



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE
PRÓ-REITORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

PROPOSIÇÃO E AVALIAÇÃO DE TÉCNICAS ALTERNATIVAS
PARA DETECÇÃO DE FALTAS DE ALTA IMPEDÂNCIA

REGINALDO BARNABÉ GONZALEZ GRIMALDI

São Cristóvão – SE, Brasil
Fevereiro de 2020



PROPOSIÇÃO E AVALIAÇÃO DE TÉCNICAS ALTERNATIVAS
PARA DETECÇÃO DE FALTAS DE ALTA IMPEDÂNCIA

REGINALDO BARNABÉ GONZALEZ GRIMALDI

Dissertação de Mestrado submetida ao corpo docente do programa de pós-graduação em Engenharia Elétrica (PROEE) da instituição Fundação Universidade Federal de Sergipe como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Professor Tarso Vilela Ferreira, D. Sc.

São Cristóvão – SE, Brasil
Fevereiro de 2020



TERMO DE APROVAÇÃO

“Proposição e avaliação de técnicas alternativas para detecção de faltas de alta impedância”

Discente:

Reginaldo Barnabé Gonzalez Grimaldi

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Sergipe, como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada pela banca examinadora composta por:

Prof. Dr. Jugurta Rosa Montalvão Filho (PROEE/UFS)
Presidente

Prof. Dra. Andréa Araújo Sousa (DEL/UFS)
Examinadora Externa

Prof. Dr. Wellinsilvio Costa dos Santos (UFAL)
Examinador Externo

Reginaldo Barnabé Gonzalez Grimaldi
Candidato

Cidade Universitária “Prof. José Aloísio de Campos”, 27 de fevereiro de 2020.

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL
UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE

G861p Grimaldi, Reginaldo Barnabé Gonzalez

Proposição e avaliação de técnicas alternativas para detecção de faltas de alta impedância / Reginaldo Barnabé Gonzalez Grimaldi ; orientador Tarso Vilela Ferreira. - São Cristóvão, 2020.
89 f. : il.

Dissertação (mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Sergipe, 2020.

1. Engenharia elétrica. 2. Impedância (Eletricidade). 3. Redes neurais (Computação). I. Ferreira, Tarso Vilela orient. II. Título.

CDU 621.3

A
Deus, pelo dom da perseverança.

A
Minha esposa, Bruna, por todo amor e apoio.

Aos
Meus pais, Ícaro e Emanoela, e ao meu irmão,
Alfredo, por toda dedicação.

Aos
Meus amigos e família, por estarem sempre
presentes.

AGRADECIMENTOS

Ao final desta jornada o sentimento de gratidão inunda o meu coração. Sou grato, primeiramente, a Deus pelo dom da vida e pela oportunidade de trilhar cada passo neste caminho.

Agradeço a minha esposa, Bruna Neves Rabelo Gonzalez Grimaldi, por todo amor dedicado a mim, por tornar minha vida mais feliz, por ser minha companheira de todos os momentos, acreditando sempre em mim e apoiando em meus projetos.

Agradeço também aos meus pais, Ícaro Almeida Nery Gonzalez Grimaldi e Emanoela Ferreira Barnabé Nery Gonzalez Grimaldi, pelo exemplo de vida e por terem se dedicado a me ensinar os princípios que norteiam minha vida.

Agradeço ao meu irmão Alfredo Gonzalez Grimaldi Neto por estar sempre presente na minha vida, demonstrando carinho, me apoiando e ajudando de diversas formas. Agradeço a todos os meus familiares e amigos que estiveram torcendo pela minha vitória, me apoiando com palavras e orações e me encorajando nos momentos de dificuldade, acreditando nos meus sonhos e se alegrando comigo.

Agradeço também à professora Núbia Silva Dantas Brito do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande, à pesquisadora Érica Manguiera Lima, doutoranda no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande, e aos colegas Bruno Vinicius Silveira Araújo, Gustavo Aragão Rodrigues e Talita dos Santos Alves, da Universidade Federal de Sergipe, que foram peças-chave na elaboração deste trabalho, compartilhando não apenas conhecimento, mas experiências valiosas que levarei para vida.

Agradeço aos meus professores e colegas de curso que contribuíram para a minha formação, em especial ao meu orientador, Tarso Vilela Ferreira, por toda sua dedicação e parceria, que foram indispensáveis à idealização e execução deste trabalho.

Externo especial gratidão à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio na forma de bolsa de estudo, sem a qual esta pesquisa não seria possível. Também agradeço ao INESC P&D Brasil, instituto de ciência e tecnologia

sem fins lucrativos, pela oportunidade de participar de pesquisas correlatas diretamente aplicadas à indústria da energia elétrica.

Por fim, gostaria de agradecer a todos aqueles que de alguma forma me apoiaram na concretização deste sonho. Que venha o doutorado!

Resumo da Dissertação apresentada ao PROEE/UFS como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre (Me.)

PROPOSIÇÃO E AVALIAÇÃO DE TÉCNICAS ALTERNATIVAS
PARA DETECÇÃO DE FALTAS DE ALTA IMPEDÂNCIA

REGINALDO BARNABÉ GONZALEZ GRIMALDI

Fevereiro/2020

Orientador: Tarso Vilela Ferreira

Em muitas situações, o rompimento de condutores nos sistemas de distribuição, ou mesmo seu contato com superfícies de alta impedância (como árvores), não sensibiliza o sistema de proteção. Este tipo de ocorrência e suas variações são tipicamente chamados de faltas de alta impedância. Considerada de alta gravidade pelas concessionárias, o problema das faltas de alta impedância pode ocasionar uma série de prejuízos materiais e imateriais, tais como multas, sanções administrativas, acidentes e episódios de eletroplessão. O presente trabalho tem por objetivo apresentar três metodologias pouco exploradas na literatura para detecção de faltas de alta impedância baseadas em: Vetores de Energia dos Centroides das Sub-bandas Espectrais, Operador de Energia Teager e Preditor Linear. Com relação à validação dos métodos, foi criado um banco de dados por meio de simulações realizadas no programa *Alternative Transients Program*, com base em um sistema de distribuição real. Além das faltas de alta impedância, também foram simuladas situações de energização de carga e comutação de banco de capacitores para testar a robustez dos métodos contra prováveis falsos positivos. Um banco de dados contendo oscilografias reais de faltas de alta impedância também foi utilizado. A partir dos resultados obtidos, foi desenvolvido um critério de decisão para cada método visando a detecção de faltas de alta impedância a partir dos sinais de corrente ao longo do tempo. Todos os três métodos obtiveram taxas de sucesso acima de 90%.

Palavras-chave: falta de alta impedância, Vetores de Energia dos Centroides das Sub-bandas Espectrais, Operador de Energia Teager, Preditor Linear.

Abstract of Dissertation presented to PROEE/UFS as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master

PROPOSITION AND EVALUATION OF ALTERNATIVE TECHNIQUES FOR
DETECTION OF HIGH IMPEDANCE FAULTS

REGINALDO BARNABÉ GONZALEZ GRIMALDI

Fevereiro/2020

Advisor: Tarso Vilela Ferreira

In many situations, conductor rupture in distribution systems or even their contact with structures external to the systems (such as trees) does not sensitize protection systems. This type of occurrence and its variations are typically called high impedance faults. Considering the high severity of the problem by the concessionaires, the problem of high impedance faults can cause a series of material and immaterial damages, such as fines, administrative penalties, accidents and deaths. The present work has the objective of presenting three methodologies little explored in the literature for the detection of high impedance faults based on: Spectral Sub-band Centroid Energy Vectors, Teager Energy Operator and Linear Predictor Linear. Concerning validation of the methods, a database was created through simulations performed in the Alternative Transients Program, based on a real energy distribution system. In addition to high impedance faults, load energization and capacitor bank switching situations were also simulated in order to test the robustness of the method against probable false positives. A database containing real high impedance oscillographs was also used. From obtained results, a decision criterion was developed for each method aiming at the detection of high impedance faults based on the current signals through time. All three methods obtained success rates above 90%.

keywords: high impedance faults, Spectral Sub-band Centroid Energy Vectors, Teager Energy Operator, Linear Predictor.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Sequência de eventos para ocorrência de uma falta de alta impedância em redes de distribuição.	5
Figura 2- Detalhamento do comportamento da corrente de uma FAI.	7
Figura 3 - Diagrama de blocos do preditor linear.	10
Figura 4 - VECSE obtidos com 10 filtros sobrepostos a 50%, e com 15 filtros sobrepostos a 70%.	14
Figura 5 - VECSE obtidos com $\delta = 0.03$ e com $\delta = 0.3$	14
Figura 6 - Modelo simplificado de um neurônio humano.	15
Figura 7 - Arquitetura de uma rede MLP.	17
Figura 8 - Diagrama de blocos da transformada wavelet discreta.	20
Figura 9 – Modelo utilizado para simular a FAI.	33
Figura 10 - Diagrama unifilar do modelo do alimentador escolhido.	33
Figura 11 - Diagrama de blocos representando metodologia baseado no PL.	36
Figura 12 - Diagrama de blocos representando metodologia baseado no OET.	38
Figura 13 – Diagrama de blocos representando metodologia baseado no VECSE.	39
Figura 14 – Resultado do Processamento de uma FAI ocorrida na brita, no barramento 10: (a) Corrente I_a ; (b) Erro de Predição; (c) EEP.	43
Figura 15 - Resultado do Processamento de uma EC ocorrida entre os barramentos 17 e 18: (a) Corrente I_a ; (b) Erro de Predição; (c) EEP.	44
Figura 16 - Resultado do Processamento de uma CBC ocorrida no barramento 9: (a) Corrente I_a ; (b) Erro de Predição; (c) EEP.	44
Figura 17 - Resultado da EEP de uma FAI no barramento 10 na superfície da areia: (a) sinal completo da FAI; (b) um ciclo antes da FAI; (c) 1ª amostra com FAI; (d) 3 ciclos após o início da FAI; (e) 6 ciclos após o início do FAI.	45
Figura 18 - Resultado da EEP de uma CBC no barramento 33: (a) sinal completo da CBC; (b) um ciclo antes da CBC; (c) 1ª amostra com CBC; (d) 3 ciclos após o início da CBC; (e) 6 ciclos após o início do CBC.	47
Figura 19 - Resultado da EEP de uma EC ocorrida entre os barramentos 11 e 12: (a) sinal completo da EC; (b) um ciclo antes da EC; (c) 1ª amostra com EC; (d) 3 ciclos após o início da EC; (e) 6 ciclos após o início do EC.	48

Figura 20 - Resultado do Processamento de uma FAI ocorrida na superfície de brita molhada: (a) Corrente Ia; (b) Erro de Predição; (c) EEP.	48
Figura 21 - Resultado da EEP de uma FAI ocorrida na superfície de brita molhada: (a) sinal completo da FAI; (b) um ciclo antes da FAI; (c) 1ª amostra com FAI; (d) 3 ciclos após o início da FAI; (e) 6 ciclos após o início do FAI.....	49
Figura 22 - Resultado do Processamento de uma FAI ocorrida no calçamento, no barramento 10: (a) Corrente Ia; (b) OET; (c) EOET.	51
Figura 23 - Resultado do Processamento de uma EC ocorrida entre os barramentos 17 e 18: (a) Corrente Ia; (b) OET; (c) EOET.	52
Figura 24 - Resultado do Processamento de uma CBC ocorrida no barramento 9: (a) Corrente Ia; (b) OET; (c) EOET.....	52
Figura 25 - Resultado da EOET de uma FAI no barramento 10 na superfície da areia: (a) sinal completo da FAI; (b) um ciclo antes da FAI; (c) 1ª amostra com FAI; (d) 3 ciclos após o início da FAI; (e) 6 ciclos após o início do FAI.....	53
Figura 26 - Resultado da EOET de uma CBC no barramento 33: (a) sinal completo da CBC; (b) um ciclo antes da CBC; (c) 1ª amostra com CBC; (d) 3 ciclos após o início da CBC; (e) 6 ciclos após o início do CBC.....	55
Figura 27 - Resultado da EOET de uma EC entre os barramento 11 e 12: (a) sinal completo da EC; (b) um ciclo antes da EC; (c) 1ª amostra com EC; (d) 3 ciclos após o início da EC; (e) 6 ciclos após o início do EC.....	56
Figura 28 - Resultado do Processamento de uma FAI ocorrida na superfície de areia grossa molhada: (a) Corrente Ia; (b) OET; (c) EOET.	56
Figura 29 - Resultado da EOET de uma FAI ocorrida na superfície de areia grossa molhada: (a) sinal completo da FAI; (b) um ciclo antes da FAI; (c) 1ª amostra com FAI; (d) 3 ciclos após o início da FAI; (e) 6 ciclos após o início do FAI.....	57
Figura 30 - Resultado do Processamento de uma FAI ocorrida na brita, no barramento 10.	59
Figura 31 - Resultado do Processamento de uma FAI ocorrida na brita, no barramento 10.	60
Figura 32 - Quantidades de ciclos para a detecção da FAI.	64

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Etapas da simulação das faltas de alta impedância.	6
Tabela 2 - Síntese bibliográfica	30
Tabela 3 - Base de dados.	41
Tabela 4 - Taxa de sucesso dos conjuntos de testes do método baseado no PL.....	42
Tabela 5 - Taxa de sucesso de todos os cenários do método baseado no OET.	51
Tabela 6 – Taxa de Acerto da variação dos parâmetros do VECSE.	61

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ATP	<i>Alternative Transients Program</i>
BD	Base de Dados
CBC	Comutação de Banco de Capacitores
COD	Centro de Operação da Distribuição
CSCT	Chave Simples Controlada por TACS
Db4	Daubechies 4
DEC	Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
DIC	Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora
DMIC	Duração Máxima de Interrupção Contínua por Unidade Consumidora
EC	Energização de Carga
EEP	Energia do Erro de Predição
EMTDC	<i>Electromagnetic Transients including</i>
EMTP-RV	<i>Electromagnetic Transient Program</i>
EOET	Energia do Operador de Energia Teager
FAI	Faltas de Alta Impedância
FEC	Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
FIC	Frequência de Interrupção Individual por Unidade
FIR	<i>Finite Impulse Response</i>
LPC	<i>Forward Linear Predictor</i>
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i>
MSE	<i>Mean Squared Error</i>
RDP	Registradores Digitais de Perturbações
RVT	Resistências Variantes no Tempo
OET	Operador de Energia Teager
PL	Preditor Linear
PRODIST	Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica
PSCAD	<i>Power Systems Computer Aided Design</i>

RNA	Redes Neurais Artificiais
SDEE	Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica
SOMN	<i>Hybrid Self-Organizing Mapping Network</i>
SNR	Razão Sinal-para-Ruído
TACS	<i>Transient Analysis of Control Systems</i>
TC	Transformador de Corrente
TP	Transformador de potencial
TRF	Transformada Rápida de Fourier
TW	Transformada Wavelet
TWD	Transformada de Wavelet Discreta
VECSE	Vetores de Energia dos Centroides das Sub-bandas Espectrais

SUMÁRIO

Lista de Ilustrações	viii
Lista de Tabelas	x
Lista de Abreviaturas e Siglas	xi
1 Introdução	1
1.1 Objetivos	3
1.1.1 Objetivo principal.....	3
1.1.2 Objetivos secundários	3
1.2 Estrutura da Dissertação	3
2 Embasamento Teórico	5
2.1 Características das Falhas de Alta Impedância.....	5
2.2 Operador de Energia Teager	8
2.3 Preditor Linear	9
2.4 Vetores de Energia dos Centroides das Sub-bandas Espectrais.....	11
2.5 Redes Neurais Artificiais	15
2.5.1 Funcionamento das Redes Neurais Artificiais	16
2.5.2 Redes <i>Perceptron</i> de Múltiplas Camadas	17
2.6 Transformada Wavelet.....	18
3 Revisão Bibliográfica	21
3.1 Evolução das Técnicas de Detecção de FAI.....	21
3.1.1 Retrospectiva Histórica	21
3.1.2 Desequilíbrio das Tensões.....	22
3.1.3 Teoria das Ondas Viajantes.....	23
3.1.4 Transformada Wavelet Discreta e Lógica Fuzzy	24
3.1.5 Análise do Conteúdo Harmônico	27
3.1.6 Síntese Bibliográfica	29
4 Metodologia Proposta	31
4.1 Construção da Base de Dados.....	31
4.1.1 FAI	32
4.1.2 Distúrbios do SDEE	34
4.2 Proposição e Avaliação dos algoritmos	34
4.2.1 Preditor Linear.....	35
4.2.2 Operador de Energia Teager	36
4.2.3 Vetores de Energia dos Centroides das Sub-bandas Espectrais.....	38

5	Resultados	41
5.1	Construção do Banco de Dados	41
5.2	Preditor Linear	42
5.3	Operador de Energia Teager	51
5.4	Vetores de Energia dos Centroides das Sub-bandas Espectrais.....	59
6	Conclusão.....	65
6.1	Trabalhos Futuros	66
6.2	Publicações	67
	Referências	69

1 INTRODUÇÃO

Ao longo da história, a eletricidade tem ocupado um papel de extrema importância no desenvolvimento tecnológico das sociedades. Usada em quase todas as atividades humanas contemporâneas, a energia elétrica é tida como uma das fontes de energia mais versáteis. Contudo, para atender seus consumidores são necessários sistemas elétricos complexos, compostos de quatro etapas: geração, transmissão, distribuição e consumo.

Os sistemas de distribuição de energia elétrica (SDEE) estão expostos a várias perturbações e anomalias que afetam a operação de redes elétricas. Entre inúmeras perturbações, as faltas de alta impedância (FAI) são algumas das principais preocupações e podem ocorrer quando um cabo energizado, rompido ou não, entra em contato com uma superfície de alta impedância, como por exemplo um galho de árvore. Na ocorrência de uma FAI, a corrente de falta apresenta baixa amplitude, tendo a mesma ordem de grandeza que outros fenômenos típicos de um SDEE, como energização de carga (EC) ou comutação de banco de capacitores (CBC). De acordo com GARCÍA *et al* (2014), essas faltas não podem ser detectadas pelos dispositivos de proteção usuais ativados por sobrecorrente.

De acordo com GHADERI *et al* (2017), a frequência de ocorrência de uma FAI é um tópico que envolve bastante discussão, pois a maioria das ocorrências não é registrada pelas equipes de campo. As melhores estimativas são que entre 5% e 10% de todos os eventos de falha do sistema de distribuição são condutores inoperantes.

Em relação à ocorrência de episódios de FAI, além de comprometer a qualidade do serviço, as empresas de distribuição de energia podem sofrer sanções estipuladas pelos órgãos reguladores, que avaliam e regulam - em vários aspectos - o fornecimento de energia elétrica. Nos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica (PRODIST) encontram-se definições acerca da qualidade da energia elétrica, destacando os indicadores de continuidade do serviço de distribuição de energia elétrica, ora transcritos (ANNEL, 2011):

- Duração equivalente de interrupção por unidade consumidora (DEC);
- Frequência equivalente de interrupção por unidade consumidora (FEC);
- Duração de interrupção individual por unidade consumidora ou por ponto de conexão (DIC);
- Frequência de interrupção individual por unidade consumidora ou ponto de conexão (FIC);
- Duração máxima de interrupção contínua por unidade consumidora ou por ponto de conexão (DMIC).

Os indicadores supramencionados dimensionam a frequência e duração das interrupções no fornecimento de energia elétrica, avaliando assim, a continuidade do fornecimento pelas concessionárias. O não atendimento aos limites impostos pela ANEEL, podem acarretar multas e compensação aos consumidores (ZAMBONI, 2011). Adicionalmente, um mal desempenho dos indicadores de continuidade de fornecimento tendem a desvalorizar a imagem da concessionária frente à opinião pública.

De acordo com SANTOS *et al* (2013), a continuidade do serviço é de suma importância, pois afeta a vida cotidiana das pessoas e causa grandes interrupções ao comprometer serviços essenciais ao consumidor. A situação ideal é não interromper o fornecimento de eletricidade. Em caso de interrupção, ela deve ser mínima e informada ao consumidor em tempo hábil, a fim de evitar possíveis perdas decorrentes da falta de energia (SANTOS, 2013). No entanto, no caso da FAI, a interrupção do fornecimento de energia pode ser muito maior que a típica, pois o tempo entre a ocorrência do corte no fornecimento e a percepção do não atendimento dos consumidores pela concessionária pode depender da detecção da falta.

No entanto, as perdas financeiras e os danos intangíveis associados à imagem das empresas de energia não são as consequências mais preocupantes da FAI. Acidentes, riscos à saúde de animais e pessoas, eventualmente levando à morte, são de fato as consequências mais trágicas.

Ante o exposto, o estudo desse fenômeno tem despertado o interesse tanto da academia quanto das empresas, principalmente, no desenvolvimento de métodos de diagnóstico, haja visto as dificuldades de sua identificação por meio dos sistemas de proteção convencionais baseados em sobrecorrente.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 OBJETIVO PRINCIPAL

Desenvolver um método de detecção de faltas de alta impedância baseadas no comportamento do sinal de corrente, a partir dos algoritmos a seguir, de forma exclusiva: Vetores de Energia dos Centroides das Sub-bandas Espectrais (VECSE), Operador de Energia Teager (OET) e Preditor Linear (PL).

1.1.2 OBJETIVOS SECUNDÁRIOS

- Estudar o fenômeno das FAI, focalizando o comportamento dos sinais de corrente nos domínios do tempo e da frequência;
- Construir, através de simulações computacionais uma Base de Dados (BD) contendo sinais típicos de FAI e de outros distúrbios comumente confundidos com FAI;
- Avaliar a aplicabilidade de ferramentas como Operador de Energia Teager, Preditor Linear e VECSE na detecção das FAI, bem como suas tolerâncias a falsos positivos;
- Propor um método de detecção capaz de diferenciar FAI de outros distúrbios comuns nos SDEE;
- Desenvolver um critério de decisão para classificação de FAI quando comparado com outros distúrbios.

1.2 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

A dissertação encontra-se estruturado em 6 (seis) capítulos além deste, que abordarão o seguinte:

No segundo Capítulo será apresentado o embasamento teórico sobre os temas relacionados: características das faltas de alta impedância, Operador de Energia Teager, Preditor Linear, Vetores de Energia dos Centróides das Sub-bandas Espectrais, Redes Neurais Artificiais e Transformada Wavelet.

No terceiro Capítulo, passa-se a apresentar uma revisão bibliográfica acerca do tema, na qual se apresenta uma retrospectiva histórica do estudo de FAI e uma síntese dos trabalhos mais relevantes e atuais.

No quarto Capítulo será apresentada a metodologia desenvolvida no trabalho, com a apresentação dos métodos de detecção propostos, do processo de construção da base de dados, do modelo de FAI utilizado e do sistema teste selecionado.

No quinto Capítulo será realizado a apresentação e análise dos resultados. E, no Capítulo final, serão expostas as conclusões da pesquisa.

2 EMBASAMENTO TEÓRICO

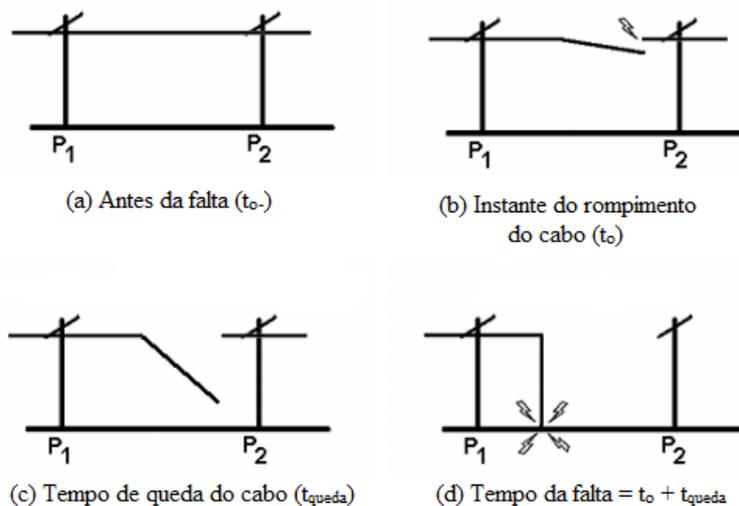
Uma visão geral acerca da teoria que embasa esta pesquisa é promovida nas seções a seguir. Serão abordados os seguintes temas: faltas de alta impedância (FAI), Operador de Energia Teager (OET), Preditor Linear (PL), Vetores de Energia dos Centroides das Sub-bandas Espectrais (VECSE), Redes Neurais Artificiais (RNA) e Transformada Wavelet (TW).

