu uma comparação direta, uma vez que o sistema de barras utilizado e a técnica de identificação compartilham o mesmo princípio, envolvendo a aplicação de uma WT combinada com um método de classificação.

Em seguida, foi utilizada uma abordagem indireta baseada no trabalho de Guillen et al. (2022), que explorou o uso da HT em conjunto com o classificador KNN para a detecção de FAI. Embora Guillen et al. (2022) tenha considerado um sistema de barras diferente daquele empregado neste trabalho, os princípios e técnicas de identificação utilizados apresentam similaridades, possibilitando a comparação. Além disso, o estudo de Guillen et al. (2022) avaliou o desempenho de seu método em relação a cinco outros trabalhos da literatura, incluindo o estudo de Swarna et al. (2022). Este último empregou um sistema de 13 barras IEEE combinado com a técnica KNN, sendo relevante para a

presente análise devido à semelhança metodológica. O trabalho de Guillen et al. (2022) destacou-se pela publicação em um periódico de renome, reforçando a relevância de seus resultados como referência para o fortalecimento da robustez dos métodos propostos.

4.1 Resultados relacionados ao trabalho de Silva et al. (2020)

Nesta seção serão apresentados e comparados os resultados do trabalho de Silva et al. (2020), que utiliza o modelo *Evolving Neuro-Fuzzy* associado a alguns classificadores e o modelo proposto neste trabalho.

A Tabela 7 apresenta os resultados das abordagens testadas, incluindo a Acurácia, Precisão, *F1-Score* e o MSE de cada método. Os classificadores utilizados foram ajustados empiricamente, o que significa que os parâmetros de ajuste (hiperparâmetros) de cada algoritmo foram otimizados com base em testes experimentais.

A Tabela 7 expande os resultados apresentados anteriormente na Tabela 3, incorporando os dados obtidos através da metodologia proposta neste trabalho. A inclusão dos novos resultados junto aos dados originais permite uma comparação direta e objetiva, facilitando a análise do desempenho do método proposto em relação às abordagens existentes.

Tabela 7 – Resultado dos Métodos Propostos.

Wavelet	Classifier	FN (%)	FP (%)	TP (%)	TN (%)	MSE (%)	Acc(%)	Prec(%)	F1(%)
MEXH	**KNN**	**0,00**	**0,00**	**100,00**	**100,00**	**0,00**	**100,00**	**100,00**	**100,00**
MORL	**KNN**	**0,00**	**0,00**	**100,00**	**100,00**	**0,00**	**100,00**	**100,00**	**100**,00
MEXH	**RF**	**0,00**	**0,00**	**100,00**	**100,00**	**0,00**	**100,00**	**100,00**	**100,00**
MORL	**SVM**	**2,30**	**0,00**	**97,70**	**100,00**	**0,12**	**98,85**	**100,00**	**98,83**
MORL	**MLP**	**0,30**	**0,00**	**99,70**	**100,00**	**0,15**	**99,85**	**100,00**	**99,84**
MORL	**RF**	**0,00**	**0,90**	**100,00**	**99,10**	**0,45**	**99,55**	**99,10**	**99,55**
MEXH	**TREE**	**0,00**	**0,90**	**100,00**	**99,10**	**0,45**	**99,55**	**99,10**	**99,55**
MEXH	**MLP**	**1,00**	**0,00**	**99,00**	**100,00**	**0,50**	**99,50**	**100,00**	**99,49**
MORL	**TREE**	**0,00**	**1,70**	**100,00**	**98,30**	**0,85**	**99,15**	**98,32**	**99,15**
MEXH	**SVM**	**2,30**	**0,00**	**97,70**	**100,00**	**1,15**	**98,85**	**100,00**	**98,83**
DB4	LVQ	0,00	5,04	94,96	100,00	2,33	97,48	94,96	97,41
DB4	EFUNN	0,00	5,04	94,96	100,00	2,33	97,48	94,96	97,41
DB8	LVQ	0,00	5,04	94,96	100,00	2,33	97,48	94,96	97,41
DB8	EFUNN	0,00	5,04	94,96	100,00	2,33	97,48	94,96	97,41
DB4	SVM	0,00	5,26	94,74	100,00	2,44	97,37	94,74	97,29
DB8	SVM	0,00	5,26	94,74	100,00	2,44	97,37	94,74	97,29
SYM5	LVQ	0,00	5,26	94,74	100,00	2,44	97,37	94,74	97,29
SYM5	SVM	0,00	5,26	94,74	100,00	2,44	97,37	94,74	97,29
DB8	AVG.	0,94	5,09	94,91	99,06	2,86	96,98	94,91	96,92
DB4	AVG.	1,04	5,16	94,84	98,96	2,94	96,90	94,84	96,83
SYM5	AVG.	0,80	5,70	94,30	99,20	3,08	96,75	94,30	96,66
SYM5	EFUNN	0,00	7,04	92,96	100,00	3,33	96,48	92,96	96,35
SYM5	MLP	3,21	5,24	94,76	96,79	4,11	95,77	94,76	95,73
DB8	MLP	3,78	5,04	94,96	96,22	4,33	95,59	94,96	95,56
DB4	MLP	0,04	5,30	94,70	95,83	4,67	97,27	94,70	97,25

Fonte: O Autor e Silva et al. (2020)

Os resultados mostrados na Tabela 7 (em **negrito**, os métodos propostos neste trabalho) demonstram que os métodos baseados em CWT, como *Mexican Hat* e *Morlet*, em conjunto com classificadores de aprendizado de máquina (resultados em negrito na

Tabela 7), apresentaram no modelo proposto neste trabalho, um desempenho superior na detecção de FAI quando comparados ao modelo *Evolving Neuro-Fuzzy*.

Os métodos com melhor desempenho foram aqueles que combinaram as Transformadas *Mexican Hat* e *Morlet* com KNN, atingindo uma acurácia de 100% e um MSE de 0%. A precisão e o *F1-Score* também foram de 100%, o que indica que esses modelos são eficazes tanto na identificação correta das faltas quanto em evitar os FP's.

Comparando com o modelo *Evolving Neuro-Fuzzy*, observa-se que este último apresentou um desempenho inferior, com uma acurácia máxima de 97,48% e um MSE de 2,33%. Esta diferença significativa demonstra a eficácia das abordagens propostas neste trabalho. É importante notar que, mesmo quando foram utilizados os mesmos classificadores que o estudo anterior (como SVM e MLP), os resultados do presente trabalho foram ainda superiores. Na abordagem proposta, o classificador SVM com *Morlet* obteve uma acurácia de 98,85% e um MSE de 0,12% contra 97,37% e 2,44% do classificador SVM original. Com o classificador MLP, a abordagem proposta (*Morlet*) obteve uma acurácia de 99,85% e MSE de 0,15% contra 97,27% e 4,67% do classificador MLP original.

Estes resultados demonstram que não apenas a escolha do classificador é importante, mas também a seleção adequada da função Wavelet e sua configuração. A combinação destes fatores resultou em um desempenho significativamente superior na detecção de FAI.

Em uma análise comparativa para a avaliação do método proposto por este trabalho, foram comparados os métodos testados no trabalho de (SILVA, 2021), mais especificamente os métodos SVM e MLP. Os resultados encontram-se nas Figuras 6 e 7 onde são comparados os métodos testados nos dois trabalhos através da curva ROC.

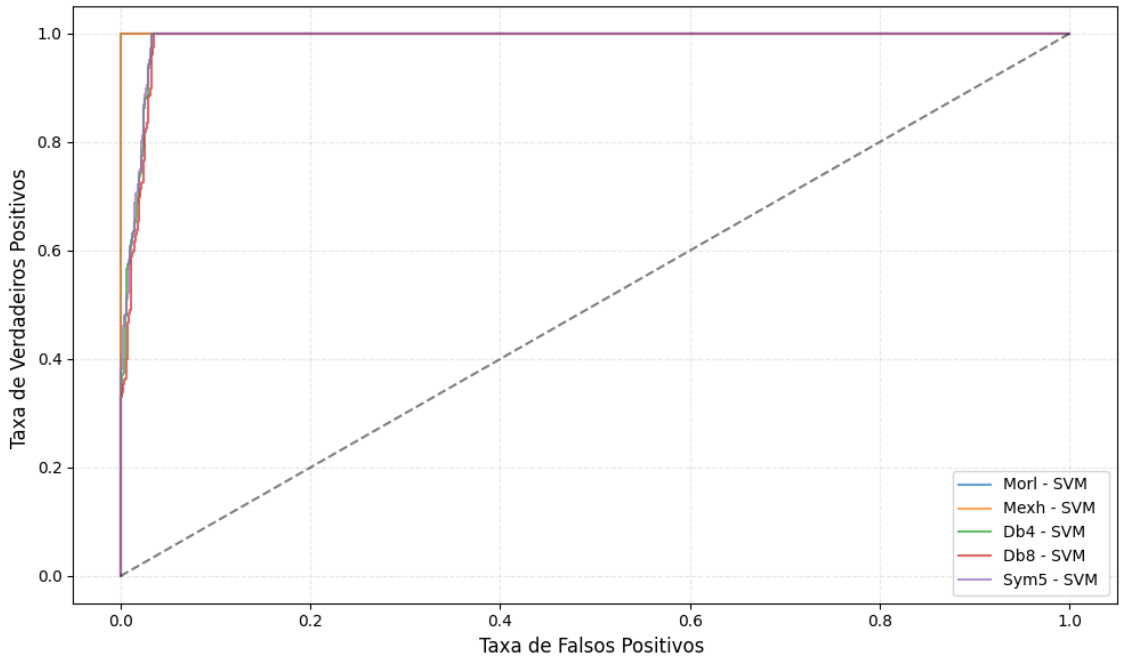
Na Figura 6, são comparados todos os métodos baseados no SVM, e percebe-se que os métodos utilizando as Wavelets Contínuas *Mexican Hat* (Mexh) e *Morlet* alcançaram 100% de acurácia, AUC próxima de 100. Isso demonstra que, para esses dois métodos, o classificador SVM foi capaz de distinguir perfeitamente entre os casos de falha e não falha, sem gerar falsos positivos ou falsos negativos significativos. Esses resultados indicam que tanto a *Mexh* quanto a *Morlet* possuem uma forte capacidade de capturar as características transitórias dos sinais de corrente, resultando em uma excelente separação entre as classes.

Por outro lado, os métodos baseados nas funções DB4, DB8 e Sym5 tiveram um desempenho inferior, com valores de AUC um pouco abaixo de 100. A acurácia máxima para essas funções da Wavelet Discretas foi de aproximadamente 97,37%, conforme mostrado na Tabela 7, o que embora ainda seja um bom desempenho, não alcança os desempenhos observados com as Transformadas Wavelets Contínuas acrescido do classificador SVM.

A Figura 7 apresenta as curvas ROC para o MLP. Novamente, os métodos que utilizaram as Wavelets *Mexican HaT* e *Morlet* alcançaram os melhores resultados, com

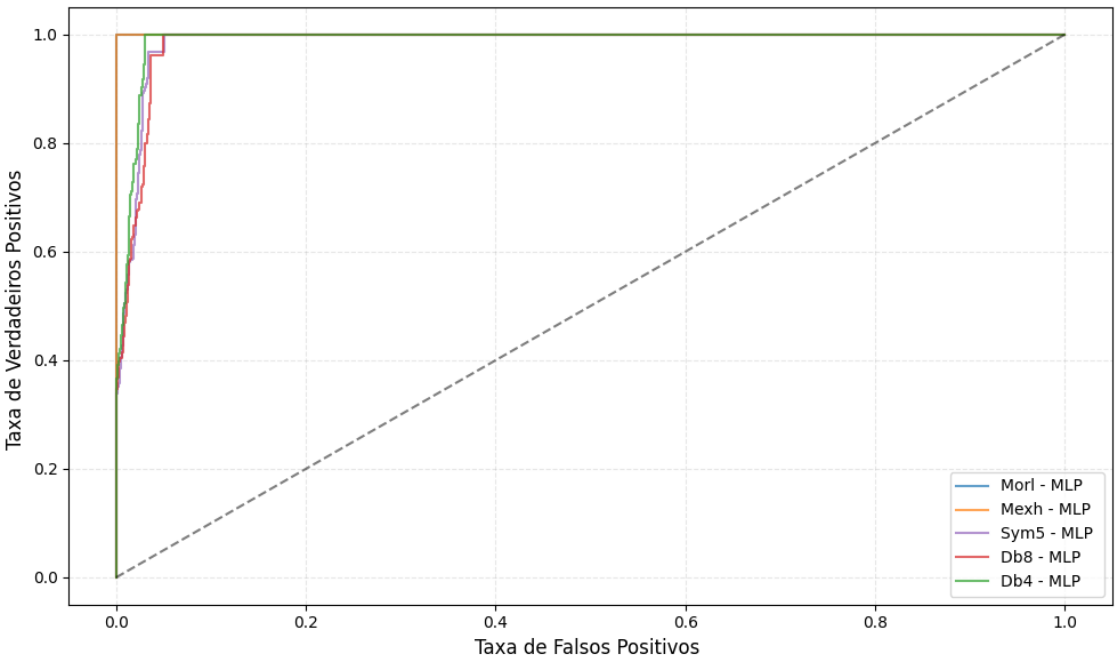
100% de acurácia e AUC's próximas de 100. Assim como no caso do SVM, o MLP combinado com as Wavelets contínuas mostrou-se eficaz na detecção de FAI's, demonstrando alta capacidade discriminativa entre as classes de falta e não falta.

