

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO – USP  
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS – EESC  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**Caio Vinícius Colozzo Grilo**

**Localização de Falhas em Sistemas Radiais de  
Distribuição de Energia Elétrica Baseada em Ondas  
Viajantes**

São Carlos – SP  
2023



**Caio Vinícius Colozzo Grilo**

**Localização de Falhas em Sistemas Radiais de  
Distribuição de Energia Elétrica Baseada em Ondas  
Viajantes**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia de São Carlos, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Área de Concentração: Sistemas Elétricos de Potência

Orientador: Prof. Tit. Denis Vinicius Coury

São Carlos – SP

2023

**Trata-se da versão corrigida da dissertação. A versão original se encontra disponível na EESC/USP que aloja o Programa de Pós-Graduação de Engenharia Elétrica.**

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,  
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS  
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da  
EESC/USP com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

G8581 Grilo, Caio Vinícius Colozzo  
Localização de Faltas em Sistemas Radiais de  
Distribuição de Energia Elétrica Baseada em Ondas  
Viajantes / Caio Vinícius Colozzo Grilo; orientador  
Denis Vinicius Coury. São Carlos, 2023.

Dissertação (Mestrado) - Programa de  
Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Área de  
Concentração em Sistemas Elétricos de Potência --  
Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de  
São Paulo, 2023.

1. Distribuição. 2. Localização de Faltas. 3.  
Múltipla estimação. 4. Ondas Viajantes. I. Título.

## FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Engenheiro **CAIO VINÍCIUS COLOZZO GRILO**.

Título da dissertação: "Localização de faltas em sistemas radiais de distribuição de energia elétrica baseada em ondas viajantes".

Data da defesa: 07/02/2023.

### Comissão Julgadora

### Resultado

Prof. Titular **Denis Vinicius Coury**  
**(Orientador)**

(Escola de Engenharia de São Carlos – EESC/USP)

APROVADO

Prof. Associado **Renato Machado Monaro**  
(Escola Politécnica/EP-USP)

APROVADO

Prof. Dr. **Murilo da Silva**

(Universidade Tecnológica Federal do Paraná/UTFPR)

APROVADO

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica:  
Prof. Dr. **João Bosco Augusto London Junior**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:  
Prof. Titular **Murilo Araujo Romero**



*Este trabalho é dedicado aos meus pais, Paulo e Gisele.*





# AGRADECIMENTOS

---

---

Primeiramente a Deus, por me dispor de saúde e forças para realizar este trabalho.

Aos meus pais, Paulo e Gisele, pelo carinho, pela educação, pelo apoio nas piores horas e por estar sempre presente apoiando minhas decisões.

Aos meus familiares, minhas avós Irene e Maura, meus avôs João Batista e Rui, por sempre estarem comigo e acreditarem em mim.

Em especial ao Professor Titular Denis Vinicius Coury, pelos conselhos, pela orientação e pela amizade.

Ao Professor Ricardo Augusto Souza Fernandes, pela amizade e conselhos que auxiliaram nas resoluções dos problemas durante o trabalho.

Ao Afonso José do Prado, pela amizade e apoio durante a graduação, que me trouxe a oportunidade de realizar este mestrado.

A Vitória, pela paciência e pelo carinho em me apoiar, fazendo com que mesmo nas horas mais complicadas, me sentisse feliz.

Ao Anderson Moraes, pela contribuição e ajuda em todos problemas enfrentados para mitigação da múltipla estimulação, além da amizade desenvolvida durante esse período.

Ao Leonardo Lessa e a todos meus amigos do LSEE, pela ajuda nas soluções dos problemas que pareciam impossíveis, bem como nos momentos divertidos.

Ao Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação da Escola de Engenharia de São Carlos (EESC), que me dispuseram toda infraestrutura necessária para realização do trabalho.

A todos aqueles que contribuíram diretamente ou indiretamente para que fosse possível realizar esse trabalho.

À CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior), pelo auxílio financeiro durante a realização deste trabalho.



*“Nenhum homem realmente produtivo pensa como se estivesse escrevendo uma dissertação.”*  
*(Albert Einstein)*



# RESUMO

GRILO, C. V. C.. **Localização de Falhas em Sistemas Radiais de Distribuição de Energia Elétrica Baseada em Ondas Viajantes**. 98 p. Dissertação de Mestrado – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2023.

Faltas em sistemas de distribuição são prejudiciais em termos da garantia da continuidade do sistema, afetando diretamente os indicadores da qualidade da energia elétrica, que consequentemente acarretam custos financeiros para as concessionárias de energia elétrica e geram desconfortos aos consumidores. Logo, determinar precisamente o local da falta, impacta diretamente no tempo despendido para a manutenção do sistema em um cenário de falta permanente. Diferentemente de um sistema de transmissão, a localização de faltas em sistema de distribuição é muito mais complexa, pois há a presença de ramais laterais nos alimentadores de distribuição, as linhas que compõem o sistema são mais curtas, há presença de cargas não balanceadas e geração distribuída, dentre outros fatores. Muitos algoritmos propostos para essa finalidade, têm base nas técnicas de cálculo da impedância aparente e, por sua vez, enfrentam dificuldades relacionadas à precisão, influências da resistência e do ângulo de incidência da falta, e problemas de múltipla estimação do local da falta. Entretanto, o desenvolvimento da eletrônica de potência permitiu a utilização de frequências mais elevadas, possibilitando a aplicação da teoria de ondas viajantes no sistema de distribuição. Neste trabalho, é proposto um método de localização de faltas baseado na teoria de ondas viajantes, normalmente utilizadas em sistemas de transmissão, aplicadas no sistema de distribuição e um método para redução da múltipla estimação do local de falta, sendo o sistema teste do CIGRÉ adaptado para 60 Hz. Isso porque o método baseado na teoria de ondas viajantes, como observado na transmissão, possui vantagens como: maior precisão, pouca influência da resistência, do ângulo de incidência e do tipo de falta. Na abordagem proposta, são apresentadas duas metodologias. A primeira consiste na localização de faltas utilizando a teoria de ondas viajantes em conjunto com a transformada *Wavelet*. Para isso, são apresentados dois algoritmos: um com dados provenientes de dois terminais e outro com dados provenientes de um terminal, cada um com suas vantagens e desvantagens. A segunda metodologia consiste na mitigação da múltipla estimação do local de falta com base em aprendizado de máquina. Para isso, são apresentados três algoritmos que podem ser aplicados. Resultados promissores foram encontrados, com erros médios inferiores a 1% na estimação da distância e acurácia superior a 90% na mitigação da múltipla estimação.

**Palavras-chave:** Distribuição. Localização de Falhas. Múltipla estimação. Ondas Viajantes.



# ABSTRACT

GRILO, C. V. C.. **Fault Location in Radial Electric Power Distribution Systems Based on Traveling Waves**. 98 p. Master Dissertation – São Carlos School of Engineering, University of São Paulo, São Carlos, 2023.

Faults in distribution systems are harmful in terms of system continuity, affecting indicators of power quality, which consequently entail financial costs for the utilities and hassle for consumers. Therefore, determining the most accurate fault location impacts directly on the time spent for the system maintenance, in a scenario of a permanent fault. Unlike a transmission system, the location of faults in a distribution system is much more complex, as there is the presence of lateral branches in the distribution feeders, the lines that make up the system are shorter, there is the presence of unbalanced loads and distributed generation, among other factors. Many algorithms proposed for this purpose are based on the calculation of the apparent impedance and in turn suffer accuracy-related problems, such as the presence fault resistance, fault inception angle, besides the fact that they have problems related to multiple estimation. However, with the development of power electronics and new analog/digital converters, working at higher frequencies has been an alternative to fault location, making possible the application of the theory of traveling waves in distribution systems. In this work, a method based on traveling waves, usually used in transmission systems, now applied in distribution systems is proposed, as well as an algorithm to reduce the multiple estimation problem. The system test is the CIGRE system adapted to 60 Hz. The method based on travelling waves, as observed in transmission systems, has advantages such as: higher accuracy, little interference with the fault resistance, inception angle and fault type. In the proposed approach, two methodologies are presented. The first one consists of fault location using traveling wave theory in conjunction with Wavelet transform. For this purpose, two algorithms are presented: one having data from two terminals and the other having data just from one terminal, each with its advantages and disadvantages. The second methodology consists of mitigating multiple fault location estimation using machine learning. In order to do this, three algorithms are proposed. Promising results were found, with average errors of less than 1% in distance estimation and accuracy of over 90% in mitigating multiple fault estimation.

**Keywords:** Distribution System. Fault Location. Multiple Estimation. Travelling Waves.





# LISTA DE ILUSTRAÇÕES

---

---

Figura 1 – Custos anuais despendidos em compensações financeiras. . . . .	2
Figura 2 – Exemplificação da múltipla estimação do local da falta. . . . .	14
Figura 3 – Abordagem proposta para localização de faltas com precisão em sistemas de distribuição. . . . .	19
Figura 4 – Representação simplificada de uma linha de transmissão com comprimento L.	21
Figura 5 – Diagrama de Lattice para uma linha de transmissão representada na Figura 4.	22
Figura 6 – Diagrama de Lattice para um sistema de distribuição de três barras. . . . .	23
Figura 7 – Fluxograma do algoritmo proposto para estimação da distância da falta. . .	24
Figura 8 – Processo de filtragem sinal. . . . .	28
Figura 9 – Representação da decomposição do sinal no processo de análise multi resolução.	29
Figura 10 – Representação da <i>wavelet</i> mãe Daubechies 4. . . . .	30
Figura 11 – Exemplificação dos sinais analisados no nível CD1, para obtenção dos tempos de reflexão. . . . .	31
Figura 12 – Representação do problema da múltipla estimação com distâncias. . . . .	35
Figura 13 – Rotina desenvolvida para reduzir o problema da múltipla estimação do local da falta. . . . .	35
Figura 14 – Exemplo de árvore de decisão implementada com características da Tabela 3.	41
Figura 15 – Exemplo de classificação do algoritmo <i>random forest</i> . . . . .	43
Figura 16 – Sistema teste - CIGRÉ. . . . .	48
Figura 17 – Configurações das faltas aplicadas no sistema. . . . .	51
Figura 18 – Coeficientes de detalhe 1 para falta F-T à 1 km da barra 1. Resistência de falta de 0 $\Omega$ e ângulo de incidência de 0°. Dados provenientes de M1 e M2.	54
Figura 19 – Média de erro em função da distância da falta. . . . .	54
Figura 20 – Média de erro considerando resistência de falta igual a 0 $\Omega$ . . . . .	56
Figura 21 – Média de erro considerando resistência de falta igual a 10 $\Omega$ . . . . .	57
Figura 22 – Média de erro considerando resistência de falta igual a 25 $\Omega$ . . . . .	57
Figura 23 – Média de erro considerando resistência de falta igual a 50 $\Omega$ . . . . .	58
Figura 24 – Média de erro considerando ângulo de incidência da falta igual a 0°. . . . .	59
Figura 25 – Média de erro considerando ângulo de incidência da falta igual a 45°. . . . .	59
Figura 26 – Média de erro considerando ângulo de incidência da falta igual a 90°. . . . .	59
Figura 27 – Média dos erros obtidos para cada tipo de falta. . . . .	60
Figura 28 – Comparação da diferença dos tempos de chegada das ondas viajantes referentes ao modo aéreo e ao modo terra. . . . .	62

Figura 29 – Média de erro com dados de um terminal em função da distância da falta. . . . .	63
Figura 30 – Média de erro com dados de um terminal em função da classe da falta. . . . .	64
Figura 31 – Média de erro com dados de um terminal em função da resistência de falta. . . . .	64
Figura 32 – Média de erro com dados de um terminal em função do ângulo de incidência da falta. . . . .	65
Figura 33 – Representação dos sinais de tensão e corrente aferidos pelo medidor M1, considerando o sistema desequilibrado. . . . .	67
Figura 34 – Média de erro com dados de um terminal em função da resistência de falta para os medidores M1 e M2, para o sistema desbalanceado. . . . .	69
Figura 35 – Média de erro com dados de um terminal em função da resistência de falta para os medidores M1 e M3, para o sistema desbalanceado. . . . .	69
Figura 36 – Média de erro com dados de um terminal em função da resistência de falta para os medidores M1 e M4, para o sistema desbalanceado. . . . .	70
Figura 37 – Média de erro com dados de um terminal em função da resistência de falta para os medidores M5 e M6, para o sistema desbalanceado. . . . .	70
Figura 38 – Média de erro com dados de um terminal em função do ângulo de incidência da falta para os medidores M1 e M2, para o sistema desbalanceado. . . . .	71
Figura 39 – Média de erro com dados de um terminal em função do ângulo de incidência da falta para os medidores M1 e M3, para o sistema desbalanceado. . . . .	71
Figura 40 – Média de erro com dados de um terminal em função do ângulo de incidência da falta para os medidores M1 e M4, para o sistema desbalanceado. . . . .	72
Figura 41 – Média de erro com dados de um terminal em função do ângulo de incidência da falta para os medidores M5 e M6, para o sistema desbalanceado. . . . .	72
Figura 42 – Média de erro com dados de um terminal em função da classe da falta, para o sistema desbalanceado. . . . .	73
Figura 43 – Média de erros com dados de um terminal em função do tipo da falta, para o sistema desbalanceado. . . . .	74
Figura 44 – Média de erro com dados de um terminal em função da distância para os medidores M5 e M6, para o sistema desbalanceado. . . . .	74
Figura 45 – Limiares obtidos com a inserção de geração distribuída proveniente de painéis fotovoltaicos, em uma situação sem falta. . . . .	76
Figura 46 – Média dos erros obtidos para cada classe da falta utilizando dois terminais e inserção de geração distribuída no sistema. . . . .	76
Figura 47 – Média de erro considerando a variação da resistência, para os medidores M1 e M2, em função da classe da falta com a inserção de geração distribuída. . . . .	77
Figura 48 – Média de erro considerando a variação da resistência, para os medidores M1 e M3, em função da classe da falta com a inserção de geração distribuída. . . . .	77
Figura 49 – Média de erro considerando a variação da resistência, para os medidores M1 e M4, em função da classe da falta com a inserção de geração distribuída. . . . .	78

Figura 50 – Média de erro considerando a variação da resistência, para os medidores M5 e M6, em função da classe da falta com a inserção de geração distribuída. . . . .	78
Figura 51 – Média de erros considerando a dados provenientes de apenas um terminal, em função da classe da falta com a inserção de geração distribuída. . . . .	79
Figura 52 – Média de erro considerando a dados provenientes de apenas um terminal, em função da classe da falta com a inserção de geração distribuída. . . . .	80
Figura 53 – Matrizes de confusão para faltas monofásicas. . . . .	81
Figura 54 – Matrizes de confusão para faltas bifásicas. . . . .	82
Figura 55 – Matrizes de confusão para faltas bifásicas terra. . . . .	82
Figura 56 – Matrizes de confusão para faltas trifásicas. . . . .	83
Figura 57 – Comparação de desempenho dos três algoritmos utilizados na mitigação da múltipla estimação do local da falta, considerando conjunto de treinamento.	83
Figura 58 – Validação do desempenho dos três algoritmos, com as condições da localização da falta, do algoritmo de mitigação da múltipla estimação, considerando o conjunto de validação. . . . .	85
Figura 59 – Validação do desempenho dos três algoritmos, com as condições da localização da falta, do algoritmo de mitigação da múltipla estimação considerando o sistema com cargas não equilibradas. . . . .	86
Figura 60 – Desempenho do algoritmo de mitigação da múltipla estimação considerando o sistema com cargas não equilibradas e presença de geração distribuída. . .	87



# LISTA DE TABELAS

---

---

Tabela 1 – Lista dos modos 0, $\alpha$ e $\beta$ , e suas respectivas capacidades de detectar faltas segundo Jiang <i>et al.</i> (2000). . . . .	27
Tabela 2 – Lista dos modos 0, $\alpha$ e $\beta$ , e suas respectivas capacidades de detectar faltas segundo testes realizados. . . . .	27
Tabela 3 – Exemplo de conjunto para classificação utilizando a árvore de decisão. . . . .	41
Tabela 4 – Parâmetros das linhas do sistema teste. . . . .	48
Tabela 5 – Pares de medidores utilizados para faltas entre barras, método dois terminais. . . . .	49
Tabela 6 – Medidor utilizado para falta entre barras, método único terminal. . . . .	49
Tabela 7 – Representação do arquivo CSV utilizando na configuração das simulações. . . . .	52
Tabela 8 – Média dos erros obtidos em função da distância e do par de medidor utilizado. . . . .	55
Tabela 9 – Média dos erros obtidos em função da resistência e da classe da falta, por par de medidor utilizado. . . . .	58
Tabela 10 – Média dos erros obtidos em função do ângulo e da classe da falta, por par de medidor utilizado. . . . .	60
Tabela 11 – Média geral dos erros obtidos em função do tipo da falta, por par de medidor utilizado. . . . .	61
Tabela 12 – Média dos erros obtidos em função da distância, com dados de um terminal. . . . .	63
Tabela 13 – Média dos erros obtidos em função da resistência e da classe da falta, com dados de um terminal. . . . .	65
Tabela 14 – Média dos erros obtidos em função do ângulo de incidência e classe da falta, com dados de um terminal, com base no medidor M5. . . . .	65
Tabela 15 – Parâmetros das cargas P-Q trifásicas alocadas no sistema e suas respectivas posições. . . . .	66
Tabela 16 – Parâmetros das cargas P-Q monofásicas alocadas no sistema e suas respectivas posições. . . . .	66
Tabela 17 – Médias da localização utilizando dois terminais, considerando alocação de cargas desbalanceadas, em função da resistência e da classe da falta. . . . .	68
Tabela 18 – Médias da localização utilizando dois terminais, considerando alocação de cargas desbalanceadas, em função do ângulo de falta e da classe da falta. . . . .	68
Tabela 19 – Médias dos erros encontrados por tipo de falta considerando o sistema com cargas não equilibradas e dois terminais. . . . .	68
Tabela 20 – Média dos erros considerando a dados provenientes de apenas um terminal, em função da classe da falta com a inserção de cargas não balanceadas. . . . .	73