2.1 CARACTERÍSTICAS DAS FALTAS DE ALTA IMPEDÂNCIA

A principal característica de uma FAI é a baixa amplitude das correntes, as quais são causadas principalmente pelo rompimento do condutor energizado e do seu contato com uma superfície de alta impedância, como areia, asfalto, cascalho, grama e calçamento (SANTOS, 2013). Durante o fenômeno, antes do cabo entrar em contato com o solo, pode ocorrer um arco elétrico, pois, quando o cabo energizado se aproxima do solo, a diferença de potencial aumenta e o campo elétrico torna-se mais intenso, diminuindo a resistência do ar, o que facilita o processo de condução do ar (NAKAGOMI, 2006).

A ocorrência de uma FAI com rompimento do condutor é descrita na Figura 1 e na Tabela 1 (NAKAGOMI, 2006).

Figura 1 - Sequência de eventos para ocorrência de uma falta de alta impedância em redes de distribuição.



Fonte:(NAKAGOMI, 2006).

Tabela 1 - Etapas da simulação das faltas de alta impedância.

	Etapa	Tempo	Comentários
1	Pré-falta	$0 \leq t < t_o$	As correntes que circulam na rede são produzidas somente pelas cargas.
2	Rompimento do cabo	$t = t_o$	Abertura da fase em que ocorre o defeito.
3	Queda do cabo	$t_o < t < t_o + t_{queda}$	Admite-se que durante a queda não há contato entre o cabo rompido com outras fases ou o neutro.
4	Arco-Elétrico	$t \geq t_o + t_{queda}$	O cabo chega ao solo e inicia-se o arco elétrico.

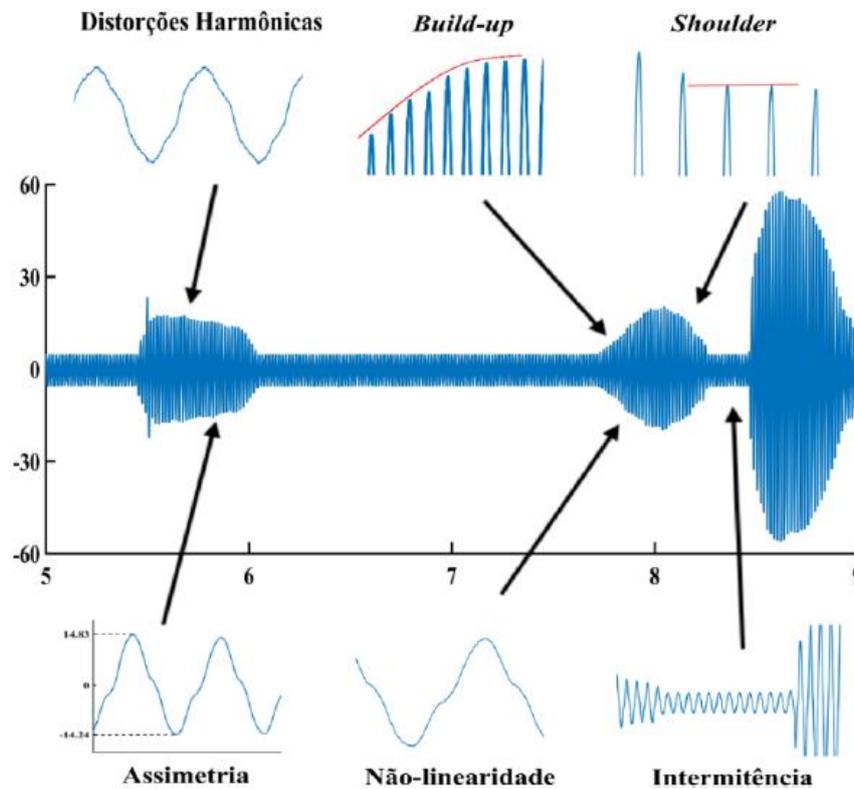
Fonte:(NAKAGOMI, 2006).

O arco elétrico é um tema largamente estudado na literatura especializada, mas na grande maioria dos trabalhos, o foco tem sido o arco elétrico resultante das altas correntes de impedância indutiva e da operação dos dispositivos de proteção. Contudo, quando se fala em FAI, o enfoque são os arcos elétricos resultantes de curtos-circuitos de alta impedância resistiva e com características não-lineares (SANTOS, 2011). A ocorrência do arco elétrico na FAI dá origem a algumas características nas formas de onda dos sinais de corrente de uma FAI, que são:

- **Intermitência:** processo relacionado à formação e extinção do arco elétrico durante a FAI. A penetração do arco na superfície de alta impedância diminui a umidade da região de contato, forçando a extinção do mesmo. Todavia, a umidade de outra área próxima ao condutor pode difundir-se, reiniciando a formação do arco, processo conhecido como ‘intermitência’ (NAKAGOMI, 2006).
- **Assimetria:** magnitude do semiciclo positivo maior que a do semiciclo negativo. Essa característica é atribuída à porosidade e umidade da superfície de contato (EMANUEL, 1990);
- **Não linearidade:** resultante de diferentes resistividades das diversas camadas do solo (LIMA, 2018a);
- **Build-up e Shoulder:** a presença do arco elétrico provoca ainda o crescimento da envoltória da corrente de falta, fenômeno conhecido como *build-up*, pois o cabo demora certo tempo para assentar-se completamente no solo. Durante o *build-up*, a amplitude pode permanecer constante antes de voltar a crescer, dando origem ao fenômeno denominado de *shoulder* (NAKAGOMI, 2006).

- Todas essas características são apresentadas em detalhes na Figura 2.

Figura 2- Detalhamento do comportamento da corrente de uma FAI.



Fonte:(LIMA, 2018b).

Com relação à análise do sinal no domínio da frequência, as características dos sinais de corrente das FAI produzem um comportamento harmônico, que pode ser usado para detectar as FAI. Segundo (NAKAGOMI, 2006), as correntes de FAI produzem os seguintes componentes espectrais:

- A distorção na forma de onda, decorrente da não-linearidade da resistência do arco, propicia o aparecimento de harmônicas de baixa ordem na corrente (3° ao 10° harmônicos, aproximadamente).
- A assimetria entre os semiciclos é responsável pela presença dos harmônicos de ordem par.
- A intermitência da corrente durante a formação e a extinção do arco leva ao surgimento de um espectro de harmônicos de alta frequência.
- Os fenômenos de *build-up* e *shoulder* provocam variação da amplitude da corrente ao longo do tempo, produzindo inter-harmônicos resultantes do comportamento dinâmico da resistência de contato do defeito.

2.2 OPERADOR DE ENERGIA TEAGER

O Operador de Energia Teager (OET) ou Operador Teager-Kaiser calcula a energia de um sinal baseado não apenas na amplitude, mas na frequência do sinal. Segundo Kaiser, ao ser aplicado a um sinal composto por uma única frequência variante no tempo, o operador é capaz de extrair a medida de energia do processo mecânico que gerou esse sinal (KAISER, 1990).

A estimativa do OET baseia-se no movimento harmônico simples de um objeto com massa m , suspenso por uma mola com constante k , sem atrito, onde o modelo matemático do sistema é dado por (KAISER, 1990):

$$\frac{d^2x(t)}{dt^2} + \frac{k}{m} \cdot x(t) = 0. \quad (1)$$

A solução do movimento harmônico simples (1) é $x(t) = A \cdot \cos(\omega \cdot t + \phi)$, onde A é a amplitude do sinal, ω é a frequência ($\omega = \sqrt{k/m}$) e ϕ é a fase inicial arbitrária do sinal.

A energia total do objeto considerado é a soma algébrica da energia potencial e da energia cinética do objeto.

$$E = \frac{1}{2} \cdot k \cdot x^2 + \frac{1}{2} \cdot m \cdot \dot{x}^2. \quad (2)$$

Substituindo (1) em (2) e resolvendo a equação, obtém-se:

$$E = \frac{1}{2} \cdot m \cdot \omega^2 \cdot A^2, \quad (3)$$

$$E \propto \omega^2 \cdot A^2. \quad (4)$$

A partir da equação (4) Kaiser percebeu que a energia para gerar um sinal senoidal é diretamente proporcional ao quadrado da amplitude do sinal e ao quadrado da frequência de oscilação do sinal (KAISER, 1993).

De acordo com (KAISER, 1993), o operador de energia de Teager é definido no domínio contínuo como (KAISER, 1993):

$$\Psi[x(t)] = \left(\frac{dx(t)}{dt}\right)^2 - x(t) \cdot \left(\frac{d^2x(t)}{dt^2}\right), \quad (5)$$

$$\Psi[x(t)] = \dot{x}^2 - x \cdot \ddot{x}. \quad (6)$$

Já no domínio discreto o operador de energia Teager é definido como (KAISER, 1993):

$$\Psi[x(n)] = x^2(n) - x(n+1) \cdot x(n-1), \quad (7)$$

em que Ψ é o operador de Teager e $x(n)$ é o valor da n -ésima amostra do sinal. Assim, o OET precisa de três amostras consecutivas do sinal para calcular sua energia e amplitude. Portanto, essa definição pressupõe um modelo de sinal perfeitamente senoidal, do qual a operação usada na definição é capaz de extrair de forma simples, a energia constante subjacente ao movimento puramente harmônico.

Neste trabalho, essa pressuposição será usada como uma hipótese de normalidade a ser testada ou como um detector de anomalia. Isto é, espera-se que: (i) a energia medida seja constante, se o sinal for de fato for senoidal; (ii) em caso de anomalias, como uma FAI, esse pressuposto seja violado, e a medida de Teager desvie notadamente de uma constante.

2.3 PREDITOR LINEAR

O Preditor Linear (PL) é uma operação matemática em que valores futuros de um sinal de tempo discreto são estimados como uma função linear de amostras anteriores. Os coeficientes de predição são obtidos por comparação entre os valores observados e os previstos.

Em tempo contínuo, o PL é considerado um método poderoso de previsão de séries temporais. Um modelo de predição linear representa, recursivamente, séries temporais de amostras de sinal ao longo de um intervalo de tempo (RIAHY, 2007), como:

$$y(t+T) = C_1 \cdot y(t) + C_2 \cdot y(t-T) + \dots + C_m \cdot y(t - (m-1) \cdot T) + e(t+T), \quad (8)$$

em que C_1, C_2, \dots, C_m são os coeficientes da predição linear, m é o grau do modelo, T o tempo de amostragem, $y(t + T)$ é a observação futura e $y(t), y(t - T), \dots, y(t - (m - 1) \cdot T)$ são as observações presente e passadas, e $e(t + T)$ o erro do modelo. Na Eq. (8), a saída é a combinação linear das amostras presentes e passadas, portanto, é chamada de ‘previsão linear’ (RIAHY, 2007).

Em tempo discreto, o PL é apresentado, como:

$$y(n + 1) = C_1 \cdot y(n) + C_2 \cdot y(n - 1) + \dots + C_m \cdot y(n - (m - 1)) + e(n + 1), \quad (9)$$

em que C_1, C_2, \dots, C_m são os coeficientes da predição linear, m é o grau do modelo, $y(n + 1)$ é a observação futura e $y(n), y(n - 1), \dots, y(n - (m - 1))$ são as observações presente e passadas, e $e(n + 1)$ o erro do modelo.

A Eq. (9) é reescrita como Eq. (10):

$$y(n) = C_1 \cdot y(n - 1) + C_2 \cdot y(n - 2) + \dots + C_m \cdot y(n - m) + e(n), \quad (10)$$

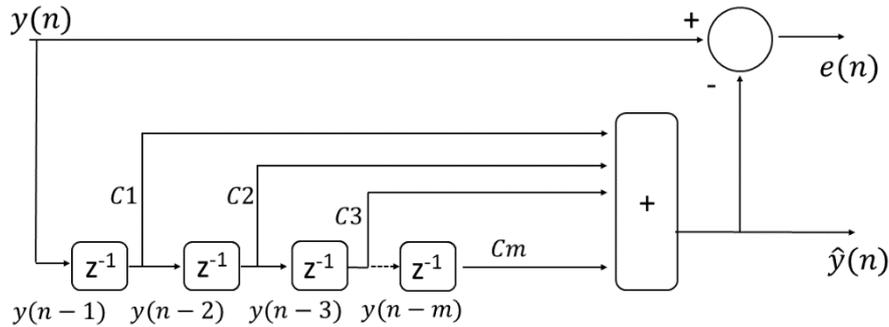
A Eq. (10) também é chamado de modelo de todos os polos, uma referência à representação no domínio Z da função de transferência correspondente, onde o erro de previsão é tomado como sinal de entrada, enquanto $y(n)$ é considerado como um sinal de saída. Como resultado, o modelo de todos os polos no domínio da frequência é dado por:

$$H(z) = \frac{1}{1 - \sum_{k=1}^m C_k \cdot z^{-k}}, \quad (11)$$

Para a predição dos sinais de FAI serão necessários definir o grau do modelo, ou seja, m (que deve ser selecionado cuidadosamente, conforme detalhado na secção 4) e os coeficientes, C_1, C_2, \dots, C_m , os quais devem ser calculados a partir da janela de modelagem. O objetivo da predição aplicado aos sinais de FAI é usar a modelagem da forma de onda para prever as amostras futuras do sinal. O erro de predição é a diferença entre os valores previstos e reais, que pode desempenhar o papel de indicador de transitórios.

O diagrama de blocos do preditor linear é apresentado na Figura 3.

Figura 3 - Diagrama de blocos do preditor linear.



Fonte: Autoria própria.

Sendo: $y(n)$ é o sinal original, $\hat{y}(n)$ é o sinal previsto pelo PL e $e(n)$ é o erro de predição. O valor previsto do sinal $y(n)$ é dado por:

$$\hat{y}(n) = C1 \cdot y(n-1) + C2 \cdot y(n-2) + \dots + Cm \cdot y(n-m). \quad (12)$$

O erro gerado entre o valor previsto e o valor real é:

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n). \quad (13)$$

Uma aplicação do PL na detecção da FAI é na análise do erro gerado. No momento da FAI é esperada uma variação considerável do erro, sendo esse um possível parâmetro para a detecção da falta.

2.4 VETORES DE ENERGIA DOS CENTROIDES DAS SUB-BANDAS ESPECTRAIS

Dado que as FAI têm comportamentos característicos explicitados no domínio da frequência, percebeu-se a necessidade, neste trabalho, de uma técnica que permitisse agrupar estas características e compactar a informação relevante. Desta forma, resolveu-se analisar a influência da FAI nos centroides de sub-bandas espectrais, utilizando o método dos Vetores de Energia dos Centroides de Sub-bandas Espectrais (VECSE).

De acordo com FERREIRA (2011), o comportamento dos centroides espectrais de um sinal no domínio da frequência pode ser utilizado como um dos parâmetros para detecção da FAI. O centroide espectral indica o “centro de massa” (baricentro) de um espectro de frequências ou sub-banda espectral. Ele é calculado como uma média ponderada das frequências presentes no sinal, em que as amplitudes das frequências são

os pesos. Outro parâmetro que pode ser utilizado é a energia espectral, que é a energia contida no espectro de frequência.

Segundo FERREIRA (2011), os passos para obtenção do VECSE, encontram-se descritos abaixo:

- i. Aplicação da transformada rápida de Fourier (TRF) do sinal para estimar o espectro de potência;
- ii. Divisão do espectro em um número de sub-bandas de frequências sobrepostas, através da aplicação de superposição dos filtros.
- iii. Localização dos centroides espectrais de cada sub-banda no espectro aplicando (14):

$$C_H = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} W_m(k) \cdot P(k)}{\sum_{k=0}^{N-1} P(k)} \quad (14)$$

em que, $P(k)$ é a potência na k -ésima frequência da parcela do espectro estimado que foi limitado pelo filtro (sub-banda); $W_m(k)$ é o vetor de frequências; e N é o número de amostras disponíveis na sub-banda. Deve-se destacar que tanto $P(k)$ quanto $W_m(k)$ são números reais positivos.

- iv. Cálculo da energia associada a cada centroide aplicando (15):

$$E_C = \sum_{k=\sigma_1}^{\sigma_2} P(k) \quad (15)$$

em que, $\sigma_1 = C_H - \delta \cdot N$ e $\sigma_2 = C_H + \delta \cdot N$, sendo σ_1 e σ_2 números inteiros, aproximados a partir dos cálculos de σ_1 e σ_2 ; C_H é a localização do centroide da sub-banda em questão; e δ é o parâmetro que definirá a largura da faixa em torno do centroide que será utilizada para o cálculo da energia média.

Um fator importante sobre esse método é que alguns parâmetros que não são definidos, como número de sub-bandas, frequências centrais e frequências de corte dos filtros, formato dos filtros e percentual de sobreposição dos filtros podem ser ajustados para facilitar a detecção e validação.

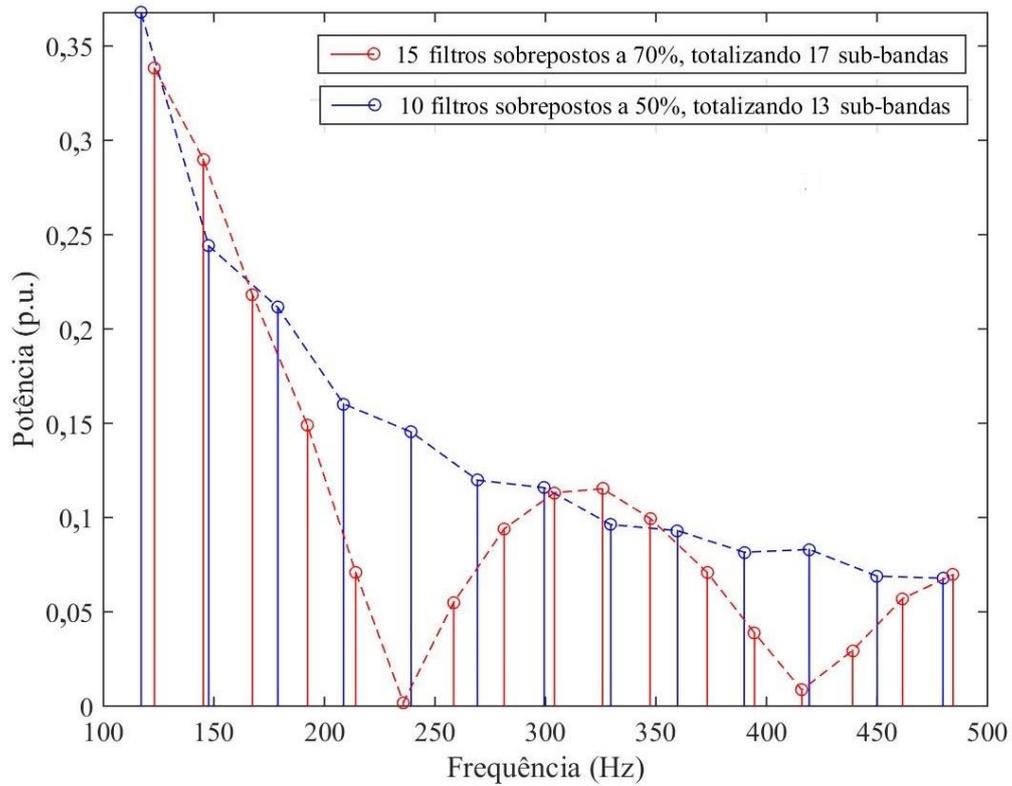
O número de filtros, suas larguras e o percentual de sobreposição definirão a taxa de compressão do método. A taxa de compressão do método é definida pelos parâmetros de saída resultantes após realizado o cálculo do VECSE. Um número reduzido de filtros, com larga faixa passante e percentual de sobreposição baixo, proporcionará alta compressão, mas permitirá que detalhes do espectro passem “despercebidos”. Um percentual de sobreposição baixo resultará numa correlação baixa entre as sub-bandas adjacentes, gerando assim, poucas sub-bandas e conseqüentemente, menor esforço computacional e resolução baixa (FERREIRA, 2011).

Por outro lado, muitos filtros estreitos com percentual de sobreposição alto resultarão em uma compressão menor, proporcionando resolução espectral alta. O percentual de sobreposição alto resultará em correlação alta entre as sub-bandas adjacentes. Além disso, a influência das regiões espectrais próximas à sub-banda na qual um determinado centroide é calculado será computada. Ao final, muitas sub-bandas serão utilizadas, o que resultará em maior esforço computacional e resolução alta (FERREIRA, 2011).

Na Figura 4 apresentam-se os resultados de dois cálculos para estimação dos VECSE de um mesmo sinal de FAI em brita. Os vetores em vermelho foram obtidos com 15 filtros sobrepostos a 70%, o que resultou em 17 sub-bandas. Os vetores em azul foram obtidos com 10 filtros sobrepostos a 50%, resultando em 13 sub-bandas, obtendo assim uma taxa de compressão maior. Conforme descrito anteriormente, o número de filtros e percentual de sobreposição tem impacto direto na taxa de compressão do algoritmo.

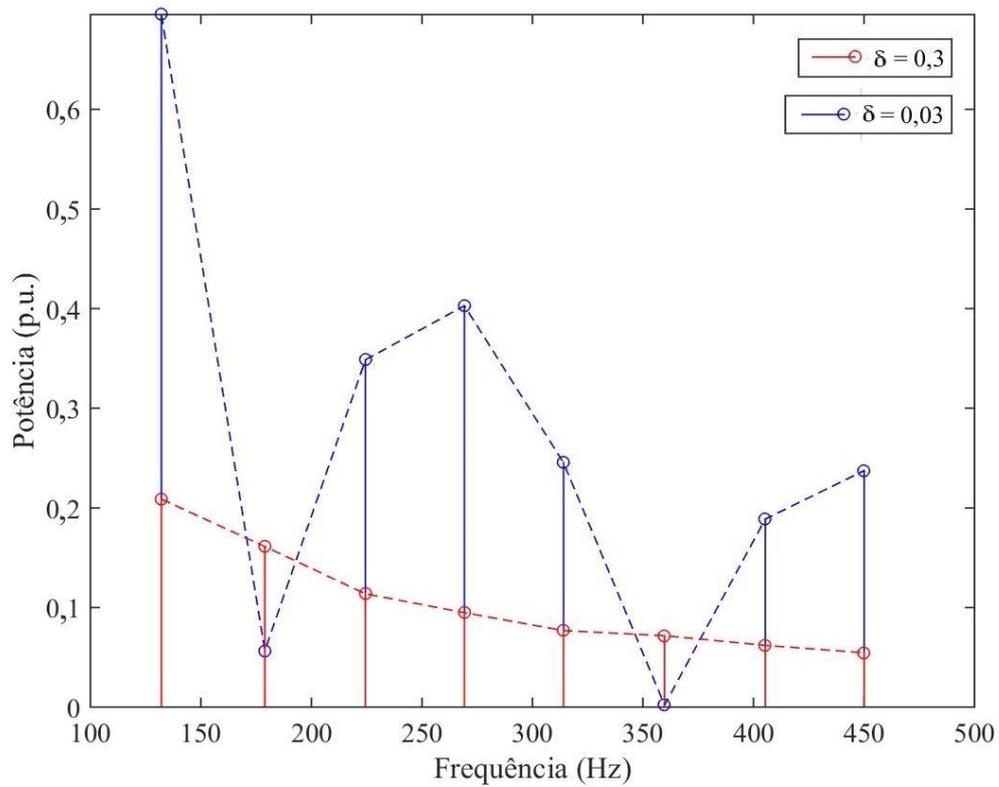
Além da frequência, a energia é outra informação que caracteriza o VECSE. Para o cálculo da energia, poder-se-ia simplesmente calcular a média dos valores de potência espectral compreendidos na sub-banda em questão. Todavia, nos sinais analisados, a região da sub-banda mais próxima ao centroide tende a possuir mais energia que as demais dentro daquela sub-banda, logo, tende a ser menos susceptível ao ruído. Assim, pode ser mais vantajoso efetuar o cálculo de uma média de energia da sub-banda junto ao centroide, e o parâmetro δ ($0,5 > \delta > 0$) quantifica este ajuste. Quando o δ é máximo, tem-se que a energia da sub-banda será calculada numa região com largura equivalente àquela sub-banda, e o centro desta região coincide com o centroide. Se δ é zero, o valor de energia para a sub-banda em questão será o valor na frequência do centroide daquela sub-banda. Na Figura 5 apresentam-se os resultados de dois cálculos para estimação dos VECSE do sinal apresentado na Figura 18, variando-se δ , e mantendo-se os demais parâmetros iguais.