Figura 6 – Comparação dos métodos utilizando SVM.



Fonte: O Autor.

Figura 7 – Comparação dos métodos utilizando MLP.



Fonte: O Autor.

É interessante observar que, mesmo com a superioridade das Transformadas Contínuas, o MLP apresentou um desempenho excelente, mas ainda inferior ao SVM, alcan-

çando acurácias que variaram de 99,50% a 99,85%. A Curva ROC do MLP, embora não ideal como a Curva para SVM, ainda apresenta uma AUC significativa, o que indica que o MLP é capaz de lidar de maneira eficaz com padrões não lineares presentes nos sinais de faltas.

A análise comparativa das Curvas ROC nas Figuras 6 e 7 revelam que os métodos baseados em Wavelets Contínuas, como *Morlet* e *Mexican Hat*, são claramente superiores aos métodos baseados em Wavelets Discretas. Esses métodos atingiram acurácia de 100% para o SVM quanto e bem próximas para o MLP, com uma excelente separação entre as classes de falta e não falta.

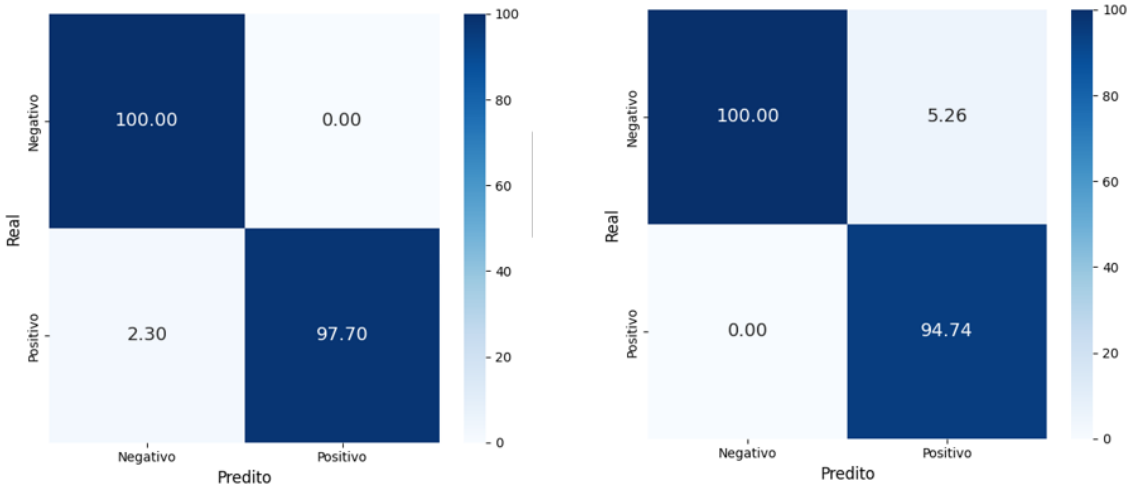
Por outro lado, as Wavelets DB4, DB8, e Sym5, embora eficazes, não apresentaram o mesmo nível de discriminação, resultando em AUC's ligeiramente menores. Os classificadores foram capazes de lidar bem com esses sinais processados por Wavelets Discretas, mas a natureza das Transformadas Discretas limita sua capacidade de capturar detalhes de alta frequência que são típicos de falhas transitórias.

As Figuras 8 e 9 apresentam as matrizes de confusão para os métodos SVM e MLP aplicados nas famílias de Wavetes Contínuas e Discretas. As matrizes de confusão são utilizadas para detalhar a taxa de acertos e erros em cada um dos classificadores, permitindo uma análise detalhada do desempenho de cada abordagem.

Na Figura 8a, referente ao SVM combinado com a *Wavelet Morlet*, foram observados 2,3% FN e nenhum FP. Isso indica que o classificador foi capaz de detectar corretamente a maioria das falhas, com uma taxa de erro mínima. Já na Figura 8b, que mostra o desempenho do SVM com a Wavelet DB4, há um aumento nos falsos positivos, totalizando 5,26%, enquanto os falsos negativos permanecem em 0%. Embora o desempenho geral do SVM com a DB4 ainda seja satisfatório, é evidente que a *Morlet* apresentou um comportamento superior na redução dos erros de classificação, especialmente falsos positivos, que são cruciais para sistemas de proteção.

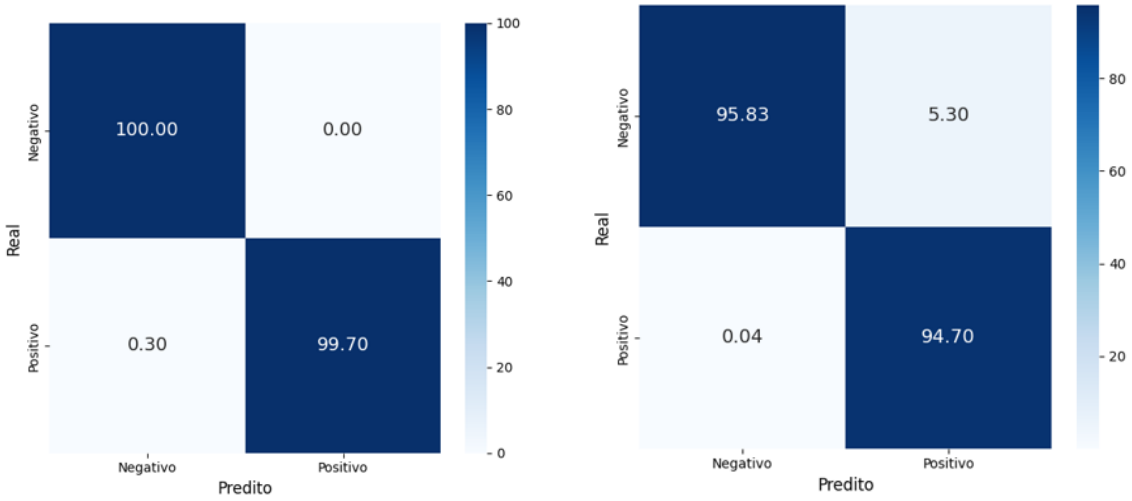
Na Figura 9a, referente ao MLP com a *Wavelet Morlet*, o classificador apresentou um excelente desempenho, com 0,3% de FN e nenhum FP, atingindo uma acurácia próxima do ideal. Esse resultado destaca a eficácia do MLP na detecção de FAI quando combinado com uma Wavelet Contínua. Em contraste, na Figura 9b, que mostra o MLP com a DB4, houve um aumento de 5,3% nos FP e um aumento de 0,0417% nos FN, o que resultou em uma performance inferior em relação à *Morlet*. Embora o MLP tenha se mostrado um classificador eficaz, a escolha da Wavelet teve um impacto significativo no desempenho, com as transformadas contínuas como a *Morlet* sendo superiores na minimização dos erros.

Figura 8 – Matriz de Confusão - SVM.



(a) SVM (Morl) (b) SVM (DB4)

Figura 9 – Matriz de Confusão - MLP.



(a) MLP (Morl) (b) MLP (DB4)

4.2 Resultados relacionados ao trabalho de Guillen et al. (2022)

Um segundo artigo utlizado para comparação é o de (GUILLEN et al., 2022), no qual desenvolveram um algoritmo baseado na HT para a detecção e classificação de FAI's. A HT é uma técnica de Transformada Contínua, eficiente para decompor sinais em diferentes níveis de resolução no domínio tempo-frequência, permitindo capturar características transitórias relevantes das faltas.

A HT expande os sinais utilizando polinômios de Hermite em combinação com uma janela Gaussiana, garantindo uma análise sem artefatos indesejados. Essa abordagem é aplicada para extrair coeficientes relevantes do sinal, que são posteriormente inseridos em um classificador KNN. A escolha do KNN se justifica pela simplicidade e eficácia em

identificar padrões não lineares presentes em sinais de FAI.

O sistema de teste utilizado foi um sistema de distribuição com geração distribuída adaptado pelo Guillen et al. (2022) de 33 Barras, onde as faltas foram simuladas em diferentes condições, incluindo variação de carga e inserção de ruído. A precisão do sistema foi avaliada em termos de taxa de falsos positivos e negativos, alcançando uma taxa de 99,8% de verdadeiro positivo e 99,9% de verdadeiro negativo, conforme detalhado na Tabela 8.

Na Tabela 8, comparando os métodos propostos com o testado por Guillen et al. (2022) baseado em HT e um classificador KNN, observa-se um desempenho superior dos classificadores propostos (em **negrito**). Por exemplo, no caso da Transformada *Mexh* com o classificador KNN, a abordagem obteve uma acurácia de 100%, sem FP ou FN e com um MSE de 0%, mostrando um bom desempenho nos critérios avaliados (Acurácia, Sensibilidade, Especificidade, Precisão e *F1-Score*).

Da mesma forma, a Transformada *Morl* com KNN também alcançou 100% de Acurácia e MSE de 0%, reforçando a eficácia do método proposto. Já para a HT com KNN, embora os resultados não tenham sido perfeitos, o desempenho ainda foi bastante elevado, com uma Acurácia de 99%, um MSE de 0,1% e valores elevados para todas as métricas (Sensibilidade, Especificidade, Precisão e *F1-Score*). Esta ligeira diferença ainda supera os resultados de modelos convencionais, evidenciando a superioridade das técnicas propostas neste trabalho. O experimento foi conduzido no ambiente de simulação MATLAB/Simulink por um período de tempo previamente definido, com a inserção das FAI's no sistema de 34 barras IEEE em intervalos determinados. A simulação foi planejada de forma equilibrada, garantindo que os períodos normais e os períodos com faltas apresentassem a mesma duração total.

A tabela 8 expande os resultados apresentados anteriormente na Tabela 4, incorporando os dados obtidos através da metodologia proposta neste trabalho. A inclusão dos novos resultados junto aos dados originais permite uma comparação direta e objetiva, facilitando a análise do desempenho do método proposto em relação às abordagens existentes.

Tabela 8 – Resultados dos métodos propostos.

Transf.	Classifier	FN (%)	FP (%)	TP (%)	TN (%)	MSE (%)	Acc	Prec	F1
MEXH	**KNN**	**0,00**	**0,00**	**100,00**	**100,00**	**0,00**	**100,00**	**100,00**	**100,00**
MORL	**KNN**	**0,00**	**0,00**	**100,00**	**100,00**	**0,00**	**100,00**	**100,00**	**100,00**
HERMITE	KNN	0,20	0,10	99,80	99,90	0,10	99,00	99,00	99,00

Fonte: O Autor e Guillen et al. (2022)

Comparando o desempenho dos métodos propostos com os de estudos anteriores (Tabela 9), observa-se uma clara vantagem em termos de Acurácia (em **negrito**). O método proposto, utilizando a Transformada *Mexh* com o classificador KNN, alcançou

uma Acurácia de 100%, assim como a combinação de *Morlet* com KNN. Esses resultados evidenciam um bom desempenho.

Além disso, a combinação *Morlet* com MLP obteve uma Acurácia de 99,84%, enquanto *Mexh* com MLP chegou a 99,49%, ambos superiores aos métodos convencionais utilizados em estudos anteriores. Por exemplo, o método de Guillen et al. (2022) utilizando HT com KNN obteve 99,2% de Acurácia, enquanto o uso de PCA com SVM em Eslami, Jannati e Tabatabaei (2021) resultou em 98,83%, valor equivalente ao alcançado pelo método proposto com SVM usando tanto *Mexh* quanto *Morlet*.

Outros métodos tradicionais apresentaram desempenho inferior, como o uso de STFT com CNN por Sirojan et al. (2022), que obteve uma Acurácia de 98,67%, e DWT com KNN em Swarna et al. (2022), com 98,33%. Já o método EMD com KNN, proposto por Lala e Karmakar (2020), obteve 98,2%, e o método de Kurukuru et al. (2020) com DWT e MLP alcançou 97,52%.

Essas comparações demonstram a superioridade do método proposto, especialmente quando se utiliza a combinação de Transformada *Mexh* e *Morlet* com KNN e MLP, destacando a eficácia e precisão dos classificadores desenvolvidos neste trabalho.

A Tabela 9 expande os resultados apresentados anteriormente na Tabela 5, incorporando os dados obtidos através da metodologia proposta neste trabalho. A inclusão dos novos resultados junto aos dados originais permite uma comparação direta e objetiva, facilitando a análise do desempenho do método proposto em relação às abordagens existentes.

Tabela 9 – Resultados dos métodos propostos.