Tabela 21 – Média dos erros com dados de um terminal em função do tipo da falta, para o sistema desbalanceado. . . . .	73
Tabela 22 – Médias dos erros encontrados em função da distância da falta considerando algoritmo de um terminal e com inserção de cargas não balanceadas. . . . .	74
Tabela 23 – Parâmetros da modelagem dos painéis fotovoltaicos e do inversor. . . . .	75
Tabela 24 – Médias dos erros encontrados por tipo de falta considerando algoritmo de dois terminais e a inserção de geração distribuída no sistema. . . . .	76
Tabela 25 – Média dos erros considerando a dados provenientes de apenas um terminal, em função da classe da falta com a inserção de geração distribuída. . . . .	79
Tabela 26 – Médias dos erros encontrados em função da distância da falta considerando algoritmo de um terminal e com inserção de geração distribuída no sistema. . . . .	80
Tabela 27 – Média para cada algoritmo de aprendizado de máquina para mitigação da múltipla estimação por tipo de falta, considerando conjunto de treinamento. . . . .	83
Tabela 28 – Média para cada algoritmo de aprendizado de máquina para mitigação da múltipla estimação por tipo de falta utilizando as condições de validação. . . . .	85
Tabela 29 – Média para cada algoritmo de aprendizado de máquina para mitigação da múltipla estimação por tipo de falta utilizando as condições de validação considerando cargas não equilibradas. . . . .	86
Tabela 30 – Média para cada algoritmo de aprendizado de máquina para mitigação da múltipla estimação por tipo de falta utilizando cargas não equilibradas e com presença de geração distribuída. . . . .	87

# LISTA DE SIGLAS

---

---

<b>AB</b>	<i>falta entre fase A e B</i>
<b>ABT</b>	<i>falta entre fase A, fase B e terra</i>
<b>ABC</b>	<i>falta entre fase A, fase B e fase C</i>
<b>AC</b>	<i>falta entre fase A e fase C</i>
<b>ACT</b>	<i>falta entre fase A, fase C e terra</i>
<b>AMR</b>	<i>Análise Multiresolução</i>
<b>ANEEL</b>	<i>Agência Nacional de Energia Elétrica</i>
<b>AT</b>	<i>falta entre fase A e terra</i>
<b>BC</b>	<i>falta entre fase B e fase C</i>
<b>BCT</b>	<i>falta entre fase B, fase C e terra</i>
<b>BT</b>	<i>falta entre fase B e terra</i>
<b>CD1</b>	<i>Coefficiente de Detalhe 1</i>
<b>CIGRÉ</b>	<i>Conselho Internacional de Grandes Redes Elétricas, do francês Conseil International des Grands Réseaux Électriques</i>
<b>CSV</b>	<i>Valores Separados por Vírgula, do inglês Comma-Separated Values</i>
<b>CT</b>	<i>falta entre fase C e terra</i>
<b>CW</b>	<i>Coefficientes Wavelet</i>
<b>Db4</b>	<i>Wavelet mãe Daubechies 4</i>
<b>F-F</b>	<i>Fase-Fase</i>
<b>F-F-F</b>	<i>Fase-Fase-Fase</i>
<b>F-F-T</b>	<i>Fase-Fase-Terra</i>
<b>F-T</b>	<i>Fase-Terra</i>
<b>FFT</b>	<i>Transformada Rápida de Fourier, do inglês Fast Fourier Transform</i>
<b>GD</b>	<i>Geração Distribuída</i>
<b>GPS</b>	<i>Sistema de Posicionamento Global, do inglês Global Positioning System</i>

<b>LoRa</b>	<i>Rede de Área Ampla de Baixa Potência, do inglês Long Range Wide Area</i>
<b>LT</b>	<i>Linha de Transmissão</i>
<b>ML</b>	<i>Aprendizado de Máquina, do inglês Machine learning</i>
<b>OPGW</b>	<i>Fio de Aterramento Óptico, do inglês Fiber Optic Overhead Ground Wire</i>
<b>PRODIST</b>	<i>Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional</i>
<b>QEE</b>	<i>Qualidade da Energia Elétrica</i>
<b>RMS</b>	<i>Raiz do Valor Quadrático Médio, do inglês root mean square</i>
<b>SD</b>	<i>Sistema de Distribuição</i>
<b>ST</b>	<i>Sistema de Transmissão</i>
<b>SVM</b>	<i>Máquina de Vetor de Suporte, do inglês Support Vector Machines</i>
<b>TW</b>	<i>Transformada Wavelet</i>
<b>TWD</b>	<i>Transformada Wavelet Discreta</i>
<b>WEE</b>	<i>Entropia de Energia Wavelet, do inglês Wavelet Energy Entropy</i>
<b>Vp</b>	<i>Velocidade de Propagação</i>



# SUMÁRIO

---

---

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>1</b>
1.1	Motivações e justificativas	2
1.2	Objetivos	3
1.3	Estrutura do trabalho	3
<b>2</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b>	<b>5</b>
2.1	Métodos baseados em componentes de frequência fundamental	5
2.1.1	Algoritmos com dados provenientes de único terminal	6
2.1.2	Algoritmos com dados provenientes de múltiplos terminais	8
2.2	Métodos baseados em componentes de altas frequências	9
2.2.1	Algoritmos com dados provenientes de único terminal	10
2.2.2	Algoritmos com dados provenientes de múltiplos terminais	11
2.3	Métodos utilizados para reduzir a múltipla estimação na localização de faltas	14
2.4	Considerações finais	18
<b>3</b>	<b>ABORDAGEM PROPOSTA PARA LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO</b>	<b>19</b>
3.1	Aquisição de dados	20
3.2	Deteção e classificação da falta	20
3.3	Estimação da distância da falta e das possíveis zonas de múltipla estimação	20
3.3.1	Princípios básicos da localização de faltas usando teoria de ondas viajantes	21
3.3.1.1	Dificuldades nas reflexões e refrações das ondas viajantes	23
3.3.2	Algoritmo para localização de faltas em sistemas de distribuição	23
3.3.2.1	Banco de dados	24
3.3.2.2	Transformação modal	26
3.3.2.3	Transformada <i>wavelet</i>	27
3.3.2.4	Modo de operação	29
3.4	Mitigação da múltipla estimação do local da falta	34
3.4.1	Problema da múltipla estimação do local da falta em sistemas de distribuição	34
3.4.2	Algoritmo para mitigação do problema da múltipla estimação do local da falta	35
3.4.2.1	Base de dados	35

3.4.2.2	Pré-processamento dos dados . . . . .	36
3.4.2.3	Estimativa da região da falta . . . . .	40
3.4.3	Treinamento e validação do algoritmo . . . . .	40
3.4.3.1	Árvore de decisão . . . . .	41
3.4.3.2	<i>Random forest</i> . . . . .	43
3.4.3.3	<i>Extra trees</i> . . . . .	44
3.4.4	Métricas de avaliação do desempenho do algoritmo proposto . . . . .	44
3.4.4.1	Acurácia . . . . .	44
3.4.4.2	<i>F-score</i> . . . . .	45
<b>4</b>	<b>VALIDAÇÃO DA ABORDAGEM PROPOSTA PARA DISTINTAS CONFI- GURAÇÕES DO SISTEMA . . . . .</b>	<b>47</b>
4.1	Sistema teste . . . . .	47
4.2	Parâmetros das simulações . . . . .	49
4.2.1	Parâmetros para estimação da distância do local da falta . . . . .	49
4.2.2	Parâmetros para redução da múltipla estimação do local da falta . . . . .	51
4.3	Resultados para o algoritmo da estimação da distância da falta . . . . .	52
4.3.1	Resultados obtidos considerando dados provenientes de dois terminais . . . . .	53
4.3.2	Resultados obtidos considerando dados provenientes de um terminal . . . . .	62
4.3.3	Resultados considerando o sistema desbalanceado . . . . .	66
4.3.4	Resultados considerando a inserção de geração distribuída . . . . .	75
4.4	Resultados da rotina de mitigação da múltipla estimação do local da falta . . . . .	79
4.4.1	Processo de treinamento e validação do algoritmo proposto . . . . .	80
4.4.2	Resultados considerando sistema com cargas equilibradas . . . . .	84
4.4.3	Resultados considerando o sistema com cargas desequilibradas e sem retreinar o algoritmo . . . . .	85
4.4.4	Resultados considerando o sistema com cargas desequilibradas, presença da geração distribuída e sem retrainar o algoritmo . . . . .	86
4.5	Considerações finais . . . . .	87
<b>5</b>	<b>CONCLUSÕES . . . . .</b>	<b>89</b>
5.1	Trabalhos futuros . . . . .	91
5.2	Publicações realizadas . . . . .	91
	<b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>	<b>93</b>

---

# INTRODUÇÃO

---

Um localizador de faltas, como o seu próprio nome indica, é um dispositivo capaz de estimar com precisão o local da falta em um sistema de potência, e na maioria das aplicações está presente no Sistema de Transmissão (ST). No ST, devido à extensão do mesmo, é intuitivo pensar que as faltas são mais propícias de ocorrer (ALENCAR; SANTOS; PANAZIO, 2020). Contudo, estudos estimam que aproximadamente 80% das interrupções do fornecimento de energia elétrica são causadas por faltas no Sistema de Distribuição (SD) (MOHOD; GHATE, 2012). Então, os SDs também devem ser considerados, pois, devido à sua complexidade também estão sujeitos às inúmeras falhas (GHOLAMI *et al.*, 2020). As faltas que ocorrem em um sistema elétrico de potência podem ser classificadas como permanentes ou transitórias (SILVA; OLESKOVICZ; COURRY, 2005). No caso de faltas permanentes, a localização com precisão tem suma importância para o rápido restabelecimento do sistema, visto que, nesses casos são necessárias intervenções humanas. Dessa forma, a localização precisa da falta tem grande importância para a confiabilidade do sistema e a garantia do fornecimento da energia elétrica (SILOS; VILLAFILA-ROBLES; LLORET-GALLEGO, 2020).

Ao comparar a localização de faltas entre os sistemas mencionados, existem inúmeras dificuldades encontradas na localização de faltas em um SD. As principais dificuldades encontradas no sistema são relacionadas com o aspecto radial do sistema que ocasiona múltiplas estimações do local da falta, seguido da extensão menor dos ramos que influenciam na necessidade de maiores taxas amostrais, quando utilizadas técnicas baseadas na teoria de ondas viajantes. Outro fator importante, é que no SD há um desequilíbrio de tensão entre as fases, é mais frequente a mudança de bitolas e tipos de condutores, além da possibilidade da presença de bancos de capacitores, reguladores de tensão e atualmente há o aumento da Geração Distribuída (GD) (GHOLAMI *et al.*, 2020). Todos esses aspectos levam a uma maior complexidade do sistema e, conseqüentemente, uma maior dificuldade na localização de faltas com precisão. Logo, essas questões motivam pesquisas de novos métodos para localização de faltas nesse sistema.

A Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), por meio dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) - Módulo 8, referente a Qualidade da Energia Elétrica (QEE), estabelece indicadores que garantem a qualidade do fornecimento de energia elétrica até os consumidores finais. Os principais indicadores são: Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora (DIC), Frequência de Interrupção Individual por Unidade Consumidora (FIC), Duração Máxima de Interrupção Contínua por Unidade Consumidora, ou Ponto de Conexão (DMIC) e Duração de Interrupção Individual Ocorrida em Dia Crítico por Unidade Consumidora ou Ponto de Conexão (DICRI) (ANEEL, 2021). Por sua vez, quando há uma violação aos limites estabelecidos, as concessionárias estão sujeitas às sanções previstas pela ANEEL e o usuário final deve ser compensado financeiramente. Os custos despendidos para tais compensações na última década são apresentados na Figura 1, e ultrapassam centenas de milhões de reais, cerca de 500 milhões anuais (ANEEL, 2022). Assim, a rápida localização da falta está diretamente relacionada com a redução de custos gerados por eventos causados devido às falhas, como por exemplo, os curtos-circuitos.

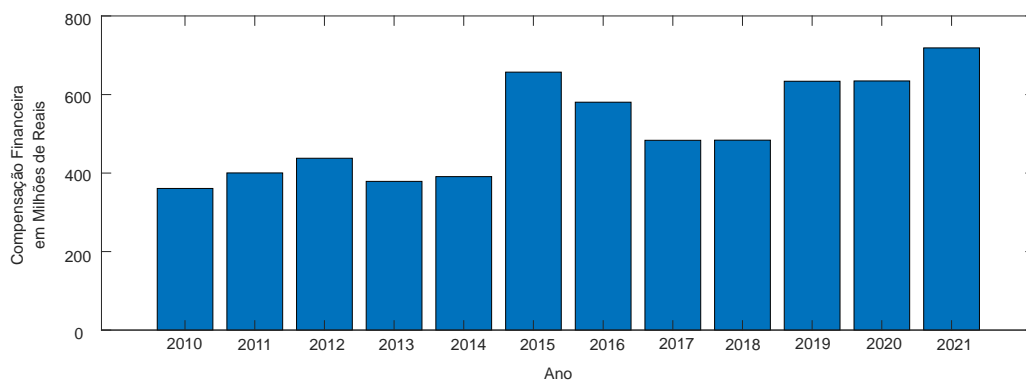


Figura 1 – Custos anuais despendidos em compensações financeiras.

## 1.1 Motivações e justificativas

Um dos métodos tradicionais para localização de faltas em SD é a técnica baseada no cálculo da impedância aparente. O método tem como base, o uso da componente fundamental do sistema, na medição de fasores de tensão e corrente durante a falta. Entretanto, essa técnica, tem problemas relacionados com precisões e alguns fatores. São eles: resistência, ângulo de incidência e tipo de falta. Nos últimos anos, com o desenvolvimento da eletrônica de potência, bem como a redução de preço dos conversores analógicos/digitais, a utilização de frequências amostrais mais elevadas tornou-se acessível. Logo, métodos que necessitam de frequências mais elevadas vêm sendo pesquisados, dentre eles, destacam-se os baseados em altas frequências, utilizando teoria de ondas viajantes.

No SD, além das dificuldades com a precisão nos métodos tradicionais, surgem dificuldades relacionadas às múltiplas estimações. Em métodos baseados no cálculo da impedância

aparente, uma das técnicas para redução desse problema é usar ferramentas inteligentes para distinguir o local da falta diante de diferentes possibilidades.

Apesar da técnica baseada em ondas viajantes atingir uma precisão elevada, por ser um método que estima a distância entre o medidor e o ponto de falta, os problemas relacionados com a múltipla estimação ainda são encontrados. Com o crescente avanço das ferramentas inteligentes, essas podem ser uma alternativa para obter precisões mais elevadas, reduzindo a ocorrência do problema mencionado.

## 1.2 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo abordar a técnica de localização de faltas, utilizando teoria baseada em ondas viajantes em um SD, com base nas componentes de alta frequência injetadas no sistema durante um evento transitório. O mesmo tem ainda como objetivo mitigar problemas relacionados à múltipla estimação do local da falta.

Simplificando, os objetivos específicos deste trabalho podem ser ordenados e resumidos nos seguintes tópicos:

- Desenvolvimento de uma rotina baseada na técnica de ondas viajantes de um e dois terminais para localização de faltas no sistema teste do Conselho Internacional de Grandes Redes Elétricas, do francês *Conseil International des Grands Réseaux Électriques* (CIGRÉ) adaptado para 60 Hz;
- Análise da influência dos parâmetros principais na correta localização da falta, tais como: resistência, ângulo de incidência e tipo de falta;
- Desenvolvimento de uma sub-rotina, com base em aprendizagem de máquinas, com dados provenientes dos medidores de altas frequências para mitigar a múltipla estimação do local da falta;
- Análise da precisão e acurácia alcançada na localização de faltas, ao aplicar a localização e a redução da múltipla estimação.