Figura 4 - VECSE obtidos com 10 filtros sobrepostos a 50%, e com 15 filtros sobrepostos a 70%.



Fonte: Autoria própria.

Figura 5 - VECSE obtidos com $\delta = 0.03$ e com $\delta = 0.3$.



Fonte: Autoria própria.

Pode-se observar na Figura 5 que a variação do δ tem influência direta na suavidade da curva obtida. Todavia, como não modifica o número final de elementos que compõem o VECSE, o δ não repercute na taxa de compressão do método.

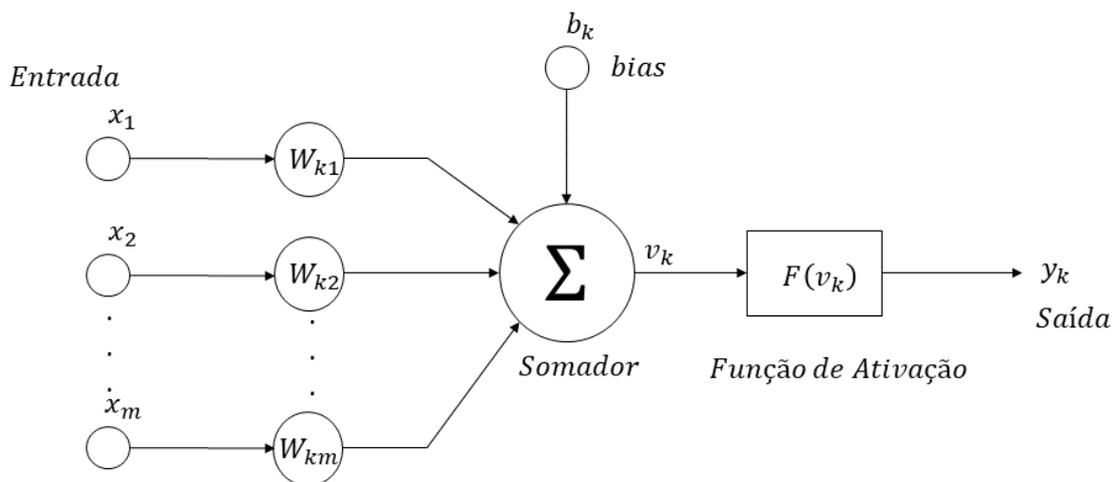
2.5 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

As Redes Neurais Artificiais (RNA) são baseadas no modelo simplificado de um neurônio humano. Elas são conceitualmente sistemas paralelos, não lineares e distribuídos, compostos por unidades de processamento simples (neurônios). Essas unidades, por sua vez, estão dispostas em estruturas interligadas por muitas conexões (sinapses) (FERREIRA, 2011).

As RNA possuem propriedades particulares tais como a habilidade de adaptar-se e aprender, generalizar, agrupar ou organizar dados. As operações são baseadas em processamento paralelo. Esse tipo de ferramenta computacional é particularmente apropriado em tarefas de reconhecimento de padrões, classificação, otimização, quantização vetorial e agrupamento de informações (HAYKIN, 1997).

O modelo de uma RNA baseado no modelo simplificado de um neurônio é apresentado na Figura 6.

Figura 6 - Modelo simplificado de um neurônio humano.



Fonte: Adaptado de (HAYKIN, 2001).

Em que x_1, x_2, \dots, x_m são os parâmetros de entrada do neurônio, $W_{k1}, W_{k2}, \dots, W_{km}$ representa o peso de cada entrada, b_k representa o *bias*, F representa a função de ativação

e y_k representa a saída da rede, que pode estar conectada as entradas de outro neurônio artificial. Um neurônio artificial ainda pode ser descrito conforme Eq. 16.

$$y_k = F \left(\sum_{j=1}^m W_{kj} \cdot x_j + b_k \right). \quad (16)$$

Segundo (SILVA, 2005), em um neurônio artificial pode-se identificar três elementos básicos:

- Sinapse: conexão caracterizada por um "peso". Uma sinapse m que está conectada a um neurônio k , recebe um sinal x_m que por sua vez é multiplicado pelo peso sináptico W_{km} . Os valores dos pesos podem ser positivos ou negativos, com base no tipo de sinapse (excitatória ou inibitória), onde estes determinam a importância dos sinais de determinada região;
- Somador: que tem a função de realizar uma combinação linear dos sinais de entrada, ponderados pelos respectivos pesos sinápticos de suas ligações.
- Função de ativação: restringe a amplitude do sinal de saída ao condicionar a ativação do sinal à ultrapassagem de um determinado limiar pelo valor da soma ponderada das entradas, tipicamente apresenta valores entre $[0,1]$ e $[-1,1]$.

2.5.1 FUNCIONAMENTO DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Em diversos problemas, as RNA são empregadas para classificar padrões. Cada classe C contém n elementos (padrões) que a representam, e a união das classes compõe a base de dados. A base de dados tem seus padrões aleatoriamente dispostos, e em geral dividida em três subconjuntos: treinamento, validação e teste (FERREIRA, 2011):

- Treinamento: Responsável por passar efetivamente o conhecimento sobre a aplicação em questão. Durante a etapa de treinamento todos os padrões de treinamento são apresentados sucessivas vezes à RNA, em iterações chamadas “épocas”.

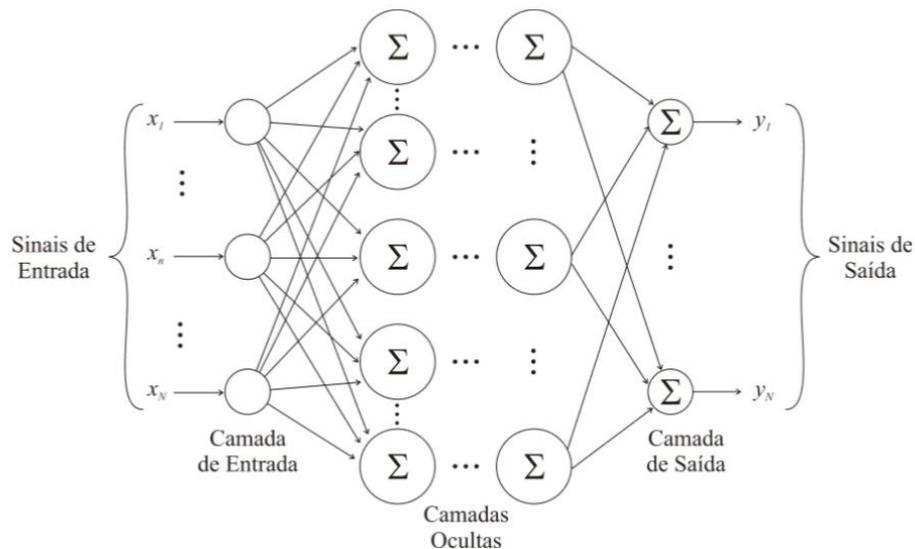
- Validação: O conjunto de validação é utilizado para supervisionar o desenvolvimento da capacidade de generalização da rede durante a fase de aprendizagem. Ao fim de cada época o conjunto de dados de validação é apresentado à RNA, permitindo-se verificar se a rede consegue tomar decisões corretas a partir de dados que não compõem o conjunto de treinamento.
- Teste: o conjunto de teste só é aplicado ao final da etapa de aprendizagem, para verificar a qualidade do aprendizado da rede.

2.5.2 REDES *PERCEPTRON* DE MÚLTIPLAS CAMADAS

Existem diversos tipos de Redes Neurais, entre elas as mais conhecidas são a Adaline, *Perceptron* de Camada Única e *Perceptron* Multicamada, ou redes MLP (*Multilayer Perceptron*) (OLIVEIRA, 2005).

Uma rede MLP consiste em uma camada de entrada constituída de unidades sensoriais, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída, todas conectadas, conforme mostrado na Figura 7 (FERREIRA, 2011).

Figura 7 - Arquitetura de uma rede MLP.



Fonte: Adaptado de (FERREIRA, 2011).

As redes MLP possuem um processo de aprendizagem supervisionado, baseado no subconjunto de treinamento de onde a rede irá extrair o conhecimento da aplicação.

Durante o treinamento, cada resultado apresentado na camada de saída de RNA é confrontado com o resultado esperado (FERREIRA, 2011).

Segundo (BRAGA, 2003), o algoritmo de retropropagação ou *back-propagation* é um algoritmo supervisionado que utiliza pares (entrada, saída desejada) para, por meio de um mecanismo de correção de erros, ajustar os pesos da rede. O treinamento ocorre em duas fases, em que cada fase percorre a rede em um sentido. Estas duas fases são chamadas de fase *forward* e fase *backward*. A fase *forward* utiliza a saída da rede para um dado padrão de entrada. A fase *backward* utiliza a saída desejada e a saída fornecida pela rede para atualizar os pesos de suas conexões. O algoritmo *back-propagation* possui variações na estratégia de treinamento, como o *quick-backpropagation* e algoritmos baseados no algoritmo de *Levenberg Marquardt*, que podem levar a aprendizados mais efetivos ou mais rápidos, a depender da base de dados.

Enquanto o algoritmo *back-propagation* padrão utiliza o método do gradiente decrescente como método de aproximação do mínimo da função erro, o algoritmo de *Levenberg Marquardt* utiliza uma aproximação pelo método de Newton. Esta aproximação é obtida a partir da modificação do método de Gauss-Newton (BAPTISTELLA, 2005). A vantagem da utilização de uma rede neural para realizar o reconhecimento e classificação de padrões consiste em que a rede pode construir fronteiras não lineares entre as diferentes classes de um grupo de entrada e apresentar um método prático para resolver problemas complexos e que necessitem de diagnósticos precisos.

2.6 TRANSFORMADA WAVELET

Devido à sensibilidade do OET, seu desempenho na detecção de FAI pode ser comprometido devido à presença de ruído no sinal amostrado. Em situações reais esta é uma condição esperada, portanto, cenários com a presença de ruído são avaliados neste trabalho. Assim, a Transformada Wavelet (TW) é empregada no sentido de filtrar parte deste ruído, visando permitir um bom desempenho do OET na detecção da FAI mesmo em situações ruidosas.

A escolha da Transformada de Wavelet Discreta (TWD) deve-se ao fato da mesma apresentar-se como uma poderosa ferramenta de processamento de sinal de frequência e tempo que permite a análise de sinais amostrados com transientes localizados (SAHA,

2010). Por décadas, essa transformação tem sido amplamente aplicada a problemas de sistemas de potência na área de análise transitória (SANTOS, 2016). Além disso, de acordo com (BAHOURA, 2001), a TW apresenta-se como uma poderosa ferramenta para remover o ruído dos sinais e das imagens. A TW ainda é amplamente utilizada para a redução do ruído presente em sinais voz.

A TWD divide a banda de frequência do sinal de entrada em componentes de baixa e alta frequência, chamados aqui de coeficientes de aproximação e detalhe, respectivamente. Os coeficientes são definidos como (SANTOS, 2016):

$$c_{j+1}(k) = \sum_n g(n - 2k) \cdot c_j(n), \quad (17)$$

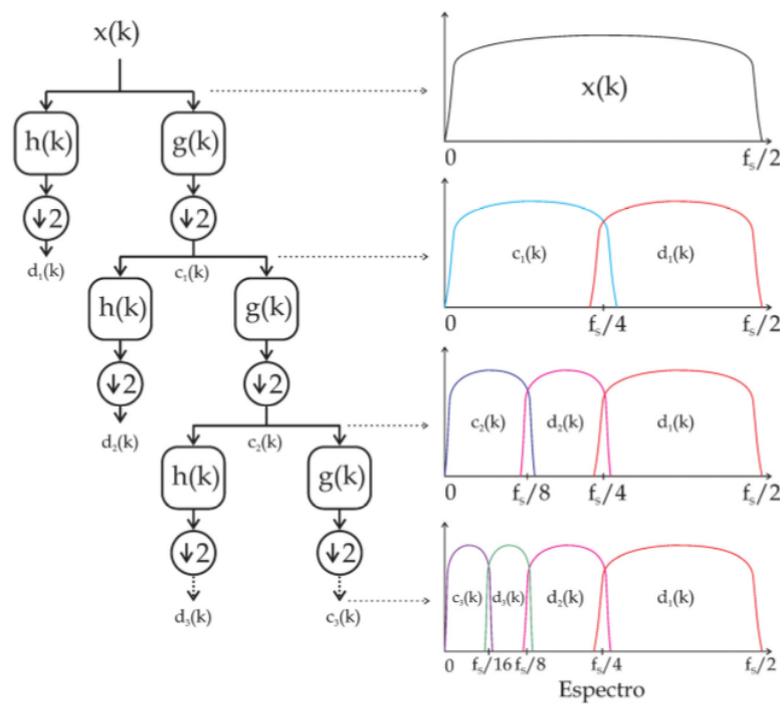
$$d_{j+1}(k) = \sum_n h(n - 2k) \cdot c_j(n), \quad (18)$$

em que $c_{j+1}(k)$ e $d_{j+1}(k)$ são os coeficientes wavelet de aproximação e de detalhe da escala de resolução $j+1$, respectivamente; g e h são os filtros passa-baixa e passa-alta, respectivamente.

A TWD destaca-se por ser capaz de analisar um sinal simultaneamente nos domínios do tempo e da frequência, decompondo o sinal de diferentes escalas em vários níveis de resolução (SAHA, 2010). A TWD decompõe o sinal fazendo o uso de uma base de funções oriundas de translações e escalonamento de uma função mãe, ou wavelet mãe. O principal desafio dessa técnica é a escolha adequada da wavelet mãe e do nível de decomposição. Nesse trabalho a Daubechies 4 (db4) foi utilizada como wavelet mãe pois é bastante adequada para a detecção de transientes rápidos, como os induzidos pela FAI (SANTOS, 2016).

O processamento de um sinal $x(k)$ através da transformada wavelet discreta, interpretada como um banco de filtros, é apresentada no diagrama de blocos da Figura 8 (FERREIRA, 2011).

Figura 8 - Diagrama de blocos da transformada wavelet discreta.



Fonte: (FERREIRA, 2011).

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1 EVOLUÇÃO DAS TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE FAI

As FAI tornaram-se um assunto recorrente e relevante em diversos estudos feitos por pesquisadores, ao longo dos anos. Essa relevância e recorrência deve-se ao fato das correntes de falta serem geralmente pequenas o suficiente de tal modo a não serem detectadas por relés de sobrecorrente convencionais. Sendo assim, diversos estudos baseados em técnicas para detecção e localização de FAI foram publicados nos últimos anos, conforme serão apresentadas nesta seção.

3.1.1 RETROSPECTIVA HISTÓRICA

Embora muitos trabalhos e estudos venham sendo desenvolvidos recentemente, o problema da detecção de FAI é conhecido há muitos anos pelas distribuidoras de energia elétrica. Ao longo dos anos, vários estudos visando encontrar as características principais nas formas de onda da corrente e da tensão de uma FAI, a fim de viabilizar sua detecção, foram publicados.

Na década de 80, muitos trabalhos foram publicados propondo a análise dos sinais provenientes de FAI no domínio do tempo (CALHOUN, 1982). Em relação ao domínio da frequência algumas pesquisas destacaram-se recomendando o uso dos componentes harmônicos de baixa frequência (BALSER, 1986).

Em 1988, (HUANG *et al*, 1988) avaliaram o desempenho de quatro algoritmos diferentes para detecção de FAI, por meio de um teste de falha por estágios, usando relés proporcionais, relés de corrente de segundo e terceiro harmônicos e relés de falta à terra. Já em 1990, (Emanuel *et al*, 1990) realizaram extensas medições de correntes harmônicas em FAI em terreno arenoso. O objetivo foi avaliar em que medida as correntes harmônicas podem ser usadas para detecção de FAI.

Muitas pesquisas foram desenvolvidas envolvendo o desequilíbrio de tensão, a teoria das ondas viajantes, a Transformada Wavelet Discreta e análise do conteúdo harmônico.

Dentre os trabalhos analisados, foram selecionados aqueles considerados os mais relevantes para o escopo desta proposta.

3.1.2 DESEQUILÍBRIO DAS TENSÕES

O método do desequilíbrio das tensões baseia-se no monitoramento da tensão após a ocorrência do rompimento do condutor. A filosofia da proteção de rompimento de condutor requer a instalação de sensores em pontos estratégicos do alimentador, acoplada a um sistema de comunicação com o Centro de Operação da Distribuição (COD), de modo que através dos sinais enviados pelos sensores, se possa localizar o defeito. Neste caso, o nível de proteção do alimentador dependerá da sua topologia e da quantidade de sensores instalados (SANTOS, 2016).

Um dos primeiros trabalhos que tiveram destaque baseado no desequilíbrio das tensões foi o de MALAGODI (1997). O autor propõe um sistema de proteção contra FAI baseado no desequilíbrio de tensão ao longo do alimentador. O principal enfoque foi dado ao sensor desenvolvido em conjunto com as concessionárias paulistas através do centro de excelência em distribuição, para detectar esse tipo de falta. Por meio de simulações, o autor demonstrou que o desequilíbrio de tensão permite detectar o rompimento do condutor, levando-se em conta a presença de transformadores de distribuição e a forma como estão ligados à rede. Foi apresentado ainda um protótipo do sensor de sequência zero, o qual tem como grande vantagem seu acoplamento com a rede através do campo elétrico. Ajustes de sensibilidade e tempos de atraso foram incluídos para permitir a coordenação entre sensores e com as demais proteções do alimentador. Na ocorrência de uma falta, apenas os sensores à sua jusante atuam.

OLIVEIRA JR (2006) apresenta um método para detecção de faltas de alta impedância com a instalação de sensores em pontos estratégicos do alimentador os quais detectam o desequilíbrio de tensão causado pelo rompimento de condutor primário, tendo como parâmetro de monitoramento a tensão de sequência zero. O autor propõe um algoritmo de localização de faltas em alimentadores de distribuição, visando a proteção contra rompimento de condutores primários energizados ao solo com característica de faltas de alta impedância para a rápida atuação do COD. O algoritmo trabalha com uma lógica de caminhamento de redes de distribuição com barras não direcionais. Foram realizadas várias simulações no *software* ATP, sendo localizadas as faltas em um programa desenvolvido no *software* MATLAB®. Apesar dos resultados satisfatórios, o

método proposto ainda necessita de aprimoramento do algoritmo para trabalhar em tempo real. Outro aspecto é da impossibilidade de detecção para os casos de não rompimento do condutor.

VIEIRA *et al* (2018) apresentaram em seu trabalho um método para detecção e localização de FAI com a utilização de medidores inteligentes colocados em pontos estratégicos no alimentador, usando uma abordagem baseada em desequilíbrio de tensão. A metodologia foi avaliada através de simulações em MATLAB/Simulink, com foco na detecção de faltas de alta impedância. Os cenários simulados envolveram situações de abertura de 1 ou 2 condutores, considerando tipos de faltas sem contato com a terra ou qualquer objeto e faltas com condutores caídos para o lado da carga ou para o lado da fonte. Em todos esses casos, um nível de desbalanceamento de até 30% foi considerado nas cargas conectadas no lado secundário dos transformadores de distribuição. Os resultados mostraram que o algoritmo identifica efetivamente condutores quebrados, com ou sem faltas em contato com a terra, localizados no lado da carga ou da fonte. No entanto, é necessário comprovar a viabilidade técnica e econômica.

Esse tipo de detecção da FAI, baseado no desequilíbrio das tensões, apresenta alguns problemas como a confiabilidade do processo de distinção entre um rompimento de cabo com alta impedância e uma abertura monopolar de um equipamento de proteção à montante do local de rompimento de cabo. Outro destaque é o fato que as FAI não são provocadas apenas pelo rompimento do condutor, sendo que elas podem ocorrer na hipótese do contato do condutor com uma superfície de alta impedância, a exemplo de árvores.

3.1.3 TEORIA DAS ONDAS VIAJANTES

Os métodos pertencentes a essa categoria baseiam-se na análise das componentes de alta frequência do sinal e, portanto, taxas de amostragem altas são requeridas. Como resultado, são passíveis de implementação apenas em registradores digitais de perturbações (RDP) (SANTOS, 2016).

SILVA (1992) apresenta uma técnica baseada na reflexão e refração dos impulsos elétricos de tensão ou corrente no ponto de falta. O alimentador recebe uma excitação de uma fonte impulsiva e a resposta do mesmo é analisada nos domínios da frequência e do tempo. A partir da análise das frequências que compõem o sinal, verifica-se a existência de uma falta no domínio do tempo e obtêm-se a informação a respeito do tipo da falta, ou

seja, baixa ou alta impedância, e a distância da mesma até a subestação é calculada. Entretanto, para a análise do tipo de falta é necessário a criação de uma base de dados com as respostas esperadas aos impulsos injetados no SDEE.

GLIK *et al* (2013) apresentaram um método de detecção e localização de faltas em linhas de transmissão baseado na teoria das ondas viajantes. O algoritmo desenvolvido utiliza a TWD na detecção e localização das faltas sendo testado para diferentes tipos de faltas, incluindo FAI. Os autores utilizaram o *software Power Systems Computer Aided Design/ Electromagnetic Transients including* (PSCAD/EMTDC) e o *software Electromagnetic Transient Program* (EMTP-RV) na modelagem das faltas, sendo comparado os resultados das simulações nos dois *softwares* para comprovar a exatidão do modelo. A taxa de amostragem utilizada foi de 1 MHz e os coeficientes wavelet foram utilizados na detecção e localização da falta. Os resultados apresentados demonstraram uma boa eficiência do método, que segundo os autores apresentou um erro absoluto médio de 250 m. No entanto, a taxa de amostragem utilizada foi alta, sendo assim requeridos sistemas especiais de aquisição de dados com altas taxas de amostragem, o que torna o método dispendioso para implementação em campo.

LOPES *et al* (2011) descrevem um método de localização de falta para redes de distribuição e transmissão baseadas na teoria das ondas viajantes. O algoritmo é auto adaptativo ao desequilíbrio do sistema elétrico e realiza a detecção transitória através da aplicação da transformação de Park. O método foi capaz de calcular automaticamente a localização da falta quase imediatamente após a ocorrência da falta, sem a necessidade de uma análise *off-line* dos registros oscilográficos. O algoritmo foi avaliado por meio de simulações EMTP de sistemas de distribuição e transmissão no *software ATP* (*Alternative Transients Program*). O método é bem adequado para aplicações de redes inteligentes porque é auto adaptável aos níveis de desequilíbrio do sistema de energia elétrica considerado e determina automaticamente o ponto de falha quase imediatamente após a ocorrência da falha. No entanto, o método proposto necessita de uma alta taxa de amostragem (100 kHz), muito maior que a taxa de amostragem dos RDP.

3.1.4 TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA E LÓGICA FUZZY

As técnicas de detecção de FAI baseadas nessa categoria apresentam uma enorme quantidade de trabalhos desenvolvidos ao longo dos anos. Os métodos baseados na TWD

analisam o comportamento transitório de um sinal no domínio do tempo e no domínio da frequência.