Métodos	Ferramenta	Classificador	ACC(%)
Proposto	**MEXH**	**KNN**	**100,00**
Proposto	**MORLET**	**KNN**	**100,00**
Proposto	**MORLET**	**MLP**	**99,84**
Proposto	**MEXH**	**MLP**	**99,49**
Guillen et al. (2022)	HT	KNN	99,27
Eslami, Jannati e Tabatabaei (2021)	PCA	SVM	98,83
Proposto	**MEXH**	**SVM**	**98,83**
Proposto	**MORLET**	**SVM**	**98,83**
Sirojan et al. (2022)	STFT	CNN	98,67
Swarna et al. (2022)	DWT	KNN	98,33
Lala e Karmakar (2020)	EMD	KNN	98,20
Kurukuru et al. (2020)	DWT	MLP	97,52

Fonte: O Autor e Guillen et al. (2022)

4.3 Resultados relacionados ao trabalho de Swarna et al. (2022)

A Tabela 10 traz a comparação dos resultados do método proposto (em **negrito**) em combinação com o classificador KNN comparando a DWT + RS e KNN, apresentado por Swarna et al. (2022), no sistema 13 barras IEEE.

O método proposto obteve valores de FN e FP iguais a 0,00% em todas as combinações analisadas, indicando que o classificador identificou corretamente todas as FAI's e evitou falsos alarmes. Em comparação, o método de Swarna et al. (2022) apresentou FN = 7,00% e FP = 7,00%.

O método proposto atingiu 100,00% de TP e 100,00% de TN enquanto o método de Swarna et al. (2022) alcançou 93,00% para ambas as métricas. Essa diferença indica que o método proposto é mais eficaz na identificação tanto de faltas quanto de condições normais do sistema. O MSE no método proposto foi 0,00%, o que representa a eliminação completa de erros de classificação nos cenários testados. Em contrapartida, o método de Swarna et al. (2022) apresentou um MSE de 7,00%, indicando maior incerteza em suas previsões.

A Acurácia do método proposto foi de 100,00%, enquanto o método de Swarna et al. (2022) atingiu uma Acurácia de 93,00%. Isso reforça a superioridade do modelo proposto em fornecer previsões confiáveis. O método proposto apresentou valores de Precisão (Prec) e *F1-Score* (F1) iguais a 100,00%, enquanto o método de Swarna et al. (2022) obteve 93,00% para ambas as métricas. Esses resultados destacam a capacidade do método proposto de equilibrar corretamente a detecção de faltas e a ausência de falsos alarmes.

Com base nos resultados apresentados, o método proposto, que combina Transformadas *Wavelet* como *Mexican Hat* e *Morlet* com o classificador KNN, demonstrou desempenho significativamente superior em comparação com o método baseado em DWT e *Random Subspace* de Swarna et al. (2022). As métricas como FN, FP, TP, TN, MSE, acurácia, precisão e *F1-Score* indicam que o modelo proposto apresenta melhor desempenho que o método proposto por Swarna et al. (2022). O experimento foi conduzido no ambiente de simulação MATLAB/Simulink por um período de tempo previamente definido, com a inserção das FAI's no sistema de 13 barras IEEE em intervalos determinados. A simulação foi planejada de forma equilibrada, garantindo que os períodos normais e os períodos com faltas apresentassem a mesma duração total.

A Tabela 10 expande os resultados apresentados anteriormente na Tabela 6, incorporando os dados obtidos através da metodologia proposta neste trabalho (em **negrito**). A inclusão dos novos resultados junto aos dados originais permite uma comparação direta e objetiva, facilitando a análise do desempenho do método proposto em relação às abordagens existentes

Tabela 10 – Resultados dos métodos propostos.

Wavelet	Classifier	FN (%)	FP (%)	TP (%)	TN (%)	MSE (%)	Acc	Prec	F1
MORL	**KNN**	**0,00**	**0,00**	**100,00**	**100,00**	**0,00**	**100,00**	**100,00**	**100,00**
MEXH	**KNN**	**0,30**	**0,00**	**99,70**	**100,00**	**0,15**	**99,85**	**100,00**	**99,84**
DWT	KNN + RS	7,00	7,00	93,00	93,00	7,00	93,00	93,00	93,00

Fonte: O Autor e Swarna et al. (2022)

5 Conclusão

Os métodos propostos, especialmente as combinações de Transformadas *Mexican Hat* e *Morlet* com KNN, apresentaram um desempenho melhor do que a maioria dos métodos encontrados na literatura. Quanto à consistência nos resultados, diversos classificadores como o KNN, RF, SVM, MLP apresentaram desempenho superior quando combinados com as Transformadas de Wavelets propostas, indicando a robustez da abordagem. Em relação à importância da seleção de *features*, a escolha adequada da função Wavelet provou ser tão crucial quanto a seleção do classificador. A combinação otimizada destes elementos resultou em um desempenho significativamente superior. Sobre a versatilidade, os métodos propostos demonstraram eficácia tanto na identificação correta das falhas quanto na minimização de Falsos Positivos, como evidenciado pelos altos valores de precisão e *F1-Score*. E quanto ao potencial para aplicação prática, o desempenho superior e consistente dos métodos propostos sugere um alto potencial para aplicação em sistemas reais de distribuição de energia elétrica.

É importante ressaltar que estes resultados foram obtidos através de um processo de ajuste empírico dos hiperparâmetros dos classificadores. Isso destaca a importância não apenas da escolha do método, mas também da sua configuração adequada para o problema específico de detecção de FAI. Em suma, este trabalho contribui significativamente para o campo da detecção de Faltas de Alta Impedância, oferecendo métodos mais precisos e confiáveis. A abordagem proposta, combinando Transformadas de Wavelet com algoritmos de aprendizado de máquina, demonstrou ser uma solução promissora para melhorar a segurança e eficiência dos sistemas de distribuição de energia elétrica.

5.1 Trabalhos Futuros

Com base nos resultados obtidos, alguns caminhos podem ser explorados em pesquisas futuras. Uma possibilidade é a combinação de Transformadas de Wavelet com modelos *Neuro-Fuzzy*, unindo a capacidade de extração de características das transformadas com a flexibilidade dos sistemas *Neuro-Fuzzy*. Essa abordagem poderia aproveitar a capacidade de análise multirresolução das Transformadas de Wavelet e a natureza adaptativa dos sistemas *Neuro-Fuzzy*, resultando em um sistema híbrido ainda mais robusto para a detecção de FAI.

Além disso, seria interessante investigar o impacto de técnicas mais avançadas de ajuste de hiperparâmetros, como otimização baseada em busca em grid ou aleatória, para melhorar ainda mais o desempenho dos classificadores utilizados. Também vale explorar o uso de Redes Neurais Profundas (*Deep Learning*), que poderiam capturar de maneira

mais eficiente os padrões complexos presentes nos sinais de corrente, contribuindo para um maior grau de precisão na identificação de faltas.

Outra linha de investigação seria testar esses métodos em sistemas elétricos maiores e mais complexos, com maior penetração de geração distribuída ou com cargas dinâmicas, para avaliar a escalabilidade e eficiência das abordagens propostas.

Referências

ADDISON, P. S. Wavelet transforms and the ecg: A review. **Physiological Measurement**, IOP Publishing, v. 26, n. 5, p. R155, 2005.

ANEEL. Módulo 8–qualidade da energia elétrica. **Agência Nacional de Energia Elétrica–ANEEL**, 2022.

BHANDIA, R. et al. High impedance fault detection using advanced distortion detection technique. **IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY**, v. 35, n. 6, p. 2598–2611, DEC 2020. ISSN 0885-8977.

BHATNAGAR, M.; YADAV, A.; SWETAPADMA, A. Fuzzy based relaying scheme for high impedance faults in dg integrated distribution system. **ELECTRIC POWER SYSTEMS RESEARCH**, v. 202, JAN 2022. ISSN 0378-7796.

_____. A resilient protection scheme for common shunt fault and high impedance fault in distribution lines using wavelet transform. **IEEE SYSTEMS JOURNAL**, v. 16, n. 4, p. 5281–5292, DEC 2022. ISSN 1932-8184.

BHATTACHARYYA, A.; PACHORI, R. B. Tunable-q wavelet transform for power quality disturbance recognition. **Applied Sciences**, MDPI, v. 9, n. 5, p. 1121–1135, 2019.

BISHOP, C. M. **Pattern recognition and machine learning**. [S.l.]: Springer, 2006.

BREIMAN, L. Random forests. **Machine Learning**, Springer, v. 45, n. 1, p. 5–32, 2001.

BROWN, T. B. et al. Language models are few-shot learners. **arXiv preprint arXiv:2005.14165**, 2020.

BRUNISMANN, D. **Detecção de Faltas de Alta Impedância em Redes de Distribuição**. São Paulo: https://selinc.com/pt/events/on-demand-webinar/136274/, 2022. [Webinar]. Acesso em: 28 out. 2024.

CHEN, Y.; ZHANG, L.; WANG, S. Credit risk prediction using decision trees: A comparative study. **Journal of Financial Risk Management**, Scientific Research Publishing, v. 12, n. 2, p. 45–60, 2023.

CHRISTIE, R. **Power Systems Test Case Archive**. 2000. University of Washington.

CHUI, C. K. **An Introduction to Wavelets**. [S.l.]: Academic Press, 1992.

CORTES, C.; VAPNIK, V. Support-vector networks. **Machine Learning**, Springer, v. 20, n. 3, p. 273–297, 1995.

DONOHO, D. L. De-noising by soft-thresholding. **IEEE Transactions on Information Theory**, IEEE, v. 41, n. 3, p. 613–627, 1995.

DUGAN, R. et al. **Electrical Power Systems Quality**. [S.l.]: McGraw-Hill, 2002.

EMANUEL, A. et al. High impedance fault arcing on sandy soil in 15 kv distribution feeders: contributions to the evaluation of the low frequency spectrum. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 5, n. 2, p. 676–686, 1990.

ESLAMI, M.; JANNATI, M.; TABATABAEI, S. S. An improved protection strategy based on pcc-svm algorithm for identification of high impedance arcing fault in smart microgrids in the presence of distributed generation. **Measurement**, v. 175, Apr. 2021.

FACELI, K. et al. **Inteligência artificial: uma abordagem de aprendizado de máquina**. [S.l.]: LTC, 2011.

FARGE, M. Wavelet transforms and their applications to turbulence. **Annual Review of Fluid Mechanics**, Annual Reviews, v. 24, n. 1, p. 395–458, 1992.

FIX, E.; HODGES, J. L. **Discriminatory analysis-nonparametric discrimination: consistency properties**. [S.l.]: USAF School of Aviation Medicine, 1951.

GHADERI, A.; III, H. L. G.; MOHAMMADPOUR, H. A. High impedance fault detection: A review. **Electric power systems research**, Elsevier, v. 143, p. 376–388, 2017.

GIMENEZ, J. J.; ARAUJO, L. R.; PENIDO, D. R. R. A method for the approximate location of high impedance faults using neural networks. **IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS**, v. 19, n. 3, p. 351–358, MAR 2021. ISSN 1548-0992.

GOMES, D. P. S.; OZANSOY, C. High-impedance faults in power distribution systems: A narrative of the field's developments. **ISA TRANSACTIONS**, v. 118, p. 15–34, DEC 2021. ISSN 0019-0578.

GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. **Deep Learning**. [S.l.]: MIT Press, 2016.

GOUPILLAUD, P.; GROSSMANN, A.; MORLET, J. Cycle-octave and related transforms in seismic signal analysis. **Geoexploration**, Elsevier, v. 23, n. 1, p. 85–102, 1984.

GUILLEN, D. et al. Hermite transform based algorithm for detection and classification of high impedance faults. **IEEE Access**, v. 10, p. 79962–79973, 2022.

JOGA, S. R. K.; SINHA, P.; MAHARANA, M. K. A novel graph search and machine learning method to detect and locate high impedance fault zone in distribution system. **ENGINEERING REPORTS**, 2022.

KERSTING, W. Radial distribution test feeders. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 6, n. 3, 1991.

_____. **Distribution System Modeling and Analysis**. [S.l.]: CRC Press, 2001.

KURUKURU, V. S. B. et al. A novel fault classification approach for photovoltaic systems. **Energies**, v. 13, n. 2, p. 308, Jan. 2020.

LALA, H.; KARMAKAR, S. Detection and experimental validation of high impedance arc fault in distribution system using empirical mode decomposition. **IEEE Syst. J.**, v. 14, n. 3, p. 3494–3505, Sep. 2020.

LAVANYA, S.; PRABAKARAN, S.; KUMAR, N. A. A deep learning technique for detecting high impedance faults in medium voltage distribution networks. **ENGINEERING TECHNOLOGY & APPLIED SCIENCE RESEARCH**, v. 12, n. 6, p. 9477–9482, DEC 2022. ISSN 2241-4487.

LAZKANO, A. et al. High impedance arcing fault detector for three-wire power distribution networks. In: IEEE. **2000 10th Mediterranean Electrotechnical Conference. Information Technology and Electrotechnology for the Mediterranean Countries. Proceedings. MeleCon 2000 (Cat. No. 00CH37099)**. [S.l.], 2000. v. 3, p. 899–902.

LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. Deep learning. **Nature**, Nature Publishing Group, v. 521, n. 7553, p. 436–444, 2015.

LEDESMA, J. J. G.; ARAUJO, L. Ramos de; ARAÚJO, R. P. d. A. Ribeiro Penido de. A method for the approximate location of high impedance faults using neural networks. **IEEE Latin America Transactions**, v. 19, n. 3, p. 351–358, 2021.

LEDESMA, J. J. G. et al. A two-level ann-based method using synchronized measurements to locate high-impedance fault in distribution systems. **ELECTRIC POWER SYSTEMS RESEARCH**, v. 188, NOV 2020. ISSN 0378-7796.

LIU, N. et al. A pilot protection for lcc-hvdc transmission lines based on measured surge impedance at tuning frequency. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 37, n. 3, p. 2090–2103, 2022.

LUCAS, F. et al. Fault detection in smart grids with time-varying distributed generation using wavelet energy and evolving neural networks. **EVOLVING SYSTEMS**, v. 11, n. 2, SI, p. 165–180, JUN 2020. ISSN 1868-6478.

MALLAT, S. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, IEEE, v. 11, n. 7, p. 674–693, 1989.

MARTENS, J.-B. The hermite transform-applications. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, IEEE, v. 38, n. 9, p. 1673–1683, 1990.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Applied statistics and probability for engineers**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2021.

NEZAMZADEH-EJIEH, S.; SADEGHKHANI, I. Hif detection in distribution networks based on kullback-leibler divergence. **IET GENERATION TRANSMISSION & DISTRIBUTION**, v. 14, n. 1, p. 29–36, JAN 17 2020. ISSN 1751-8687.

OCHOA, L. et al. Evaluation of distribution system losses due to load unbalance. In: **15th Power Systems Computation Conference**. [S.l.: s.n.], 2006.

OVERBYE, T. et al. **The electric power engineering handbook**. [S.l.]: CRC Press, 2004.

PES, I. Ieee reliability test system. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, PAS-98, n. 6, 1979.

_____. **IEEE PES Test Feeders Resources**. 2025. Https://cmte.ieee.org/pes-testfeeders/resources/.

QUINLAN, J. R. Induction of decision trees. **Machine Learning**, Springer, v. 1, n. 1, p. 81–106, 1986.

RABINER, L. R.; SCHAFER, R. W. Introduction to digital speech processing. **Foundations and Trends in Signal Processing**, Now Publishers Inc., v. 1, n. 1-2, p. 1–194, 2007.

RAMOS, M. J. S. et al. Physics-based analytical model for high impedance fault location in distribution networks. **ELECTRIC POWER SYSTEMS RESEARCH**, v. 188, NOV 2020. ISSN 0378-7796.

SAADAT, H. **Power System Analysis**. [S.l.]: McGraw-Hill, 1999.

SARANGI, S.; SAHU, B. K.; ROUT, P. K. High-impedance fault identification and location by using mode decomposition integrated adaptive multi-kernel extreme learning machine technique for distributed generator-based microgrid. **ELECTRICAL ENGINEERING**, v. 105, n. 1, p. 383–406, FEB 2023. ISSN 0948-7921.

SCHöLKOPF, B.; SMOLA, A. J. **Learning with kernels: support vector machines, regularization, optimization, and beyond**. [S.l.]: MIT Press, 2002.

SEDIGHI, A.; HAGHIFAM, M. Simulation of high impedance ground fault in electrical power distribution systems. In: IEEE. **2010 International Conference on Power System Technology**. [S.l.], 2010. p. 1–7.

SEDIGHI, A.-R.; HAGHIFAM, M.-R.; MALIK, O. Soft computing applications in high impedance fault detection in distribution systems. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 76, n. 1-3, p. 136–144, 2005.

SELESNICK, I. W. Wavelet transform with tunable q-factor. **IEEE Transactions on Signal Processing**, IEEE, v. 59, n. 8, p. 3560–3575, 2011.

SILVA, D. F. B. F. d. **Pré-processamento de Dados e Comparação entre Algoritmos de Machine Learning para a Análise Preditiva de Falhas em Linhas de Produção para o Controlo**. Tese (Doutorado), 2021.

SILVA, S. et al. Evolving neuro-fuzzy network for real-time high impedance fault detection and classification. **NEURAL COMPUTING & APPLICATIONS**, v. 32, n. 12, SI, p. 7597–7610, JUN 2020. ISSN 0941-0643.

SINHA, P. et al. Identification of cross-country fault with high impedance syndrome in transmission line using tunable q wavelet transform. **MATHEMATICS**, v. 11, n. 3, FEB 2023.

SIROJAN, T. et al. Sustainable deep learning at grid edge for real-time high impedance fault detection. **IEEE Trans. Sustain. Comput.**, v. 7, n. 2, p. 346–357, Apr. 2022.

SOUZA, F. P. et al. High-impedance fault identification using cyclostationary characteristic analysis. **ELECTRIC POWER SYSTEMS RESEARCH**, v. 195, JUN 2021. ISSN 0378-7796.

SURESH, A.; BISHT, R.; KAMALASADAN, S. A coordinated control architecture with inverter-based resources and legacy controllers of power distribution system for voltage profile balance. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 58, n. 5, p. 6701–6712, Sept.-Oct. 2022.

SWARNA, K. S. V. et al. A knn based random subspace ensemble classifier for detection and discrimination of high impedance fault in pv integrated power network. **Measurement**, v. 187, Jan. 2022.

TAJANI, A. H. N.; BAMSHAD, A.; GHAFFARZADEH, N. A novel differential protection scheme for ac microgrids based on discrete wavelet transform. **ELECTRIC POWER SYSTEMS RESEARCH**, v. 220, JUL 2023. ISSN 0378-7796.

WALKER, J. S. **A Primer on Wavelets and Their Scientific Applications**. [S.l.]: CRC Press, 1999.

WANG, X. et al. High-impedance fault detection method based on stochastic resonance for a distribution network with strong background noise. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 37, n. 2, p. 1004–1016, 2022.

WANG, Y.; ZHANG, L. Robust hermite transform based on the l-estimate principle. **IEEE Signal Processing Letters**, IEEE, v. 22, n. 11, p. 1981–1985, 2015.

YOUSEFINEZHAD, M. et al. A new simple and accurate method for fault detection in wide area protection. **ELECTRIC POWER SYSTEMS RESEARCH**, v. 213, DEC 2022. ISSN 0378-7796.

ZHANG, Y. et al. A transfer learning-based high impedance fault detection method under a cloud-edge collaboration framework. **IEEE Access**, v. 8, p. 165099–165110, 2020.

Apêndices

APÊNDICE A – Revisão Sistemática de Literatura

A.1 Revisão Sistemática de Literatura - RSL

Esta seção apresenta a RSL elaborada para esse trabalho. Todos os passos e elementos pertinentes à RSL estão decritos a seguir.

Técnicas computacionais para a Identificação das Faltas de Alta Impedância: Uma revisão sistemática da literatura

Wellington Carlos Barbosa[1], **Sandro Carvalho Izidoro**[2],**Aurelio Luiz Magalhaes Coelho**[3]

[1]Instituto de Engenharia de Sistemas e Tecnologia da Informação - IESTI
Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI - Itajubá)

[2]Instituto de Ciências Tecnológicas - ICT
Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI - Campus Itabira)

d2022101710@unifei.edu.br, sandroizidoro@unifei.edu.br

Resumo. *A identificação de Faltas de Alta Impedância é um tema recorrente nos congressos de engenharia elétrica. Isso devido a importância da energia elétrica no modo de vida moderno e os transtornos causados por sua falta. As Faltas de Alta Impedância são defeitos de complexa identificação possuindo peculiaridades e características, que facilmente podem ser confundidas com uma simples alteração de carga nos sistemas elétricos. Métodos convencionais através da utilização de relés de proteção podem apresentar erros grandes na identificação de tais problemas ocasionando uma demora na solução. Os problemas relacionados à demora na identificação podem ser tanto de ordem econômica, quanto de segurança a seres vivos. Os de ordem econômica são gerados devido ao alto tempo de interrupção no fornecimento de energia elétrica, reduzindo os índices de qualidade no seu fornecimento e consequentemente acarretando multas para as concessionárias de energia. Já os de ordem de segurança, são devido ao fato de que o local de ocorrência da falta pode ficar energizado por longos períodos, e assim, ocasionando riscos de ferimentos ou até mesmo de morte dos seres vivos que vem a ter contato com essas superfícies. Dessa forma, considerando a evolução dos métodos computacionais, contribuindo assim para a solução dos problemas em diversas áreas, portanto, esse trabalho busca realizar uma Revisão Sistemática da Literatura(RSL) com o objetivo de estudar diversos algoritmos e técnicas na solução deste problema, bem como avaliar o seu desempenho.*

1. Introdução

A energia elétrica (EE) é fundamental no modo de vida da sociedade moderna. Assim, quando há ocorrência de anomalias no seu fornecimento, pode gerar transtornos, prejuízos e até mesmo risco de vida a seres vivos.

A EE não pode ser armazenada em grande quantidade, assim sua geração e consumo são realizadas de modo simultâneo. Para sua geração de forma eficiente é necessário grandes usinas geradoras, estas por sua vez são construídas de forma a privilegiar o abastecimento da sua matéria prima de consumo e/ou a segurança. Em relação à matéria prima para o seu funcionamento, os principais tipos são as termoelétricas e hidroelétricas. Já em relação à segurança, as usinas são construídas em locais com baixa densidade populacional buscando minimizar os danos em casos de acidentes, como é o caso das usinas

nucleares. Nos últimos anos a energia elétrica renovável ganhou destaque, como exemplo, podemos citar os grandes parques de geração eólica, que são construídos em locais onde aproveitam o potencial dos ventos, geralmente longe dos centros consumidores.

Para usufruir das comodidades proporcionadas pela energia elétrica é necessário transportar a energia das usinas geradoras até as fontes consumidoras. Esse transporte é realizado pelo Sistema Elétrico de Potência (SEP). O SEP é constituído por usinas geradoras, sistema de transmissão e sistema de distribuição. Esse sistema é considerado um dos mais complexos e suscetíveis a falhas, isso devido a sua enorme dimensão e o envelhecimento dos seus componentes. O sistema de transmissão é responsável por transportar a EE das usinas geradoras para o sistema de distribuição. Já o sistema de distribuição, é responsável por entregar a EE para os consumidores finais.

Os dispositivos do SEP referente à transmissão e distribuição estão constantemente rodeados de construções e árvores por sua extensão. Além disso, acidentes automobilísticos representam grandes riscos a postes de sustentação de redes elétricas. Tamanha proximidade pode gerar contatos indesejados das redes elétricas com superfícies de alta resistência elétrica, ou também, contato entre fase-fase ou fase-terra, o que acarreta na ocorrência das Faltas de Alta Impedância (FAI), ou curto-circuito.

O curto-circuito é o fenômeno que ocorre transitoriamente em uma rede de distribuição ou transmissão, devido ao contato direto entre os cabos condutores. A intensidade do curto-circuito está relacionada a diversos fatores, como impedância e a distância do ponto da interrupção. Devido à queda do valor da impedância, os níveis de correntes elevam-se a patamares superiores aos valores estipulados para a proteção, fazendo com que os dispositivos de segurança atuem interrompendo o fornecimento de energia no ponto da falta.

Os curtos-circuitos ocorrem quando há a passagem de uma corrente acima do especificado para um sistema elétrico, ocasionando efeitos mecânicos e térmicos gerados pelo consumo de alta corrente em um curto espaço de tempo. Assim, a corrente é uma variável utilizada pelos dispositivos de segurança, tendo a curva de tempo e corrente como parâmetro para sua atuação.

Já as FAI's segundo[Gomes and Ozansoy 2021], ocorrem quando um condutor energizado entra em contato com uma superfície de alta resistência elétrica. Elas apresentam valores de correntes baixos, o que dificulta a sua detecção pelos dispositivos de proteção convencionais. Se não identificadas, as FAI's permanecem energizando as superfícies de contato, o que geram grandes riscos aos seres vivos que possam ter contato com elas, podendo ocasionar ferimento ou até mesmo a morte.

Paralelamente aos fatores de segurança, no Brasil há também os fatores de qualidade dos serviços de fornecimento de EE definidos pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL). A ANEEL tem o papel de fiscalizar a prestação desses serviços ligados ao fornecimento de EE aos consumidores, seguindo os índices definidos nos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional[PRODIST 2010].

Os índices do PRODIST são: DEC (Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora) na qual mede a quantidade média de tempo que os consumidores ficam sem energia elétrica. Quanto menor o valor do DEC, melhor é o desempenho da concessionária; FEC (Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora)

que mede a quantidade média de interrupções no fornecimento de energia elétrica por unidade consumidora. Quanto menor o valor do FEC, melhor é o desempenho da concessionária; DMIC (Duração Máxima de Interrupção Contínua) que estabelece o tempo máximo permitido para uma interrupção contínua no fornecimento de energia elétrica. Se esse limite for excedido, a concessionária pode ser penalizada; DIC (Duração Ininterrupta Contratual) que estabelece o tempo mínimo de fornecimento de energia elétrica sem interrupções, conforme acordado entre a concessionária e o consumidor. E por fim o FIC (Fator de Interrupção Contratual), que mede a relação entre a duração efetiva das interrupções e a duração máxima permitida. Se o valor do FIC ultrapassar um determinado limite, a concessionária pode ser penalizada.