## 1.3 Estrutura do trabalho

O primeiro capítulo trata de uma introdução do assunto delineado. O segundo capítulo apresenta uma revisão bibliográfica dos métodos baseados na frequência fundamental. Em seguida, é apresentada uma revisão dos métodos baseados em altas frequências. Por fim, é apresentada uma revisão dos algoritmos para redução da múltipla estimação da localização de faltas em SDs.

No terceiro capítulo é apresentada a metodologia proposta para localização de faltas em SDs. Neste capítulo ainda é apresentada a teoria de ondas viajantes e dificuldades encontradas na localização de falta em SDs, seguido do algoritmo proposto para estimação da distância. Tal algoritmo faz uso da teoria de ondas viajantes, com a utilização da Transformada *Wavelet* (TW) como ferramenta para análise dos transitórios gerados durante a falta no sistema. Em seguida é apresentado o algoritmo proposto para mitigação do problema da múltipla estimação do local da falta. Este algoritmo utiliza Aprendizado de Máquina, do inglês *Machine learning* (ML) para determinar a possível região da falta.

No quarto capítulo é mostrado o sistema teste utilizado para validação da abordagem, mostrando as regiões definidas, como elas foram obtidas, todas as condições de faltas analisadas, bem como os parâmetros de simulação utilizados. São também mostrados os parâmetros utilizados na etapa de treinamento do algoritmo proposto para redução da múltipla estimação do local da falta. Ainda neste capítulo são exibidos os resultados e discussões do modelo proposto, considerando as variações de carregamento e a inserção de GD no sistema.

Por fim, no quinto e último capítulo, são apresentadas as conclusões, considerações finais e os possíveis próximos passos como continuação deste trabalho.

---

## REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

---

A análise de faltas em SDs é de grande interesse para pesquisadores e engenheiros da área de sistemas de potência, fomentando pesquisas de novos métodos de localização de faltas. Com base em metodologias desenvolvidas voltadas para o ST, algumas técnicas são propostas para localização de faltas em SDs (IEEE, 2015). Como mencionado, em um SD, diferentemente do ST, o comprimento de cada ramo é menor e inúmeras ramificações do sistemas ocasionam em problemas relacionados com a múltipla estimação da localização de faltas. Uma das técnicas para contornar esses problemas é fazer uso de algoritmos inteligentes em conjunto com taxas amostrais mais elevadas.

A revisão da literatura demonstra duas técnicas fundamentais na localização de faltas em SDs, são elas: os métodos baseados em componentes de frequência fundamental e os métodos baseados nas componentes de altas frequências, também denominados ondas viajantes (IEEE, 2015). A revisão também revela estratégias possíveis para reduzir os problemas relacionados à múltipla estimação do local da falta. Neste capítulo, serão abordados ambos os métodos que podem ser divididos em dois grupos: os algoritmos com dados provenientes de um único terminal e de múltiplos terminais. Ao final há uma seção dedicada aos métodos utilizados para resolver problemas relacionados à múltipla estimação do local da falta.

### 2.1 Métodos baseados em componentes de frequência fundamental

Os métodos que têm como base a frequência fundamental, normalmente fazem uso do cálculo da impedância aparente do sistema durante a falta. A impedância pode ser obtida levando em consideração os parâmetros do sistema, dos fasores de tensão e corrente obtidos por meio de medidores instalados no sistema (GIRGIS; FALLON; LUBKEMAN, 1993). Apesar de simples implementação, essa técnica normalmente tem limitações relacionadas à precisão, e sofre com

influências da resistência de falta, ângulo de incidência da mesma, tipo de falta, dentre outros fatores.

### **2.1.1 Algoritmos com dados provenientes de único terminal**

Girgis, Fallon e Lubkeman (1993) propõem um algoritmo baseado no cálculo da impedância para localização de faltas em redes de distribuição rurais. As informações utilizadas são os sinais de tensão e corrente obtidas em um terminal para localizar faltas no alimentador principal e em um ramal lateral monofásico. Na condição proposta, as cargas são consideradas como impedâncias constantes, desconsiderando sua natureza dinâmica. Os fasores de frequência fundamental de tensão e corrente são obtidos por meio da estimação ótima recursiva. A distância do ponto de falta à subestação é obtida pela análise da impedância aparente.

Das, Sachdev e Sidhu (1995) apresentam uma técnica para localização de faltas em redes de distribuição baseada em impedância com medição apenas em um terminal da rede. A técnica é adequada para redes não-homogêneas, como exemplo as redes compostas por bancos de capacitores, derivações com cargas variáveis e ramais laterais. O processo de localização de faltas consiste em obter os fasores de tensão e corrente medidos durante a falta. No modelo, uma das vantagens apresentadas é o processamento *online*, em que, após um intervalo de tempo pré-definido, acontece a estimação dos fasores de tensão e corrente e, em seguida, é realizada a classificação do tipo de falta. As informações pré e durante a falta, das cargas e dos parâmetros da rede, são armazenadas em um banco de dados para posteriormente serem utilizados na estimação do local da falta, em modo *offline*. Como proposto por Girgis, Fallon e Lubkeman (1993), as cargas também são modeladas como impedância constante e os parâmetros são calculados através dos valores pré-falta de corrente e tensão nas cargas.

Das, Sachdev e Sidhu (2000) apresentam uma técnica com base nos sinais de tensão e corrente de um terminal obtidos durante o pré e pós-falta. Com base em informações dos parâmetros da rede, o primeiro passo do modelo é estimar uma pré-localização de falta. Em sequência, são ignorados todos os ramais laterais conectados entre o medidor e o possível local da falta, considerando-se apenas as cargas presentes nos ramais laterais, alocadas no ponto onde eles estão conectados. O efeito das cargas é compensado a partir das informações de corrente das mesmas. Em seguida, estimam-se tensão e corrente no local da falta, que são utilizadas posteriormente para determinar sua localização. Com esse algoritmo proposto, é possível localizar a falta com precisão, mesmo em situações em que a resistência de falta é elevada. Contudo, problemas relacionados com a múltipla estimação foram encontrados ao considerar faltas nos ramos laterais.

Lee *et al.* (2004) propõem um método também baseado no cálculo da impedância aparente, com medições provenientes de um único terminal para SDs radiais. Essa operação acontece em conjunto com a estrutura de diagnóstico de faltas. Exemplificando os passos, primeiramente, são identificados os prováveis locais da falta a partir da estimação iterativa



das correntes de carga e de falta para cada seção da rede. Posteriormente, a localização real da falta pode ser determinada com a comparação de padrões de corrente. Por fim, caso ainda seja necessário, analisam-se as cargas que foram interrompidas pela atuação do sistema de proteção para eliminação da falta, utilizando valores obtidos através de medições e simulações. Novamente, como nos métodos propostos por Girgis, Fallon e Lubkeman (1993) e Das, Sachdev e Sidhu (2000) as cargas são consideradas como impedâncias constantes.

Salim *et al.* (2009) apresentam uma técnica de localização de faltas utilizando o cálculo da impedância aparente para SDs generalizados. Isso porque segundo os autores, a maioria dos SDs possuem a característica de seus alimentadores possuem ramais laterais, linhas assimétricas, operação altamente desbalanceada e cargas variáveis no tempo. Dessa forma, os métodos tradicionais enfrentam dificuldades na correta localização. O método proposto pelos autores utiliza apenas tensões e correntes medidos na subestação como parâmetros de entrada de dados. O perfil de carga é estimado por meio dessas medições. Para validação é utilizado simulações em um sistema real de distribuição da Companhia Estadual de Distribuição do Rio Grande do Sul (CEEE-D). Os resultados alcançados demonstram robustez do método em relação ao tipo de falta e nos problemas encontrados na técnica clássica como distância, resistência e ângulo de incidência da falta. A solução foi implementada na operação de distribuição da CEEE-D.

You *et al.* (2013) propõem um método de localização de faltas utilizando o cálculo da impedância aparente por meio da análise direta do circuito trifásico. Os dados são provenientes de um único terminal e o método utilizado é o *Newton-Raphson Method*. O algoritmo ainda faz uso da modelagem de circuitos  $\pi$  para eliminar o efeito capacitivo dos alimentadores, desta forma os valores de tensão e corrente são obtidos iterativamente. Para validação, foram realizadas simulações em *software* PSCAD<sup>TM</sup>/EMTDC<sup>TM</sup> utilizando como sistema teste o IEEE-34 barras. Como resultado há uma boa precisão e uma alta robustez do algoritmo.

Dashti *et al.* (2018) apresentam um algoritmo para localização de faltas aplicado em SDs a quatro fios. No modelo proposto, o quarto fio é modelado em circuito  $\pi$  equivalente da rede. Esse algoritmo se mostrou capaz de localizar qualquer tipo de falta, com base nos sinais de tensão e corrente obtidos por meio de um único terminal ou com dois terminais e com os parâmetros da rede. No início de cada seção da rede, assume-se que os valores de tensão e corrente são conhecidos ou podem ser calculados. Assim, esses podem ser aplicados no método proposto para estimar o local da falta. O processo de localização da falta é realizado em etapas, sendo a primeira a classificação do tipo da falta. Essa é obtida com base nas informações fornecidas pelos relés da subestação. Em seguida, são determinadas as impedâncias equivalentes das cargas, que serão utilizadas na última etapa, em que, com base no tipo de falta e nos dados já conhecidos, é estimado o local da falta.

Aboshady, Thomas e Sumner (2019) propõem um sistema aprimorado de localização de faltas com base na técnica de impedância aparente. Para isso são utilizados componentes de altas frequências e a falta é modelada como uma fonte de tensão que injeta componentes

de altas frequências no sistema. Dessa forma, os autores conseguem fazer a análise desses componentes injetados no sistema. A aquisição dos sinais é realizada apenas na subestação. Para validação foi utilizado o sistema teste IEEE-34 barras, modelado em parâmetros distribuídos a fim de contabilizar os efeitos indutivos e capacitivos da linha. O sistema foi escolhido por ser baseado em um sistema real, que possui características típicas como seção de alimentadores não homogêneos, linhas assimétricas, cargas desbalanceadas, ramais laterais monofásicos e trifásicos. Os autores ainda realizaram a variação dos parâmetros ângulo de incidência, de 5 a 160 graus, e resistência de falta, de 0 a 100 Ohms, para verificar a influência. O erro médio encontrado é inferior a 50 metros.

### 2.1.2 Algoritmos com dados provenientes de múltiplos terminais

Zhang, Pan e Sang (2004) propõem uma abordagem para localização de faltas em redes de distribuição não aterradas ou aterradas em bobina de Petersen. No modelo, a classificação de faltas é obtida com dados fornecidos pelos relés de proteção e indicadores de faltas. As faltas podem ser localizadas *online* ou *offline*. Na técnica *offline*, é injetado um sinal de tensão no alimentador desenergizado para garantir a quebra do isolamento no ponto de falta, posteriormente é realizada a etapa *online*. Um gerador de sinal de diagnóstico é usado para injetar um sinal de sequência zero. O sinal então é somado às correntes trifásicas e como resultado obtém-se uma corrente residual diferente de zero. A distância estimada é obtida por meio do cálculo da impedância aparente, utilizando as tensões e correntes de sequência zero.

Por outro lado, He *et al.* (2014) apresentam um modelo de localização de faltas em SDs baseados em medições sincronizadas em dois terminais do alimentador. O modelo é capaz de reduzir as influências da resistência de falta, por meio das posições dos medidores, o modelo apresenta duas possibilidades para localizar faltas. No primeiro modo, é levada em consideração a falta entre duas medições, em que a resistência e o local da falta são adquiridos por meio de um método de dois terminais, cada um em uma extremidade da rede. No segundo caso, são consideradas as faltas à jusante das medições. Nesse cenário, a posição e a resistência de falta são obtidas por meio da técnica baseada em impedância que, por sua vez, utiliza medições de apenas um terminal. Por fim, são realizadas análises e o local da falta é estimado por meio do ramo em que a resistência de falta é diferente de zero.

Apostolopoulos *et al.* (2022a) apresentam um método composto por duas formulações alternativas para localização de faltas em SD radial balanceado ou não, com ou sem geração distribuída. O método proposto consiste em medições com dados provenientes de dois terminais. No primeiro algoritmo são utilizados dados sincronizados de tensão trifásica aferidos em dois terminais do sistema. Nesse caso, é aplicada a teoria fundamental de análise baseada em matriz de impedância de barramentos e obtidas as variações de tensão para localizar o ponto de falta. Já no segundo algoritmo, também é utilizada a matriz de impedância, contudo é combinada com expressões que correlacionam medições não sincronizadas de tensão e corrente em dois

pontos do sistema. O método ainda propõe uma solução para reduzir problemas decorrentes da múltipla estimação do local da falta. Para validação do método foram utilizados três sistemas testes, IEEE-34 barras, um sistema real de média tensão de Grevena (NIKOLAIDIS *et al.*, 2016) e o IEEE-123 barras. Após inúmeras simulações em *software* EMTP-RV, alcançaram bons desempenhos para a localização de faltas, mesmo com inúmeras condições de faltas, tais como: condições de carga no pré-falta, resistência de falta e erros de medição.

Como continuação, Apostolopoulos *et al.* (2022b) apresentam um localizador de falta para SD desbalanceado com geração distribuída de qualquer natureza. O algoritmo proposto tem base na análise de curto-circuito trifásico e utiliza medições não sincronizadas de tensão e corrente nos pontos de conexão das fontes do sistema. Outra vantagem do modelo é as impedâncias das fontes não precisarem estar incluídas na formulação da matriz de impedância do barramento. O algoritmo é capaz de estimar com precisão o local, o ângulo de incidência e a resistência da falta. Segundo os autores, os resultados de extensos estudos realizados em sistema teste IEEE-34 barras, demonstraram a capacidade do algoritmo de estimar faltas em diversos cenários podem interferir na sua precisão.

Keshavarz *et al.* (2022) propõem um método de localização de faltas baseado em cálculo da impedância aparente, com dados oriundos de tensão e corrente registrados em determinados locais do sistema. Após os cálculos são selecionados possíveis locais de falta, e então essas faltas são simuladas e um banco de dados *online* é gerado. São aplicadas estratégias de TW, transformada de Fourier e um algoritmo de ML, Máquina de Vetor de Suporte, do inglês *Support Vector Machines* (SVM), para determinar o ponto de falta. Na validação do modelo, é utilizado um SD com alimentador real utilizando análise de erros por meio de processo estocástico gaussiano. A precisão do método foi avaliada sob diferentes condições de faltas e parâmetros que afetam a localização, tais como: resistência e ângulo de incidência de falta.

## 2.2 Métodos baseados em componentes de altas frequências

Os algoritmos que têm base nas componentes de alta frequência, são fundamentados na teoria de ondas viajantes. Com base na medição do tempo de propagação da onda do ponto de falta ao terminal de monitoramento, é possível estimar a distância da falta. Esses algoritmos podem ser aplicados com dados de um único terminal ou inúmeros terminais. Como desvantagem desta aplicação, tem-se o custo de implementação, que vem diminuindo ao longo dos anos devido aos avanços tecnológicos, principalmente da eletrônica de potência. Como vantagem da metodologia, destaca-se a precisão elevada e a pouca influência decorrente da resistência e do ângulo de incidência da falta.

### 2.2.1 Algoritmos com dados provenientes de único terminal

Magnago e Abur (1999) propõem um algoritmo de localização de faltas para SDs utilizando sinais de altas frequências amostrados, durante a falta, em uma taxa de 25 kHz na subestação. Segundo os autores, as ondas viajantes terão diferentes características na subestação a depender do número de conexões na rede. Ainda, segundo eles, as aparências são visíveis apenas nas componentes de altas frequências e são atenuadas em métodos de frequência fundamental. Desta forma, os autores fazem uso dessas características, em conjunto com a TW para diferenciar o local da ocorrência, mesmo para falta a uma mesma distância da subestação. Então, a localização é feita em duas etapas, uma utilizando os componentes de altas frequências para determinar o ramal lateral por meio das diferentes características que diferenciam o ramal lateral em falta. A segunda, é a localização exata, que utiliza as técnicas convencionais de estimação com base em fasores para sistemas estritamente radiais. O método proposto é validado por meio de simulações em um SD próprio de duas barras em *software* computacional ATP/EMTP.

Thomas, Carvalho e Pereira (2003) apresentam um método de localização de faltas utilizando a teoria de ondas viajantes com dados provenientes de um terminal. No algoritmo proposto são analisados os sinais de corrente na ocorrência da falta, amostrados a uma frequência de 1,25 MHz. Para identificação do transitório é utilizada uma função de correlação cruzada. Já as tensões, são estimadas utilizando o método de modelagem de Linha de Transmissão (LT), enquanto a distância até a falta é calculada por meio da função de correlação cruzada. Para validação são realizadas simulações em *software*, utilizando parte do sistema da Centrais Elétricas de Santa Catarina (CELESC), e um teste em campo com um sistema de 23,8 kV.