HONG *et al* (2017) apresentaram um método baseado nas entropias obtidas pela TWD e em uma *Hybrid Self-Organizing Mapping Network (SOMN)* para localizar uma falta de alta impedância no sistema de distribuição inteligente. A TWD foi utilizada para extrair os transientes dos sinais, em sistemas de energia, causados pelas FAI. As entropias dos sinais obtidos pelos coeficientes Wavelet serviram como entradas para a *Hybrid SOMN* localizar a seção da linha em que ocorreu a FAI. O método apresentou como vantagem a identificação de uma seção da linha com falta ao invés de estimar uma distância da subestação principal. A entropia dos coeficientes Wavelet apresentou-se como uma característica essencial da FAI. A *SOMN* reduziu a dimensão das entropias dos coeficientes Wavelet medidas em um sistema de monitoramento com algumas facilidades de medição. Os resultados da simulação obtidos a partir de um sistema de distribuição de 18 barramentos mostraram a aplicabilidade do método proposto. No entanto, o método necessita de um grande número de medições para obter uma boa precisão, além de requerer procedimentos *offline*.

HAFIDZ *et al* (2017) propuseram um estudo, a partir de simulações, para detecção de FAI em linhas de transmissão. As simulações de faltas foram baseadas no modelo simplificado de 2 diodos. O sinal de corrente da medição foi processado utilizando uma TWD para obter detalhes dos coeficientes de Wavelet. A saída da TWD foi utilizada para o reconhecimento de padrões baseado em um algoritmo de Redes Neurais Artificiais (RNA) treinadas por algoritmo de retropropagação. As características do esquema proposto foram analisadas por estudos abrangentes e os resultados demonstraram que o método pode detectar com falta de alta impedância em linhas de transmissão de alta tensão. Contudo, a taxa de acertos deste método foi 66,67%.

SEDIGHI *et al* (2005) apresentaram um método para detecção de FAI baseado em sistemas de reconhecimento de padrões. Usando este método, as FAI podem ser discriminadas da corrente de fuga do isolador e transientes tais como chaveamento de capacitores, chaveamento de carga, falta à terra, corrente de *inrush* e sem chaveamento da linha de carga. A TWD foi usada para a decomposição de sinais e extração de características. A seleção de recursos foi feita por análise de componentes principais e o classificador de Bayes foi usado para classificação. Dados de FAI e corrente de fuga em isoladores foram adquiridos de testes experimentais de um alimentador de distribuição radial de 20 kV em uma rede real e os dados para transientes foram obtidos por simulação

utilizando o programa EMTP. A taxa de amostragem de todos os dados registrados foi de 24,670 kHz. Os resultados mostraram que o procedimento proposto foi eficiente na identificação de FAI frente a outros eventos. Todavia, o método requer procedimentos *offline* e apresenta difícil implementação em tempo real.

SOUZA *et al* (2011) apresentaram um *software*, denominado de ANFAI, que aplica RNA e TWD para detectar e localizar FAI em sistemas de distribuição de energia elétrica. No método apresentado pelos autores eram aplicados três estágios da TWD nas tensões e correntes do registro oscilográfico. Depois, calculavam-se as energias janeladas e normalizadas dos coeficientes Wavelet das tensões e correntes nas três primeiras escalas de resolução. Eram então verificados se pelo menos uma das energias ultrapassava um limiar previamente estabelecido. Caso nenhum transitório fosse detectado, então o registro não correspondia a uma FAI. Caso contrário, o registro tinha algum distúrbio. Em seguida, media-se a duração do distúrbio. Caso o distúrbio apresente duração longa e afundamento de tensão, então o registro não correspondia a uma FAI. Caso contrário, o registro correspondia a uma FAI. Os resultados do *software* foram promissores, no entanto procedimentos *offline* são necessários para sua aplicabilidade.

SANTOS (2016) apresentou uma técnica baseada em análise de transitórios eletromagnéticos para identificar FAI em redes de distribuição. O algoritmo dispensa conhecimento dos parâmetros dos alimentadores e faz uso da TWD para monitorar fenômenos transitórios associados a distúrbios no sistema de distribuição. A metodologia proposta foi avaliada através de simulações em um programa de transitórios eletromagnéticos (EMTP) em um sistema de 13,8 kV, que foi modelado a partir de dados de uma rede de distribuição brasileira real. Além de FAI, foram simulados outros tipos de distúrbios, tais como faltas de baixa impedância, chaveamentos de novas linhas e de bancos de capacitores. A etapa de detecção da FAI baseou-se na identificação do crescimento da energia dos coeficientes Wavelet bem como o período em que a energia desse transitório se mantém acima de limiar auto adaptável, dessa forma, o método não detecta faltas de baixa impedância e chaveamentos comuns em SDEE. Os resultados obtidos demonstraram que o método é capaz de detectar a perturbação logo após o seu início e distingui-la de outros distúrbios, além de proporcionar uma redução significativa da região de localização da FAI.

BUENO *et al* (2019) apresentam um método para detectar anomalias e classificar FAI através da lógica *Fuzzy*. Para realizar as simulações e implementar os algoritmos, foram utilizadas as plataformas EMTP-ATP e MATLAB. Para realizar a detecção, a

análise oscilográfica das correntes trifásicas, extraídas da subestação, é realizada por um período de tempo suficiente para que a falta seja caracterizada. Portanto, o índice é obtido pela diferença absoluta entre a amplitude estimada das correntes trifásicas (amplitude de referência) e a amplitude medida das correntes trifásicas. O tempo de detecção apresentado pelos autores foi de 25 ms. De acordo com os autores a técnica proposta conseguiu classificar corretamente a ocorrência de FAI, além de discriminá-las de curtos-circuitos. No entanto, o método ainda precisa ser testado para outros distúrbios comumente e erroneamente identificados com FAI, como comutação de banco de capacitores e energização de cargas.

3.1.5 ANÁLISE DO CONTEÚDO HARMÔNICO

Os sinais de corrente das FAI contêm conteúdo harmônico típico, o qual pode ser usado para detectá-las.

É nesse intuito que TORRES *et al* (2014) apresentaram um modelo para representar FAI em sistemas de distribuição elétrica. O modelo foi baseado em uma resistência não linear representando o caminho de alta impedância durante esse tipo de falta. Baseado neste modelo, o desempenho de várias variáveis elétricas associadas a FAI foi analisado e um algoritmo para detecção de faltas de alta impedância em sistemas de distribuição elétrica foi apresentado. O algoritmo para detecção da FAI foi baseado na análise do conteúdo harmônico atual no alimentador para determinar se existe uma condição de FAI. A partir da análise do conteúdo harmônico, das formas de onda de corrente, foi constatado que as FAI possuem um alto conteúdo de 3º harmônico. Essa característica foi então utilizada pelos autores para o desenvolvimento de um detector de FAI para sistemas de distribuição solidamente aterrados. Alguns testes mostraram a eficácia do algoritmo proposto. A medição de campo e as simulações computacionais validaram o modelo de faltas de alta impedância e o algoritmo de detecção de faltas proposto. Entretanto, apesar do 3º harmônico ser um ótimo indicador da ocorrência de uma FAI, apenas ele não é capaz de distinguir uma FAI de outros distúrbios.

LIMA *et al* (2018a) apresentaram um método baseado nos harmônicos de baixa ordem para detecção de FAI. A transformada rápida de Fourier foi empregada para extração dos principais componentes harmônicos da corrente de fase proveniente de uma FAI, os quais foram utilizados para identificar a ocorrência desse tipo de falta. Adicionalmente apresentou-se uma análise do tamanho e tipo da janela utilizada na

transformada e sua adequação à aplicação. Para validação do método, duas bases de dados foram utilizadas: uma base contendo sinais simulados de FAI, chaveamento de bancos de capacitores e energização de linhas, e outra base contendo apenas registros oscilográficos reais de FAI. O método proposto foi capaz de detectar a ocorrência de FAI em diferentes pontos do sistema, para diversos tipos de superfícies de solo e conseguiu também distinguir FAI dos outros distúrbios. Além disso, o método foi tolerante aos ruídos que são próprios dos sinais reais, uma vez que se mostrou eficaz em todos os casos aos quais foram aplicados. Entretanto, o método proposto é altamente dependente da escolha da janela e apresenta uma resolução fixa relacionada ao comprimento da janela estabelecida.

FARAJOLLAHI *et al* (2017) propõem um novo método para identificar a localização de uma FAI, em um sistema de distribuição de energia. O método desenvolvido usou fasores harmônicos sincronizados com foco no terceiro componente harmônico. Esses sincrofasores harmônicos poderiam ser fornecidos na prática, por exemplo, por unidades de medição fasorial de nível de distribuição, também conhecidas como μ PMUs. A esse respeito, a localização da falta pode ser estimada com base na impedância calculada a partir dos sincrofasores de tensão e corrente de terceiro harmônico produzidos pela falta e capturados pelos μ PMUs. Neste método, tanto a resistência quanto a indutância foram estimadas, para permitir a identificação da localização da falta mesmo em uma rede com múltiplos condutores. Pelo menos dois μ PMUs (instaladas no início e no final do alimentador) seriam suficientes para estimar a localização da FAI com certa precisão. A eficácia do método proposto foi demonstrada através da simulação do sistema-teste IEEE 33 no PSCAD. No entanto, o método necessita da instalação de sensores e requer procedimentos *offline*.

GOMES *et al* (2018) apresentaram um método para detecção de FAI ocorridas na grama, visando reduzir o risco de incêndios. A metodologia proposta pelos autores utilizou o conteúdo de alta frequência das assinaturas de FAI em vegetação. A validação do método foi realizada usando um conjunto de dados reais que compreendeu em um grande número de experimentos, amostrados em uma rede funcional na presença de ruído. A principal novidade deste trabalho foi sua sensibilidade (0,5 A), e ao fato de usar os sinais de tensão de alta frequência do alimentador. Além disso, os resultados foram consistentes para as faltas fase-terra e fase-fase, uma vez que a FAI é discutida principalmente por um cenário de ruptura do condutor (fase à superfície do solo). O método mostrou-se eficaz, no entanto sua aplicabilidade foi demonstrada apenas para faltas em solo com vegetação, excluindo as FAI ocorridas em outros solos.

LIMA *et al* (2019) apresentam um método para detecção de faltas de alta impedância (FAI) baseado na transformada de *Stockwell* e no ângulo de fase da corrente do terceiro harmônico. A transformada de *Stockwell* é usada para extrair o ângulo de fase da corrente do terceiro harmônico, medido apenas na subestação, enquanto o desvio padrão móvel monitora continuamente esse parâmetro. A falta é detectada quando o desvio padrão está abaixo de um limiar auto adaptável por um período de tempo pré-determinado. Para validar o método, foi modelada uma rede de distribuição real, considerando um ruído estocástico modelado com base em sinais reais de corrente. Os resultados demonstraram que o método proposto é capaz de detectar FAI em diferentes tipos de superfície de contato, sem causar falsos positivos, com uma taxa de sucesso de 94,4% dos casos testados. Também foi possível diferenciar a FAI de outras perturbações da rede de distribuição, como comutação de bancos de capacitores, energização de cargas e faltas de baixa impedância. O tempo de detecção foi de aproximadamente 10 ciclos (166 ms), no entanto, como a estabilização da fase está relacionada à acomodação dos cabos no solo, o tempo de detecção pode ser aumentado quando houver muita intermitência.

3.1.6 SÍNTESE BIBLIOGRÁFICA

Com a análise dos trabalhos desenvolvidos, apesar de pesquisas significativas terem sido realizadas para a detecção de FAI em sistemas de distribuição, ainda existe a necessidade de desenvolvimento de novos algoritmos que possam detectar de maneira eficiente e confiável a FAI. Neste trabalho propõe-se um método capaz de detectar as FAI baseado no sinal de corrente e tensão, a partir de três metodologias pouco exploradas na literatura para detecção de FAI. O desempenho do método proposto será avaliado com dados reais e dados simulados no *software* ATP. O algoritmo também será testado para diferentes eventos sem falha, como chaveamento de banco capacitores e energização de cargas, que produzem características similares às de FAI.

Concluída a análise da bibliografia especializada, construiu-se a Tabela 1, na qual apresentam-se as principais características de cada método. Nessa tabela, incluiu-se os métodos proposto neste documento.

Tabela 2 - Síntese bibliográfica

Autor e Ano	Sinal Utilizado	Técnica	Aplicável em Tempo Real	Dados Utilizados	Distingue de outros distúrbios	Taxa de Amostragem	Características
Malagod (1997)	Tensão	Desequilíbrio de Tensão	Sim	Simulados	Não	-	- Detecção de cabo partido e requer instalação de sensores; - Não detecta a FAI no não rompimento do cabo.
Vieira (2018)	Tensão	Desequilíbrio de Tensão	-	Simulados	Não	-	- Detecção de cabo partido; - Sensibilidade afetada pela impedância de contato.
Silva (1992)	Impulso de tensão e corrente	Resposta ao Impulso	Não	Simulados e Reais	Sim	-	- Criação de uma base de dados com respostas esperadas aos impulsos; - Requer procedimentos <i>Offline</i> .
Glik (2013)	Tensão e Corrente	TWD	-	Simulados	Não	-	- Não testados para diferentes superfícies de FAI; - Não testado para diferentes superfícies;
Lopes (2011)	Tensão e Corrente	Transformada de Park	Sim	Simulados	Não	100 kHz	- Requer uma taxa de amostragem elevada;
Hong (2017)	Corrente	TWD e RNA	Não	Simulados	Não	7,68 kHz	- Não testados para diferentes superfícies de FAI; - Requer procedimentos <i>Offline</i> . - Requer muitas medições para obter uma boa precisão.
Hafidz (2017)	Corrente	TWD e RNA	Não	Simulados	Não	20 kHz	- Não testados para diferentes superfícies de FAI; - Baixa precisão para falta fase-terra de alta impedância. - Requer procedimentos <i>Offline</i> .
Sedigui (2005)	Corrente	TWD	-	Simulados e Reais	Sim	24,67 kHz	- Precisão variável do método. - Requer procedimentos <i>Offline</i> .
Souza (2011)	Tensão e Corrente	TWD e RNA	-	Simulados e Reais	Sim	15,36 kHz	- Desenvolvimento de um software baseado no método; - Requer procedimentos <i>Offline</i> .
Bueno (2019)	Corrente	Lógica Fuzzy	Sim	Simulados	Sim	-	- Não testados para diferentes superfícies de FAI;
Lima (2016)	Corrente	STFT	Sim	Simulados e Reais	Sim	15,36 kHz	- Altamente dependente da escolha da janela e apresenta uma resolução fixa relacionada ao comprimento da janela estabelecida.
Farajollahi (2017)	Tensão e Corrente	Fasores harmônicos sincronizados	-	Simulados	Não	-	- Requer instalação de sensores; - Não testados para diferentes superfícies de FAI. - Requer procedimentos <i>Offline</i> .
Gomes (2018)	Tensão	Conteúdo de alta frequência	-	Reais	Não	-	- Método desenvolvido apenas para FAI em grama.
Lima (2019)	Corrente	Ângulo de fase da corrente do terceiro harmônico	Sim	Simulados	Sim	15,36 kHz	- Tempo de detecção pode ser aumentado quando houver muita intermitência.
Método Proposto (2020)	Corrente	Preditor Linear, Energia Teager e VECSE	Sim	Simulados e Reais	Sim	15,36 kHz	- Os métodos propostos distinguem a FAI de outros distúrbios; - Com baixo custo de processamento; - Testados para diferentes superfícies de FAI; - Capaz de detectar a ocorrência de FAI em diferentes pontos do sistema.

Fonte: Autoria própria.

4 METODOLOGIA PROPOSTA

Os métodos de detecção das FAI foram desenvolvidos em ambiente computacional. Para implementação foram utilizados dois *softwares*:

- ATP (*Alternative Transients Program*): usado nas etapas de modelagem do fenômeno, simulação do sistema-teste e criação da base de dados de registros simulados (sinais de corrente e tensão de FAI para diversos tipos de solo e distúrbios usuais nos SDEE).
- Matlab®: usado nas etapas de implementação computacional dos métodos, processamento dos sinais, geração dos gráficos no domínio do tempo e da frequência (espectrograma) e validação do método de detecção.

No desenvolvimento do trabalho foram realizadas as seguintes etapas macroscópicas:

- Construção da base de dados;
- Proposição e implementação dos algoritmos;
- Avaliação dos algoritmos.

A estrutura deste capítulo seguirá a disposição das etapas acima listadas, conforme apresentado a seguir.

4.1 CONSTRUÇÃO DA BASE DE DADOS

As bases de dados contendo oscilografias dos fenômenos tratados foram construídas em duas frentes de atuação: uma relativa às FAI e outra relativa a fenômenos que guardam semelhança com as FAI (energização de cargas e bancos de capacitores), no sentido de avaliar a ocorrência de falsos positivos.

Após a construção da base de dados, todos os sinais foram reamostrados na taxa de 15.360 a/s, que é a frequência de amostragem típica adotada pelos registradores digitais de perturbação (RDP).

Em aplicações reais os sinais de tensão e corrente registrados estão sujeitos à presença de ruído. Assim, foi necessário realizar a modelagem do ruído nos sinais simulados, para que os mesmos estivessem mais próximo de situações reais. De acordo com COSTA (2014), os componentes de alta frequência devidos ao ruído em registros oscilográficos, em regime permanente, possuem distribuição de probabilidade normal e estão presentes em períodos com ou sem distúrbios. O ruído pode ser quantificado pela fórmula de razão sinal-para-ruído (SNR) (SEDRA, 2009):

$$SNR_{dB} = 20 \cdot \log \left(\frac{A_{sinal}}{A_{ruído}} \right) \quad (19)$$

sendo A o valor eficaz (RMS) da amplitude do sinal. Neste trabalho, considerou-se um ruído de 60 dB.

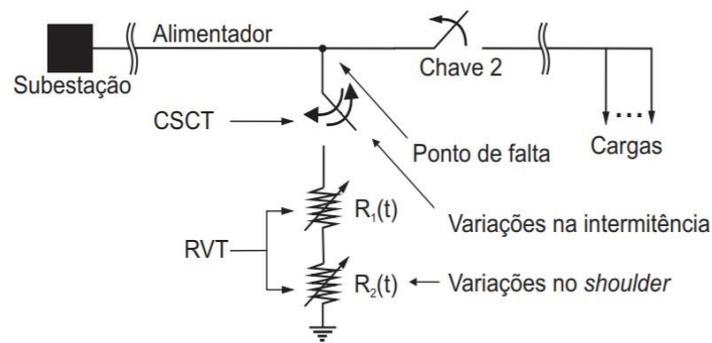
4.1.1 FAI

Foram utilizados dois bancos de dados: um construído sinteticamente a partir de simulações e outro banco de dados com oscilografias reais de FAI. A base de dados com sinais reais é abordada no trabalho de SANTOS (2011), e foi gentilmente cedida pelos autores.

As simulações de FAI foram geradas a partir de um modelo proposto por SANTOS (2016) que foi capaz de reproduzir as principais características de uma FAI, ou seja: não-linearidade, assimetria, intermitência, *build-up* e *shoulder*. Para construção do modelo, SANTOS (2016) utilizou registros oscilográficos resultantes de ensaios de campo, considerando seis tipos de solos (secos e molhados): areia, asfalto, calçamento, grama, brita e terra local. O modelo de SANTOS (2016) é apresentado na Figura 9.

O modelo proposto fez o uso de duas resistências variantes no tempo, em série e controladas por *Transient Analysis of Control Systems* (TACS) no ATP, além de uma chave simples controlada por TACS, que foi acrescida de forma a dar início à falta e simular a descontinuidade da corrente de falta. Uma chave comum foi ligada a jusante do ponto de falta para simular o rompimento do condutor (SANTOS, 2016).

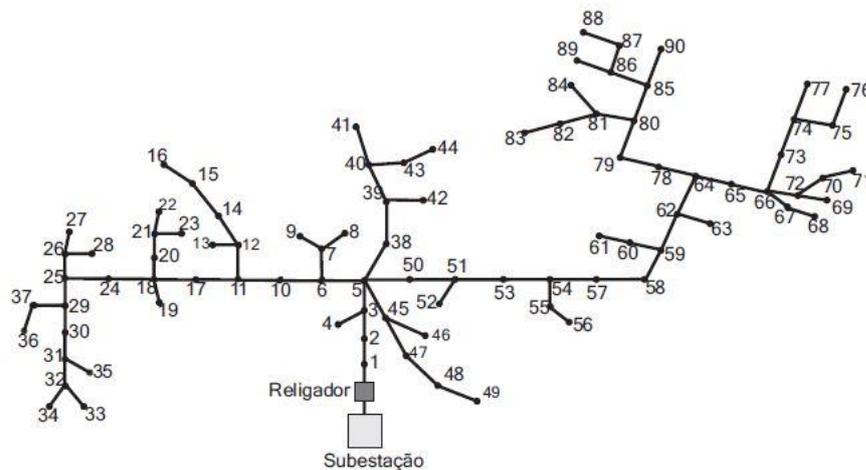
Figura 9 – Modelo utilizado para simular a FAI.



Fonte:(SANTOS, 2016).

Vale ressaltar que apenas as FAI geradas com o rompimento do condutor foram simuladas. Para simular as FAI, além do modelo proposto, foi realizada no ATP uma modelagem de um sistema-teste (um sistema de distribuição real de 13,8 kV de uma concessionária de energia elétrica brasileira) cujo diagrama é apresentado na Figura 10.

Figura 10 - Diagrama unifilar do modelo do alimentador escolhido.



Fonte: (SANTOS, 2016).

O sistema-teste foi modelado considerando as seguintes características (SANTOS, 2016):

- Linhas trifásicas não transpostas a parâmetros distribuídos e constantes com a frequência;
- Trechos compostos por um único tipo de cabo: cabo 4 AWG;
- Cargas de pontos próximos ao longo do alimentador, agrupadas em uma única barra, resultando em um alimentador com 90 barras;

- Fator *skin* para os cabos de 0,33;
- Resistividade da terra de 350 Ω/m ;
- Modelo de impedância constante para as cargas, considerando circuitos (RL) paralelos, conectados entre cada fase de cada barra e a terra;
- Fator de potência médio de 0,955.

Todos os dados georreferenciados do alimentador, assim como as cargas distribuídas ao longo dos transformadores foram modeladas de acordo com SANTOS (2016). As variáveis de simulação utilizadas foram: localização da falta, superfície de contato, condições de carga e ângulo de incidência da falta. Apenas faltas entre uma fase e terra foram simuladas porque as FAI são consideradas monofásicas SANTOS (2016).

4.1.2 DISTÚRBIOS DO SDEE

Visando avaliar a capacidade de seletividade do método de detecção de FAI proposto neste trabalho, foram simulados dois tipos de distúrbios usuais nos SDEE: chaveamento de bancos de capacitores (CBC) e energização de cargas (EC). Os eventos foram simulados no mesmo sistema-teste:

- A energização de cargas foi simulada adicionando uma chave em determinada barra do sistema teste. Os transitórios devem ocorrer por alguns ciclos após o chaveamento seguido de um aumento das correntes à montante do ponto de conexão.
- O chaveamento de bancos de capacitores foi simulado considerando um banco de 1,8 Mvar, valor usual em sistemas de distribuição. Os transitórios devem ocorrer a partir do momento do fechamento de uma chave alocada junto ao banco de capacitores, em determinada barra, e por alguns ciclos seguintes.

4.2 PROPOSIÇÃO E AVALIAÇÃO DOS ALGORITMOS

Todos os sinais de corrente obtidos nas simulações (FAI e distúrbios) passaram por um processo de janelamento com uma largura de janela de 5 ciclos, com um passo de um ciclo por vez.

Para a análise de cada método proposto foi desenvolvida uma metodologia diferente. Cada metodologia é descrita a seguir.

4.2.1 PREDITOR LINEAR

No método desenvolvido baseado no PL, a corrente observada na subestação do sistema de teste (religador no barramento 1) foi usada como o único sinal de entrada para o processo de classificação.

No desenvolvimento do algoritmo a ordem do PL foi inicialmente definida de acordo com a teoria apresentada na Seção 3.3. A partir da subtração entre o sinal real e o sinal previsto na aplicação do PL, foi calculada a energia do erro de predição (EEP), medida principal na detecção e classificação dos fenômenos. A EEP calculada a partir de uma janela deslizante (interna ao sinal janelado inicial, com 5 ciclos de comprimento) de tamanho fixo igual a 128 amostras (meio ciclo). A janela desloca-se amostra por amostra sequencialmente, e a cada passo a energia da janela é calculada.