O presente trabalho pretende avaliar através de revisão sistemática da literatura a eficiência dos métodos computacionais na resolução do problema.

2. Métodos

Este trabalho foi desenvolvido através de uma revisão sistemática da literatura baseada em artigos que utilizaram técnicas computacionais para a Identificação das Faltas de Alta Impedância.

2.1. Objetivos

O objetivo desta revisão sistemática da literatura é analisar as técnicas de identificação de FAI's através de estudos publicados em grandes repositórios acadêmicos, e se os métodos que utilizam técnicas computacionais e/ou aplicação de algoritmos de Inteligência Artificial tem um desempenho satisfatório para a solução do problema.

2.2. Questões de pesquisa

2.2.1. Questão principal

Métodos inteligentes podem predizer as faltas de alta impedância em redes elétricas de transmissão?

2.2.2. Questões secundárias

- **QS1**:Qual o método computacional utilizado?
- **QS2**:Quais características das FAI's são exploradas para a identificação?
- **QS3**:Como foi obtido o banco de dados para realização dos testes?

A questão secundária QS1, tem relação com a abordagem computacional empregada no desenvolvimento do método de identificação das FAI´s. O objetivo da questão é traçar uma relação entre os métodos pesquisados, buscando compreender a direção para onde encaminha as pesquisas da área.

A questão secundária QS2, busca identificar possíveis pontos a serem observados nas análises de identificação das FAI´s e elucidar as características que estão sendo mais utilizadas nos trabalhos acadêmicos pesquisados.

Já a questão secundária QS3, objetiva compreender como foram validados os resultados obtidos. Nesta questão é importante tanto a base de dados que foi utilizada, como também, o tipo de teste que foi utilizado.

2.3. Processo de busca de artigos

Na revisão sistemática da literatura, foi utilizada a bases de dados de artigos disponíveis em repositórios online de relevância acadêmica. Após a definição da estratégia de busca, foram obtidos estudos que foram submetidos à avaliação com critérios de inclusão e exclusão.

Na criação da string de pesquisa objetivou-se identificar os artigos que abordassem a implementação ou utilização de métodos computacionais para a identificação das FAI's. A finalidade da string de busca consistia em direcionar as pesquisas de modo a recuperar o maior número possível de artigos contendo técnicas de identificação para as mencionadas falhas, por meio de abordagens computacionais. A string de busca utilizada foi a seguinte:

((((((SO=("High impedance faults")) AND SO=("metaheuristics")) OR SO=("High impedance faults")) AND ALL=(intelligence artificial)) OR ALL=(computational method)) AND ALL=(Identification High impedance faults)) OR ALL=(Identification High impedance faults)

2.4. Critérios de exclusão e inclusão

A estratégia de busca aplicada procurou identificar as publicações em potencial a serem utilizadas na Revisão Sistemática da Literatura (RSL). Após a aplicação da string de busca nos repositórios, foram utilizados os resumos de cada artigo para verificar os seguintes critérios de inclusão(CI) e exclusão(CE):

- **CI1**: A dissertação discorre sobre a identificação de FAI's;
- **CI2**: Foi utilizado um modelo matemático para reproduzir as FAI's;
- **CE1**: Artigos anteriores ao ano de 2020;
- **CE2**: Não trata da identificação das FAI's;
- **CE3**: Não possui simulações.

2.5. Procedimentos para seleção de dados

Posteriomente à escolha dos artigos utilizando os critérios de inclusão/exclusão, foi realizada a leitura de todo material aprovado, e respondendo assim as questões de pesquisa definida no início do trabalho. Durante essa fase, foi definido os procedimentos que direcionaram a seleção de dados para cada um desses artigos, contendo:

- Os dados da publicação: esses dados incluem o título, autores e data da publicação;
- Realização do resumo da publicação: confeccionando um resumo do artigo, trazendo informações do que se trata o trabalho e levando em conta os aspectos técnicos;
- Dados característicos de cada obra, respondendo à questão principal e secundárias.

2.6. Avaliação de qualidade dos artigos

Durante o processo de avaliação e seleção dos artigos para a revisão sistemática da literatura, foi adotado um sistema de atribuição de notas para cada trabalho, levando em consideração sua relevância e adequação aos critérios estabelecidos. Esse sistema consistiu em atribuir notas nas seguintes categorias: "0,0", "0,5"e "1,0", de acordo com a avaliação de cada pergunta estipulada na seção anterior.

As notas variavam de acordo com o grau de atendimento às perguntas estabelecidas. Um artigo poderia alcançar a nota máxima em cada pergunta de ”1,0”caso apresentasse todas as informações requeridas e respostas completas às perguntas investigadas. Nesse caso, o artigo seria considerado altamente relevante e consistente com os critérios estabelecidos para inclusão na revisão sistemática.

Por outro lado, se as informações fornecidas pelo artigo estivessem incompletas, e a resposta à pergunta não fosse totalmente abordada, o artigo receberia na pergunta analisada a nota ”0,5”. Isso indicava que algumas informações relevantes estavam ausentes no artigo.

Caso um artigo não fornecesse qualquer resposta à pergunta, ele receberia a nota ”0,0”. Isso indicava que o artigo não abordava o tópico relevante ou não fornecia informações pertinentes ao tema da revisão sistemática.

Essa abordagem de atribuição de notas foi adotada para garantir a objetividade e a consistência na seleção dos artigos. Ao estabelecer critérios claros e atribuir notas específicas a cada pergunta, foi possível avaliar de forma sistemática a adequação de cada trabalho e selecionar aqueles que mais se adequavam aos objetivos da revisão.

Dessa forma, a atribuição de notas permitiu uma análise rigorosa e criteriosa dos artigos, levando em consideração a completude e a qualidade das informações fornecidas em relação às perguntas estipuladas. Isso contribuiu para a seleção de artigos relevantes e confiáveis para a revisão sistemática da literatura, garantindo a consistência e a integridade dos resultados obtidos.

Foram utilizadas as seguintes perguntas para avaliar os artigos analisados:

Os autores descrevem o modelo das FAI? A inclusão dessa pergunta visa verificar se os artigos analisados abordam de forma adequada e detalhada o modelo das FAI’s. Essa informação é fundamental para compreender os fundamentos teóricos e as características das FAI’s, permitindo uma análise mais precisa e abrangente dos estudos revisados.

Os autores descrevem as limitações dos métodos de detecção das FAI’s? Essa pergunta busca identificar se os artigos avaliados reconhecem e discutem as limitações dos métodos de detecção existentes para as FAI’s. Compreender as limitações é essencial para promover o desenvolvimento de novas abordagens mais eficazes e para evitar a replicação de métodos com resultados insatisfatórios.

Há disponibilização de pseudo código, fluxograma ou código em alguma linguagem de programação? Essa pergunta visa verificar se os artigos analisados fornecem informações suficientes para reproduzir e implementar as técnicas ou métodos de detecção propostos. A disponibilização dos itens supramencionados facilita a compreensão e a replicação dos estudos, aumentando a transparência e a confiabilidade dos resultados obtidos.

O artigo foi citado por outros autores? A inclusão dessa pergunta tem como objetivo identificar se os artigos selecionados possuem relevância e impacto dentro da comunidade científica. Quando um artigo é citado por outros autores em trabalhos subsequentes, isso indica que suas contribuições são reconhecidas e consideradas importantes para o avanço do conhecimento na área.

Há simulação em algum sistema do Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos (IEEE) padrão? Essa pergunta busca verificar se os artigos analisados utilizam sistemas elétricos de barras de teste da IEEE como referência em suas simulações. O uso de sistemas padronizados da IEEE permite a comparação e a reprodução dos resultados entre diferentes estudos, promovendo a consistência e a confiabilidade dos achados científicos.

Em resumo, a inclusão dessas perguntas como critérios de avaliação em uma revisão sistemática da literatura visa garantir a análise abrangente e criteriosa dos artigos, levando em consideração aspectos fundamentais, como a descrição do modelo das FAI's, a discussão das limitações dos métodos de detecção, a disponibilização de informações para replicação, o impacto do artigo na comunidade científica e a utilização de sistemas padronizados para simulação. Essas perguntas contribuem para a seleção de artigos relevantes e de qualidade, promovendo a confiabilidade e a validade dos resultados obtidos na revisão sistemática.

3. Resultados

A busca nos principais repositórios especializados da área resultou na identificação de um total de 134 artigos relevantes para a revisão sistemática da literatura. Essa busca foi realizada utilizando uma string de busca cuidadosamente elaborada para abranger o escopo desejado.

Posteriormente, foi conduzido um processo de seleção criterioso, no qual os 134 artigos foram submetidos a uma avaliação detalhada com base nos critérios estabelecidos. Esses critérios foram definidos previamente para garantir a inclusão de artigos que fossem diretamente relacionados aos objetivos e ao escopo do presente trabalho.

Após a aplicação desses critérios de seleção, um total de 19 artigos foram escolhidos para compor a revisão sistemática da literatura. Essa seleção levou em consideração a relevância e a contribuição de cada artigo para o tema em questão.

A Tabela 1 apresentada a seguir, mostra a lista dos artigos selecionados juntamente com suas respectivas notas de relevância para o presente trabalho. A atribuição de notas permitiu uma avaliação sistemática e comparativa dos artigos, garantindo uma análise mais objetiva e criteriosa.

Tabela 1. Artigos utilizados na revisão sistemática da literatura

Artigo	Nota
1 - Evolving neuro-fuzzy network for real-time high impedance fault detection and classification.	5.0
2 - HIF detection in distribution networks based on Kullback-Leibler divergence.	5.0
3 - High Impedance Fault Detection Using Advanced Distortion Detection Technique.	5.0
4 - Identification of Cross-Country Fault with High Impedance Syndrome in Transmission Line Using Tunable Q Wavelet Transform.	5.0
5 - Fault detection in smart grids with time-varying distributed generation using wavelet energy and evolving neural networks.	4.5
6 - Fuzzy based relaying scheme for high impedance faults in DG integrated distribution system.	4.5
7 - High-Impedance Fault Identification Using Cyclostationary Characteristic Analysis.	4.5
8 - PSD based high impedance fault detection and classification in distribution system.	4.5
9 - A Method for the Approximate Location of High Impedance Faults using Neural Networks.	3.5
10 - A novel graph search and machine learning method to detect and locate high impedance fault zone in distribution system.	3.5
11 - A Resilient Protection Scheme for Common Shunt Fault and High Impedance Fault in Distribution Lines Using Wavelet Transform.	3.5
12 - Hermite Transform Based Algorithm for Detection and Classification of High Impedance Faults.	3.5
13 - High-impedance fault identification and location by using mode decomposition integrated adaptive multi-kernel extreme learning machine technique for distributed generator-based microgrid.	3.5
14 - Physics-based analytical model for high impedance fault location in distribution networks.	3.0
15 - A new simple and accurate method for fault detection in wide area protection.	2.5
16 - A novel differential protection scheme for AC microgrids based on discrete wavelet transform.	2.5
17 - A two-level ANN-based method using synchronized measurements to locate high-impedance fault in distribution systems.	2.0
18 - High-impedance faults in power distribution systems: A narrative of the field's developments.	2.0
19 - A Deep Learning Technique for Detecting High Impedance Faults in Medium Voltage Distribution Networks.	1.0

3.1. Análise dos Artigos

As falhas de alta impedância em sistemas de distribuição de energia elétrica são um problema persistente com décadas de investigação contínua. Devido à complexidade do problema, esse campo pode ser desafiador à compreensão. Mesmo através de pesquisas sobre o assunto na literatura, não é fácil encontrar uma contextualização abrangente de como e quando os desenvolvimentos nessa área ocorreram. Neste trabalho [Gomes and Ozansoy 2021] é apresentado uma narrativa histórica do progresso e dos avanços com base nos artigos mais citados desde o início do estudo das FAI's. Um importante marco ressaltado neste trabalho foi o modelo proposto por [Emanuel et al. 1990] que desempenha um papel crucial no estudo e na compreensão das faltas de alta impedância. Sua contribuição fundamental foi o desenvolvimento de um modelo matemático que descreve de forma precisa e detalhada o comportamento dessas faltas no sistema elétrico. O modelo de [Emanuel et al. 1990] permite a análise das características específicas das faltas de alta impedância, considerando seus efeitos capacitivos e resistivos. Além disso, o modelo incorpora elementos como a geometria do sistema, a natureza dos materiais envolvidos e as características do ambiente circundante. Essa abordagem avançada oferece uma base sólida para o estudo dessas faltas, possibilitando a identificação e a detecção eficiente dessas condições indesejadas no sistema elétrico. Ao longo dos anos, o modelo proposto por [Emanuel et al. 1990] tem sido amplamente adotado e utilizado como referência em estudos relacionados às FAI's, fornecendo uma estrutura conceitual sólida e valiosa para a análise e o desenvolvimento de soluções adequadas a esse problema complexo.