Borghetti *et al.* (2008) propõem um modelo baseado nas diferentes velocidades de propagação que são definidas pelas diversas características das ondas de altas frequências decorrentes de uma falta. Na abordagem, é utilizada a TW contínua dos sinais de tensão, amostrados a uma frequência de 10 MHz, coletados durante a falta. O sistema teste utilizado é o IEEE-34 barras. No modelo, são propostas variações de translação e compressão, da *wavelet* mãe Morlet, como um recurso para representar melhor as formas de ondas transitórias originadas da falta.

Liang *et al.* (2015) apresentam um método baseado em um único terminal, que leva em consideração a distinção de vários ruídos transitórios, utilizando a TW como ferramenta para distingui-los, reconhecer o tempo da chegada do sinal transitório, obter alta resolução no domínio do tempo e da frequência, bem como concentrar as variações em uma janela. A análise tem como objetivo verificar a melhor *wavelet* mãe para análise de transitórios em uma rede de distribuição. Para isso, foi proposto um SD radial próprio com tensão e frequência nominal de 110 kV e 50 Hz respectivamente, dispondo de três alimentadores, localizados a 23, 30 e 50 km. A taxa amostral utilizada foi de 10 MHz.

Segundo estudos, a melhor família das *wavelets* para essa análise é a Daubechies, em

especial as com suportes 3 a 9. Nas análises, as *wavelet* mãe Daubechies de suporte 5 e 6 representam melhor os sinais transitórios decorrentes das faltas, isso porque conforme a ordem aumenta, apesar de ocorrer uma melhora na resolução do domínio da frequência, ocorre uma piora na resolução do domínio do tempo.

Shi *et al.* (2018) apresentam um método que unifica a atuação de dispositivos de proteção com o sistema de localização de faltas. No modelo, são utilizadas informações provenientes de ondas viajantes injetadas na rede por meio da atuação do sistema de proteção. Com isso, utilizam-se informações de pré-falta, pós-falta e informações dos parâmetros da rede, para estimar a distância de falta até o medidor. Para análise dos dados, o modelo faz uso da transformada *wavelet* de módulo máximo como ferramenta para análise da descontinuidade e o uso da transformação modal de Karrenbauer. Tais ferramentas são utilizadas com base nos sinais provenientes da operação de religamento dos disjuntores, que são calculadas as diferenças de tempos entre o religamento e a chegada da onda viajante refletida. A amostragem do modelo é definida em 1 MHz.

Kumar e Saxena (2019) propõem um algoritmo com objetivo de localizar uma falta com alta velocidade, com alta precisão e que não dependa das condições do sistema. Para isso, faz uso da técnica de ondas viajantes com dados provenientes de um único terminal, amostrados a uma taxa de 1 MHz. O algoritmo proposto é dividido em três etapas principais. Na primeira etapa, é realizada a detecção e classificação da falta, utilizando a Entropia de Energia *Wavelet*, do inglês *Wavelet Energy Entropy* (WEE) e a magnitude do componente relacionado à falta Fase-Terra (F-T). No segundo estágio, os módulos máximos dos coeficientes *Wavelet* do modo aéreo são comparados com cada resultado do ponto de interconexão lateral de cada trecho. O primeiro pico do módulo, possui magnitude maior que os coeficientes obtidos no ponto de interconexão de outras laterais que não ocorreram as faltas. Logo, com essa comparação estima-se o trecho de falta. Na última etapa, ocorre a estimação do local da falta com base na pré-localização anterior.

### **2.2.2 Algoritmos com dados provenientes de múltiplos terminais**

Bo *et al.* (1996) apresentam uma técnica para localização de faltas em redes de distribuição subterrâneas e aéreas, com base em medições em dois terminais. As informações coletadas são obtidas por meio de um dispositivo próprio desenvolvido pelos autores, denominado de Unidade de Localização de Faltas. Tal dispositivo tem a capacidade de capturar transitórios de altas frequências decorrentes de distúrbios elétricos na rede. A frequência de amostragem do equipamento é ajustada de 1 MHz a 10 MHz, conforme a necessidade do local. Além dos sinais amostrados, o modelo necessita de parâmetros da rede para que possa ser estimada a Velocidade de Propagação ( $V_p$ ) na linha. Como resultados, os parâmetros: tipo de falta, resistência e ângulo de incidência não tiveram influências sobre os valores, contudo, questões relacionadas a ruídos interferiram na precisão. Outro fator que influenciou os resultados foi a taxa de amostragem, visto que está diretamente relacionada com a precisão. Em outras palavras, verificou-se que para

alcançar uma precisão de aproximadamente 10 metros, em uma simples linha aérea, é necessária uma taxa de amostragem superior a 20 MHz. Entretanto, para cabos subterrâneos é possível obter uma precisão de 5 metros com 200 kHz de taxa de amostragem. Em ambos os casos analisados, erros relacionados à  $V_p$  média são insignificantes.

Bo *et al.* (1998) apresentam uma técnica de localização de faltas em SD, baseada em transitórios gerados durante a falta, com uso de Sistema de Posicionamento Global, do inglês *Global Positioning System* (GPS). No modelo proposto, o dispositivo de detecção de transitórios decorrente de faltas é especialmente projetado, um receptor GPS é conectado à linha de energia através de um capacitor de acoplamento. O localizador é instalado em cada barramento para capturar os sinais transitórios, de alta frequência, de tensão e registrar o instante da falta com o tempo aferido pelo GPS. A estimativa da distância da falta é realizada por meio da comparação dos tempos aferidos.

Nouri, Wang e Davies (2001) propõem um método de localização para SDs que têm cargas chaveadas. O algoritmo tem base na teoria de ondas viajantes de dois terminais e requer a utilização da tecnologia GPS para sincronização de dados, além de necessitar de um sistema de comunicação confiável. No processamento de dados, o algoritmo é dividido em etapas, sendo a primeira delas, a amostragem e a aplicação da transformação modal de Clarke, para decompor o sinal de tensão em componentes modais. Posteriormente o algoritmo faz uso da TW para detectar transitórios provenientes de distúrbios elétricos. Ainda na detecção, são armazenados os tempos de chegada das frentes de ondas aos medidores, permitindo assim a localização de falta com base na diferença entre os tempos.

Zheng *et al.* (2004) propõem uma abordagem de localização de faltas do tipo F-T, em sistemas não efetivamente aterrados. Na abordagem, após a falta, o sinal de impulso de alta tensão é injetado no início do ramo defeituoso e a onda refletida é obtida. No modelo, a distância da falta pode ser estimada pela análise da onda viajante refletida utilizando a TW como ferramenta para obter os instantes das reflexões de ondas. Essa abordagem proposta pode não só estimar a distância da falta, mas após a estimação do local faltoso calcular o ramal em que ela se encontra por meio das características extraídas dos sinais. A localização de faltas, com o método proposto, não sofre influências dos limites do ângulo de incidência e pode superar problemas devido ao impacto da resistência de aterramento.

Ngaopitakkul *et al.* (2010) apresentam um algoritmo para localização de faltas em SDs subterrâneos utilizando a teoria de ondas viajantes em conjunto com a Transformada *Wavelet* Discreta (TWD) utilizando medições em dois terminais. No modelo proposto os sinais de corrente, amostrados a uma taxa de 200 kHz, são aplicados na transformação de Clarke e após aplicados na TW com escala variável de 1 a 5 utilizando a *wavelet* mãe Daubechies 4. O modelo foi validado por meio de simulações computacionais, sistema próprio de 30 km com duas barras, em *software* ATP/EMTP variando local da falta, ângulo de falta e para diversas resistências de faltas.

Robson, Haddad e Griffiths (2014) apresentam um método baseado em teoria de ondas viajantes para localização de faltas em redes radiais. No modelo, é considerado que todas as ondas viajantes possuem a mesma  $V_p$  e dessa forma é possível eliminar a dependência entre a posição da falta e as ondas viajantes. O modelo proposto faz uso de inúmeros medidores, sendo cada um deles alocado em uma barra da rede. Dessa forma, permite que em qualquer ponto do sistema seja analisado, o que simplifica problemas relacionados à múltipla estimação, encontrados em redes ramificadas. Todos os equipamentos nas barras têm a capacidade de detectar o instante de chegada de uma onda viajante e são sincronizados por meio da tecnologia GPS. Por fim, o algoritmo funciona comparando os instantes de tempo mensurados pelos medidores com o tempo esperado para cada posição de falta.

Para casos em que a falta seja Fase-Fase (F-F), não envolvam a terra e tenham uma baixa impedância, as reflexões observadas no terminal oposto são insignificantes. Desta forma, o método de um único terminal pode ser utilizado e nesse caso a sincronização de dados não é necessária. Para demais casos, dependendo do local da incidência, a primeira reflexão pode ser do terminal oposto. Para isso, é necessária uma manipulação matemática para correta distinção, além de fazer uso de dois terminais. Nesse caso, a sincronização de dados é necessária e ocorre com auxílio do GPS.

Vigni *et al.* (2017) apresentam um dispositivo de baixo custo para localização de faltas em SD. O dispositivo faz parte de um sistema que deve possuir instaladas várias unidades em pares nas extremidades de cada ramo, sendo que seu baixo custo justifica a utilização de inúmeros dispositivos. Além disso, a utilização de inúmeros dispositivos, auxilia no monitoramento do sistema. A abordagem da localização é baseada na teoria de ondas viajantes com dados obtidos em dois terminais. Para comunicação, a rede faz uso da tecnologia Rede de Área Ampla de Baixa Potência, do inglês *Long Range Wide Area* (LoRa), permitindo assim o uso de uma rede sem fio com três características: baixa potência, baixa taxa de bits e longo alcance. Como resultados, a abordagem está sendo validada na prática por meio da *Prysmian Electronics* e futuros avanços são esperados.

Cheng, Wang e Wang (2022) propõem um método de localização de faltas em redes de distribuição baseado na matriz de tempo das ondas viajantes de faltas, visando melhorar a velocidade, precisão e confiabilidade da localização. Primeiro, é estabelecida uma matriz de tempo inerente de acordo com a topologia normalizada da rede de distribuição alvo e uma matriz de tempo pós-falta é obtida pela extração de dados de cabeçalho das ondas iniciais dos dispositivos de detecção de ondas viajantes. Em seguida, é obtida uma matriz de determinação de tempo usando a operação de diferença entre as duas matrizes. As características da matriz de determinação de tempo são usadas para identificação da seção de falta e cálculo da distância de falta, a fim de localizar faltas com precisão. O método é modificado considerando benefícios econômicos, por meio da configuração ótima de dispositivos de detecção de ondas viajantes ao calcular distâncias de falta. Os resultados da simulação mostram que o método proposto tem boa

adaptação, com maior precisão na localização de faltas do que outros dois métodos típicos. Ele pode lidar com faltas em ramos inválidos, e a taxa de erro é inferior a 0,5%, mesmo com DGs conectados.

## 2.3 Métodos utilizados para reduzir a múltipla estimação na localização de faltas

Como mencionado anteriormente, uma das diversas condições que dificultam a localização de faltas em um SD é a presença de ramais laterais. Para localizadores baseados em distância, como por exemplo: método de impedância aparente ou ondas viajantes, esses estimam a distância da subestação até o ponto de falta. Por sua vez, quando há mais de um caminho possível com a mesma distância, ocorre a múltipla estimação do local da falta, conforme exemplificado por meio da Figura 2.

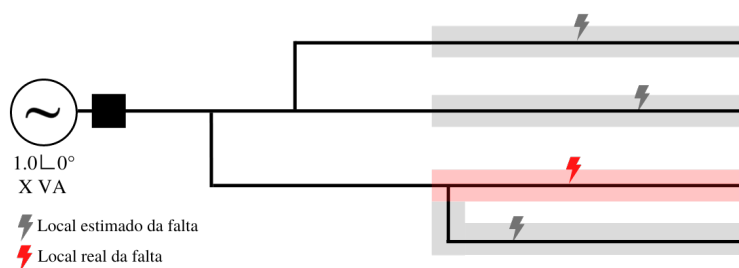


Figura 2 – Exemplificação da múltipla estimação do local da falta.

Zhu, Lubkeman e Girgis (1997) apresentam um modelo para localização de faltas em tempo real para um SD. O método proposto é capaz de identificar com precisão o local da falta, baseado na integração de informações disponíveis com dados disponíveis em um banco de dados. O método abordado é capaz de analisar faltas temporárias e não somente faltas resultantes, segundo o autor, de um fusível queimado. O algoritmo utilizado tem base na análise estacionária da rede de distribuição. Para lidar com as incertezas impostas pelo SD, o algoritmo foi adaptado para estimar a região de falta com base em modelagem e análise probabilística, devido ao SD radial enfrentar problemas de múltiplas possibilidades do local da falta, que podem ser estimadas quando há apenas medições na subestação. Para solucionar esse problema, o trabalho utiliza um algoritmo de diagnóstico de faltas e classificação dos possíveis locais de faltas integrado com as medições disponíveis no sistema. Os resultados encontrados através de simulações indicaram a viabilidade prática do método.

Mak (2006) propõe um método para mapear interrupções baseado no *Automated Meter Reading*. O modelo pode ser bastante simplificado no quesito de comunicação, mostrando vantagens exclusivas da tecnologia de comunicação em linhas de energia de baixa frequência. Em particular, essa tecnologia faz uso das faixas de 200 – 650 Hz, que segundo o autor, quando



sobrepostas à forma de onda de 60 Hz, apresentam vantagens adicionais que simplificam ainda mais a detecção e o mapeamento da interrupção. No modelo, os dispositivos inteligentes são utilizados na subestação de distribuição para monitorar qualquer distúrbio não esperado da rede. Usando um algoritmo próprio, são processadas as informações capturadas pelo medidor, permitindo assim que seja localizada a região de falta do sistema. No modelo proposto, é possível obter um resultado rápido com base em qual dispositivo de proteção atuou, com isso relacionar ao mapa do circuito para localizar a área faltosa. Como desvantagem, há o custo de implementação e instalação desses dispositivos.

Han *et al.* (2007) apresentam um método para localização de faltas em SDs aéreos e radiais, com medição em um único terminal por meio da análise de estado estacionário do sinal. O método tem como base a análise de dois sinais senoidais de diferentes frequências que são injetados na linha. Por fim, medidores de tensão e corrente alocados na extremidade do sistema, através de cálculos de equações não lineares para parâmetros distribuídos são obtidas as possíveis distâncias e resistências de faltas. Para solução do problema da múltipla estimação, é utilizada a extração de características para distinguir o real local da falta de pseudo-locais. Entretanto, o método foi validado apenas para faltas do tipo F-T.

Mora-Florez, Morales-España e Perez-Londoño (2009) apresentam um método para localizar a zona faltosa, no SD, baseado em aprendizagem de máquinas de vetor de suporte, *k*-vizinhos mais próximos. O principal objetivo do trabalho é reduzir a múltipla estimação em um SD, oriundo dos problemas dos métodos tradicionais de estimação de distância do local da falta com dados provenientes de um único terminal na subestação. Para isso, o algoritmo utiliza um conjunto de características extraídas do sinal na frequência fundamental dos sinais de tensão e correntes aferidas na subestação. O trabalho avalia o desempenho das inúmeras combinações de características considerando os 11 tipos de faltas, com diferentes resistências de faltas. Como resultado, o método requer um investimento mínimo e é adequado para operar em conjunto com métodos clássicos baseados no cálculo da impedância aparente.

Morales-España, Mora-Florez e Vargas-Torres (2009) introduzem um conceito para reduzir múltipla estimação em SDs radiais, com base em localizadores de falta baseados em impedância. O modelo utiliza medições disponíveis de tensão e corrente na subestação, em que três sistemas testes são utilizados para verificar o ramal lateral em falta. Como resultado, é possível realizar essa localização da zona em falta com grande precisão, com dados provenientes de medição da subestação.

Kezunovic (2011) apresenta uma metodologia para localização de faltas baseada em dispositivos inteligentes alocados em pontos da rede. Na metodologia, ainda há uma comparação realizada para obter uma melhoria na precisão por meio da coleta em abundância de dados da rede. Apesar de solucionar o problema de localização de faltas, o método proposto necessita de grande quantidade de medidores instalados por toda rede, levando a um custo elevado de implementação.

Trindade, Freitas e Vieira (2014) propõem uma técnica de localização de faltas que tem base em medidores inteligentes com capacidade de monitorar o afundamento de tensão. Para isso, são realizadas medições de tensão determinadas barras do sistema. A estimativa do local da falta, é realizada através do desvio de tensão medido por cada medidor em conjunto com a corrente de falta calculada com base na matriz de impedância da barra, considerando a falta em diferentes posições do sistema. As cargas são representadas por modelos de impedância constante e incluídas na matriz de impedância do sistema. Nesse modelo, apesar de solucionar problemas relacionados à múltipla estimação, o método depende de medições em determinados ponto do sistema, que por sua vez, são proporcionais ao número de barras do sistema.