Em seguida, um limiar foi utilizado para a detecção e classificação da FAI frente aos outros distúrbios. O limiar auto adaptativo ρ foi ajustado com base nos valores da EEP e é calculado em cada janelamento:

$$\rho = (1 + \eta) \cdot \max(EEP_{past}). \quad (20)$$

Em que EEP_{past} representa a energia do erro de predição do janelamento passado; $\max()$ a função que calcula o valor máximo do conjunto de amostras de energia analisadas; e η a margem de tolerância.

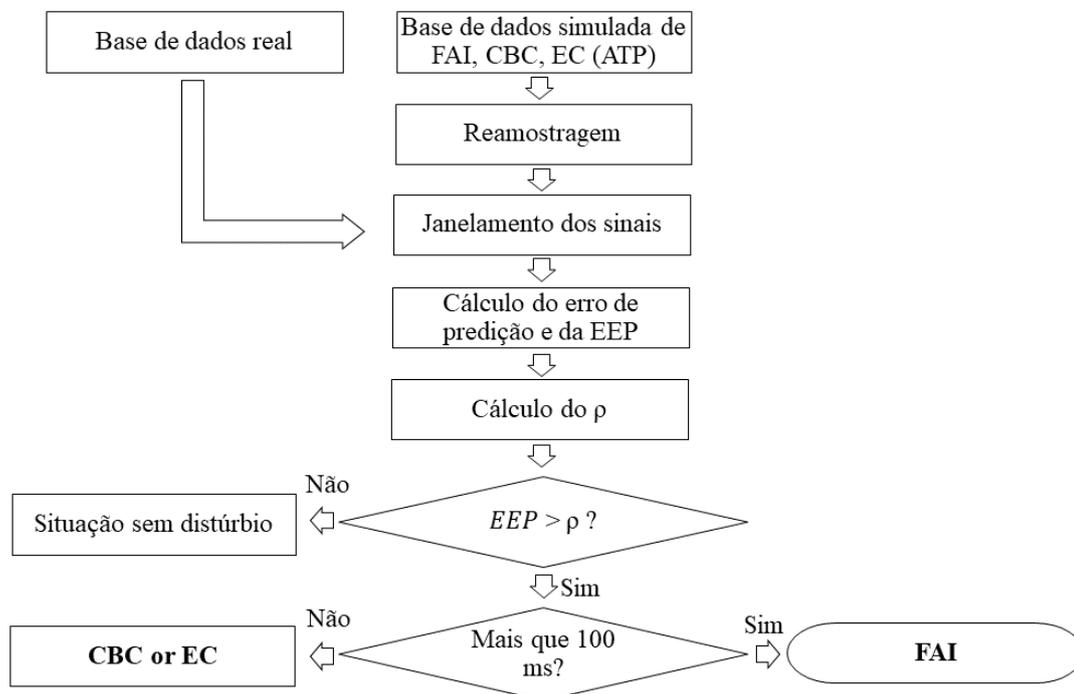
O cálculo do limiar ρ é feito repetidamente até que a primeira amostra o ultrapasse. Esse instante indica que transitórios eletromagnéticos foram detectados. O limiar, então, é mantido constante e igual ao valor calculado na última janela antes de sua ultrapassagem. Isso permite que ruídos não afetem a detecção de distúrbios e evita a possibilidade de o limiar ficar acima dos valores de energia enquanto o sistema estiver submetido a perturbações. Tanto a FAI quanto a CBC e o EC provocam aumento no limiar ρ , contudo nos dois últimos fenômenos esse aumento tende a se manter por um período

relativamente curto de ciclos (cerca de cinco, tipicamente). Desta forma, o tempo de detecção utilizado foi de 100 milissegundos, o que equivale a 6 (seis) ciclos. Com isso, caso o indicador EPP persista por menos de 100 milissegundos, pode-se considerar a ocorrência de uma CBC ou de uma EC. Caso contrário, considera-se a detecção de uma FAI.

Destaca-se que vários cenários foram simulados para definir a melhor ordem do preditor e o melhor limiar de detecção. Esses cenários incluíram formas de onda reais e simuladas, que foram divididas aleatoriamente em conjuntos de ajuste e validação, na proporção de 30% e 70%, respectivamente sendo que cada cenário foi executado 10 vezes.

O diagrama de blocos apresentado na Figura 11 resume a metodologia empregada no método de detecção e classificação da FAI baseado no PL.

Figura 11 - Diagrama de blocos representando metodologia baseado no PL.



Fonte: Autoria própria.

4.2.2 OPERADOR DE ENERGIA TEAGER

No método desenvolvido baseado no OET, a corrente observada na subestação do sistema de teste (religador no barramento 1) também foi usada como o único sinal de entrada para o processo de classificação.

O uso do OET na detecção e classificação das FAI é significativamente prejudicado pela presença de ruído. Desta forma, a TWD foi utilizada como filtro passa baixa, e o primeiro coeficiente de aproximação do sinal foi empregado como entrada do OET. A wavelet Daubechies de quarta ordem foi utilizada como wavelet mãe, conforme recomendado em ((SANTOS, 2016), (SEDIGHI *et al*, 2014), (COSTA *et al*, 2014)). A partir da saída obtida com a aplicação do OET foi calculado a energia do operador de energia Teager (EOET), parâmetro utilizado para a detecção e classificação dos fenômenos.

A EOET foi calculada a partir de uma janela deslizante (interna ao sinal janelado inicial, com 5 ciclos de comprimento) de tamanho fixo igual a 128 amostras (meio ciclo). A janela move-se amostra por amostra, sequencialmente, e a cada passo a energia da janela é calculada.

Em seguida, um limiar também foi utilizado para a detecção e classificação da FAI frente aos outros distúrbios. O limiar auto adaptativo ρ foi ajustado com base nos valores da EOET e foi calculado em cada janelamento:

$$\rho = (1 + \eta) \cdot \max (EOET_{past}) \quad (21)$$

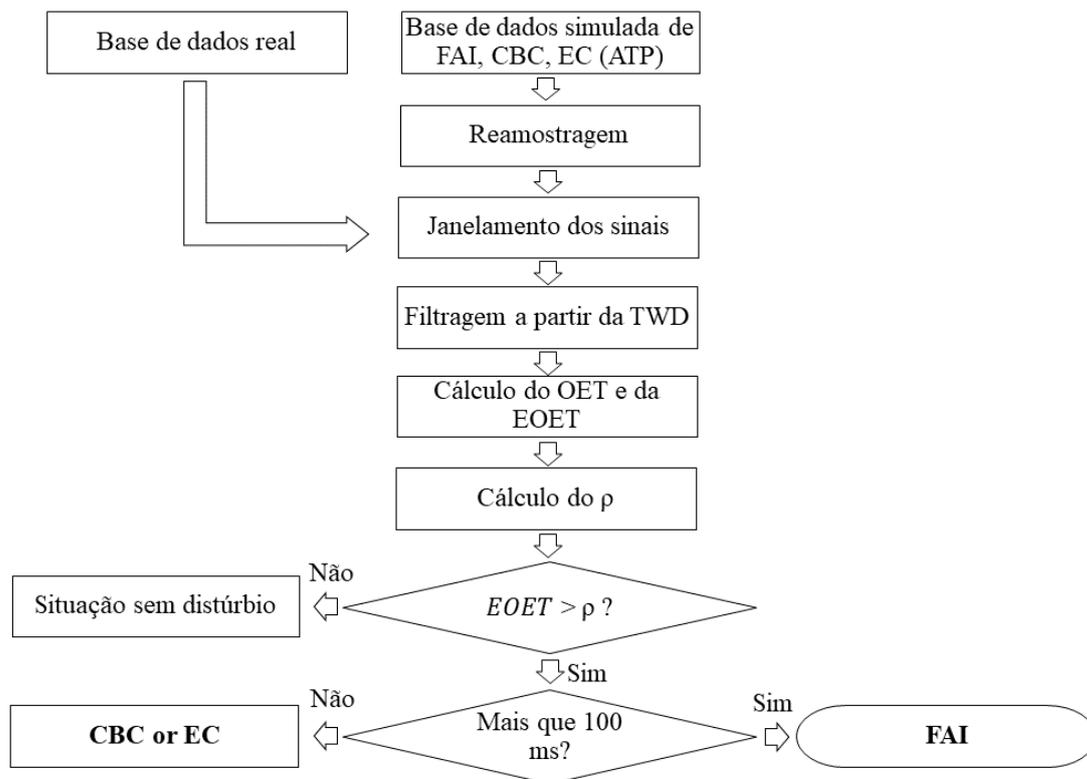
Sendo: $EOET_{past}$ a energia do OET do janelamento passado; $\max()$ a função que calcula o valor máximo do conjunto de amostras de energia analisadas; e η a margem de tolerância.

O cálculo do limiar ρ é feito repetidamente até que a primeira amostra o ultrapasse. Esse instante indica que transitórios eletromagnéticos foram detectados. O limiar, então, é mantido constante e igual ao valor calculado na última janela antes de sua ultrapassagem. Isso permite que ruídos não afetem a detecção de distúrbios e evita a possibilidade de o limiar ficar acima dos valores de energia enquanto o sistema estiver submetido a perturbações. Tanto a FAI quanto a CBC e o EC provocam aumento no limiar ρ , contudo nos dois últimos fenômenos esse aumento tende a se manter por um período relativamente curto de ciclos (cerca de cinco, tipicamente). Desta forma, o tempo de detecção utilizado foi de 100 milissegundos, o que equivale a 6 (seis) ciclos. Com isso, caso o indicador EPP persista por menos de 100 milissegundos, pode-se considerar a ocorrência de uma CBC ou de uma EC. Caso contrário, considera-se a detecção de uma FAI.

Destaca-se que vários cenários foram simulados para definir o melhor limiar de detecção. Esses cenários incluíram formas de onda reais e simuladas, que foram divididas aleatoriamente em conjuntos de ajuste e validação, na proporção de 30% e 70%, respectivamente sendo que cada cenário foi executado 10 vezes.

O diagrama de blocos apresentado na Figura 12 sumariza a metodologia empregada no método de detecção e classificação da FAI baseado no OET.

Figura 12 - Diagrama de blocos representando metodologia baseado no OET.



Fonte: Autoria própria.

4.2.3 VETORES DE ENERGIA DOS CENTROIDES DAS SUB-BANDAS ESPECTRAIS

Assim como nos métodos anteriores, na metodologia de classificação da FAI baseado em VECSE, a corrente observada na subestação do sistema de teste (religador no barramento 1) também foi usada como o único sinal de entrada para o processo de classificação.

Inicialmente em todos os sinais foi realizado o processo de janelamento como descrito nas etapas anteriores. Cada parcela do sinal de corrente obtida a partir do janelamento foi separada e identificada como FAI, EC, CBC e situação sem distúrbio.

Uma vez identificadas cada parcela do sinal, foi realizado o processamento para a estimação dos VECSE, conforme apresentado na seção 3.4.

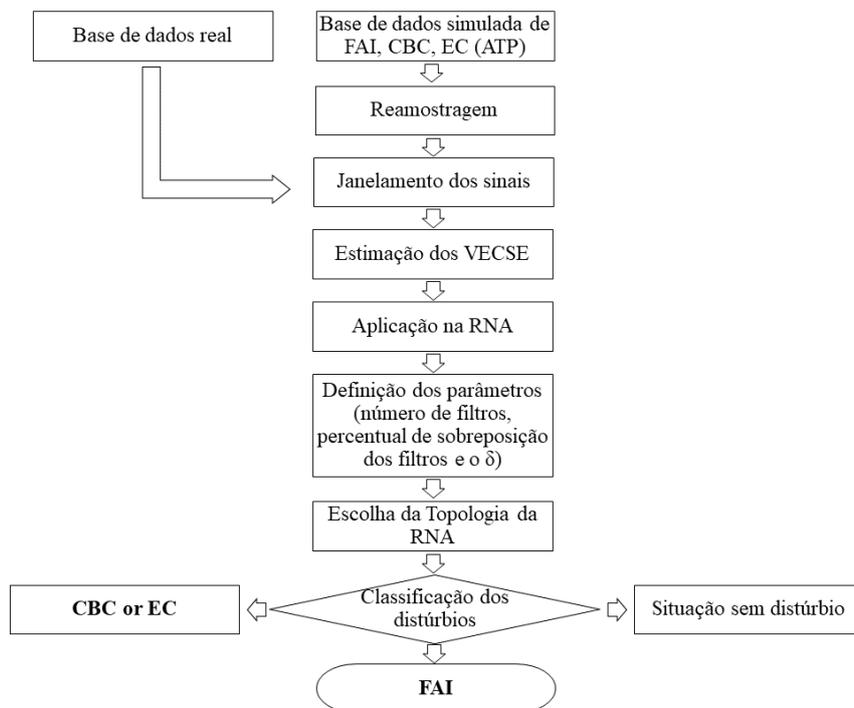
Como o método dos VECSE possui parâmetros que podem ser variados de aplicação para aplicação, uma análise de sensibilidade foi realizada a fim de determinarem-se valores que permitiam o melhor desempenho do algoritmo proposto. Tais parâmetros são: número de filtros, percentual de sobreposição dos filtros e o δ .

Depois dos ajustes dos parâmetros do VECSE, foram realizados testes com diferentes topologias de RNA (todas MLP) com o intuito de identificar qual a configuração que apresenta o melhor desempenho no processo de classificação.

As variações de parâmetros de VECSE e de topologias de RNA foram testadas em diversas combinações, e a combinação com maior taxa de sucesso será apresentada na seção de resultados.

O diagrama de blocos apresentado na Figura 13 sumariza a metodologia empregada no método de detecção e classificação da FAI baseado no VECSE.

Figura 13 – Diagrama de blocos representando metodologia baseado no VECSE.



Fonte: próprio autor.

Após definidos os parâmetros do VECSE e a topologia da rede, testes foram realizados com o intuito de verificar a quantidade de ciclos necessários para a correta classificação de cada fenômeno, o que permite quantificar o tempo de classificação. Para

isso, 36 oscilografias de FAI (equivalente a 15% das oscilografias de FAI), 36 oscilografias de CBC e 36 oscilografias de EC, foram separadas aleatoriamente, para que os teste referentes a quantidade de ciclos necessários para classificação de cada fenômeno fosse realizado. O restante da base de dados foi utilizada para treinamento da RNA. Após o treinamento, a RNA foi salva e os teste foram realizados. Os resultados serão apresentados na seção de resultados.

5 RESULTADOS

Nesta seção serão apresentados os desempenhos dos métodos propostos para detecção da FAI. Antes, entretanto, apresenta-se um breve detalhamento da base de dados gerada.

5.1 CONSTRUÇÃO DO BANCO DE DADOS

Foi construída uma base de dados com 775 simulações (oscilografias), sendo 214 simulações de FAI, 313 simulações de CBC e 248 simulações de EC. Nos três fenômenos simulados (FAI, CBC e EC), as condições de carregamento das cargas variaram entre 25 e 100% em passos de 25% da capacidade instalada. Nas FAI o ângulo de incidência da falta variou de 0 a 180° em passos de 30°. Além disso, nas simulações de FAI, CBC e EC foram realizadas em diferentes locais do sistema-teste.

A segunda base de dados composta por sinais reais de FAI foi composta de 27 sinais. A Tabela 3 sumariza a base de dados utilizada em todo o trabalho.

Tabela 3 - Base de dados.

Fenômenos		Número de Registros
Simulados	FAI	214
	CBC	313
	EC	248
Real	FAI	27
Total		802

Fonte: Autoria própria.

Na sequência, foi realizada a análise de cada método, individualmente. Nas subseções a seguir, serão apresentados os resultados das técnicas baseadas no PL, OET e VECSE, respectivamente.

5.2 PREDITOR LINEAR

Conforme colocado no Capítulo 4, no método baseado no PL, dois parâmetros devem ser determinados: a ordem do preditor e limiar de detecção. Preditores lineares das ordens 2, 4, 6, 8 e 10 foram testados, combinados com uma margem de tolerância η de 0,1; 0,2; 0,3; 0,4 e 0,5. A taxa de sucesso dos conjuntos de testes para todos os cenários da parcela de teste (70% da base de dados) é mostrada na Tabela 4.

Tabela 4 - Taxa de sucesso dos conjuntos de testes do método baseado no PL.

Ordem	Parâmetros		Fenômenos		
	η	Simulados			Real
		FAI	CBC	EC	FAI
2	0,1	97,31%	17,81%	19,07%	44,44%
	0,2	91,50%	54,38%	55,10%	74,07%
	0,3	88,14%	85,69%	84,79%	66,67%
	0,4	83,22%	97,41%	95,57%	59,26%
	0,5	78,07%	99,54%	98,26%	46,15%
4	0,1	52,12%	26,18%	22,54%	48,15%
	0,2	96,86%	73,67%	72,06%	82,37%
	0,3	95,75%	94,82%	92,87%	77,77%
	0,4	93,28%	98,93%	98,07%	74,07%
	0,5	89,04%	100%	99,81%	59,26%
6	0,1	100%	26,18%	24,66%	74,07%
	0,2	100%	74,12%	72,06%	88,58%
	0,3	100%	94,98%	95,28%	83,48%
	0,4	98,65%	99,24%	98,07%	81,57%
	0,5	95,75%	100%	99,81%	78,10%
8	0,1	100%	27,39%	27,55%	59,26%
	0,2	100%	78,38%	72,45%	88,88%
	0,3	100%	96,19%	94,60%	86,38%
	0,4	99,32%	99,69%	99,42%	85,18%
	0,5	98,21%	100%	99,61%	81,48%
10	0,1	100%	22,83%	16,57%	48,15%
	0,2	100%	77,01%	65,70%	92,59%
	0,3	99,55%	96,04%	90,01%	85,18%
	0,4	98,65%	99,39%	96,15%	82,40%
	0,5	96,64%	100%	98,65%	87,48%

Fonte: Autoria própria.

Considerando a ordem do PL, é perceptível na Tabela 4 que os preditores de ordem 2 e 4 tiveram o desempenho mais insatisfatório, para o banco de dados de sinais simulados ou reais. O desempenho dos PL de ordem 6, 8 e 10, apresentaram desempenho bastante similar entre si, no entanto, para a base de dados real o preditor de ordem 10 obteve um desempenho um pouco melhor. Foi obtida uma taxa de sucesso de mais de 90% para os preditores de ordem 6, 8, 10 com um η de “0,3” “0,4” e “0,5” para os dados simulados.

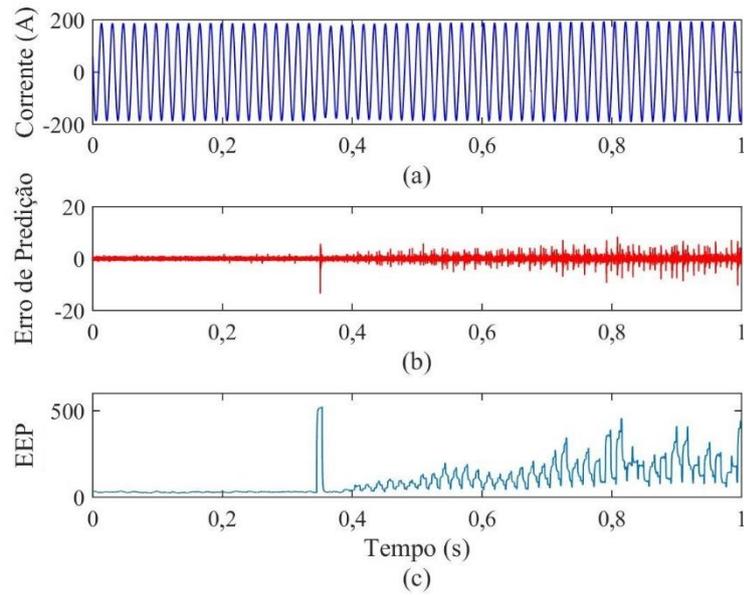
Relativamente à escolha do valor de η , os valores de 0,3, 0,4 e 0,5 obtiveram resultados bem próximos e, considerando a natureza estatística dos resultados apresentados, pode-se inferir que esses resultados sejam estatisticamente equivalentes. No entanto, analisando a totalidade dos dados na Tabela 4, observa-se que o preditor de ordem 10 com um η de 0,5 obteve os melhores resultados.

É importante observar que o PL de ordem 10 pode modelar até o 5º harmônico do sinal analisado, o que atesta para os pesquisadores que focam sua análise nos 2º, 3º e 5º harmônicos ((GARCÍA *et al*, 2014), (LIMA *et al*, 2018a), (LIMA *et al*, 2019), (SANTOS, 2016)).

O PL de ordem 10 com um η de 0,5 foi aplicado à parcela de testes da base de dados (30%) e o cálculo do EEP para os sinais de FAI, CBC e EC. Tanto a FAI quanto o CBC e o EC causaram um aumento na EEP, no entanto, na EC e CBC esse aumento não é mantido por mais de 5 (cinco) ciclos.

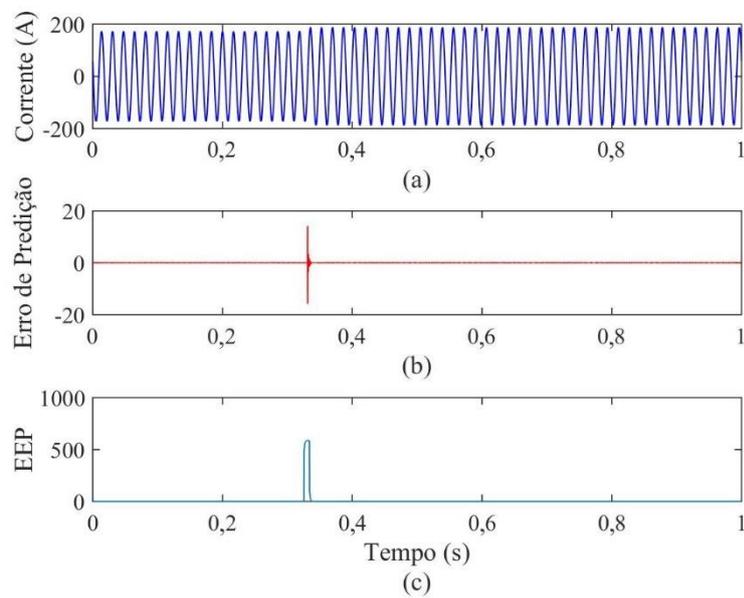
Nas figuras 14, 15 e 16 são apresentados resultados das correntes observadas na subestação (barramento 1). Na Figura 14, é mostrada a EEP de uma FAI no barramento 10 do sistema de teste em uma superfície de calçamento com condições de carga em 75%. A Figura 15 apresenta os mesmos resultados de uma EC entre os barramentos 17 e 18 do sistema de teste com condições de carga em 75%. Na Figura 16, uma CBC é mostrada no barramento 9 do sistema de teste com condições de carga em 75%.

Figura 14 – Resultado do Processamento de uma FAI ocorrida na brita, no barramento 10: (a) Corrente I_a ; (b) Erro de Predição; (c) EEP.



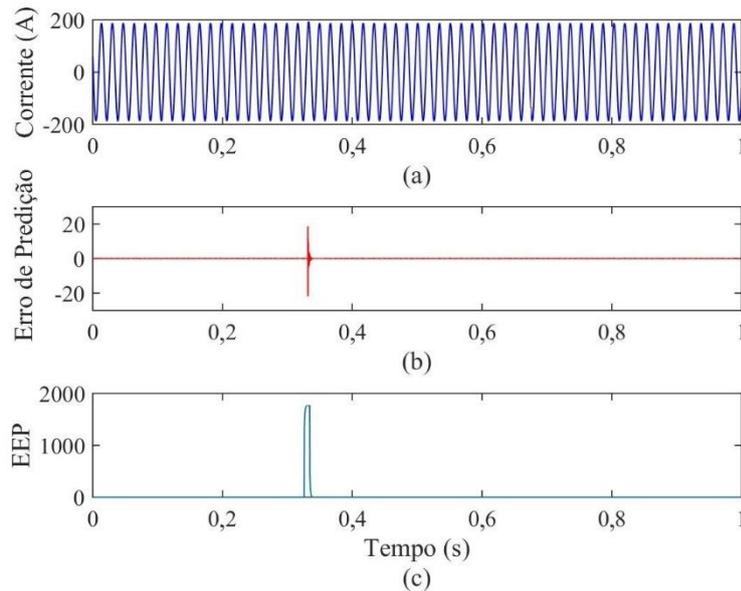
Fonte: Autoria própria.