Em diversos trabalhos, são discutidas abordagens inovadoras, como exemplo, temos o trabalho do [Sarangi et al. 2023] na qual parte do princípio que a baixa magnitude de corrente das FAI's torna difícil a detecção pelos relés convencionais, sendo necessário desenvolver mecanismos ou algoritmos buscando melhorar a eficiência dos dispositivos de segurança. O método proposto leva em consideração as características de assimetria, não linearidade e aleatoriedade das FAI's. A metodologia proposta utiliza a técnica de decomposição empírica para extrair características dos sinais de corrente, comparando a energia diferencial dos barramentos como uma característica. Essas características extraídas são inseridas no adaptive multi-kernel extreme learning machine (AMKELM) para a localização das FAI's.

Já em [Souza et al. 2021] propõe um método baseado em estatísticas para identificar as FAI's. O método utiliza análise de características cíclicas para extrair informações de correlação dos sinais de interesse por meio do cálculo da função de densidade espectral. A partir dessas informações, as FAI's podem ser devidamente identificadas entre outras perturbações do sistema de energia. O desempenho do método foi avaliado com simulações, que segundo o autor, apresentou resultados promissores.

De acordo com [Sinha et al. 2023] a FAI pode ser identificada dividindo o sistema de estudo em zonas de detecção, as chamadas Cross-Country Fault (CCF). Este estudo extraiu características de sinais associadas a CCF e também das FAI's, através de coletas de dados em um intervalo de tempo para posteriormente usar a Adjustable Q-Factor Wavelet Transform (AQWT). A utilização da AQWT busca analisar o sinal do sistema elétrico extraindo características presentes em sinais de funcionamento normal e nas falhas. Foram acrescidas nas simulações, condições de energização, também de desenergização de

transformadores e linhas, buscando descartar falhas na detecção por ruídos causados nestas condições. O sistema IEEE de 39 barramentos é utilizado para testar a abordagem sugerida.

Já em [Ramos et al. 2020] o autor trás uma solução analítica composta por dois processos interdependentes. O primeiro, a distância da falha é estimada por meio de uma abordagem dos Mínimos Quadrados Ponderados, aplicada para resolver um sistema de equações algébricas não linear. O segundo, um método também analítico baseado no comportamento estatístico das estimativas obtidas a partir do domínio da frequência do sinal de tensão e corrente coletados. O método foi avaliado utilizando os alimentadores de teste 13 barras da IEEE e uma versão modificada do alimentador de teste IEEE 34 barramentos. O método conta ainda com a Transformada Discreta de Wavelet (TDW) para separar as informações de tempo das informações de frequência, a fim de detectar e classificar a FAI de forma eficaz. A técnica proposta foi extensivamente avaliada em diversas situações dinâmicas, incluindo a presença de geração distribuída e carga não linear. Essa técnica como um ponto positivo não envolve nenhum processo de treinamento ou aprendizado, pois requer apenas meio ciclo do sinal de corrente pós-falta para detectar e classificar as falhas com sucesso.

Também explorando a divisão do sistema elétrico em zonas para em [Yousefinezhad et al. 2022] um algoritmo para a Wide area protection (WAP) foi apresentado. Para detectar o barramento mais próximo da falha, foram utilizados os componentes de sequência positiva das tensões dos barramentos. Em seguida, as injeções de potência ativa e reativa são utilizadas para determinar a linha com falha. Quando as potências ativa e reativa injetadas nos dois lados das fases de uma linha possuem o mesmo sinal, isso pode indicar a presença de uma falha interna naquela área. No caso de ocorrência das FAI'S, a polaridade das flutuações de potência ativa nas fases de ambos os lados da linha é a mesma. O algoritmo proposto foi testado em diferentes condições de falha, demonstrando alta performance na detecção das falhas dentro de um tempo aceitável segundo os autores. O algoritmo pode discriminar condições de falha de situações de estresse na rede, como oscilações de potência simétricas e assimétricas.

Os sistemas elétricos de micro redes de Corrente Alternada (CA) estão sendo ampliadas segundo [Tajani et al. 2023]. Isso devido a recursos energéticos distribuídos, próximos ao lado da demanda, podendo causar vários desafios para o esquema de proteção. Nesta pesquisa, uma técnica baseada em Wavelet é apresentada para a proteção de micro redes CA. A lógica de operação calcula a corrente diferencial dentro de uma zona de proteção especificada. A Transformada Discreta de Wavelet é então utilizada para obter os coeficientes aproximados da corrente diferencial da rede. A TDW decompõe as correntes trifásicas em coeficientes aproximados, o método de proteção proposto utiliza um algoritmo de extração de características para identificar e categorizar as falhas, ruídos e funcionamentos normais. Diferentes cenários de falhas são implementados e examinados no sistema elétrico de 6 barras da IEEE, modificado para realizar testes de eficiência no método proposto.

De acordo com [Joga et al. 2022] um novo método para detectar a localização da zona de FAI em um sistema de distribuição, utilizando uma técnica de detecção de zona baseada em teoria dos grafos juntamente com um algoritmo de Máquina de Vetor de Suporte Multinível de Busca Aleatória (RSMSVM) para classificar a zona de falha. A pro-

priedade de invariância de deslocamento da "Transformada Wavelet Complexa de Árvore Dupla (DTCWT)", foi usada no artigo para decompor a forma de onda de tensão/corrente para coletar a assinatura dos sinais e alimentar o modelo RSMSVM otimizado para classificar a zona de falha. O método proposto é avaliado nos sistemas IEEE 33 barras e IEEE 39 barras em condições normais e com presença de ruídos. A metodologia proposta foi projetada e desenvolvida de acordo com os padrões de um sistema de proteção de alimentador comercial segundo os autores.

Segundo a pesquisa realizada por [Gimenez Ledesma et al. 2020] o RNA é um método para identificar e localizar as FAI'S em sistemas de distribuição utilizando medições sincronizadas. O método considera os seguintes aspectos: variação de carga, variação de resistência da FAI, presença de geração distribuída, reconfiguração e variação dos dados do alimentador. O método proposto foi desenvolvido para sistemas de distribuição onde a média tensão é trifásica de três fios e a baixa tensão é trifásica de quatro fios. O método proposto consiste em duas etapas principais. Na primeira etapa, é detectada a localização da área de falha, bem como a fase da falha. Na segunda etapa, é indicada uma localização aproximada da falha dentro da área. As redes neurais são utilizadas em ambas as etapas. Os resultados obtidos foram comparados com outros estudos e o método teve um bom desempenho segundo os autores. A vantagem de usar dois níveis de RNA's consiste em separar tarefas e criar redes especializadas para cada tarefa. Para a validação do método em ambiente de simulação, foi utilizado o Sistema de Teste IEEE 123 barras.

Neste artigo [Gimenez et al. 2021] descreve um algoritmo para identificação e localização de falhas de alta impedância em sistemas de distribuição desbalanceados de média tensão. São consideradas a variação diária da carga, a variação da resistência de falha, imprecisões nos dados dos alimentadores e erros das unidades de medição fasorial. O método é baseado em redes neurais artificiais associadas às unidades de medição fasorial para detectar a área com falha no sistema de distribuição. São propostos três tipos de estruturas de redes neurais: (i) utilizando entradas fasoriais, (ii) utilizando entradas não fasoriais e (iii) utilizando entradas para componentes sequenciais. Para testar o método proposto, milhares de condições de operações normais e operações com falhas foram simuladas para compor o banco de dados. O método utiliza os dados de corrente obtidos a partir de medidores que podem ser alocados em diferentes pontos do sistema de distribuição. O sistema de teste IEEE 123 barras é utilizado para validar o algoritmo proposto. Os resultados obtidos demonstram que o método apresentou alta precisão na detecção de falhas de alta impedância em sistemas de distribuição.

Neste artigo [Bhatnagar et al. 2022b] apresenta um esquema de decomposição Wavelet baseado em diferenciação de falhas e identificação de fases das FAI's em sistemas com Geradores Distribuído (DG). Os sinais de corrente registrados em uma extremidade da linha são decompostos usando a TDW. O desvio padrão dos coeficientes aproximados decompostos de cada sinal de corrente de fase é calculado usando uma janela móvel recursiva. A característica do desvio padrão é comparada com limiares predefinidos para detectar a presença das FAI's, falhas em derivações comuns e também diferentes eventos de comutação. Como o esquema proposto é desenvolvido por fase, ele não apenas detecta a presença de falhas, mas também identifica simultaneamente as fases com falha. O sistema de 13 barras IEEE com DG's, baseados em energia solar e eólica é usado para

validar o esquema proposto.

O trabalho proposto por [Silva et al. 2020] trás uma aplicação de um método de aprendizado neuro-fuzzy para detecção das FAI's. O trabalho propõem um método neuro-fuzzy associado a transformada de Wavelet-Packet(WP). A aplicação da transformada WP tem o objetivo de acentuar padrões especiais e temporais nos dados, facilitando a identificação das FAI's. Para validação do método foi utilizado os sistemas da IEEE 13 e 34 barras.

E [Lucas et al. 2020] em seu artigo propõe um método de extração de características baseado em Transformada Wavelet combinado com redes neurais evolutivas para detecção e localização das FAI's nesse sistema. Foram utilizados modelos validados empiricamente do IEEE, simulados nos ambientes ATPDraw e Matlab, para gerar fluxos de dados contendo ocorrências de falhas e situações normais. A energia dos coeficientes de detalhes obtidos de diferentes famílias de Wavelets, como Symlet, Daubechies e Bi-orthogonal, foi avaliada como método de extração de características. O método proposto utiliza uma abordagem de rede neural evolutiva, que é especialmente fornecida com um algoritmo recursivo para aprendizado a partir de fluxos de dados on-line. O aprendizado on-line permite que os modelos neurais capturem novidades e, portanto, lidem com comportamentos não estacionários. Essa é uma característica única desse tipo de rede neural, que a diferencia de outros tipos de modelos neurais. O método é baseado em Transformada Wavelet e em um par de redes neurais adaptativas estruturalmente. A Transformada Wavelet é útil para gerar características que discriminam entre falhas e eventos usuais em uma rede inteligente. A rede neural de detecção utiliza a energia dos primeiros e segundos coeficientes de detalhe da Transformada Wavelet dos sinais de corrente calculados em uma janela de tempo de dois ciclos, e aciona uma rede neural de localização de falhas. A rede de localização processa os valores efetivos dos sinais de tensão e corrente para estimar a distância até o ponto de falha. Na validação do método foi empregado o modelo no sistema da IEEE de 13 e 34 barras.

O método proposto por [Bhatnagar et al. 2022a] utiliza sinais de corrente de uma extremidade que são pré-processados utilizando a Transformada Wavelet Discreta para obter características de entradas apropriadas. As características processadas pela Wavelet são fornecidas ao Sistemas de Inferência Fuzzy (SIF) para detecção e classificação de falhas. O método proposto é validado usando o SIF do tipo Mamdani e Sugeno. Diferentes condições operacionais e de falha são testadas, tais como, parâmetros variáveis de geração distribuída, sinais com presença de ruídos, FAI's, falhas evolutivas, ângulo de início da falha, resistência da falha, localização da falha e eventos não-falha (como comutação de carga do motor, comutação de capacitores, comutação de geração distribuída, energização de transformadores e comutação de carga não-linear). O esquema proposto é validado utilizando um sistema de alimentador de teste de 13 barras do IEEE modificado.

Já no trabalho proposto por [Guillen et al. 2022] é utilizado um novo algoritmo para classificar as FAI's em sistemas de distribuição. As FAI's podem ser representadas por magnitudes de corrente pequenas com variações não lineares, o que complica sua detecção em redes de distribuição. O método proposto utiliza a Transformada de Hermite (HT) como técnica de processamento de sinal, que oferece várias vantagens, sendo uma das mais importantes, a capacidade de analisar o sinal em múltiplos níveis de resolução e em diferentes bandas de frequência devido às suas funções de filtro baseadas em deri-

vadas gaussianas. Os coeficientes de Hermite são usados para extrair características do sinal que permitem a identificação eficiente do comportamento transitório relacionado as FAI's e outras falhas típicas. Nesse sentido, é proposta uma abordagem multicanal baseada na HT para classificar diferentes tipos de falhas e FAI's. Essa análise é realizada em uma rede de distribuição considerando sistemas fotovoltaicos e três classificadores diferentes, que também são usados para comparar os resultados com a TDW como modelo de decomposição do sinal; a comparação sugere que a proposta apresenta melhor desempenho na discriminação das FAI's em relação a falhas típicas. Por fim, diferentes classificadores, como o Support Vector Machine (SVM), K Knearest Neighbour (KNN) e RNA, mostraram boa precisão segundo os autores, utilizando como entrada os índices estatísticos definidos pelos coeficientes de HT. Os resultados obtidos foram comparados com a TDW, e constatou-se que o KNN apresentou melhor desempenho do que os outros classificadores em ambos os métodos.