Ramírez-Ramírez, Arrieta-Giraldo e Mora-Florez (2014) continuam o método proposto por Morales-Espana, Mora-Florez e Vargas-Torres (2009), apresentando modificações que aumentam a robustez da metodologia utilizada. Nessa abordagem, são utilizadas também medições disponíveis na subestação e os testes continuam sendo realizados em diversos sistemas. No modelo, são analisadas as influências da resistência de falta e a corrente de carga na localização de falta. Os resultados obtidos são satisfatórios mesmo em faltas da ordem de 40  $\Omega$ .

Bahmanyar (2016) apresenta um modelo de localização de faltas com base no máximo de medições disponíveis no sistema. O método inicialmente localiza a barra mais próxima por meio de um algoritmo baseado na estimativa de estado iterativo. Posteriormente, é executada uma rotina que examina todos os ramais conectados nessa barra a fim de localizar a falta. Para validação do modelo proposto são realizadas simulações em um SD real de 13,8 kV e 134 barras, em diferentes situações de faltas. Os resultados comprovam a precisão mesmo com dados medidos incertamente, comprovando a aplicação em qualquer rede de distribuição com ramais laterais, derivações de carga e linhas heterogêneas. Assim como os métodos anteriormente apresentados, a desvantagem é a necessidade de dados de inúmeros medidores.

Jamali, Bahmanyar e Bompard (2017) apresentam um método baseado em estimativa de estado por meio de medidores inteligentes para localização de faltas em SDs. Segundo os autores, o método possui um algoritmo simples e não necessita do conhecimento do tipo de falta. O algoritmo utiliza a técnica de extração de dados na matriz de ponderação variável para encontrar o local da falta. Assim como proposto por Bahmanyar (2016), para validação os autores utilizaram simulação em uma rede real de 13,8 kV e 134 barras. Os resultados apontam um bom desempenho sob erros de medições e carga de dados para diferentes números de medidores inteligentes instalados no sistema. Como apresentado por Bahmanyar (2016), a desvantagem da técnica é a necessidade de inúmeros medidores a depender do tamanho do sistema.

Trindade e Freitas (2017) apresentam uma técnica de localização de faltas baseada em impedância, com dados de tensão e corrente coletados por medidores inteligentes, para fornecer uma abordagem eficiente na localização de faltas em um SD radial. O método é uma continuação do modelo apresentado por Trindade, Freitas e Vieira (2014). No modelo proposto, é considerado o método de estimação de falta baseado em impedância. Esse apresenta problemas relacionados

à múltipla estimação do local da falta. Para identificar corretamente o ramo faltoso, são utilizadas medições de tensão, dessa forma são criadas zonas de baixa tensão. Mesmo com a redução no custo de implementação diante ao método proposto por Trindade, Freitas e Vieira (2014), a precisão do método está relacionada com a quantidade de medidores alocados no sistema.

Reche *et al.* (2019) propõem uma abordagem para reduzir o efeito de múltipla estimação de algoritmos de localização de falta. Para isso, o sistema teste utilizado é o IEEE-34 barras. O modelo considera reduzir o efeito em técnicas de localização de falta que utilizem a estimativa de distâncias em alimentadores de distribuição radial. A abordagem foi baseada na técnica Mineração de Dados, do inglês *Data Mining of Code Repositories* (DAMICORE), e executada sob computação em nuvem. Para os dados do sistema, tensão e corrente, são recebidos por meio da nuvem utilizando medidores inteligentes e registradores de perturbação. Assim, com as informações é possível obter um vetor de características originário dos sinais. A nuvem é responsável pela execução do DAMICORE, para definir as relações entre os eventos faltosos.

Sousa *et al.* (2019) apresentam um método de infraestrutura de computação em nuvem para armazenar e manipular dados do SD. Para isso foi proposta uma arquitetura extensível com serviços essenciais para interligar com uma infraestrutura de medição avançada, e assim integrar novas aplicações em SDs inteligentes. Para simulações, foi considerado um alimentador de distribuição radial, IEEE-34 barras, utilizando a técnica DAMICORE implementada como uma extensão aos serviços propostos. Como resultado, foi possível reduzir mais de 90% das múltiplas estimações dos locais de falta nos casos simulados.

Tresso, Fernandes e Coury (2021) mostram uma abordagem para redução de múltipla estimação do local da falta em sistemas radiais de distribuição, considerando a resposta de um localizador de faltas baseado em impedância. No modelo, é utilizado o sistema IEEE-34 barras como sistema teste, e diferentemente das técnicas propostas por Trindade, Freitas e Vieira (2014) e Trindade e Freitas (2017), a técnica consiste no uso de apenas uma fase envolvida na situação de falta. Além disso, a abordagem reduz o percentual das múltiplas regiões de estimação, o número de medidores alocados no alimentador e os erros de distância estimados pelo localizador de faltas. Os resultados alcançados, também mostram uma relação entre a influência dos erros decorrentes do localizador de faltas baseado em impedância e o número de medidores em relação à redução das múltiplas regiões de estimação.

Martins e Oleskovicz (2021) apresentam uma solução para os problemas relacionados às alocações de medidores de qualidade de energia para SDs desequilibrados, bem como analisa o impacto da geração distribuída nos métodos de alocação de medidores de qualidade de energia em termos de localização de faltas. Para isso, os autores propõem um algoritmo para SDs desbalanceados que também é adequado para STs, além de analisar a conexão e desconexão de um gerador distribuído. Por fim, apresentam um método de alocar medidores de qualidade de energia para minimizar os problemas relacionados à múltipla estimação de falta.

Tarek *et al.* (2022) propõem um método de localização e redução de múltipla estimação

de faltas para SDs radiais. Para isso é proposto dividir o SD com ramificações em um possível número de subsistemas sem ramificações por meio de sensores propostos pelo autor. Em seguida é aplicado a localização de falta utilizando a matriz de impedância somente ao subsistema defeituoso. Para validação do sistema é utilizado o sistema teste IEEE-13 barras e um sistema real. Os resultados apresentam uma contribuição do método para localização de faltas em SDs. Como desvantagem há o custo de implementação, visto que são necessários a adição de inúmeros sensores propostos pelo autor à rede.

Ganivada e Jena (2022) apresentam uma alternativa para localização de faltas em SDs com geração distribuída e capacidade de operar em modo do ilhado. A proposta consiste em aferir medidores de fasores ( $\mu$ PMU) e dados de medidores inteligentes. Dessa forma, são aferidos os valores de correntes obtidos a partir das  $\mu$ PMUs alocados no SD. Quando ocorre uma falta, é aferida a zona de ocorrência, através dos dados de injeção de corrente de sequência positiva de pré e durante falta. Então a localização de falta é realizada na zona em que ocorreu a falta e para isso os autores propõem a análise de dois parâmetros para detectar as barras mais próximas à falta. Como vantagem, o modelo não necessita o conhecimento prévio do tipo de falta, pode ser aplicado em sistemas balanceados e desbalanceados, conectados à rede ou ilhados. Como desvantagem há a necessidade de  $\mu$ PMUs e medidores inteligentes alocados em pontos estratégicos.

## 2.4 Considerações finais

Embora os métodos apresentados na revisão de literatura para localização de faltas em sistemas de distribuição elétrica sejam relevantes, é importante destacar que muitos trabalhos, que utilizam ondas viajantes, analisam sistemas com menor número de nós ou apenas ramais de um sistema com maior número de nós. A implementação prática pode ser dificultada devido a complexidade de alguns algoritmos, o que pode ser um fator limitante para implantação.

A abordagem neste trabalho se diferencia dos demais por possuir um algoritmo simplificado e por analisar um sistema completo. Assim como outros trabalhos, a abordagem proposta apresenta uma técnica pouco explorada no cenário da distribuição e possibilita utilizar tanto um quanto dois terminais para localizar faltas em SDs. As simulações foram realizadas em diversos cenários de um sistema completo, com presença de linhas inferiores a 10 km de extensão. O sistema foi considerado ora equilibrado e ora desequilibrado, com e sem inserção de GDs e os resultados obtidos apresentam erros médios inferiores a 1%, apresentando a capacidade da abordagem em lidar com diversas situações do sistema. Embora os trabalhos apresentados na revisão de literatura tenham grande relevância, é importante reconhecer a contribuição deste trabalho na área de localização de faltas em SDs, devido as análises realizadas, as condições validadas, e a junção da técnica de ML com a teoria de ondas viajantes para localizar faltas com precisão em SDs.

## ABORDAGEM PROPOSTA PARA LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Neste capítulo é apresentada a abordagem proposta para localização de faltas em SD. A abordagem proposta é representada na Figura 3 e tem como objetivo estimar a distância e a região da falta, evitando problemas relacionados à múltipla estimação do local da falta. Em seguida, serão apresentados cada um dos estágios do processo.

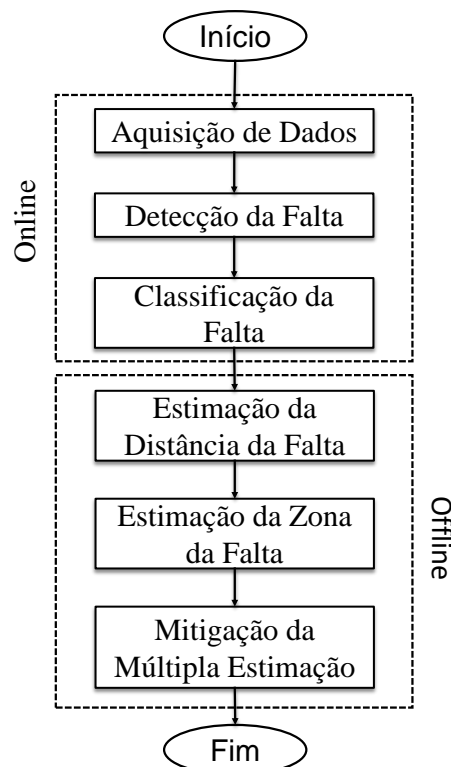


Figura 3 – Abordagem proposta para localização de faltas com precisão em sistemas de distribuição.

### 3.1 Aquisição de dados

A etapa da aquisição de dados, ocorre no processamento *online*, onde os sinais de tensão e corrente de cada fase são amostrados utilizando medidores de altas frequências (LIANG *et al.*, 2015). Esses medidores estão alocados nas extremidades do sistema e operam a uma taxa amostral de 12 MHz. Os dados amostrados são registrados em um *buffer*, e caso seja detectada a falta, esses são armazenados em um banco de dados *online*, que permite o acesso posterior para estimar a distância e a região da falta.

### 3.2 Detecção e classificação da falta

A detecção e classificação da falta é um processo que ocorre também na etapa *online* de processamento. Como já existem algoritmos que possuem acurácias próximas a 100%, utilizando ML (SHAFIULLAH; ABIDO, 2018; MISHRA; ROUT, 2018), a sub-rotina não foi implementada. Dessa forma, os dados são recebidos por meio de um processo externo, executado no sistema de proteção.

Shafiullah e Abido (2018) apresentam uma proposição de classificação de faltas baseada em algoritmos inteligentes em conjunto com a transformada-S. Para isso, o algoritmo utiliza os sinais de correntes de um ciclo de pré e um de pós-falta para obter uma matriz S utilizando a transformada-S. Em seguida, são definidas novas matrizes a partir de S, Smax e Emax, em que Smax possui os valores absolutos máximos das colunas da matriz S e Emax contém os valores máximos absolutos das colunas da matriz de energia. Então, são extraídas características do sinal, como amplitude, gradiente de amplitude, energia de diferentes harmônicos, desvio padrão e entropia. Com essas características aplicadas em um ML obtiveram resultados superiores a 99% de acurácia, mesmo em situações com presença de ruídos e cargas não balanceadas.

Já os autores Mishra e Rout (2018) apresentam um sistema de classificação baseado em ML, utilizando três algoritmos para esse processo, *NaiveBayes classifier* (NBC), SVM e *andextreme learning machine* (ELM). Para todos os casos, foram separados 70% dos casos simulados para treinamento e 30% para testes. A precisão da classificação alcançada dos algoritmos varia entre 95,75% e 100% a depender do algoritmo utilizado e do sistema estar em condição de ilhamento ou não.

### 3.3 Estimação da distância da falta e das possíveis zonas de múltipla estimação

Nesta seção será apresentada a teoria de ondas viajantes, utilizada para estimação da distância da falta. Esse processo ocorre na etapa *offline*, ou seja, com os dados previamente aquisitados anteriormente, da abordagem proposta. Para introduzir a teoria primeiramente será

apresentada para uma LT monofásica, seguido do problema enfrentado nos SDs. Posteriormente será apresentado o algoritmo proposto para localização de faltas em SDs. Tal algoritmo tem como base a técnica de localização de faltas em LTs utilizando ondas viajantes em conjunto com ferramentas da TW.

### 3.3.1 Princípios básicos da localização de faltas usando teoria de ondas viajantes

Como mencionado, a fim de facilitar o entendimento, considera-se um sistema simplificado de uma LT monofásica de comprimento  $L$ , a velocidade de propagação na LT dada por  $V_p$ , sendo suas extremidades denotadas pelas barras  $A$  e  $B$ , conforme mostrado na Figura 4.

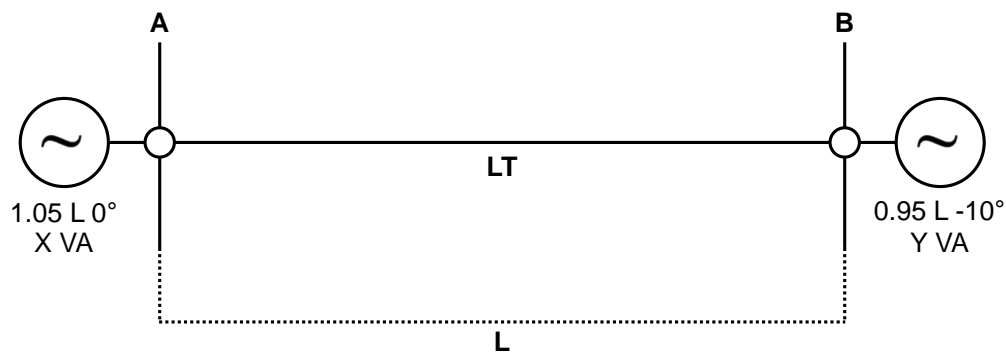


Figura 4 – Representação simplificada de uma linha de transmissão com comprimento  $L$ .

Ao ocorrer uma falta, seja transitória ou permanente, sinais de altas frequências serão injetados na rede, o que causa a perturbação nos sinais de tensão e de corrente. Os sinais se propagam em direção às extremidades da linha, por isso o nome de ondas viajantes. A  $V_p$  irá depender das características do sistema, simplificadamente dependerá dos parâmetros da LT. Quando encontrada uma descontinuidade, súbita mudança do meio, parte da energia será propagada e parte será refletida.

Então um evento de falta pode ser analisado por meio do diagrama espaço-tempo, denominado diagrama de Lattice. Por meio desse diagrama, é possível analisar os fenômenos que ocorrem durante o evento de falta, conforme a Figura 5. Posteriormente, o entendimento desse conceito será utilizado para análise de um sistema trifásico.

Ao ocorrer uma falta em uma distância  $d$  do terminal  $A$ , como mencionado anteriormente e com base no modelo proposto por Bewley (1963), serão injetadas na rede ondas viajantes, decorrentes da súbita mudança da tensão e da corrente no ponto da falta. Essa mudança propaga ondas por toda extensão da linha, em ambas as direções. Ao encontrar uma descontinuidade, essas ondas se refletem e se propagam no sentido à origem da falta. Durante a propagação, ocorre a dissipação da energia, devido ao meio não ser ideal, logo, essas ondas se propagam e refletem até serem totalmente atenuadas.

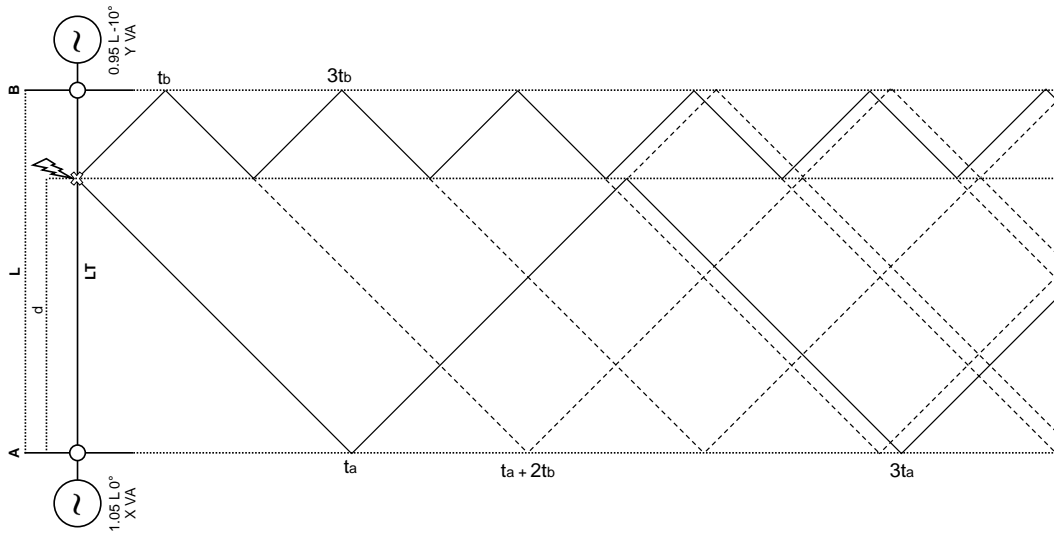


Figura 5 – Diagrama de Lattice para uma linha de transmissão representada na Figura 4.