Figura 15 - Resultado do Processamento de uma EC ocorrida entre os barramentos 17 e 18: (a) Corrente I_a ; (b) Erro de Predição; (c) EEP.



Fonte: Autoria própria.

Figura 16 - Resultado do Processamento de uma CBC ocorrida no barramento 9: (a) Corrente I_a ; (b) Erro de Predição; (c) EEP.

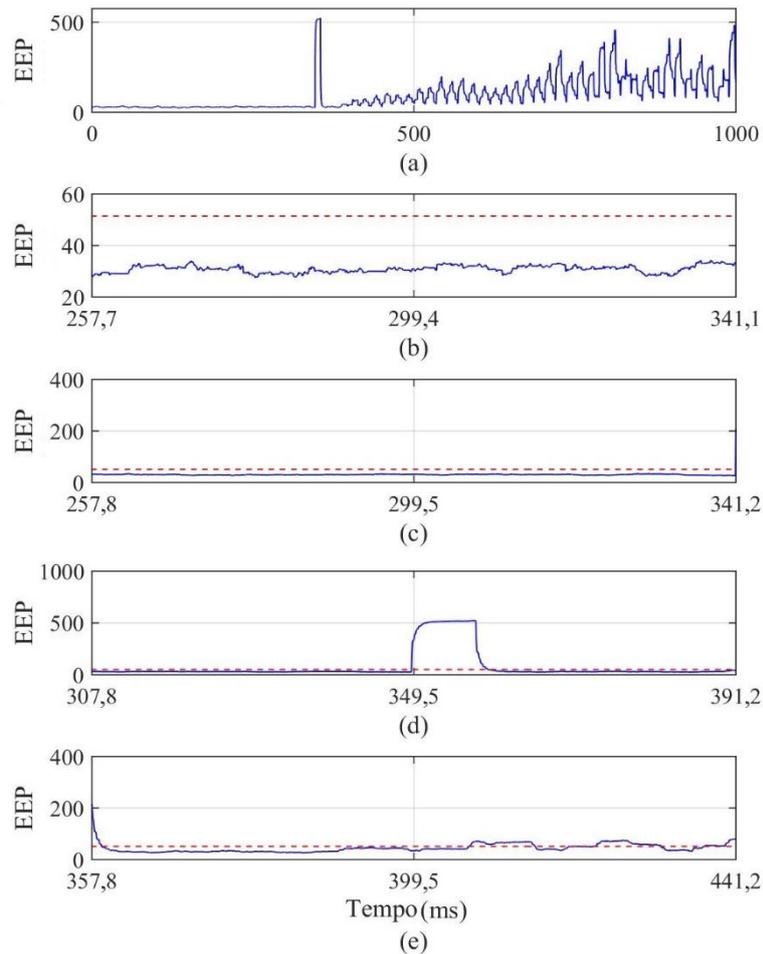


Fonte: Autoria própria.

Percebe-se que nos fenômenos de EC e CBC (Figura 15 e 16) ocorre uma alteração no valor do erro de predição e na EEP, porém essa alteração dura apenas alguns milissegundos. Logo em seguida, os valores do erro e da energia retornam aos valores em operação normal. No caso específico da FAI, no entanto, há uma alteração no valor do erro de previsão e na EEP, e esse comportamento permanece ao longo da janela de observação do fenômeno, como apresentado na Figura 14.

Nas Figuras 17, 18 e 19 são apresentados detalhes do processo de detecção de FAI com base no PL. Os parâmetros empregados continuam sendo ordem 10 e $\eta = 0,5$. A avaliação da passagem do limiar é feita em cada janela do processamento, repetidamente, até que o limiar seja ultrapassado pela primeira amostra que venha a indicar um transitório. Se o valor da energia ultrapassar e exceder o limite durante mais de 6 ciclos (100 ms), o algoritmo determinará que uma FAI foi detectada.

Figura 17 - Resultado da EEP de uma FAI no barramento 10 na superfície da areia: (a) sinal completo da FAI; (b) um ciclo antes da FAI; (c) 1ª amostra com FAI; (d) 3 ciclos após o início da FAI; (e) 6 ciclos após o início do FAI.

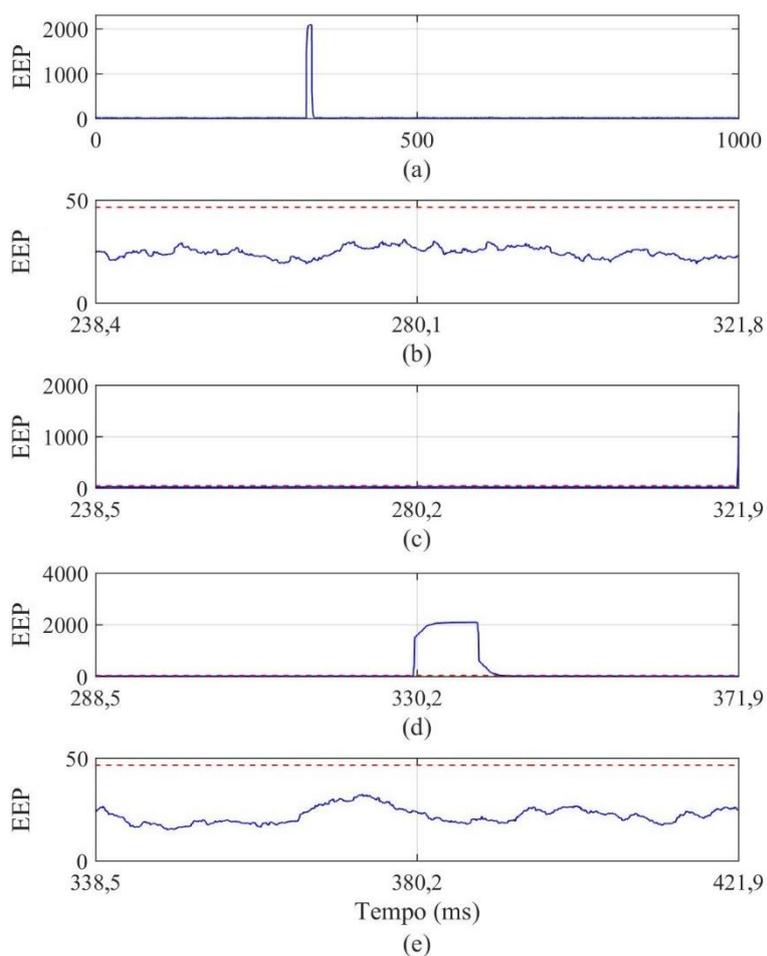


Fonte: Autoria própria.

Na Figura 17 (a), a EEP é mostrada por toda a duração do fenômeno observado. Nas Figuras 17 (b) a (e), gráficos desse fenômeno são observados em janelas de tempo menores. A Figura 17 (b) apresenta o evento imediatamente antes da ocorrência da FAI (257,7 ms a 341,1 ms). Percebe-se que o limiar (linha tracejada vermelha) não é ultrapassado. A Figura 17 (c) apresenta a EEP, quando a primeira amostra obtida durante a FAI é considerada (257,8 ms a 341,2 ms).

Na primeira amostra, o EEP cruza o limiar (na extrema direita do gráfico). É importante enfatizar que o valor da EEP aumenta intensamente, fazendo com que as amostras que estavam anteriormente presentes na janela (antes de 341,2 ms) tornem-se imperceptíveis, parecendo uma linha próxima a zero. Em seguida, na Figura 17 (d), é possível observar três ciclos após ocorrência da FAI (307,8 ms a 391,2 ms). Este evento bem caracterizado corresponde ao período de *build-up* e *shoulder*. Na Figura 17 (e), a EEP é mostrada seis ciclos após o início da FAI (357,8 ms a 441,2 ms). Os valores da EEP persistem em ultrapassar o limiar.

Figura 18 - Resultado da EEP de uma CBC no barramento 33: (a) sinal completo da CBC; (b) um ciclo antes da CBC; (c) 1ª amostra com CBC; (d) 3 ciclos após o início da CBC; (e) 6 ciclos após o início do CBC.

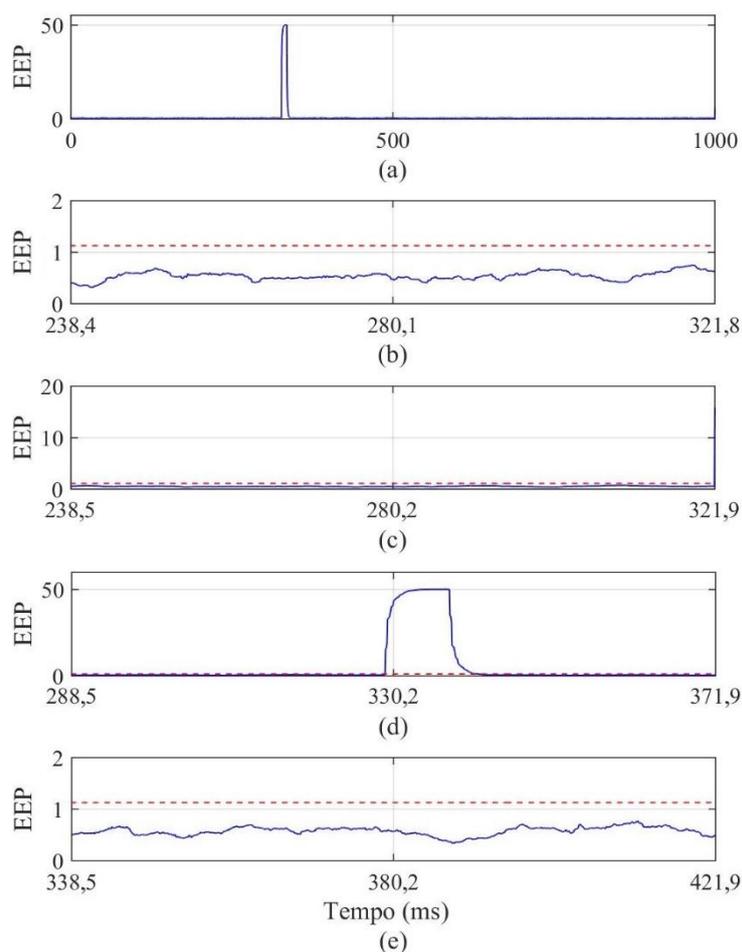


Fonte: Autoria própria.

Na Figura 18, pode ser observado um exemplo do resultado da aplicação do algoritmo proposto na CBC. Na Figura 18 (b) o evento é observado antes da ocorrência da CBC (238,4 ms a 321,8 ms). Percebe-se que o limite não é ultrapassado. A Figura 18 (c) apresenta o EEP quando a primeira amostra obtida durante a CBS é considerada (238,5 ms a 321,9 ms).

Na primeira amostra, a EEP ultrapassa o limiar (na extrema direita do gráfico). Posteriormente, na Figura 18 (d), a EEP é mostrada três ciclos após a ocorrência da CBC (288,5 ms a 371,9 ms). Na Figura 18 (e), a EEP é mostrada seis ciclos após o início da CBC (338,5 ms a 421,9 ms). Vale destacar que os valores da EEP não cruzam mais o limiar.

Figura 19 - Resultado da EEP de uma EC ocorrida entre os barramentos 11 e 12: (a) sinal completo da EC; (b) um ciclo antes da EC; (c) 1ª amostra com EC; (d) 3 ciclos após o início da EC; (e) 6 ciclos após o início do EC.

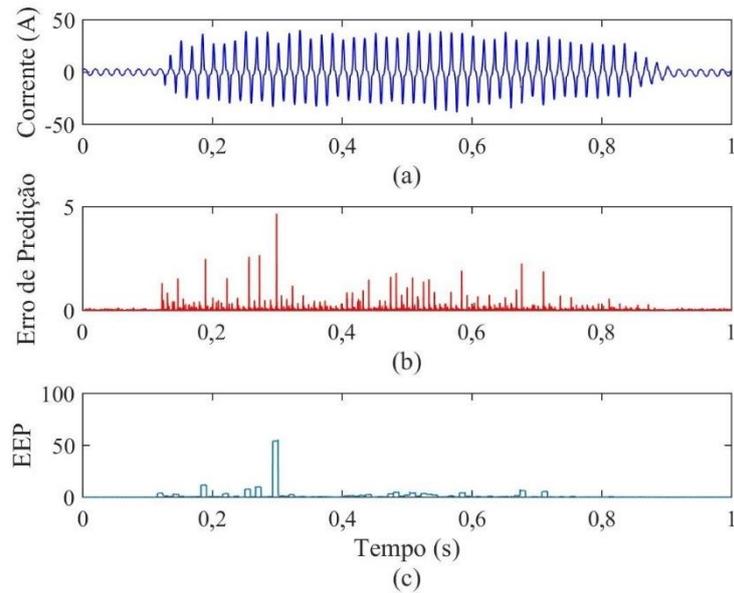


Fonte: Autoria própria.

Na Figura 19, são apresentados os resultados de uma EC. A semelhança com as curvas da CBC, mostrada na Figura 18, é perceptível. Nos dois casos, é possível distinguir as curvas em relação a FAI, após 6 (seis) ciclos do início dos fenômenos.

Após os testes do método com os dados simulados, registros oscilográficos reais de FAI foram utilizados para validação. Uma oscilografia de um sinal real de uma FAI em uma superfície de brita molhada, bem como os resultados do erro de previsão e da EEP são apresentados na Figura 20.

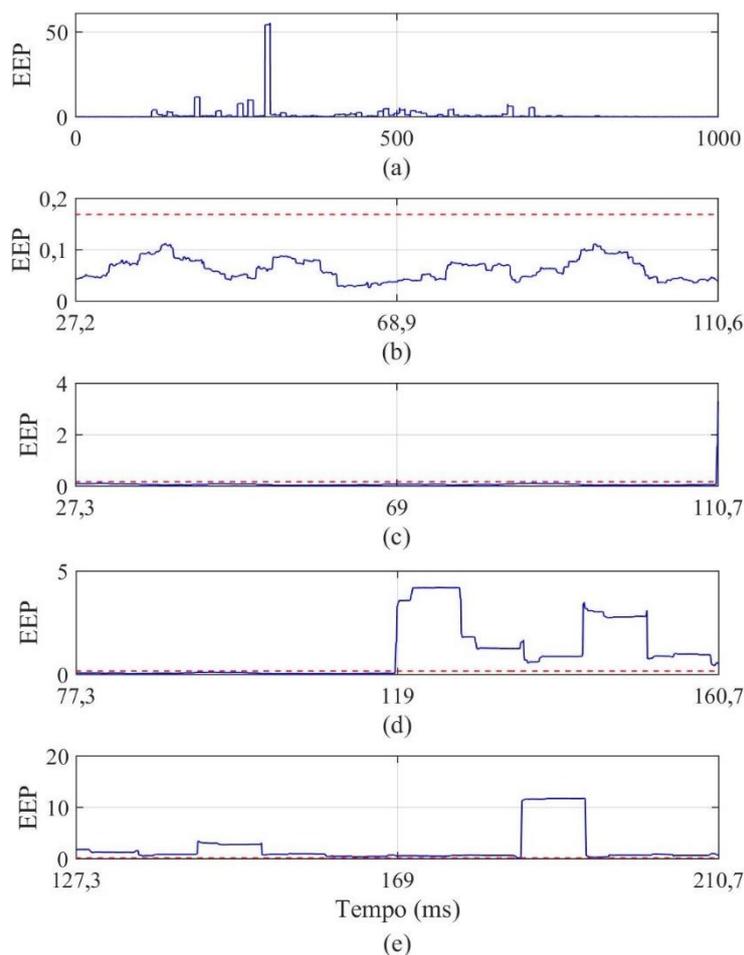
Figura 20 - Resultado do Processamento de uma FAI ocorrida na superfície de brita molhada: (a) Corrente Ia; (b) Erro de Predição; (c) EEP.



Fonte: Autoria própria.

Na Figura 20, no momento de ocorrência da FAI verifica-se uma alteração no valor do erro de predição e na EEP, e esse comportamento permanece ao longo da janela de observação do fenômeno, como apresentado na Figura 14. Com os resultados, o limite de tolerância η foi estabelecido em 0,5. Os resultados obtidos com a aplicação do algoritmo de detecção de uma FAI em uma superfície de brita molhada são mostrados na Figura 21, sendo este o detalhamento da Figura 20 aplicado ao método de detecção da FAI.

Figura 21 - Resultado da EEP de uma FAI ocorrida na superfície de brita molhada: (a) sinal completo da FAI; (b) um ciclo antes da FAI; (c) 1ª amostra com FAI; (d) 3 ciclos após o início da FAI; (e) 6 ciclos após o início do FAI.



Fonte: Autoria própria.

Na Figura 21 (a) é apresentada a janela de tempo inteiro de 1 segundo. A Figura 21 (b) apresenta o evento imediatamente antes da ocorrência da FAI (27,2 ms a 110,6 ms). Percebe-se novamente que o limiar não foi atingido. A Figura 21 (c) apresenta a EEP, quando a primeira amostra obtida durante a FAI é considerada (27,3 ms a 110,7 ms).

Na primeira amostra, o EEP ultrapassa o limiar (na extrema direita do gráfico). Na Figura 21 (d), a EEP é mostrada três ciclos após a ocorrência da janela da FAI (77,3 ms a 160,7 ms). Na Figura 21 (e), a EEP é apresentado seis ciclos após o início da FAI (127,3 ms a 210,7 ms), e observa-se que os valores da EEP persistem em exceder o limiar, conforme o esperado e obtido durante os testes com sinais simulados.

Ao final, concluiu-se que o método de detecção FAI baseado no PL teve desempenho satisfatório em todos os casos, provando ser eficaz, mesmo nos casos em que a variação de amplitude da corrente é pequena.

5.3 OPERADOR DE ENERGIA TEAGER

Conforme colocado na Seção de Metodologia, no método baseado no OET, o limiar de detecção deve ser determinado. Para isso o método do OET foi testado com diferentes margens de tolerância η de 0,1; 0,2; 0,3; 0,4 e 0,5. A taxa de sucesso de todos os cenários é mostrada na Tabela 5.

Tabela 5 - Taxa de sucesso de todos os cenários do método baseado no OET.

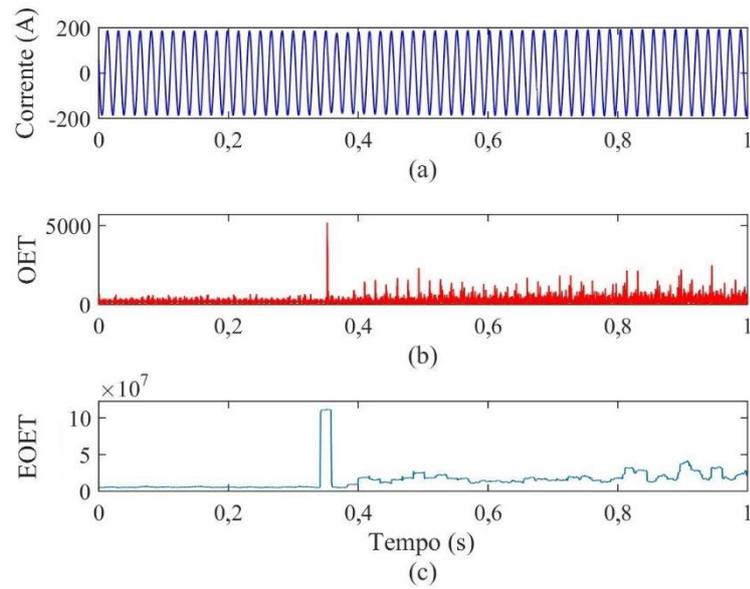
Parâmetros	Fenômenos			
		Simulados		Real
η	FAI	CBC	EC	FAI
0,1	89,25%	100%	80,72%	100%
0,2	96,26%	100%	82,73%	100%
0,3	60,75%	100%	89,56%	96,87%
0,4	65,27%	100%	90,03%	91,32%
0,5	69,16%	100%	90,76%	93,75%

Fonte: Autoria própria.

Analisando a Tabela 5 fica perceptível que a margem de tolerância mais adequada foi η de 0,2, considerando as maiores taxas de acerto.

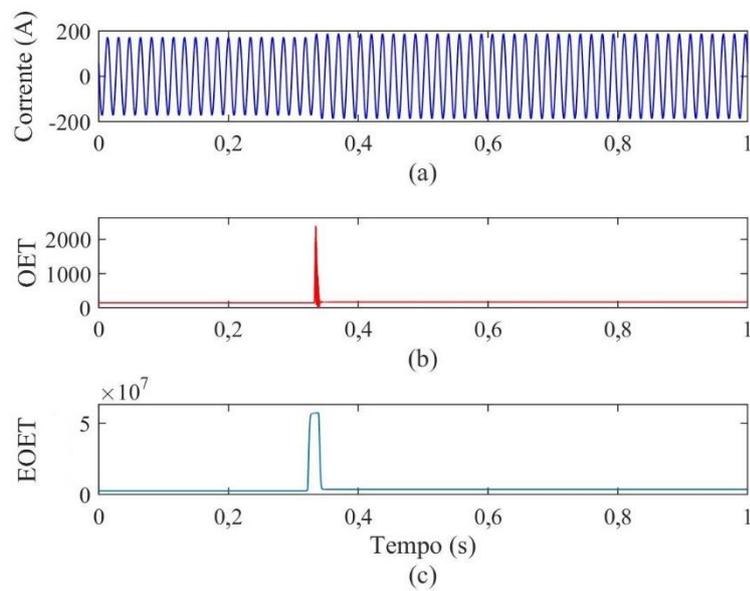
Uma vez definida a margem de tolerância, a fim de ilustrar o comportamento geral do OET e da EOET em relação a FAI, destacando a essência do método proposto, são apresentadas as Figuras 22, 23 e 24. Elas apresentam os resultados para os sinais de corrente observados na subestação (extraídos da barra 1). Na Figura 22, são mostrados o OET e a EOET de uma FAI no barramento 10 do sistema de teste em uma superfície de calçamento com condições de carga em 75%. A Figura 23 apresenta os mesmos resultados de uma EC entre os barramentos 17 e 18 do sistema de teste com condições de carga em 75%. Na Figura 24, uma CBC é mostrada no barramento 9 do sistema de teste com condições de carga em 75%.

Figura 22 - Resultado do Processamento de uma FAI ocorrida no calçamento, no barramento 10: (a) Corrente Ia; (b) OET; (c) EOET.



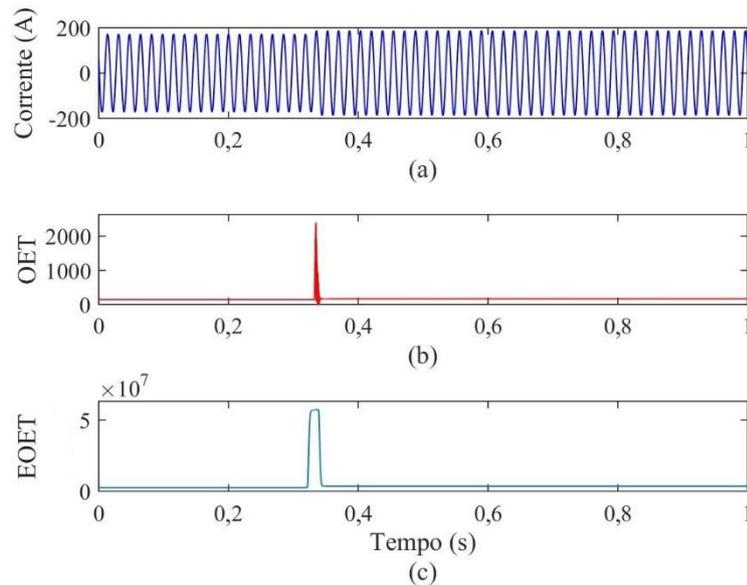
Fonte: Autoria própria.

Figura 23 - Resultado do Processamento de uma EC ocorrida entre os barramentos 17 e 18: (a) Corrente Ia; (b) OET; (c) EOET.