O estudo feito por[Nezamzadeh-Ejieh and Sadeghkhani 2020] apresentou um algoritmo de detecção das FAI's no domínio do tempo, com base no monitoramento na forma de onda da corrente na subestação. Utilizando a medida de similaridade da divergência de Kullback-Leibler, as características de não linearidade e assimetria de dois semiciclos subsequentes da forma de onda de corrente são quantificadas como critério de detecção da FAI. Um critério baseado na duração do tempo também é utilizado para distinguir FAI's de cargas, capacitores, alimentadores e comutações de recursos de energia distribuídas, bem como, eventos de afundamento e elevação de tensão. O esquema proposto funciona satisfatoriamente na presença de cargas não lineares e não requer conjunto de dados de treinamento, transformação ou cálculo de componentes harmônicos/sequenciais. Estudos extensivos de simulação no domínio do tempo utilizando os alimentadores de teste IEEE 13 e 34 barras, demonstram os méritos do algoritmo proposto para detecção das FAI's segundo os autores.

Por fim, no trabalho de [Bhandia et al. 2020] é apresentado a Técnica Avançada de Detecção de Distorção (ADDT), baseada em análise de formas de onda, para distinguir e detectar as FAI's. Além disso, a análise do ADDT fornece uma avaliação justa sobre a localização e gravidade da FAI para tomada de decisão eficiente pelo Operador de Sistema de Distribuição (DSO). O ADDT é computacionalmente leve e pode ser implementado em relés reais, proporcionando assim uma solução fácil e econômica para os problemas de detecção das FAI's segundo os autores. A robustez do ADDT é testada em diversos casos de simulação de interesse usando os sistemas de alimentadores de teste IEEE 13 e IEEE 34 barras no simulador de sistemas de energia Real Time Digital Simulator (RTDS).

4. Discussão

O objetivo principal desta revisão sistemática da literatura foi entender para onde as pesquisas relacionadas as FAI's estão sendo direcionadas, sobretudo as que tratam de identificação por métodos computacionais. Nesta seção as perguntas secundárias serão respondidas.

4.1. QS1: Qual o método computacional utilizado?

Devido às características das FAI's, muitos estudos concentram-se no desenvolvimento de métodos computacionais e técnicas de inteligência artificial, bem como, aproveitar as já existentes para sua identificação e localização. Esses métodos se baseiam na

análise de sinais elétricos, como corrente e tensão, buscando identificar padrões ou características específicas associadas a esse tipo de falta. Uma abordagem comumente utilizada é a transformação do sinal analisado para o domínio da frequência, por meio de técnicas como a Transformada Walvelet como demostrados nos artigos 1, 4, 6, 11, 12 e 16. Essa transformação permite que os componentes de frequência presentes no sinal sejam identificados e analisados. Características específicas, como harmônicas ou componentes de alta frequência, podem indicar a presença das FAI's.

Além disso, a aplicação de técnicas de processamento de sinais, como filtragem, análise espectral e algoritmos de detecção de padrões como nos artigos 1, 5, 6, 9, 10, 12, 17 e 19, tem sido exploradas para identificar assinaturas características das FAI's nos sinais elétricos. A divisão do sistema elétrico analisado também é discutido nos artigos 3, 4, 7, 10, 13 e 15, essas técnicas buscam reduzir as interferências de ruídos propagados nas redes, contribuindo com uma maior eficácia na identificação das FAI's.

4.2. QS2: Quais características das FAI's são exploradas para a identificação?

Os modelos matemáticos desempenham um papel fundamental no estudo e compreensão das FAI's em redes elétricas. Esses modelos permitem simular e analisar o comportamento dessas faltas, facilitando a detecção e o diagnóstico preciso desses eventos. Um modelo matemático amplamente conhecido na área de faltas de alta impedância é o modelo FAI proposto por [Emanuel et al. 1990]. O modelo ou sua variação são utilizados em diversos trabalhos na área como nos artigos 2, 4, 6, 8, 10, 11, 13 e 16. Esse modelo descreve uma FAI como um circuito formado por uma combinação de elementos resistivos, capacitivos e indutivos.

Este modelo é representado por uma impedância (Zf), que é composta por uma resistência (Rf), uma capacitância (Cf) e uma indutância (Lf). Esses parâmetros capturam as características físicas e elétricas de uma FAI real.

A resistência Rf no modelo FAI representa a baixa condutividade do contato entre o condutor e o sistema de aterramento. Essa resistência é responsável por limitar a corrente de falta, tornando-a baixa e difícil de ser detectada pelos dispositivos de proteção convencionais.

A capacitância Cf no modelo da FAI é introduzida para representar o acoplamento capacitivo entre o condutor e o ambiente ao redor da falta. Esse acoplamento capacitivo pode causar alterações nas grandezas elétricas, como tensão, e deve ser levado em consideração na detecção e análise da falta.

A indutância Lf, por sua vez, é utilizada para modelar o acoplamento indutivo entre o condutor e o ambiente próximo à falta. Esse acoplamento indutivo pode influenciar as características do sinal elétrico durante uma FAI e também deve ser considerado na análise do evento.

Com base nesse modelo, é possível realizar simulações computacionais para estudar o comportamento da FAI em diferentes cenários. Essas simulações permitem investigar a influência de parâmetros como a resistência, a capacitância e a indutância no comportamento das faltas, auxiliando no desenvolvimento de métodos de detecção mais precisos e confiáveis.

Além do modelo de [Emanuel et al. 1990], existem outros modelos matemáticos

que também são utilizados para estudar faltas de alta impedância em redes elétricas. Cada modelo pode apresentar diferentes níveis de complexidade e detalhamento, permitindo a análise de aspectos específicos das faltas. A escolha do modelo mais apropriado depende do objetivo do estudo e das características do sistema elétrico em análise.

4.3. QS3: Como foi obtido o banco de dados para realização dos testes?

A utilização de simulações desempenha um papel crucial no teste e validação de técnicas inovadoras para a detecção e diagnóstico da FAI em sistemas elétricos. Essas simulações fornecem um ambiente controlado e reproduzível para investigar o desempenho e a eficácia dessas técnicas, antes de sua implementação em campo.

As simulações permitem a criação de cenários realistas que abrangem uma variedade de condições operacionais e tipos de faltas. Ao reproduzir as FAI's em um ambiente simulado, é possível avaliar o comportamento das técnicas de detecção e diagnóstico, identificando suas limitações e potenciais melhorias. Essa abordagem permite uma investigação mais aprofundada dos métodos propostos, otimizando seu desempenho antes de serem aplicados em sistemas reais.

Um aspecto importante a ser considerado nas simulações é a utilização de sistemas elétricos de barras de sistemas de distribuição de teste da IEEE. Esses sistemas são amplamente reconhecidos e utilizados na comunidade acadêmica e industrial. Eles fornecem uma referência padronizada para a realização de simulações e a avaliação comparativa de diferentes técnicas e algoritmos.

Os sistemas elétricos de barras de teste da IEEE apresentam uma variedade de configurações e níveis de complexidade, permitindo a modelagem e análise de sistemas de distribuição típicos encontrados na prática. Esses sistemas incluem características como diferentes tipos de carga, geradores, transformadores e linhas de distribuição, reproduzindo as condições reais encontradas nas redes elétricas.

Ao utilizar os sistemas elétricos de barras de teste da IEEE, os pesquisadores podem validar suas técnicas das FAI's em cenários padronizados e comparar seus resultados com outros métodos existentes. Essa abordagem contribui para o avanço do conhecimento e para a criação de um corpo de literatura científica consistente e confiável.

Além disso, a utilização desses sistemas de testes padronizados permitem a reprodutibilidade dos experimentos e resultados, facilitando a replicação e validação dos estudos por outros pesquisadores. Isso promove a transparência e confiabilidade dos resultados, fortalecendo o desenvolvimento de técnicas inovadoras e a disseminação do conhecimento na área da FAI.

Em resumo, as simulações desempenham um papel crucial no teste e validação de técnicas inovadoras de detecção e diagnóstico da FAI. A utilização de sistemas elétricos de barras de teste da IEEE fornece um ambiente padronizado e confiável para realizar essas simulações, contribuindo para o avanço do conhecimento científico e a criação de soluções mais eficientes e confiáveis para lidar com as FAI's em sistemas elétricos de distribuição. Em seu formato padrão, os sistemas de 39 barras foi utilizado nos artigos 4, 10 e 15, já no artigo 16, foi utilizado o sistema de 6 barras também no formato padrão, diferentemente dos artigos 2, 5, 6, 7, 8, 11, 14 e 17 na qual foram utilizados algum sistema presente na IEEE com modificações.

Por fim, o modelo matemático proposto por [Emanuel et al. 1990], desempenha um papel essencial no estudo das faltas de alta impedância em redes elétricas. Esse modelo permite uma representação precisa e detalhada do comportamento dessas faltas, contribuindo para o desenvolvimento de técnicas de detecção e diagnósticos mais eficazes.

5. Conclusão

A utilização de técnicas computacionais para a identificação das FAI's é de extrema importância no contexto atual. Essas técnicas oferecem uma série de benefícios, incluindo maior assertividade e agilidade na resolução dos problemas relacionados às FAI's. Além disso, a utilização de métodos computacionais pode contribuir para a redução de custos associados à detecção e solução dessas faltas. Essa abordagem tem sido amplamente discutida e explorada no âmbito do setor elétrico.

Na realização desta revisão sistemática da literatura, foram analisados um total de 19 artigos que se dedicaram às pesquisas mais recentes sobre o tema. O objetivo é direcionar as investigações para a solução desse problema complexo. A revisão foi conduzida seguindo um planejamento detalhado, que envolveu a utilização de uma string de busca nas principais bases de dados, a fim de selecionar os artigos mais relevantes para o estudo. Essa seleção foi realizada com base em critérios de inclusão e exclusão estabelecidos previamente, garantindo a qualidade e a adequação dos artigos selecionados.

A coleta de dados e a análise das informações contidas nos artigos permitiram constatar que a identificação das FAI's ainda requer aperfeiçoamento para alcançar uma solução definitiva no setor elétrico de distribuição e transmissão de energia. A complexidade desse problema exige abordagens cada vez mais sofisticadas e avançadas, buscando superar os desafios técnicos e operacionais envolvidos.

No entanto, os estudos analisados revelaram que a utilização de métodos computacionais tem apresentado resultados promissores na solução do problema em questão. Essas abordagens computacionais têm demonstrado eficácia no aumento da precisão e da eficiência na detecção das FAI's, contribuindo para o avanço no desenvolvimento de soluções mais efetivas e confiáveis.

Portanto, embora a identificação das FAI's ainda seja um desafio, os métodos computacionais têm se mostrado uma ferramenta valiosa e promissora nesse contexto, fornecendo insights e possibilidades para o aprimoramento contínuo das técnicas de detecção das FAI's no setor elétrico.

Referências

Bhandia, R., Chavez, J. d. J., Cvetkovic, M., and Palensky, P. (2020). High impedance fault detection using advanced distortion detection technique. *IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY*, 35(6):2598–2611.

Bhatnagar, M., Yadav, A., and Swetapadma, A. (2022a). Fuzzy based relaying scheme for high impedance faults in dg integrated distribution system. *ELECTRIC POWER SYSTEMS RESEARCH*, 202.

Bhatnagar, M., Yadav, A., and Swetapadma, A. (2022b). A resilient protection scheme for common shunt fault and high impedance fault in distribution lines using wavelet transform. *IEEE SYSTEMS JOURNAL*, 16(4):5281–5292.

Emanuel, A., Cyganski, D., Orr, J., Shiller, S., and Gulachenski, E. (1990). High impedance fault arcing on sandy soil in 15 kv distribution feeders: contributions to the evaluation of the low frequency spectrum. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 5(2):676–686.

Gimenez, J. J., Araujo, L. R., and Penido, D. R. R. (2021). A method for the approximate location of high impedance faults using neural networks. *IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS*, 19(3):351–358.

Gimenez Ledesma, J. J., do Nascimento, K. B., de Araujo, L. R., and Ribeiro Penido, D. R. (2020). A two-level ann-based method using synchronized measurements to locate high-impedance fault in distribution systems. *ELECTRIC POWER SYSTEMS RESEARCH*, 188.

Gomes, D. P. S. and Ozansoy, C. (2021). High-impedance faults in power distribution systems: A narrative of the field's developments. *ISA TRANSACTIONS*, 118:15–34.

Guillen, D., Olveres, J., Torres-Garcia, V., and Escalante-Ramirez, B. (2022). Hermite transform based algorithm for detection and classification of high impedance faults. *IEEE ACCESS*, 10:79962–79973.

Joga, S. R. K., Sinha, P., and Maharana, M. K. (2022). A novel graph search and machine learning method to detect and locate high impedance fault zone in distribution system. *ENGINEERING REPORTS*.