De modo simplificado, ao mensurar os instantes de chegada da primeira frente de onda em cada terminal e ao conhecer os parâmetros da rede, é possível estimar a distância do local da falta,  $\hat{d}$ . Essa abordagem, é mostrada por meio da Equação (3.1), em que  $t_a$  e  $t_b$  são respectivamente o tempo de chegada da primeira onda viajante ao terminal A e o tempo de chegada da primeira onda viajante ao terminal B. Já  $V_p$  e  $L$ , são respectivamente a velocidade de propagação e a extensão da linha.

$$\hat{d} = \frac{L - V_p \times (t_b - t_a)}{2}. \quad (3.1)$$

Como abordado anteriormente, a utilização desse sistema requer uma sincronização no tempo, dificultando sua aplicação e dependendo de mais recursos financeiros na implementação, pois depende da implementação de um sistema de comunicação e sincronização. Ainda analisando o diagrama de Lattice, é possível estabelecer outras relações que abordem a primeira frente de onda com ondas refletidas. Desse modo, é possível estimar o local da falta com dados provenientes de um único terminal.

Considerando que a falta tenha ocorrido na primeira metade da linha, o equacionamento para a estimação do local da falta será dado pela Equação (3.2). Caso a falta ocorra na segunda metade da linha, o equacionamento será dado por meio da Equação (3.3).

$$\hat{d} = \frac{V_p \times (3t_a - t_a)}{2}. \quad (3.2)$$

$$\hat{d} = L - V_p \times \frac{((t_a + 2t_b) - t_a)}{2}. \quad (3.3)$$

Nessas equações,  $3t_a$  representa o tempo da primeira frente de onda do terminal A a ser refletida no ponto de falta e retornar ao terminal A,  $t_a + 2t_b$  representa a frente de onda refletida



no terminal *B* e observada no terminal *A*.

### 3.3.1.1 Dificuldades nas reflexes e refraces das ondas viajantes

Apresentado o princpio base da localizaco por meio da teoria de ondas viajantes, sero introduzidas as dificuldades na localizaco da falta em SDs. Como mencionado, as descontinuidades no sistema, causam as reflexes e refraces das ondas viajantes. Ao considerar um SD com trs barras, com parmetros distintos, haver descontinuidades, e as reflexes podem ser observadas por meio da Figura 6. Em outras palavras, quanto maior for o sistema, mais reflexes sero observadas e mais complexa ser a distnco da reflexo de interesse para localizaco.

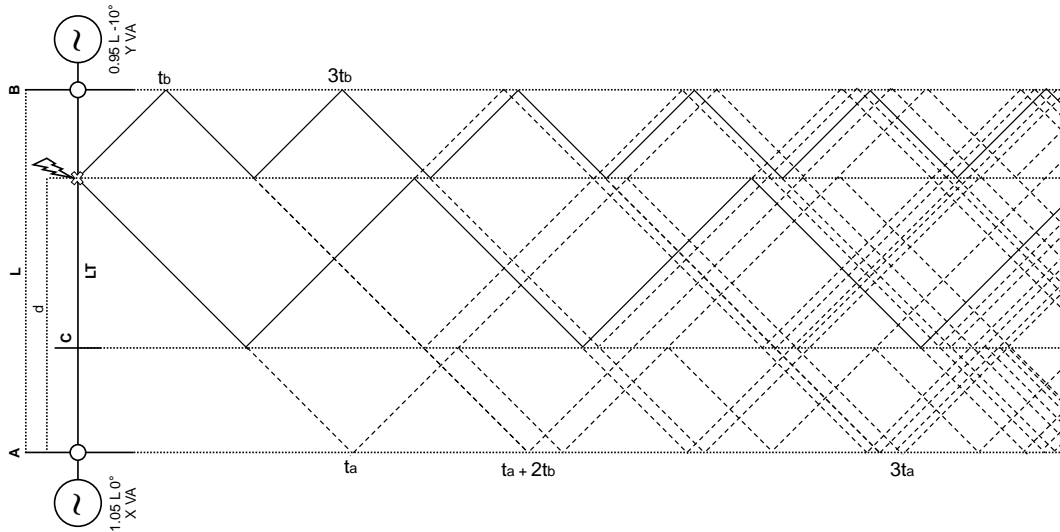


Figura 6 – Diagrama de Lattice para um sistema de distribuo de trs barras.

Outro fator observado  a distncia do ponto de falta at os medidores, conforme h sucessivas divises, ou seja, ramificaes, h uma atenuaco das descontinuidades observadas no medidor. Descontinuidades menores implicam na confuso de limires de rudos no sistema e em maior dificuldade em obter corretamente o tempo de reflexo. O problema dos limires sero tratados posteriormente.

### 3.3.2 Algoritmo para localizaco de faltas em sistemas de distribuo

Na subseo anterior, foi exemplificado o modelo base para localizaco de faltas em LTs monofsicas utilizando a teoria de ondas viajantes e introduzida a dificuldade de localizaco em SDs. O algoritmo proposto consiste na estimaco da distncia, considerando a teoria de um ou de dois terminais, utilizando a teoria de ondas viajantes aplicada para SDs. Na Figura 7,  exemplificado, por meio de um fluxograma, cada etapa do processo. Nas subsees seguintes, sero detalhadas as etapas.

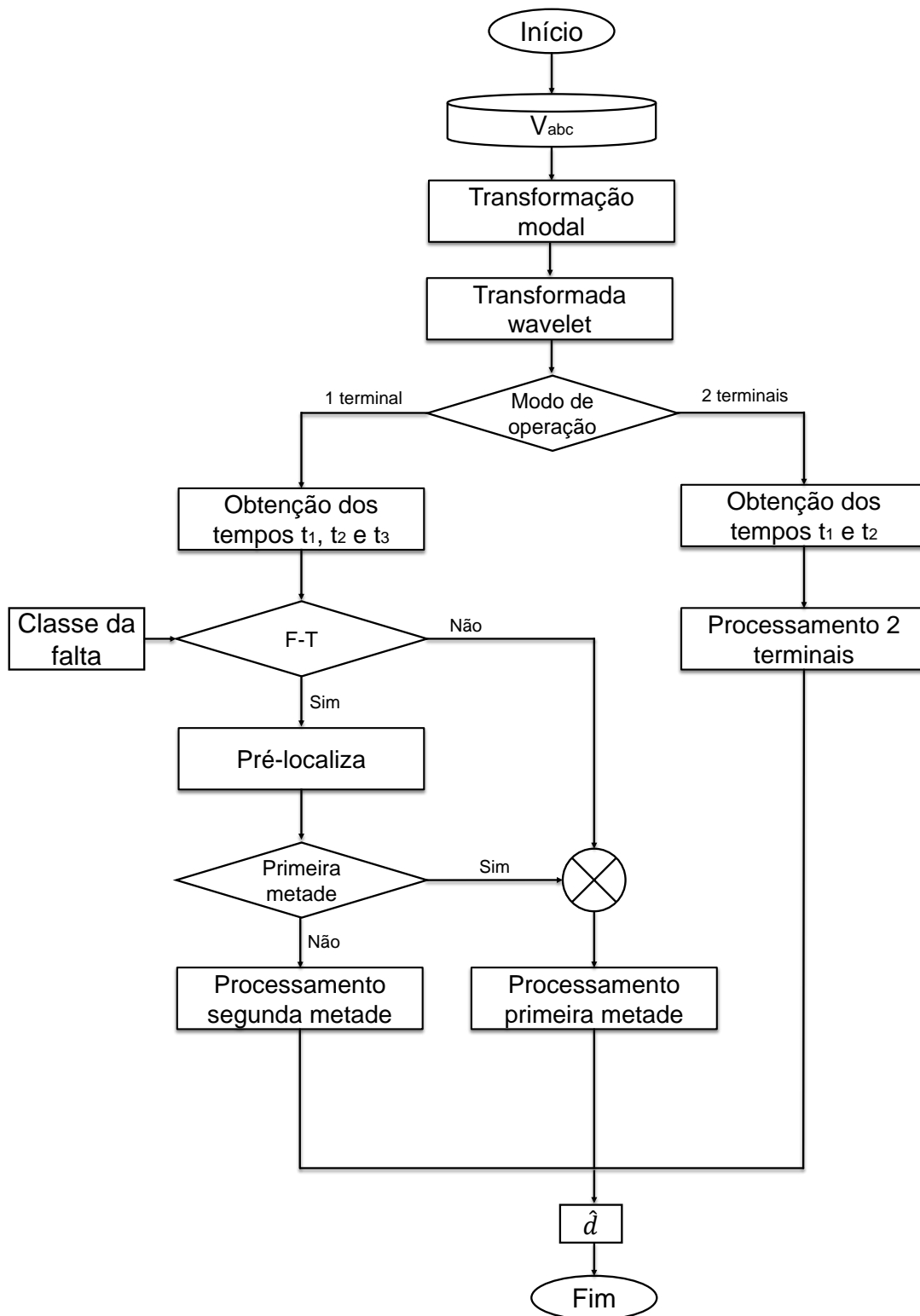


Figura 7 – Fluxograma do algoritmo proposto para estimação da distância da falta.

### 3.3.2.1 Banco de dados

A primeira etapa é a aquisição de dados, responsável por obter os dados coletados pelos medidores digitais de sinais posicionados em locais estratégicos. Os medidores para ondas

viajantes são considerados de altas frequências, podendo variar de quilohertz até dezenas de megahertz. Quanto maior sua capacidade de processamento, maior será o custo associado. Essas frequências são determinadas pelo grau de discretização necessário do sistema que, por sua vez, está associado ao comprimento do mesmo. Logo, em SDs, as frequências mais usuais para aplicação de ondas viajantes estão acima de 1 MHz, enquanto na transmissão, devido à extensão das linhas, esses medidores podem possuir taxas de 200 kHz.

Outro fator associado à aquisição de dados é o canal de comunicação entre esses medidores. Quando utilizada a técnica de localização de faltas com múltiplos terminais, a sincronização deles é necessária. Para isso, é geralmente utilizada a tecnologia GPS. Para garantir a comunicação entre eles, pode ser utilizado o sistema de comunicação via rádio ou ainda a tecnologia Fio de Aterramento Óptico, do inglês *Fiber Optic Overhead Ground Wire* (OPGW). Embora a última tecnologia mencionada ser mais comum nos STs, sistemas similares podem ser utilizados para os SDs.

No modelo proposto, os dados adquiridos são valores de tensão provenientes de um banco de dados que armazenam esses valores durante a etapa *online* de processamento, e assumem-se medidores em todas as extremidades do sistema. Desta forma, o SD pode ser analisado como ramos individuais. A taxa de amostragem deve ser alta o suficiente para o comprimento e precisão esperado. Como analisado anteriormente, a localização de faltas em STs faz uso de uma taxa amostral média de 200 kHz (RAZA *et al.*, 2020), enquanto em SDs podem ultrapassar os 20 MHz (BO *et al.*, 1996). Essa disparidade está diretamente relacionada com a extensão do sistema e a variação da precisão pode ser estimada por meio da Equação (3.4), em que  $f_s$  é a frequência de amostragem e  $pr$  é a precisão alcançada.

$$pr = \frac{Vp}{f_s \times 2} \quad (3.4)$$

Com base na Equação (3.4), considerando  $f_s$  de 200 kHz e  $Vp$  igual à velocidade da luz, a precisão será cerca de 750 metros. Ao considerar uma  $f_s$  de 20 MHz e a mesma  $Vp$ , a precisão será cerca de 7,5 metros. Usualmente, o erro de localização é dado em porcentagem relativa, calculado por meio da Equação (3.5). Considerando uma precisão de 750 metros para um ST de 200 km, o erro relativo associado segundo a Equação (3.5) é de 0,375%, em contrapartida, assumindo o mesmo erro para um SD de 4 km, o erro relativo é de 18,75%, justificando a utilização de  $f_s$  mais elevada para SDs.

$$erro [\%] = \frac{d - \hat{d}}{L} \times 100 \quad (3.5)$$

em que  $d$  é a distância real da falta,  $\hat{d}$  representa a distância estimada da falta e  $L$  o comprimento do trecho coberto pelo localizador.

### 3.3.2.2 Transformação modal

Em sistemas trifásicos, as fases são mutuamente acopladas, logo quando ocorre algum transitório em uma das fases as demais também podem sofrer com tais perturbações. O acoplamento mútuo entre as fases causa, em sistemas elétricos, distintas velocidades de propagação entre as fases (MAGNAGO; ABUR, 1999). Então, ao utilizar o método de ondas viajantes, o primeiro passo para análise é realizar o desacoplamento entre as fases, e para isso utiliza-se a transformação modal para decompor os sinais em componentes modais.

Em outras palavras, a transformação modal permite que um sistema trifásico seja tratado como três circuitos monofásicos independentes (SIEMENS, 1998). O resultado dessa transformação é um modo terra (modo 0) e dois modos aéreos (modo  $\alpha$  e modo  $\beta$  ou ainda denominados modo aéreo 1 e modo aéreo 2). Cada modo de propagação tem suas características e  $V_p$  distintas, sendo que a  $V_p$  do modo terra é dada pela Equação (3.6) e a  $V_p$  dos modos aéreos por meio da Equação (3.7) (SIEMENS, 1998):

$$V_{p0} = \frac{1}{\sqrt{L_0 \times C_0}}, \quad (3.6)$$

$$V_{p1,2} = \frac{1}{\sqrt{L_{1,2} \times C_{1,2}}}, \quad (3.7)$$

em que,  $L_{0,1,2}$  e  $C_{0,1,2}$  representam a indutância e capacitância de cada modo, respectivamente.

Quando é considerado um sistema equilibrado, o sistema pode ser transposto. Logo, pode-se usar a transformação modal de Clarke (1943), mostrada por meio da Equação (3.8):

$$\begin{bmatrix} V_0 \\ V_\alpha \\ V_\beta \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 2 & -1 & -1 \\ 0 & \sqrt{3} & -\sqrt{3} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} V_a \\ V_b \\ V_c \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

em que,  $V_0$ ,  $V_\alpha$  e  $V_\beta$ , são respectivamente os componentes de modo terra, modo aéreo 1 e modo aéreo 2, relacionadas com as tensões das fases A, B e C, representadas por  $V_a$ ,  $V_b$  e  $V_c$ , respectivamente.

Ao considerar um SD real, a aproximação por um sistema equilibrado nem sempre é viável, dessa forma, o sistema deve ser abordado como desequilibrado. Quando é utilizado um sistema desequilibrado, a aproximação pode ser feita por uma transformação denominada quase modal, representada por meio da Equação (3.9) (PRADO *et al.*, 2006). Nesta abordagem, é considerada a mesma transformação modal sugerida por Prado *et al.* (2006), quando o sistema é desequilibrado.

$$\begin{bmatrix} V_0 \\ V_\alpha \\ V_\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ \frac{-1}{\sqrt{6}} & \frac{2}{\sqrt{6}} & \frac{-1}{\sqrt{6}} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} V_a \\ V_b \\ V_c \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

Ainda, a modelagem representada na Equação (3.9), pode ser reescrita em um sistema linear, sendo o resultado a Equação (3.10), permitindo a fácil implementação e manipulação computacional.

$$\begin{cases} V_0 = \frac{1}{\sqrt{3}}V_a + \frac{1}{\sqrt{3}}V_b + \frac{1}{\sqrt{3}}V_c \\ V_\alpha = \frac{1}{\sqrt{2}}V_a + \frac{-1}{\sqrt{2}}V_c \\ V_\beta = \frac{-1}{\sqrt{6}}V_a + \frac{2}{\sqrt{6}}V_b + \frac{-1}{\sqrt{6}}V_c \end{cases} \quad (3.10)$$

Após a transformação quase modal, para as próximas etapas será adotada, por padrão, a componente referente ao modo  $\alpha$ . Visto que tal modo, conforme mostrado por Jiang *et al.* (2000), abrange todos os tipos de faltas, exceto falta entre fase B e fase C (BC), conforme mostrado na Tabela 1, vale ressaltar, que o modelo proposto é com base em análise de uma única linha considerada transposta. Devido à semelhança dos algoritmos e em testes práticos observou-se um comportamento semelhante, com uma piora na falta entre fase A, fase C e terra (ACT), mesmo assim garantindo bons resultados. Caso a falta, classificada na etapa anterior, seja ACT, o modo utilizado será o  $\beta$ . Na Tabela 1 e na Tabela 2, o  $\checkmark$  significa a capacidade de detectar falta utilizando tal modo e *vazio* significa que não é adequado seu uso para determinado modo.