Fonte: Autoria própria.

Figura 24 - Resultado do Processamento de uma CBC ocorrida no barramento 9: (a) Corrente Ia; (b) OET; (c) EOET.

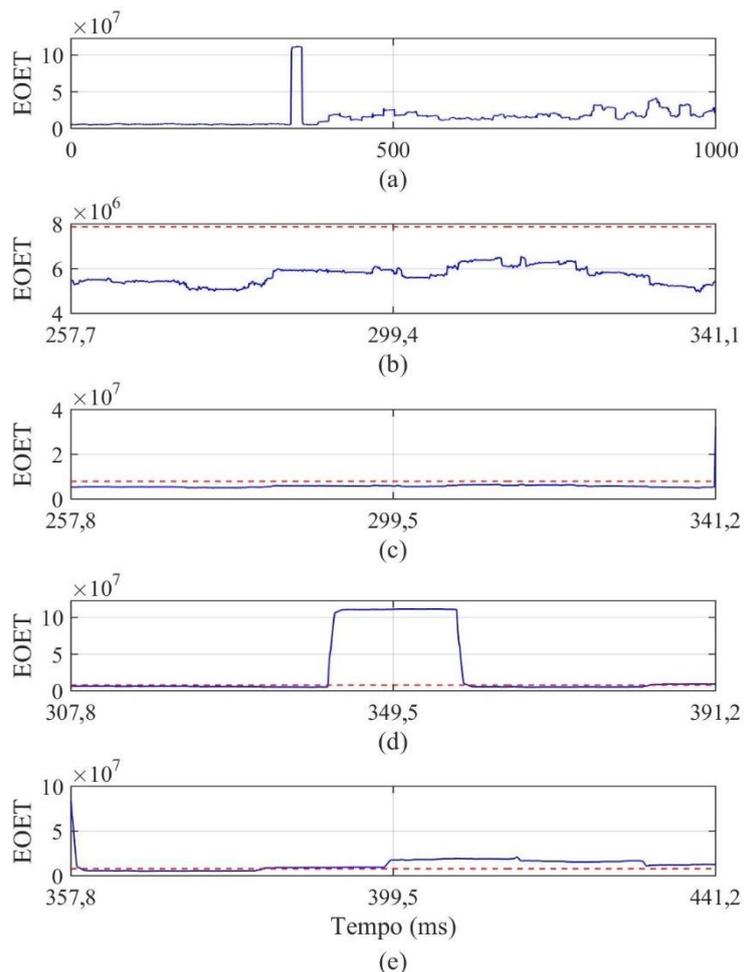


Fonte: Autoria própria.

Percebe-se que nos fenômenos de EC e CBC (Figuras 23 e 24) ocorre uma alteração no valor do OET e da EOET, porém essa alteração dura apenas alguns milissegundos. Logo em seguida, os valores do OET e da EOET retornam aos valores em operação normal. No caso específico da FAI, no entanto, há uma alteração no valor do OET e da EOET, e esse comportamento permanece ao longo da janela de observação do fenômeno, como apresentado na Figura 22.

Nas Figuras 25, 26 e 27 são apresentados detalhes do processo de detecção de FAI com base no OET. O limite de tolerância utilizado continua sendo $\eta = 0,2$. A avaliação da passagem do limiar é feita em cada janela do processamento, repetidamente, até que o limiar seja ultrapassado pela primeira amostra que venha a indicar um transitório. Se o valor da energia ultrapassar e exceder o limite durante mais de 6 ciclos (100 ms), o algoritmo determinará que uma FAI foi detectada.

Figura 25 - Resultado da EOET de uma FAI no barramento 10 na superfície da areia: (a) sinal completo da FAI; (b) um ciclo antes da FAI; (c) 1ª amostra com FAI; (d) 3 ciclos após o início da FAI; (e) 6 ciclos após o início do FAI.

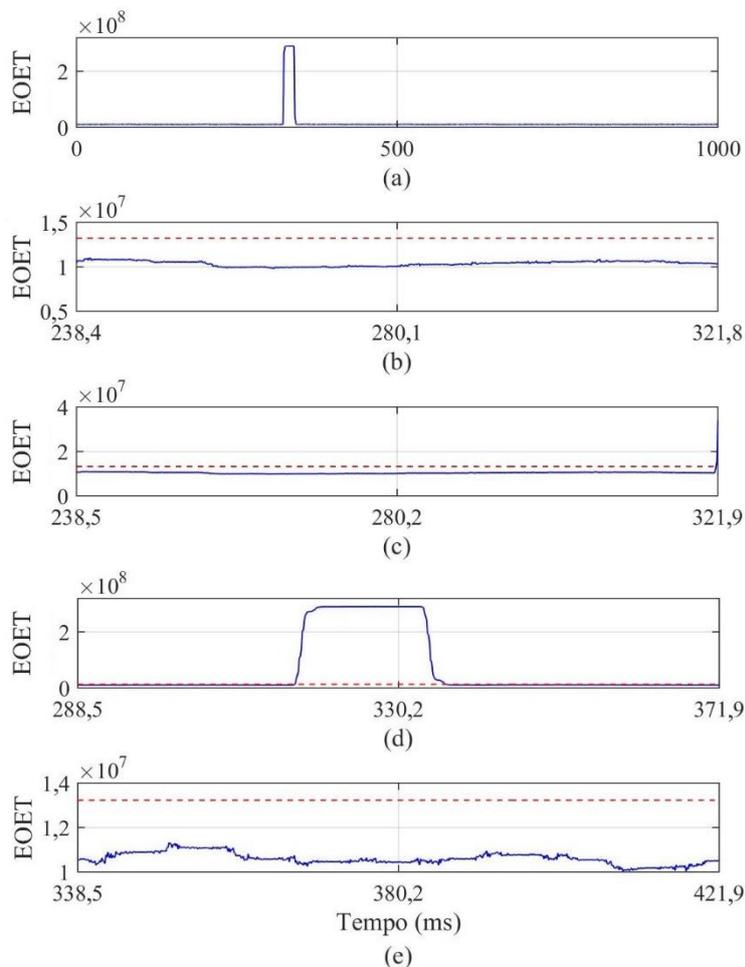


Fonte: Autoria própria.

Na Figura 25 (a), a EOET é mostrada por toda a duração do fenômeno observado. Nas Figuras 25 (b) a (e), gráficos desse fenômeno são observados em janelas de tempo menores. A Figura 25 (b) apresenta o evento imediatamente antes da ocorrência da FAI (257,7 ms a 341,1 ms). Percebe-se que o limiar (linha tracejada vermelha) não é ultrapassado. A Figura 25 (c) apresenta a EOET, quando a primeira amostra obtida durante a FAI é considerada (257,8 ms a 341,2 ms).

Na primeira amostra, o EOET cruza o limiar (na extrema direita do gráfico). É importante enfatizar que o valor da EOET aumenta intensamente, fazendo com que as amostras que estavam anteriormente presentes na janela (antes de 341,2 ms) tornem-se imperceptíveis, parecendo uma linha próxima a zero. Em seguida, na Figura 25 (d), é possível observar três ciclos após ocorrência da FAI (307,8 ms a 391,2 ms). Este evento bem caracterizado corresponde ao período de *build-up* e *shoulder*. Na Figura 25 (e), a EOET é mostrada seis ciclos após o início da FAI (357,8 ms a 441,2 ms). Os valores da EOET persistem em ultrapassar o limiar.

Figura 26 - Resultado da EOET de uma CBC no barramento 33: (a) sinal completo da CBC; (b) um ciclo antes da CBC; (c) 1ª amostra com CBC; (d) 3 ciclos após o início da CBC; (e) 6 ciclos após o início do CBC.

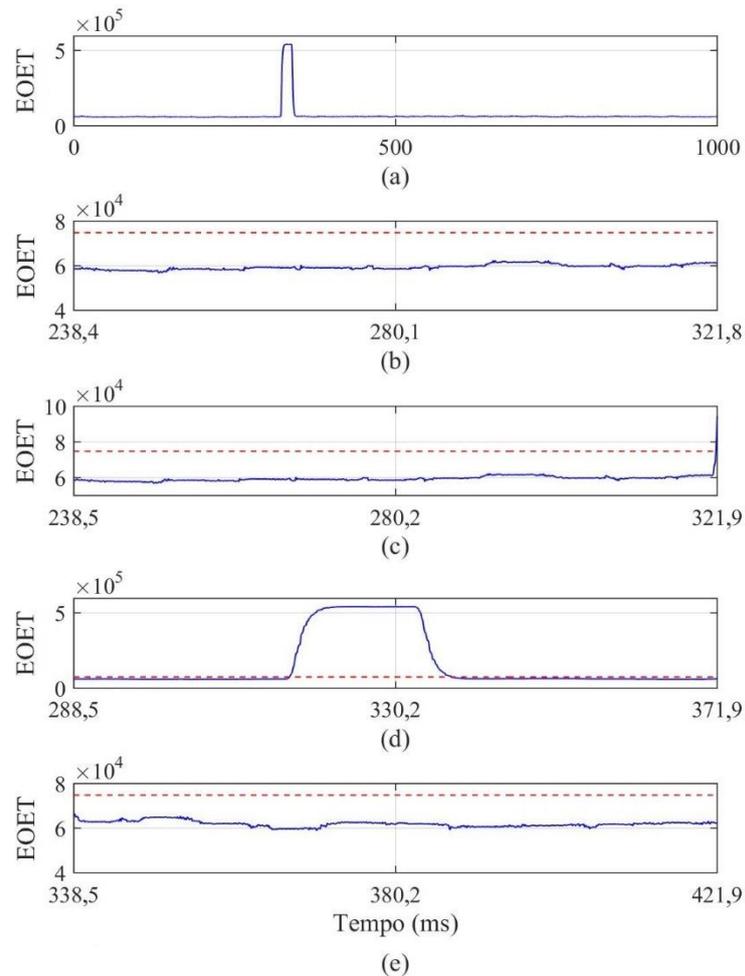


Fonte: Autoria própria.

Na Figura 26, pode ser observado um exemplo do resultado da aplicação do algoritmo proposto na CBC. Na Figura 26 (b) o evento é observado antes da ocorrência da CBC (238,4 ms a 321,8 ms). Percebe-se que o limite não é ultrapassado. A Figura 26 (c) apresenta a EOET quando a primeira amostra obtida durante a CBC é considerada (238,5 ms a 321,9 ms).

Na primeira amostra, a EOET ultrapassa o limiar (na extrema direita do gráfico). Posteriormente, na Figura 26 (d), a EOET é mostrada três ciclos após a ocorrência da CBC (288,5 ms a 371,9 ms). Na Figura 26 (e), a EOET é mostrada seis ciclos após o início da CBC (338,5 ms a 421,9 ms). Vale destacar que os valores da EOET não cruzam mais o limiar.

Figura 27 - Resultado da EOET de uma EC entres os barramento 11 e 12: (a) sinal completo da EC; (b) um ciclo antes da EC; (c) 1ª amostra com EC; (d) 3 ciclos após o início da EC; (e) 6 ciclos após o início do EC.

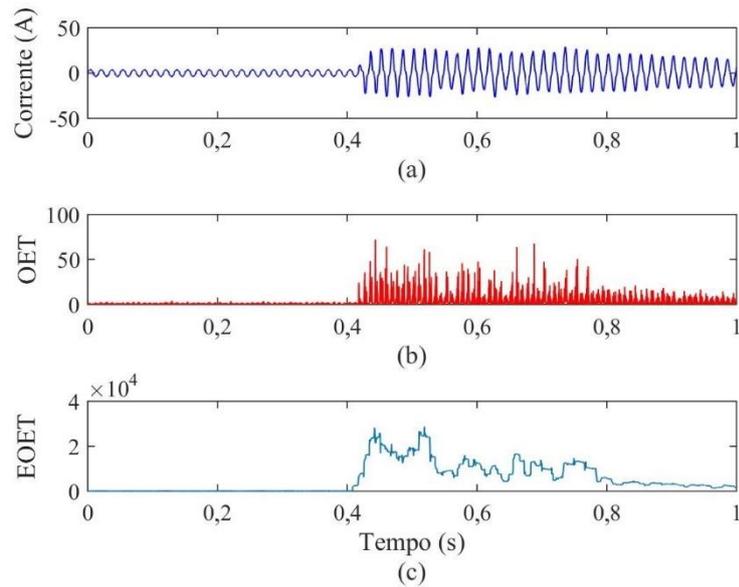


Fonte: Autoria própria.

Na Figura 27, são apresentados os resultados de uma EC. A semelhança com as curvas da CBC, mostrada na Figura 26, é perceptível. Nos dois casos, é possível distinguir as curvas em relação a FAI, após 6 (seis) ciclos do início dos fenômenos.

Após os testes do método com os dados simulados, registros oscilográficos reais de FAI foram utilizados para validação. Uma oscilografia do sinal de corrente de uma FAI em uma superfície de areia grossa molhada, bem como os resultados do erro de previsão e da EEP são apresentados na Figura 28.

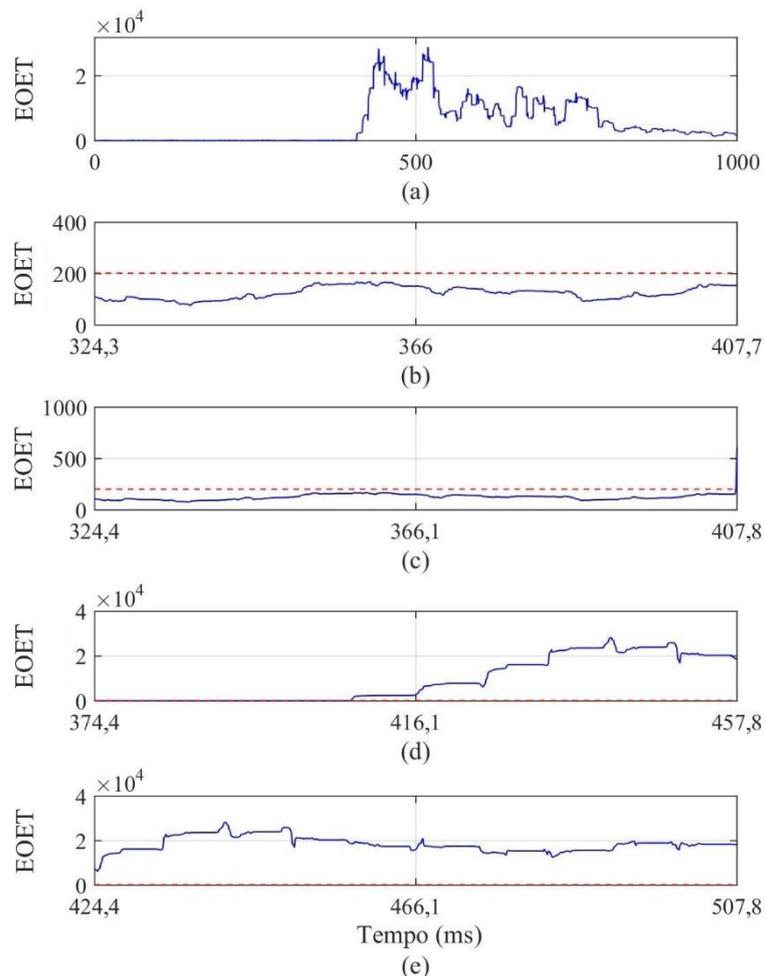
Figura 28 - Resultado do Processamento de uma FAI ocorrida na superfície de areia grossa molhada: (a) Corrente Ia; (b) OET; (c) EOET.



Fonte: Autoria própria.

Na Figura 28, no momento de ocorrência da FAI verifica-se uma alteração no OET e na EOET, e esse comportamento permanece ao longo da janela de observação do fenômeno, como apresentado na Figura 22. Com os resultados, o limite de tolerância η foi estabelecido em 0,2. Os resultados obtidos com a aplicação do algoritmo de detecção de uma FAI em uma superfície de brita molhada são mostrados na Figura 29, sendo este o detalhamento da Figura 28 aplicado ao método de detecção da FAI.

Figura 29 - Resultado da EOET de uma FAI ocorrida na superfície de areia grossa molhada: (a) sinal completo da FAI; (b) um ciclo antes da FAI; (c) 1ª amostra com FAI; (d) 3 ciclos após o início da FAI; (e) 6 ciclos após o início do FAI.



Fonte: Autoria própria.

Na Figura 29 (a) é apresentada a janela de tempo inteiro de 1 segundo. A Figura 29 (b) apresenta o evento imediatamente antes da ocorrência da FAI (324,3 ms a 407,7 ms). Percebe-se que o limiar não foi atingido. A Figura 29 (c) apresenta a EOET, quando a primeira amostra obtida durante a FAI é considerada (324,4 ms a 407,8 ms).

Na primeira amostra, a EOET ultrapassa o limiar (na extrema direita do gráfico). Na Figura 29 (d), a EOET é mostrada três ciclos após a ocorrência da a janela da FAI (374,4 ms a 457,8 ms). Na Figura 29 (e), a EOET é apresentado seis ciclos após o início da FAI (424,4 ms a 507,8 ms), e observa-se que os valores da EOET persistem em exceder o limiar, conforme o esperado e obtido durante os testes com sinais simulados.

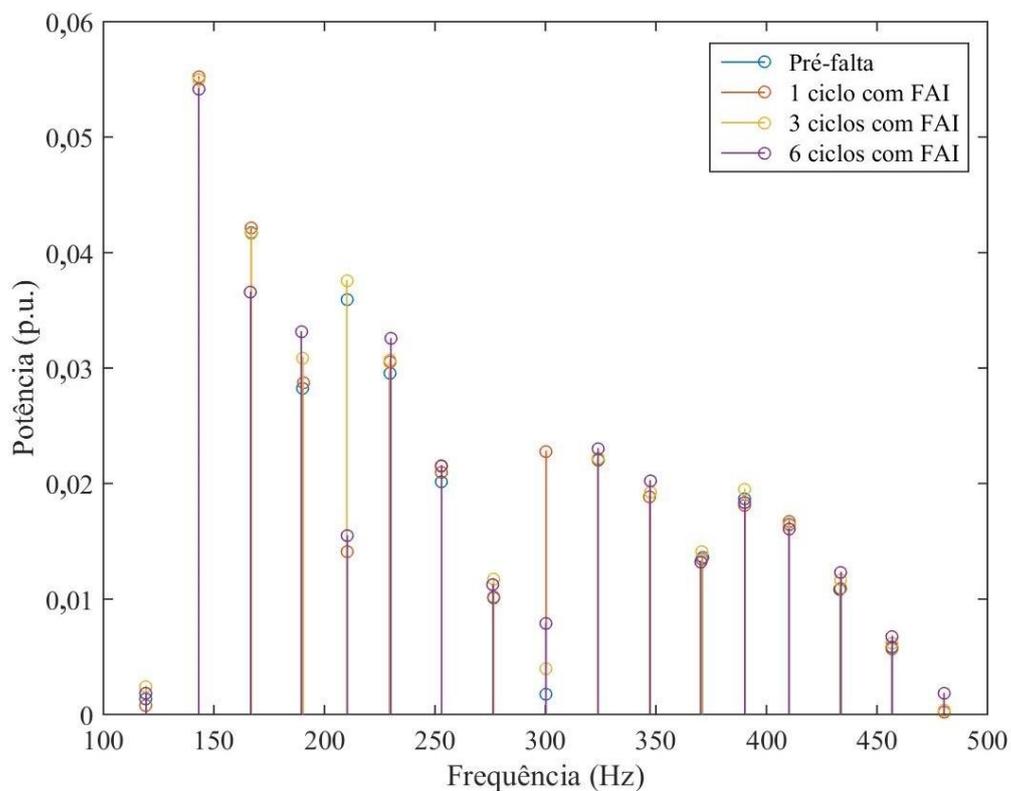
Ao final, concluiu-se que o método de detecção FAI baseado no OET teve desempenho satisfatório em todos os casos, provando ser eficaz, mesmo nos casos em que a variação de amplitude da corrente é pequena.

5.4 VETORES DE ENERGIA DOS CENTROIDES DAS SUB-BANDAS ESPECTRAIS

Uma RNA foi treinada neste trabalho, a fim de classificar os distúrbios por meio de VECSE. O comportamento das magnitudes e frequências dos centroides espectrais, partes constituintes dos vetores, foi utilizado para classificar os eventos.

Relativamente à FAI, na medida em que aumenta o número de amostras de sinal com presença da falta dentro da janela amostral, tanto a energia associada a cada centroide quanto a localização dos centroides espectrais de cada sub-banda, variam. Na Figura 30 é apresentado o comportamento dos vetores à medida que aumentavam o número de amostras dentro da FAI, ocorrida no barramento 10 em uma superfície de brita com condições de carga em 25%.

Figura 30 - Resultado do Processamento de uma FAI ocorrida na brita, no barramento 10.



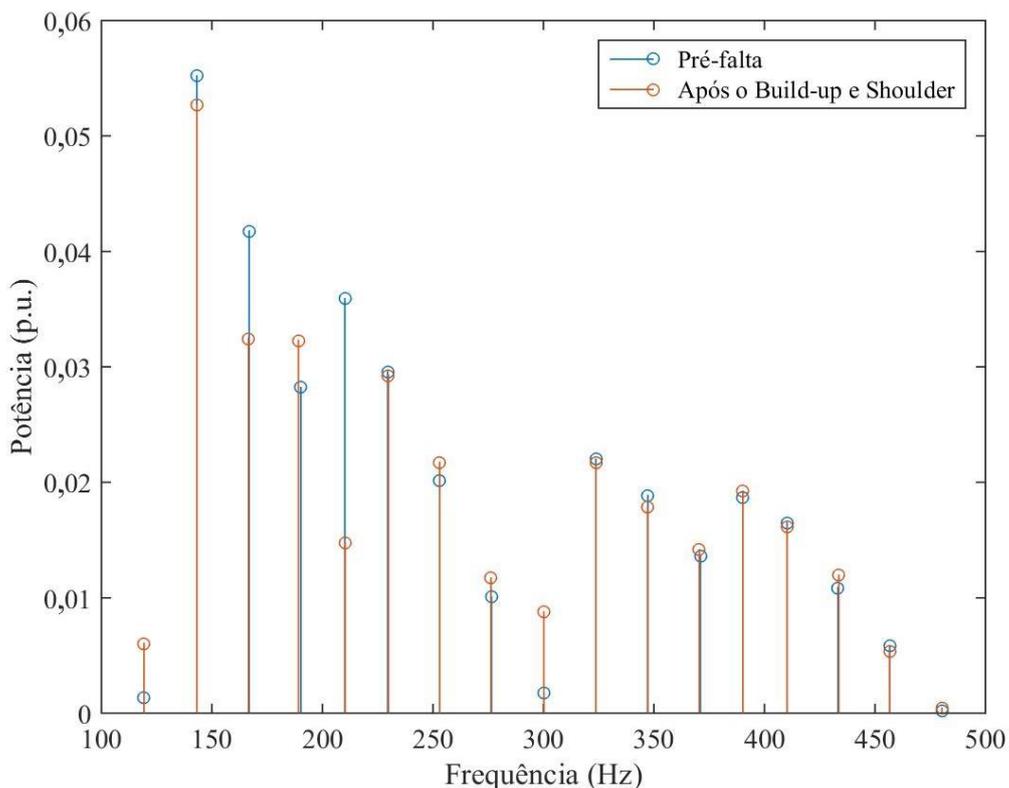
Fonte: Autoria própria.

Na Figura 29 cada cor indica uma quantidade de amostras do sinal dentro da janela amostral: as colunas azuis representam a situação pré-falta; as colunas laranja

representam os VECSE quando a janela amostral está enquadrando 1 ciclo (256 amostras) da FAI; as colunas amarelas, 3 ciclos (768 amostras); e as colunas roxas, 6 ciclos (1536 amostras), respectivamente.

Após o período de *build-up* e *shoulder* o comportamento do VECSE é bastante diferente ao comportamento de regime permanente. Na Figura 31 são apresentados os VECSE de uma mesma oscilografia, sendo as colunas azuis a representação da situação pré-falta e as colunas laranjas a representação após o período de *build-up* e *shoulder*.

Figura 31 - Resultado do Processamento de uma FAI ocorrida na brita, no barramento 10.