Lucas, F., Costa, P., Batalha, R., Leite, D., and Skrjanc, I. (2020). Fault detection in smart grids with time-varying distributed generation using wavelet energy and evolving neural networks. *EVOLVING SYSTEMS*, 11(2, SI):165–180.

Nezamzadeh-Ejieh, S. and Sadeghkhani, I. (2020). Hif detection in distribution networks based on kullback-leibler divergence. *IET GENERATION TRANSMISSION & DISTRIBUTION*, 14(1):29–36.

PRODIST (2010). Módulo 8–qualidade da energia elétrica. *Agência Nacional de Energia Elétrica–ANEEL*.

Ramos, M. J. S., Resener, M., Bretas, A. S., Bernardon, D. P., and Leborgne, R. C. (2020). Physics-based analytical model for high impedance fault location in distribution networks. *ELECTRIC POWER SYSTEMS RESEARCH*, 188.

Sarangi, S., Sahu, B. K., and Rout, P. K. (2023). High-impedance fault identification and location by using mode decomposition integrated adaptive multi-kernel extreme learning machine technique for distributed generator-based microgrid. *ELECTRICAL ENGINEERING*, 105(1):383–406.

Silva, S., Costa, P., Santana, M., and Leite, D. (2020). Evolving neuro-fuzzy network for real-time high impedance fault detection and classification. *NEURAL COMPUTING & APPLICATIONS*, 32(12, SI):7597–7610.

Sinha, P., Paul, K., Saiprakash, C., Abdelaziz, A. Y., Omar, A. I., Su, C.-L., and Elsisi, M. (2023). Identification of cross-country fault with high impedance syndrome in transmission line using tunable q wavelet transform. *MATHEMATICS*, 11(3).

Souza, F. P., Silveira, L. F. Q., Costa, F. B., and Leal, M. M. (2021). High-impedance fault identification using cyclostationary characteristic analysis. *ELECTRIC POWER SYSTEMS RESEARCH*, 195.

Tajani, A. H. N., Bamshad, A., and Ghaffarzadeh, N. (2023). A novel differential protection scheme for ac microgrids based on discrete wavelet transform. *ELECTRIC POWER SYSTEMS RESEARCH*, 220.

Yousefinezhad, M., Rahimi, S., Alirezaiean, M., Valizadeh, M., and Abyaneh, H. A. (2022). A new simple and accurate method for fault detection in wide area protection. *ELECTRIC POWER SYSTEMS RESEARCH*, 213.

APÊNDICE B – Parâmetros dos Algoritmos

Esta seção abordará a documentação dos algoritmos projetados para a construção dos modelos de previsão. Os códigos foram desenvolvidos por meio da linguagem *Python*. Nem todos os parâmetros dos métodos foram utilizados. A escolha dos parâmetros utilizados neste trabalho ocorreu de forma manual. Foram realizados testes para encontrar a configuração que melhor se adequava aos dados, maximizando as métricas de desempenho definidas para este estudo, como acurácia (*Accuracy*), precisão (*Precision*), *F1-Score* e a *Area Under the ROC Curve* (AUC) e *Mean Square Error* (MSE), garantindo uma avaliação abrangente da capacidade dos modelos em identificar corretamente as faltas de alta impedância.

B.1 KNN

Tabela B.1 – Parâmetros do método KNN.

Parâmetros	**Valor**
Number of Neighbors	8
Metric	Euclidiana
Weight	Distance

Fonte: O autor.

- *Number of Neighbors*: Define o número de vizinhos mais próximos.
- *Metric*: a métrica pode ser definida como *Euclidiana* (distância entre dois pontos), $Manhattan$ (soma das diferenças absolutas de todos os atributos), $Máxima$ (maior diferença absoluta entre atributos), $Mahalanobis$ (distância entre ponto e distribuição).
- *Weights*: $Uniform$ (Todos os pontos em cada vizinhança têm o mesmo peso), *Distance* (Vizinhos mais próximos de um ponto de consulta têm maior influência do que os mais distantes).

B.2 MLP

Tabela B.2 – Parâmetros do método MLP.

Parâmetros	***Valor***
Neurons in Hidden Layers	50
Activation	tanh
Solver	L-BFGS-B
Alpha	a=0.6
Max Iterations	100

Fonte: O autor.

- *Neurons in Hidden Layer*: definido como o *i-ésimo* elemento que representa o número de neurônios na *i-ésima* camada oculta. Ex.: uma rede neural com 3 camadas pode ser definida como 2, 3, 2;
- *Activation*: *Tanh* - função tangente hiperbólica;
- *Solver*: Solucionador para otimização de peso;
- *Alpha*: Parâmetro de penalidade L2 (termo de regularização);
- *Max Iterations*: Número máximo de iterações.

B.3 RF

Tabela B.3 – Parâmetros do método RF.

Parâmetros	***Valor***
Number of Trees	6
Do not split subsets smaller than	5

Fonte: O autor.

- *Number of Trees*: Especifica quantas árvores de decisão serão incluídas na floresta;
- *Do Not Split Subsets Smaller Than*: Seleciona o menor subconjunto que pode ser dividido.

B.4 SVM

Tabela B.4 – Parâmetros do método SVM.

Parâmetros	**Valor**
SVM TYPE	v-SVM
Regression Cost	1.0
Complexity Bound	0.2
Kernel	RBF
Numerical Tolerance	0.0010
Iteration Limit	100

Fonte: O autor.

- *SVM Type*: Pode ser definida como SVM e v-SVM;
- *Regression Cost*: Termo de penalidade para perda e aplica-se apenas a tarefas de regressão;
- *Complexity Bound*: Um limite superior para a fração de erros de treinamento e um limite inferior para a fração de vetores de suporte;
- *Kernel*: É uma função que transforma o espaço de atributos em um novo espaço de características para ajustar o hiperplano de margem máxima, permitindo que o algoritmo crie o modelo com kernels Linear, Polinomial, RBF e Sigmoide;
- *Numerical Tolerance*: Define o desvio permitido do valor esperado em tolerância numérica;
- *Iteration Limit*: É o número máximo de iterações permitidas que será executado o algoritimo.

B.5 TREE

Tabela B.5 – Parâmetros do método Tree

Parâmetros	**Valor**
Min. Number of Instances in Leaves	10
Do not Split Subsets Smaller Than	10
Limit the Maximal tree depth to	100
Stop When Majority Reaches[%]	99

Fonte: O autor.

- *Min. Number of Instances in Leaves*: Se marcado, o algoritmo nunca construirá uma divisão que coloque menos do que o número especificado de exemplos de treinamento em qualquer ramo;
- *Do Not Split Subsets Smaller Than*: Impede o algoritmo de dividir nós com menos do que o número dado de instâncias;
- *Limit the Maximal Tree Depth*: Limita a profundidade da árvore de classificação ao número especificado de níveis de nó;
- *Stop When Majority Reaches [%]*: Interrompe a divisão dos nós após atingir um limite de maioria especificado.

APÊNDICE C – Reprodução das Simulações

C.1 Introdução

Este apêndice apresenta os detalhes necessários para a reprodução das simulações utilizadas no desenvolvimento deste trabalho. O objetivo é fornecer um guia completo para que outros pesquisadores possam replicar os experimentos e validar os resultados apresentados. As simulações foram conduzidas utilizando modelos de sistemas de distribuição IEEE e técnicas de aprendizado de máquina aplicadas à detecção de FAI.

C.2 Configuração do Ambiente de Simulação

As simulações foram realizadas no *software* MATLAB/Simulink (versão R2023b).

Hardware utilizado:

- Processador: Intel Core i5 13450HX;
- Memória RAM: 16GB;
- Sistema Operacional: Windows 10;
- GPU NVIDIA RTX 3060 6GB.

C.3 Modelos de Sistemas Elétricos

Para garantir a reprodutibilidade das simulações, foram utilizados dois modelos padrões de redes de distribuição disponíveis na literatura técnica:

IEEE 13 Barras (Sistema de distribuição de média tensão):

- Tensão nominal: 4.16 kV;
- Fonte de alimentação: gerador síncrono;
- Elementos modelados: transformadores, cargas distribuídas e linhas de transmissão.

IEEE 34 Barras (Sistema de distribuição com características rurais):

- Tensão nominal: 24.9 kV;
- Fonte de alimentação: subestação de média tensão;
- Características principais: alimentadores longos e cargas distribuídas.

C.4 Geração de Dados de Faltas

As FAI's foram simuladas a partir do modelo de arco elétrico baseado no trabalho de Emanuel et al. (1990) e na modelagem apresentada por Sedighi e Haghifam (2010).

Modelo de arco: 6 circuitos paralelos, com chaveamento descrito na tabela abaixo:

Figura C.1 – Parâmetros do Modelo de FAI's.

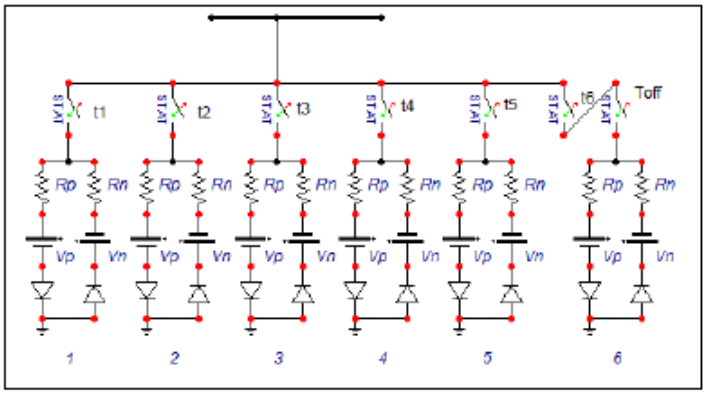
	parameter	$t_{(ON/OFF)}$	R_p	R_n	V_p	V_n
state 1	Arc1	0.06	1000	1050	4000	4500
	Arc2	0.07/ 0.11	2900	3000	8000	8100
	Arc3	0.09	3500	3550	7500	7600
	Arc4	0.1	3700	3750	10000	10500
	Arc5	0.08	4000	4010	1000	1300
	Arc6	0.13	2800	2850	3000	3500
state 2	Arc1	0.06	900	905	1800	1900
	Arc2	0.08/ 0.13	2800	2850	3000	3500
	Arc3	0.12	2500	2550	4000	4500
	Arc4	0.14	2100	2150	10000	11000
	Arc5	0.1	800	805	2000	2500
	Arc6	0.15	2850	2900	3050	3550
state 3	Arc1	0.06/ 0.18	500	505	900	1000
	Arc2	0.08	2000	2050	2500	2700
	Arc3	0.12	2050	2550	1900	1050
	Arc4	0.14	1800	1900	11000	11500
	Arc5	0.1	1000	1050	1000	1050
	Arc6	0.19	900	905	1800	1900
state 4	Arc1	0.06	280	300	750	900
	Arc2	0.1	2000	2500	1800	2800
	Arc3	0.12	2500	2700	3000	4000
	Arc4	0.14/ 0.16	2700	2750	11300	11500
	Arc5	0.08	800	805	950	1050
	Arc6	0.18	2650	2700	11250	11450
state 5	Arc1	0.06	1500	1505	9000	10000
	Arc2	0.08	9000	9600	8000	9000
	Arc3	0.12	6500	7000	11000	11050
	Arc4	0.14/ 0.16	5800	6500	12000	12500
	Arc5	0.1	10000	11100	2000	2050
	Arc6	0.16	5300	6200	11000	11500

Fonte: Sedighi e Haghifam (2010).

A geração dos dados foi realizada considerando:

- 42% das amostras contendo faltas;
- 58% das amostras representando operação normal do sistema.

Figura C.2 – Modelo de FAI proposto por Sedighi e Haghifam (2010).



Fonte: Sedighi e Haghifam (2010).

No desenvolvimento deste trabalho, foram utilizadas as bibliotecas *Scikit-learn*, *Pandas*, *Numpy* e *PyWavelets* para a manipulação, processamento e análise dos dados, bem como, para a implementação e avaliação dos modelos de aprendizado de máquina.

No presente estudo, a divisão do conjunto de dados em treinamento e teste foi realizada na proporção de 70% e 30%, respectivamente, com o objetivo de garantir uma validação adequada do modelo e mitigar o problema de *overfitting*. Para assegurar que a distribuição das classes fosse preservada em ambos os conjuntos, foi aplicada a estratégia de estratificação, reduzindo vieses e promovendo um aprendizado equilibrado dos padrões presentes nos dados.

A definição de um valor fixo para o parâmetro *"random state"*, presente na biblioteca *Scikit-learn*, foi adotada para garantir a reprodutibilidade dos experimentos. Essa escolha permite que a mesma divisão dos dados seja mantida em diferentes execuções, favorecendo a consistência dos resultados e possibilitando uma comparação mais precisa entre diferentes abordagens. O valor 80 foi selecionado de maneira arbitrária, padronizado ao longo do estudo para assegurar a coerência das análises.

Dessa forma, a configuração adotada contribui para uma avaliação do desempenho do modelo, evitando variações decorrentes de diferentes partições aleatórias do conjunto de dados e garantindo a confiabilidade das conclusões obtidas.