Tabela 1 – Lista dos modos 0,  $\alpha$  e  $\beta$ , e suas respectivas capacidades de detectar faltas segundo Jiang *et al.* (2000).

Modo / Falta	AT	BT	CT	ABT	BCT	ACT	AB	BC	CA	ABC
0	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$				
$\alpha$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$		$\checkmark$	$\checkmark$
$\beta$		$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$

Tabela 2 – Lista dos modos 0,  $\alpha$  e  $\beta$ , e suas respectivas capacidades de detectar faltas segundo testes realizados.

Modo / Falta	AT	BT	CT	ABT	BCT	ACT	AB	BC	CA	ABC
0	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$				
$\alpha$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$		$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$
$\beta$		$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$

### 3.3.2.3 Transformada wavelet

A TW tem capacidade de determinar discontinuidades em formas de ondas, logo a aplicação dessa técnica para localização de faltas em sistemas elétricos é bastante adequada, conseguindo detectar com precisão os instantes de tempos relacionados com as chegadas de ondas viajantes geradas durante uma situação faltosa.

No modelo, fez-se uso da TWD como ferramenta para detectar os instantes das chegadas das ondas viajantes, isso porque tal ferramenta é capaz de representar corretamente o sinal tanto no domínio da frequência quanto do tempo, sendo como mencionado, uma boa ferramenta para detecção dos instantes de descontinuidade (PUKHOVA *et al.*, 2017). O equacionamento da TWD pode ser representado por meio da Equação (3.11).

$$TWD(m,k) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \sum_n x(n) \Psi \left( \frac{k-n b_0 a_0^m}{a_0^m} \right) \quad (3.11)$$

em que  $\Psi(\cdot)$  é a *wavelet* mãe e os parâmetros  $a$  e  $b$ , são funções, de um parâmetro inteiro  $m$ , que representam a escala e translação respectivamente. Com as variações nos parâmetros  $a$  e  $b$ , é possível gerar outras *wavelet* denominadas filhas. Por fim, o parâmetro  $k$  está relacionado com um número de amostras do sinal de entrada.

### Análise multiresolução

A Análise Multiresolução (AMR) é uma técnica que consiste em filtrar determinadas frequências, ou banda de frequência do sinal. Na AMR, o sinal é filtrado por bancos de filtros passa alta e passa baixa, dessa forma o sinal original é decomposto em coeficientes de funções *wavelet* e função escala respectivamente.

Os coeficientes de funções de escala, são as componentes de baixa frequência do sinal original. Já os Coeficientes *Wavelet* (CW), os sinais de baixa escala, são os componentes de alta frequência do sinal. O processo de filtragem do sinal é representado por meio da Figura 8.

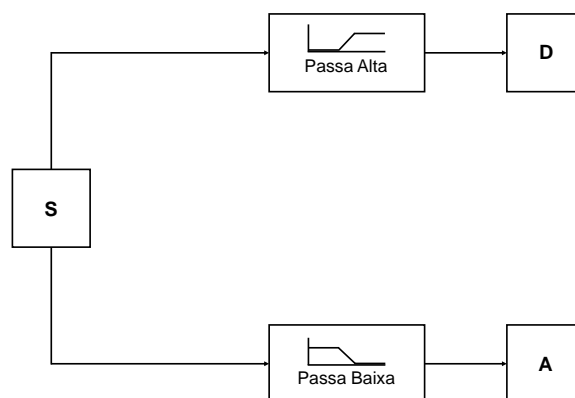


Figura 8 – Processo de filtragem sinal.

O sinal  $S$ , sinal original, passa através dos filtros passa alta e passa baixa, o resultado é os sinais de detalhe ( $D$ ) e de aproximação ( $A$ ) respectivamente. Considerando um sinal, por exemplo, com 1.000 amostras, após a filtragem  $D$  e  $A$  terão 500 amostras cada, ou seja, ocorre um fenômeno denominado *downsampling* (BURRUS; GOPINATH; GUO, 1997).

Na AMR, os sinais so decompostos em nveis, sendo que a Figura 8 representa apenas o primeiro nvel de decomposio. Para obter os demais nveis, pode-se associar os filtros em cascata, conforme a Figura 9.

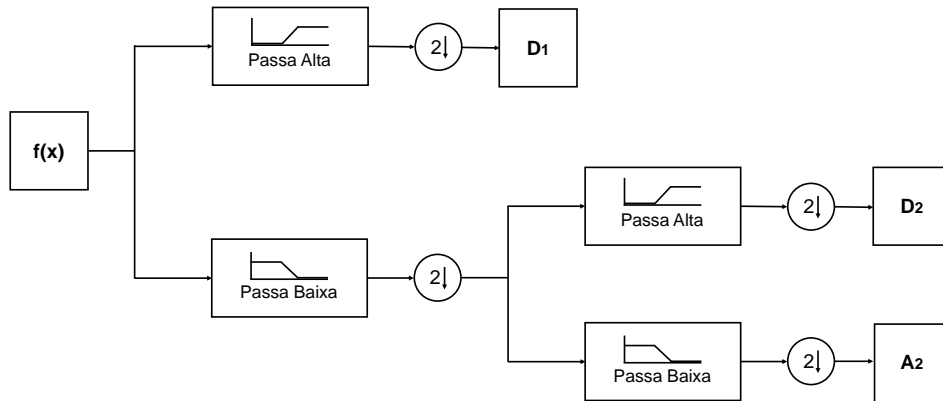


Figura 9 – Representao da decomposio do sinal no processo de anlise multi resoluo.

Na Figura 9, o sinal original  representado por  $f(x)$ , o filtro passa alta por  $h_1$  e o filtro passa baixa por  $h_0$ . Os sinais de detalhe de cada nvel  representado por  $d_n$  e os de aproximao por  $a_n$ , em que  $n$  representa o nvel.

Aps testes realizados, ficou definido que apenas o primeiro nvel, Coeficiente de Detalhe 1 (CD1), de decomposio j  suficiente para detectar instantes corretos de falta. Segundo a literatura e testes empricos realizados, a *Wavelet* me Daubechies 4 (Db4), Figura 10, foi definida como melhor *wavelet* me para aquisio dos instantes das reflexes (LIANG *et al.*, 2015).

Por fim, os sinais provenientes da TW so elevados ao quadrado. Dessa forma, os rudos, por serem menores, so atenuados, enquanto as componentes que representam as ondas viajantes so valorizadas, como proposto por Santos *et al.* (1996).

#### 3.3.2.4 Modo de operao

Como mencionado anteriormente, existem duas principais tcnicas para estimar a distncia de falta. A primeira tem como base em dados coletados por um nico terminal e a segunda que utiliza dados provenientes de mltiplos terminais. No trabalho, foram desenvolvidas ambas as tcnicas, permitindo assim que o usurio escolha qual das tcnicas ser utilizada, com base nos dados disponveis.

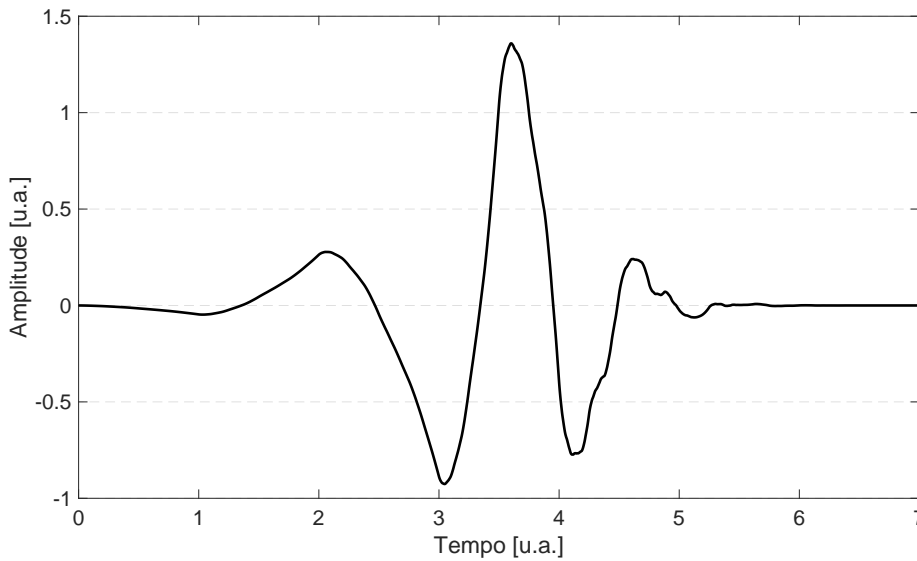


Figura 10 – Representação da *wavelet* mãe Daubechies 4.

#### *Técnica utilizando dois terminais*

Primeiramente, pela ordem de complexidade dos métodos, será exemplificada a localização de faltas com dados de dois terminais. Posteriormente, será abordado o método para único terminal.

Na técnica proveniente de dois terminais, são assumidos que os dados já foram coletados, analisados pela TW e estão dispostos por meio dos coeficientes  $CD1_a$  e  $CD1_b$ , sendo que eles são respectivamente os coeficientes de detalhe do primeiro estágio da AMR do medidor  $a$  e do medidor  $b$ . Tal método é bastante simples na implementação e cálculos, entretanto, requer um maior custo de investimento. Além de necessitar de inúmeros medidores, esse método requer a sincronização e transmissão de dados.

- Aquisição dos tempos de chegada

Para detectar o tempo da chegada de uma onda viajante é analisado cada instante do sinal com um limiar, estabelecido por meio da comparação com o máximo valor dos CD1 de um sinal em situação de regime permanente. Para evitar erros, esse limiar pode ser acrescido de uma determinada porcentagem, conforme o nível de ruído da rede, em situações típicas adotando em 10% e o tempo obtido é o valor máximo do sinal em até  $1 \mu s$  após a passagem do limiar. Tais valores, podem ser ajustados para melhor representar o sistema. O sinal recebido nesta etapa é semelhante ao da Figura 11.

Após detectar o maior valor após a passagem desse limiar, o mesmo procedimento é repetido com o sinal proveniente do outro medidor. Esses instantes de tempos são denotados como  $T_a$  e  $T_b$ , referentes ao medidor  $a$  e ao medidor  $b$  respectivamente.



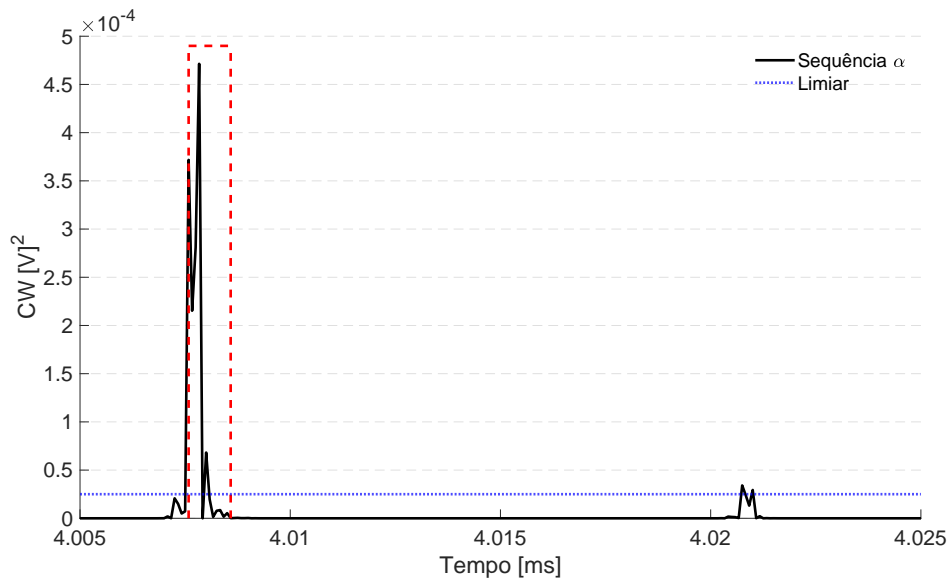


Figura 11 – Exemplificação dos sinais analisados no nível CD1, para obtenção dos tempos de reflexão.

- Estimação da distância de falta

Ao considerar os tempos  $T_a$  e  $T_b$  sendo os tempos do medidor  $a$  e o medidor  $b$  respectivamente, calcula-se o atraso entre esses tempos por meio da Equação (3.12).

$$T_{atraso} = T_b - T_a \quad (3.12)$$

Com isso, é possível calcular a distância percorrida pela onda viajante e subtrair do comprimento total da linha. Como ainda a distância se refere a dois medidores alocados em extremos da região coberta, a formulação da distância é dada pela Equação (3.13).

$$\hat{d} = \frac{L - Vp \times T_{atraso}}{2} \quad (3.13)$$

#### *Técnica utilizando um único terminal*

A técnica de localização de faltas com dados provenientes de um único terminal, dispensa problemas encontrados na técnica de dois terminais: a sincronização e transmissão de dados. Logo, sistemas baseados em um único terminal tendem a ter algoritmos mais complexos e menos dispendiosos financeiramente para implementação. Por outro lado, pelas características do SD radial, algoritmos baseados em um único terminal estão suscetíveis a maiores problemas relacionados à múltipla estimação do local da falta.

Nessa técnica, são utilizados dados provenientes de um único terminal, logo, a distância até a falta é estimada por meio da primeira reflexão de onda no terminal local. Então, pode-se dizer que essa técnica tem como base a análise dos tempos de reflexões e não de chegadas de frentes de ondas. Na técnica, também é importante conhecer a classe da falta, pois as faltas que

envolvem a terra são localizadas por uma rotina diferente das demais faltas, além das reflexões sobre o ponto de falta. O processo da classificação já foi realizado na etapa *online* e é uma entrada externa do algoritmo.

Ainda segundo análises propostas por Silva, Oleskovicz e Coury (2005), as faltas Fase-Fase-Terra (F-F-T), possuem a característica, que as reflexões provenientes do terminal remoto, não são tão significativas, devido à atenuação do meio. Logo, essas podem ser analisadas pela mesma rotina das demais faltas, apenas as faltas F-T analisadas por uma rotina separada. Nessa nova rotina, é necessário saber se a falta está próxima ao terminal local ou próxima ao terminal remoto, pois essas faltas podem produzir padrões semelhantes de reflexões em tempos semelhantes. Para isso, é necessária uma etapa adicional denominada pré-localização da falta, que será utilizada somente nesses casos de falta F-T.

- Aquisição dos tempos de reflexão no terminal local

Semelhante ao modo apresentado, na aquisição dos tempos do modo de dois terminais, os tempos de chegada das ondas viajantes são obtidos por meios da comparação com um limiar. Entretanto, nesse caso, a obtenção é mais complexa, visto que, envolve a detecção da primeira e segunda reflexão de onda no terminal local, além das reflexões provenientes do terminal remoto, para faltas F-T.

Para isso, os sinais são comparados, e assim que ultrapassam os limiares pré-definidos, conforme apresentado anteriormente, é obtido o instante de maior pico. Para a detecção do segundo tempo, a manipulação ocorre de forma mais complexa, pois essas reflexões são oriundas do ponto de falta ou do terminal remoto. Por outro lado, as atenuações presentes no meio também dificultam a correta detecção na presença de ruídos, visto que as amplitudes dos sinais que representam as ondas viajantes ficam próximas das amplitudes dos ruídos.

- Pré-localização da falta

A etapa de pré-localização de faltas é utilizada somente nos casos de faltas F-T. Nesses casos, existe o problema da detecção incorreta das reflexões, devido às semelhanças entre as reflexões do terminal remoto e do terminal local. Para isso, utiliza-se essa etapa para determinar qual o terminal está mais próximo à falta, ou seja, se a falta ocorreu na primeira metade ou na segunda metade da linha.

Na primeira etapa é calculado o tempo esperado de propagação, de cada modo, do sinal até o meio do trecho, conforme Equação (3.14).

$$t_{m_i} = \frac{L}{2 \times V p_{m_i}} \quad (3.14)$$

em que  $L$  representa o comprimento do trecho coberto pelo medidor,  $t_{m_i}$  representa o tempo esperado para propagação do sinal de modo  $i$  até ao meio do trecho e  $Vp_{m_i}$  representa a velocidade de propagação do modo  $i$ .

Em seguida é obtido o tempo máximo esperado para uma falta no meio da linha, através da diferença desses tempos, conforme Equação (3.15).

$$td_s = |t_1 - t_3| \quad (3.15)$$

onde,  $td_s$  o tempo de atraso dos sinais de  $t_3$  e  $t_1$  que representam os tempos da primeira reflexão do modo terra e da primeira reflexão do modo  $\alpha$ , respectivamente.