Fonte: Autoria própria.

É possível perceber a variação de todos os vetores após o período de *build-up* e *shoulder*, tanto na energia quanto na localização associada a cada centroide. As variações mais notáveis aconteceram nos vetores 3, 4, 5 e 9 (neste caso, variações percentuais da energia espectral de 22,31%, 12,63%, 58,94% e 79,99%, respectivamente). A RNA deverá realizar a classificação dos fenômenos com base nestas variações das intensidades de energia e localização dos centroides na frequência.

Após o processo de janelamento, obteve-se uma base de dados com 10.912 parcelas janeladas de sinais, sendo que cada evento possui 2.728 janelas (FAI, CBC, EC

e situação pré-distúrbio). Esta base de dados foi utilizada no treinamento, validação e teste da RNA. Cada janela foi processada pelo algoritmo dos VECSE e a saída deste processamento serviu de entrada à RNA. A base de dados possui, portanto, 10.912 amostras dispostas em 4 classes, e durante os processos de treinamento, validação e teste estas amostras foram apresentadas à RNA de forma aleatória.

Os percentuais da base de dados destinados ao treinamento, validação e teste da RNA, foram arbitrados da seguinte forma:

- Treinamento - 70% (7638 padrões);
- Validação - 15% (1637 padrões);
- Teste - 15% (1637 padrões).

A arquitetura do sistema neural utilizado foi constituída de uma rede do tipo *multilayer feedforward network*, mais particularmente uma *multilayer perceptron* (MLP) de três camadas (duas camadas ocultas) e implementada no *software* MATLAB®. Neste trabalho, foi empregada nas camadas ocultas e na camada de saída a função de ativação não-linear do tipo sigmoideal (logsig), que assume um intervalo contínuo de valores entre 0 e 1.

Para o treinamento, foi utilizado o algoritmo de *Levenberg Marquardt* (LM), sendo as redes projetadas para calcular os pesos sinápticos do MLP empregando aprendizagem por retropropagação do erro. O desempenho da rede é avaliado pelo erro quadrático médio (MSE – *mean squared error*) que é a média do somatório dos quadrados dos erros de cada caso, tanto do conjunto de treinamento, quanto do conjunto de testes.

De posse da base de dados construída, o número de filtros, o percentual de sobreposição dos filtros e o δ foram ajustados para facilitar a detecção e validação. Em cada janelamento tanto a energia associada a cada vetor como a frequência de cada vetor foram utilizados como entrada na RNA. Destaca-se que vários cenários foram simulados para definir o melhor número de filtros, percentual de sobreposição dos filtros e δ . Esses cenários foram executados 10 vezes para cada combinação dos parâmetros citados. A Tabela 6 apresenta a média dos resultados da análise de sensibilidade baseada na variação dos parâmetros do VECSE.

Tabela 6 – Taxa de Acerto da variação dos parâmetros do VECSE.

Número de filtros	Sobreposição dos filtros (%)	δ	Taxa de Acerto (%)
-------------------	------------------------------	----------	--------------------

10	0,5	0,1	85,93
		0,2	85,24
		0,3	85,79
	0,7	0,1	90,61
		0,2	85,36
		0,3	90,55
	0,9	0,1	89,23
		0,2	87,17
		0,3	86,03
15	0,5	0,1	91,32
		0,2	91,69
		0,3	93,24
	0,7	0,1	92,16
		0,2	90,65
		0,3	89,53
	0,9	0,1	89,98
		0,2	89,21
		0,3	85,30
20	0,5	0,1	85,89
		0,2	90,82
		0,3	87,79
	0,7	0,1	86,46
		0,2	85,75
		0,3	85,54
	0,9	0,1	98,23
		0,2	88,92
		0,3	91,57

Fonte: Autoria própria.

Analisando a Tabela 6, considerando o número de filtros, é perceptível que há uma tendência de que a taxa de sucesso aumente com o aumento do número dos mesmos. Por exemplo, a taxa de sucesso foi menor para o VECSE com 10 filtros, sobreposição de 0,9 e δ em “0,1” (89,23%), do que o VECSE com 20 filtros, sobreposição de 0,9 e δ em “0,1” (98,23%). Isso deve-se ao fato de que quanto maior o número de filtros, maior será o número de sub-bandas, e conseqüentemente, maior será o grau de detalhamento da representação do sinal, aumentando-se assim a resolução. No entanto, em determinado ponto há uma saturação deste crescimento, ou seja, o aumento do número de filtros não impacta mais significativamente na taxa de acerto. Nas análises conduzidas para a geração destes resultados, percebeu-se que esta saturação ocorreu em torno de 20 sub-bandas.

Relativamente ao percentual de sobreposição dos filtros, à medida que o percentual cresce há uma tendência de que elevação da taxa de sucesso, pois ocorre um aumento da correlação entre as sub-bandas, ou seja, aumenta a parcela comum do espectro entre sub-bandas adjacentes. Com isso o VECSE tende a ficar mais suave, reduzindo variações erráticas na curva (que tendem a dificultar a tarefa de classificação). Além disso, um número reduzido de filtros combinado com um percentual de sobreposição

baixo permite que detalhes do espectro sejam negligenciados durante o processo de extração dos componentes do VECSE.

Por fim, analisando isoladamente o parâmetro δ , percebe-se que os melhores resultados foram para os valores de δ em 0,1. Isso é devido ao estreitamento da região dentro da qual o centroide está sendo calculado, o que melhora a rejeição a parcelas ao ruído de medição.

Considerando a melhor combinação encontrada de todos os parâmetros, adotou-se a topologia com 20 filtros, 90% de sobreposição dos filtros e um δ de 0,1 para uma análise mais profunda dos resultados (topologia com taxa de sucesso de 98,23%).

Conforme descrito no Capítulo que trata da metodologia, a base de dados gerada possui 4 classes distintas (FAI, CBC, EC e situação pré-distúrbio). O número de entradas da RNA depende dos parâmetros definidos (número de filtros, percentual de sobreposição e δ). A combinação de 20 filtros, com 0,9 de sobreposição dos filtros e um δ de 0,1 gerou 23 sub-bandas, e cada sub-banda possui informação de energia e frequência que tendem a ter valores distintos em função da classe a que o VECSE pertence.

Desta forma, a RNA gerada possui 46 neurônios (23 elementos de frequência e 23 elementos de energia) na camada de entrada (número correspondente à quantidade de parâmetros extraído de cada janelamento), 4 neurônios na camada de saída (número correspondente a cada tipo de fenômeno) e 10 neurônios em cada uma das duas camadas ocultas (quantidade de camadas ocultas definida por análise de sensibilidade).

Uma vez definida a RNA juntamente com os parâmetros do VECSE, 36 oscilografias de cada fenômeno foram separadas aleatoriamente, conforme descrito na seção da metodologia. O restante da base de dados foi utilizada para treinamento da RNA. Depois de treinada, a rede foi salva e essa base de dados separada anteriormente foi apresentada à RNA, mas com disposição dos padrões em forma sequencial, emulando um funcionamento em situação real de monitoramento. Essa abordagem foi executada 10 vezes. Nesta situação, o janelamento de cada oscilografia resulta em uma sequência de algumas amostras em condição pré-fenômeno, seguidas de amostras em condição de transição (de pré-fenômeno para fenômeno) e que, por fim, são seguidas de amostras em condição típica do fenômeno, até que este se extinga.

Com esta abordagem, além de avaliar-se o comportamento da RNA em uma situação mais próxima da realidade, também pode-se avaliar a quantidade de ciclos necessários para a correta classificação de cada fenômeno, o que permite quantificar o tempo de classificação.

Relativamente à FAI, em todos os testes, toda a base de dados utilizada nesta etapa conseguiu obter a exata classificação. No entanto, em alguns casos foram necessários mais ciclos da FAI dentro da janela amostral para que a rede conseguisse classificar o fenómeno corretamente. A Figura 32 apresenta a média dos resultados, mostrando a quantidade de ciclos necessária para a classificação da FAI.



Fonte: Autoria própria.

Foi possível detectar a FAI em 100% dos casos da base de dados, sendo que em 88% dos casos foi possível detectar a FAI com apenas 1 ciclo do fenómeno dentro da janela amostral (16,67 ms); em 6% dos casos foi possível detectar a FAI com 2 ciclos do fenómeno dentro da janela amostral (33,33 ms); em 5% dos casos foi possível detectar a FAI com 3 ciclos do fenómeno dentro da janela amostral (50 ms); e em 1% dos casos só foi possível detectar a FAI com 5 ciclos do fenómeno dentro da janela amostral (83,33 ms).

Para o fenómeno de CBC foi obtido a taxa máxima de sucesso, com classificação do fenómeno no primeiro ciclo dentro da janela amostral. Já a EC, em 89% dos casos ocorreu a exata classificação do fenómeno, sendo que em 11% dos casos o fenómeno foi confundido com a situação pré-distúrbio. Ainda assim, nenhum falso positivo com relação a FAI foi detectado, o que constata-se que o método de detecção FAI baseado no VECSE teve desempenho satisfatório em todos os casos.

6 CONCLUSÃO

No desenvolver da pesquisa relativa às Falhas de Alta Impedância, observou-se uma série de transtornos decorrentes desta modalidade de falta para as concessionárias de distribuição de energia elétrica. Neste trabalho foram apresentadas três metodologias para a detecção de Falhas de Alta Impedância, baseado na Energia Teager, no Preditor Linear, e nos Vetores de Energia dos Centroides de Sub-bandas Espectrais (VECSE).

Pelos resultados apresentados, satisfatórios, percebe-se a viabilidade dos métodos desenvolvidos. Neste trabalho, foi analisado cada método individualmente definindo o melhor critério de decisão de cada, para a classificação das FAI. A robustez dos três métodos foi testada contra eventuais falsos positivos, quando ocorrem outras perturbações com comportamento semelhante, como energização de carga (EC) e comutação de banco de capacitores (CBC).

No que se refere ao PL, o método de detecção da FAI baseado nessa técnica utilizou a energia do erro de predição como parâmetro a ser analisado para detecção e classificação da FAI. O limiar e a ordem do PL que apresentaram melhor desempenho e eficiência para o banco de dados analisado foram 50% e 10, respectivamente, para casos reais e simulados. O método foi seletivo quanto à classificação dos distúrbios, apresentando resultados confiáveis, com uma alta taxa de sucesso (acima de 90%). Para casos reais e simulados, a detecção e a classificação foram realizadas em até 100 milissegundos, abaixo do tempo máximo adotado no Brasil para a detecção de distúrbios transitórios (150 milissegundos) (SANTOS, 2016).

Em relação ao OET, o método de detecção da FAI baseado nessa técnica utilizou a energia do operador de energia Teager como parâmetro a ser analisado para a detecção e classificação da FAI. Como o uso do OET na detecção e classificação das FAI é significativamente prejudicado pela presença de ruído, a TWD foi utilizada como filtro um filtro passa baixa, e o primeiro coeficiente de aproximação do sinal foi empregado como entrada do OET. O limiar do OET que apresentou o melhor desempenho e eficiência para o banco de dados analisado foi 20%, para casos reais e simulados. O método foi seletivo quanto à classificação dos distúrbios, apresentando resultados confiáveis, com uma alta taxa de sucesso (acima de 90%). Assim como no PL, para casos reais e simulados, a detecção e a classificação foram realizadas em até 100 milissegundos.

Com relação ao VECSE, a energia espectral e frequência de cada centroide foi utilizada como entrada em uma RNA para classificação da FAI. Como método de detecção, alguns parâmetros que não são definidos, como número de filtros, percentual de sobreposição dos filtros e o δ foram ajustados para facilitar a detecção e validação do método. Foi verificado também o comportamento dos vetores gerados, tanto nos sinais de FAI quanto nos outros distúrbios (energização de carga e chaveamento de banco de capacitores). Quanto à detecção da FAI, foi obtida uma taxa máxima de sucesso (em 100% dos casos da base de dados utilizada), com um tempo necessário de apenas 5 ciclos (83,33 milissegundos), sendo que na maioria dos casos foi possível detectar a FAI no primeiro ciclo do fenômeno (16,67 milissegundos).

Destaca-se que o VECSE, assim como o PL e o OET, extraem parâmetros que modelam a fonte do sinal. No entanto, os parâmetros extraídos pelo VECSE são classificados através de uma rede neural (fronteira de classificação com muitos graus de liberdade), ao passo que os demais são classificados através do erro de predição (fronteira de classificação simples, caracterizada por um limiar apenas). Logo, para uma comparação quantitativa e qualitativa dos três métodos seria necessário a utilização de processos de classificação similares, assim como ocorreu com o PL e o OET.

Ainda com relação ao VECSE, o mesmo foi o menos sensível a variação, o que pode ser vantajoso em alguns casos, já que nos sistemas elétricos ocorrem muitas variações no sinal de corrente e muitos fenômenos de curta duração como o CBC e EC. No entanto, o método necessitou de procedimentos *offline* (treinamento da RNA), diferente da metodologia utilizada no PL e no OET.

Ao final, a seletividade e robustez das três metodologias avaliadas foi comprovada com validação nos sinais simulados da base de dados construída e nos sinais reais. Foi garantido uma ocorrência mínima de falsos positivos na detecção de FAI, com uma taxa de acerto superior a 90%.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

Como sugestões de trabalhos futuros, visando a continuidade da pesquisa, sugerem-se:

- Avaliação do desempenho das técnicas propostas em sistemas com cargas fortemente não-lineares, e conseqüentemente correntes com fortes distorções harmônicas;
- Utilizar no VECSE um método de classificação mais simples, com um limiar de detecção assim como ocorreu com o PL e o OET, sem a necessidade de uma RNA;
- Utilizar uma RNA no processo de classificação da FAI utilizando os coeficientes do PL como entradas da RNA;
- Utilizar uma RNA no processo de classificação da FAI utilizando os vetores de medidas do OET, uma medida para cada banda de frequência, como entradas da RNA;
- Aplicação de métodos de otimização da escolha dos parâmetros do VECSE;
- Inserção de Geração Distribuída (GD) no sistema-teste;
- Mudanças nos locais de monitoramento e a avaliação da influência da distância do medidor no decaimento dos transitórios eletromagnéticos;
- Análise refinada do comportamento espectral da corrente durante a FAI, visando reduzir o número de filtros utilizados no VECSE, aumentando ainda mais a compressão espectral;
- Implementação prática e viabilidade técnica-econômica dos métodos de detecção desenvolvidos.

6.2 PUBLICAÇÕES

Durante o período em que esta pesquisa foi realizada, o seguinte artigo foi produzido:

- GRIMALDI, R. B. G.; FERREIRA, T. V.; MONTALVAO, J.; LIMA, E. M.; BRITO, N. S. D.; SANTOS, W. C.; MACEDO, M. S. Avaliação de Técnicas Alternativas para Detecção de Falhas de Alta Impedância. In: XXII Congresso Brasileiro de Automática - CBA 2018, 2018, João Pessoa.

REFERÊNCIAS

ANEEL. *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no sistema elétrico nacional – PRODIST*. Brasil. Módulos 1 a 8. 2011.

BAHOURA, M.; Rouat ,J. *Wavelet speech enhancement based on the Teager energy operator*, in IEEE Signal Processing Letters, vol. 8, no. 1, pp. 10-12, Jan. 2001.

BALSER, S. J.; CLEMENTS, K. A.; LAWRENCE, D. J. *A microprocessor-Based technique for detection of high impedance faults*. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 1, n. 3., 1986.

BAPTISTELLA, M. *O uso de redes neurais e regressão linear múltipla na engenharia de avaliações: determinação dos valores venais de imóveis urbanos*. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia. Universidade Federal do Paraná, 2005.

BRAGA, A. P.; CARVALHO A. C.; LUDERMIR T. B. *Redes Neurais Artificiais, In Rezende, Sistemas Inteligentes: Fundamentos e Aplicações*. Editora Manole, Barueri, SP, 525 p., p. 141-168, 2003.

BUENO, D. M.; SANTOS, E. M.; STEIN, H.; FAGUNDES, A. R.; FRANCO, M. C.; RODRIGUES, A. H. *High Impedance Fault Detection and Classification in Medium Voltage Distribution Networks*, 2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America), Gramado, Brazil, 2019, pp. 1-6.

CALHOUN, T. B.; BISHOP, M. T.; EICHLER, C. H.; LEE, R. E. *Development and testing of an electro-mechanical relay to detect fallen distribution conductors*, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1982.

COSTA, F. B. *Fault-induced transient detection based on real-time analysis of the wavelet coefficient energy*. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 29, n. 1, p. 140–153, 2014.

DALZELL, W. G.; COWAN, C. F. N. *Blind channel shortening of ADSL channels with a single-channel linear predictor*, 19th European Signal Processing Conference, pp. 2195-2199, 2011.

EMANUEL, A. E.; CYGANSKI, D.; ORR, J. A.; SHILLER, S.; GULACHENSKI, E. M. *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, 1990.

FARAJOLLAHI, M.; SHAHSAVARI, A.; MOHSENIAN-RAD, H. *Location identification of high impedance faults using synchronized harmonic phasors*, IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT), Washington, DC, pp. 1-5, 2017.

FERREIRA, T. V. *Estimação Inteligente da Poluição de Isolamentos Elétricos Baseada nos Vecse do Ruído Ultrassônico*, Tese de Doutorado, Universidade Federal de Campina Grande - UFCG. 2011.

GARCÍA, J.C., GARCÍA, V. V. E KAGAN, N. *Detection of high impedance faults in overhead multi grounded networks*, 2014 11th IEEE/IAS International Conference on Industry Applications, Juiz de Fora, 2014, pp. 1-6.

GHADERIA, A.; GINN, H. L.; MOHAMMADPOURB, H. A. *High impedance fault detection: A review*, in Electric Power Systems Research, vol. 143, Feb. 2017, Pages 376-388.

GLIK, K.; RASOLOMAMPIONONA, D. D. *Travelling wave fault location algorithm in HV lines - Simulation test results for arc and high impedance faults*, Eurocon 2013, Zagreb, pp. 724-730, 2013.

GOMES, D. P. S.; OZANSOY, C.; ULHAQ, A. *High-Sensitivity Vegetation High-Impedance Fault Detection Based on Signal's High-Frequency Contents*, IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 33, no. 3, pp. 1398-1407, June 2018.

HAFIDZ, I.; NOFI, P. E.; ANGGRIAWAN, D. O.; PRIYADI, A.; PUMOMO, M. H. *Neuro wavelet algortihm for detecting high impedance faults in extra high voltage transmission systems*, 2nd International Conference Sustainable and Renewable Energy Engineering (ICSREE), Hiroshima, pp. 97-100, 2017.

HAYKIN, S. O. *Neural Networks: a Comprehensive Foundation* (International Edition). 2nd international edition.. ed. [S.l.]: Pearson, 1997. ISBN 9780139083853.

HAYKIN, S. *Redes neurais, princípios e prática*. 2ª Edição. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

HONG, Y. Y.; HUANG, W. S.; CHANG, Y. R.; LEE, Y. D.; OUYANG, D. C., *Locating high-impedance fault in a smart distribution system using wavelet entropy and hybrid self-organizing mapping network*, IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT-Europe), Torino, pp. 1-6, 2017.

HUANG, C.; CHU, H.; CHEN, M. *Algorithm comparison for high impedance fault detection based on staged fault test*. IEEE Transactions on Power Delivery, 1988.

KAISER, J. F. *On a simple algorithm to calculate the 'energy' of a signal*, International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 1, pp. 381-384, 1990.

KAISER, J. F. *Some useful properties of Teager's energy operators*, IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 3, pp. 149-152, 1993.

LIMA, É. M. *Proposição de um Método de Detecção de FAI Baseado nos Componentes Harmônicos de Baixa Frequência*. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Campina Grande – UFCG, 2018b.

LIMA, É. M.; BRITO, N. S. D.; SOUZA, B. A. *High impedance fault detection based on Stockwell transform and third harmonic current phase angle*, in Electric Power Systems Research, vol. 175, Oct 2019.

LIMA, É. M.; JUNQUEIRA C. M. S.; BRITO, N. S. D.; SOUZA, B. A.; COELHO, R. A. e MEDEIROS, H. G. M. S. *High impedance fault detection method based on the short-time Fourier transform*, in IET Generation, Transmission & Distribution, vol. 12, no. 11, pp. 2577-2584, 19 6 2018a.

LOPES, F. V.; SANTOS, W. C.; JUNIOR, D. F.; NEVES, W. L. A.; BRITO, N. S. D.; SOUZA, B. A. *An adaptive fault location method for smart distribution and transmission grids*. IEEE PES Conference on Innovative Smart Grid Technologies (ISGT Latin America), 2011.

MALAGODI, C. V. S. *Sistema de proteção para faltas de alta impedância*. Dissertação de Mestrado - Universidade de São Paulo, São Paulo, 1997.

NAKAGOMI, R. M. *Proposição de um sistema de faltas de alta impedância em redes de distribuição*. Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo -USP, São Paulo, 2006.

OLIVEIRA, A. R. *Redes Neurais Artificiais Aplicadas na Detecção, Classificação e Localização de Defeitos em Linhas de Transmissão*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora - MG, 2005.

OLIVEIRA JR, D. A. *Faltas de Alta Impedância: Detecção e Localização de Rompimento de Condutores em Circuito Primário de Redes Aéreas de Distribuição Baseado em Desequilíbrio de Tensão*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Minas Gerais, Minas Gerais, 2006.

RIAHY, G. H. e ABEDI, M. *Short term wind speed forecasting for wind turbine applications*, Science Direct, pp. 35-41, 2007.

- SAHA, M. M.; IZYKOWSKI, J.; ROSOLOWSKI, E. *Fault Location on Power Networks*, ser. Power Systems. London: Ed. Springer, 2010.
- SANTOS, W. C. *Identificação de Falhas de Alta Impedância em Sistemas de Distribuição*, Tese de Doutorado, Universidade Federal de Campina Grande - UFCG. 2016.
- SANTOS, W. C. *Uma revisão de modelos clássicos de falhas de alta impedância para efeito de melhoramento*. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Campina Grande - UFCG, 2011.
- SANTOS, W. C.; SOUZA, B. A.; BRITO, N. S. D., COSTA, F. B. C., PAES, M. R. C. *High Impedance Faults: From Field Tests to Modeling*. Journal of Control, Automation and Electrical Systems. V. 24, No. 5. 2013.
- SEDIGHI, A. R.; HAGHIFAM, M. R.; MALIK, O. P.; GHASSEMIAN, M. H. *High impedance fault detection based on wavelet transform and statistical pattern recognition*, IEEE Transactions on Power Delivery, v. 20, n. 4, p. 2414–2421, 2005.
- SEDRA, A. S.; SMITH, K. C. *Microelectronic circuits*. [S.l.]: Oxford University Press, 2009.
- SILVA, K. M. *Diagnóstico de Falhas em Linhas de Transmissão Baseado em Redes Neurais Artificiais e Transformada Wavelet*. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal da Paraíba, Campina Grande, 2005.
- SILVA, P. R. *Técnica alternativa para detecção de falhas de alta impedância*. Dissertação de Mestrado - Universidade Federal de Minas Gerais, Minas Gerais, 1992.
- SOUZA, B. A.; BRITO, N. S. D.; LIRA, G. R. S.; SANTOS, W. C.; SILVA, J. A. C. B.; ANDRADE, J. P. P.; COSTA, F. B.; PAES, M. R. C. *Um Sistema de Detecção e Localização de Falhas de Alta Impedância*, CITENEL, 2011.
- TORRES, V.; GUARDADO, J.; RUIZ, H.; MAXIMOV, S. *Modeling and detection of high impedance faults*, International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol. 61, pp. 163-172, October 2014.
- VIEIRA, F. L.; FILHO, J. M. C.; SILVEIRA, P. M.; GERRERO, C. A. V. e LEITE, M. P. *High impedance fault detection and location in distribution networks using smart meters*, 18th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP), Ljubljana, pp. pp. 1-6., 2018.

ZAMBONI, L. *Detecção e Localização de Falhas em Sistemas Elétricos de Distribuição Usando Abordagem Inteligente Baseada em Análise Espectral de Sinais*, Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2013.