Por fim é obtido a diferença da chegada da onda viajante dos tempos referente ao modo aéreo  $\alpha$  e modo terra, por meio da Equação (3.16).

$$td_{max} = |t_{m0} - t_{m1}| \quad (3.16)$$

em que  $td_{max}$  representa o tempo máximo de atraso esperado entre os sinais de modo aéreo e de modo terra para que a falta esteja na primeira metade do trecho.

Logo, pode-se afirmar que, caso o valor observado de  $td_s$  seja superior ao  $td_{max}$ , essa falta estará localizada na segunda metade da linha e caso contrário estará na primeira metade.

- Estimação da distância de falta

A estimação da distância da falta, como mencionado anteriormente, sofre algumas modificações conforme o tipo de falta. Para os casos de faltas F-F, F-F-T e Fase-Fase-Fase (F-F-F), essas não geram reflexões no terminal remoto durante o transitório de falta (SILVA; OLESKOVICZ; COURRY, 2005). Dessa forma, sua detecção é mais simples, obtida por meio da diferença do tempo entre os dois primeiros picos consecutivos do sinal CD1, Figura 6 nos tempos  $t_a$  e  $3t_a$ , e com base na  $Vp$ , conforme representado pela Equação (3.17).

$$\hat{d} = \frac{|3t_a - t_a| \times Vp}{2} \quad (3.17)$$

em que,  $\hat{d}$  é a distância estimada da falta (m),  $Vp$  a velocidade de propagação (m/s),  $3t_a$  é o segundo pico do sinal CD1 e  $t_a$  é o primeiro pico do sinal CD1.

Para o caso da falta ser do tipo F-T, é necessário executar o algoritmo de pré-localização. Caso a falta esteja na primeira metade da linha, a rotina executada será igual às demais, Equação (3.17). No caso da falta ocorrer na segunda metade do trecho coberto, a rotina de localização é alterada, Equação (3.18).

$$\hat{d} = L - \frac{|(t_a + 2t_b) - t_a| \times V_p}{2} \quad (3.18)$$

em que,  $\hat{d}$  é a distância estimada da falta (m),  $L$  é o comprimento do trecho coberto pelo localizador (m),  $V_p$  a velocidade de propagação (m/s),  $3t_a$  é o segundo pico do sinal CD1 e  $t_a$  é o primeiro pico do sinal CD1.

### 3.4 Mitigação da múltipla estimação do local da falta

Nesta seção serão apresentados os problemas relacionados às múltiplas estimativas do local da falta em SDs, seguido do algoritmo proposto para mitigação das mesmas. Tal algoritmo utiliza a aprendizagem de máquinas com dados obtidos por meio de um terminal na subestação e medições de tensão e corrente nas extremidades do sistema para distinguir a região de falta, evitando o problema de pseudos-locais.

#### 3.4.1 Problema da múltipla estimação do local da falta em sistemas de distribuição

Anteriormente foram apresentados fatores que dificultam a localização de faltas em SDs. Dentre eles, a presença de ramificações laterais é um dos fatores que dificultam a correta localização do local da falta, isso porque, em localizações baseadas em distância, há problemas relacionados à múltipla estimação do local da falta.

Na Figura 12, é possível representar como ocorre a múltipla estimação em SDs. Quando utilizado localizadores baseados em distância entre o medidor, usualmente alocado na subestação, e o ponto de falta, pode existir mais de uma distância possível. Nesse exemplo, em vermelho, estão representados todos os pontos possíveis para uma determinada falta com uma distância  $X$ , devido a simplicidade do modelo, existem apenas três distâncias possíveis, contudo em sistemas reais, devido às inúmeras ramificações do sistema, o número de prováveis locais são muito maiores. Para o mesmo caso analisado, caso a falta viesse a ocorrer a uma distância  $Y$ , devido não existir ramificações, não haveria o problema de múltipla estimação.

Para reduzir os problemas causados pela múltipla estimação do local da falta, na seção 2.3, é apresentada uma revisão da literatura dos algoritmos propostos para essa finalidade. A maior dificuldade encontrada nos métodos estudados é a associação das estratégias com métodos de localização tradicionais, que utilizam cálculo da impedância aparente. Outro fator, é a necessidade de inúmeros medidores alocados no sistema, medidores inteligentes ou utilização de estratégias de computação em nuvem, o que implica em uma maior dificuldade de implementação do sistema.

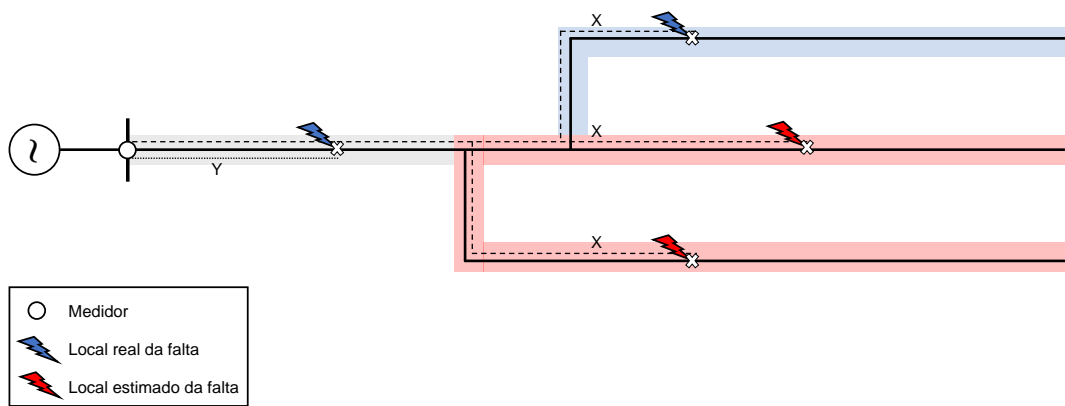


Figura 12 – Representação do problema da múltipla estimação com distâncias.

### 3.4.2 Algoritmo para mitigação do problema da múltipla estimação do local da falta

Nesta seção será apresentado o algoritmo proposto, conforme fluxograma representado na Figura 13, para redução do problema da múltipla estimação do local da falta. Nas subseções seguintes, serão apresentadas detalhadamente cada etapa do processo.

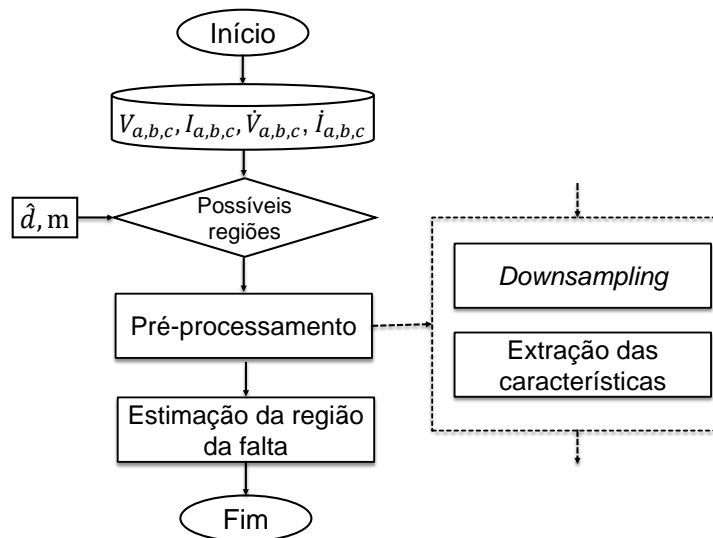


Figura 13 – Rotina desenvolvida para reduzir o problema da múltipla estimação do local da falta.

#### 3.4.2.1 Base de dados

A primeira etapa do algoritmo consiste na aquisição dos dados, sinais de tensão e corrente, provenientes de um banco de dados. Tais dados foram aquisitados previamente a uma frequência de 12 MHz, na etapa *online* de aquisição de dados, por meio de medidores de altas frequências alocados nas terminações do sistema e de um medidor alocado na subestação, que pode ser físico ou virtual. A utilização do medidor virtual é uma estratégia para emular as condições de um medidor em um determinado ponto do sistema, nesse caso emular um medidor alocado na

subestação do sistema. Dessa forma, por meio das medições oriundas de outros medidores é possível utilizar das leis de Kirchhoff e das tensões para determinar as corrente e tensões naquele ponto desejado, com isso há uma redução de número de medidores necessários no sistema. Nesta etapa também é obtido dois parâmetros externos, proveniente do localizador de falta e consiste na distância estimada ( $\hat{d}$ ) e os medidores envolvidos no processo da estimação da distância ( $m$ ). Isso porque será definido se há o problema da múltipla estimação, e caso exista será executado a etapa de pré-processamento.

### 3.4.2.2 Pré-processamento dos dados

Na etapa de pré processamento, os dados recebidos estão amostrados a altas frequências, e devido ao modelo necessitar apenas dos dados da frequência fundamental, uma sub-rotina é executada para realizar o *downsampling* do sinal, a fim de reduzir os esforços computacionais. Para isso os sinais, fasoriais e instantâneos, são filtrados por um filtro *Butterworth* de terceira ordem e amostrados a uma taxa de 256 amostras por ciclo e para o medidor da subestação são obtidos os valores da Transformada Rápida de Fourier, do inglês *Fast Fourier Transform* (FFT) de tensão e corrente dos sinais, que serão utilizados para extrair as características do sinal com base na impedância de falta.

Com os sinais já filtrados e amostrados em frequência fundamental, são calculados os valores de  $V_0$  e  $I_0$ , que representam os valores de tensão e corrente instantânea de sequência zero. Em seguida, são calculados os valores de  $V_{0\_sup}$ ,  $I_{0\_sup}$ , que representam a tensão e corrente instantânea de sequência zero superposta, respectivamente. Também são obtidas as tensões instantâneas superpostas de cada uma das fases,  $V_{a\_sup}$ ,  $V_{b\_sup}$  e  $V_{c\_sup}$ . Da mesma forma, são obtidas as correntes instantâneas superpostas de cada uma das fases,  $I_{a\_sup}$ ,  $I_{b\_sup}$  e  $I_{c\_sup}$ . Por fim, são obtidos os valores da impedância aparente e impedância aparente superposta,  $Z_{app}$  e  $Z_{app\_sup}$ , respectivamente para o medidor alocado na subestação.

Os cálculos dos valores superpostos consistem na diferença entre os sinais de pós e pré-falta. Eles são realizados para reduzir o impacto decorrente das variações de carregamento (AGGARWAL *et al.*, 1993). Outra estratégia nesse pré-processamento, é a utilização do segundo ciclo de sinal anterior e terceiro ciclo posterior à falta, a fim de reduzir a influência dos transitórios de altas frequências, decorrente do evento de falta.

Após o cálculo dos valores mencionados anteriormente e com auxílio de cálculos matemáticos, são obtidas algumas características dos sinais, e as características são divididas em grupos, denominados: baseadas em estatística, baseadas na quantidade de informação do sinal e baseadas na amplitude do sinal (BORGES *et al.*, 2016), conforme representado abaixo:

- **Baseadas em estatísticas:**

- Média harmônica;

- Desvio padrão;
- Desvio médio;
- *Kurtosis*.

- **Baseadas na quantidade de informação do sinal:**

- Entropia;
- Entropia de *Shannon*;
- Entropia de Rényi.

- **Baseadas na amplitude do sinal:**

- Valor eficaz;
- Valor de pico;
- Diferença entre o máximo e mínimo da janela.

As características então obtidas, são separadas em parte real (R) e parte imaginária (X), para permitir a aplicação no algoritmo responsável por determinar a zona de falta. A seguir, serão explicadas cada uma das características e seus respectivos equacionamentos matemáticos.

#### *Média harmônica*

A média harmônica é aplicada para representar um conjunto de dados, de grandezas inversamente proporcionais, por um único valor. A média harmônica é representada por meio da Equação (3.19).

$$Mh = \frac{n}{\sum_i^n \frac{1}{x_i}} \quad (3.19)$$

em que  $x_i$  é a  $i$ -ésima variável da distribuição e  $n$  é o número de variáveis na distribuição.

#### *Desvio padrão*

O desvio padrão é uma medida que representa o grau de dispersão de um determinado conjunto. Caso esse conjunto seja uniforme, então o desvio padrão dele será zero, em outras palavras, quanto mais homogêneo esse conjunto mais próximo de zero ele será, em contrapartida, quanto mais disperso esses dados, maior será o desvio padrão. O desvio padrão é calculado por meio da Equação (3.20).

$$Dp = \sqrt{\frac{\sum_i^n (x_i - \bar{x})^2}{n}} \quad (3.20)$$

em que  $x_i$  é a  $i$ -ésima variável da distribuição,  $\bar{x}$  representa a média aritmética da distribuição e  $n$  é o número de variáveis na distribuição.

### Desvio médio

O desvio médio é utilizado para mostrar a variação dos dados dentro de um determinado conjunto. Ele é obtido por meio da média das distâncias entre cada informação e a média das amostras, conforme representado na Equação (3.21).

$$Dm = \frac{\sum_i^n |x_i - \bar{x}|}{n} \quad (3.21)$$

em que  $x_i$  é a  $i$ -ésima variável da distribuição,  $\bar{x}$  representa a média aritmética da distribuição e  $n$  o número de variáveis na distribuição.

### Kurtosis

A característica *Kurtosis* é obtida por meio da Equação (3.22). Essa característica faz referência a medida estatística que descreve a atenuação de uma dada distribuição. Em outras palavras, ela expressa se essa distribuição tem uma cauda pesada ou suave em comparação com uma distribuição normal.

$$K = n \times \frac{\sum_i^n (x_i - \bar{x})^4}{(\sum_i^n (x_i - \bar{x})^2)^2} \quad (3.22)$$

em que  $x_i$  é a  $i$ -ésima variável da distribuição,  $\bar{x}$  representa a média aritmética da distribuição e  $n$  o número de variáveis na distribuição.

Ou ainda, após manipulações algébricas, *Kurtosis*, pode ser definido por meio da Equação (3.23).

$$K = \frac{\sum_i^n \frac{(x_i - \bar{x})^4}{n}}{s^4} \quad (3.23)$$

em que  $x_i$  é a  $i$ -ésima variável da distribuição,  $\bar{x}$  representa a média aritmética da distribuição,  $n$  o número de variáveis na distribuição e  $s$  o desvio padrão do conjunto.

### Entropia

A entropia de um sinal permite separar a informação da significação, por meio de uma medida probabilística. A entropia de um determinado dado está correlacionado com a probabilidade desse acontecer, dentro de um determinado conjunto. Então, é possível utilizar a imprevisibilidade como ferramenta de mensurar a entropia, em outras palavras, quanto maior a aleatoriedade do sistema maior será a entropia e quanto menor a aleatoriedade menor será essa entropia. A entropia ainda pode ser denotada como quantidade de informação, sendo uma entropia nula a ausência de informação. A entropia de um determinado sinal é calculada através da Equação (3.24).



$$H(X) = - \sum_i^n P(x_i) \log_b P(x_i) \quad (3.24)$$

em que  $P(x_i)$  é a probabilidade do  $i$ -ésimo termo da variável  $x$  e  $b$  é a unidade de informação, ou seja, para uma informação binária  $b = 2$ .

### Entropia de Shannon

O termo entropia de Shannon foi definido em 1948 por Shannon (1948), para representar uma medida de informação em seu modelo matemático de comunicação, com objetivo de melhor os sistemas elétricos de comunicação. Para aplicabilidade da entropia de Shannon, é necessário:

- O conjunto deve ser contínuo em todos os elementos;
- Se todas as probabilidades foram iguais, então o conjunto deve ser uma função monotônica crescente. Com eventos igualmente prováveis, quanto mais escolha há mais eventos possíveis;
- Se uma escolha for decomposta em duas escolhas sucessivas, a entropia original deve ser a soma ponderada dos valores individuais do conjunto.

A entropia de Shannon, é definida como uma função matemática mensura a quantidade de informação de um determinado conjunto de dados. Assim como exposto anteriormente, quanto maior a quantidade de informação, maior a entropia do sinal. Com isso, se um sinal só possui um determinado valor, sua entropia será nula. Um exemplo da entropia de Shannon é expor um conjunto de dados com metade dos dados de uma classe denominada *classe 1* e outra metade como *classe 2*, nesse caso, há uma incerteza de um determinado valor aleatório, a entropia será um número diferente de zero e positiva. A entropia pode ser obtida por meio da Equação (3.25).

$$H^S(X) = - \sum_i^n x_i \left( \log_2 \frac{1}{n} \right) \quad (3.25)$$

### Entropia de Rényi

A entropia de Rényi é a generalização das entropias apresentadas anteriormente. Do mesmo modo, a entropia de Rényi reflete a quantificação de informação. O equacionamento é mostrado através da Equação (3.26).

$$H_\alpha(X) = - \frac{1}{1-\alpha} \log \left( \sum_i^n x_i^\alpha \right) \quad (3.26)$$

em que  $X$  é uma variável aleatória discreta, com probabilidades  $x_i$ , e  $\alpha$  é um parâmetro de Rényi tal que  $\alpha \geq 0$ .

### Valor eficaz

O valor eficaz, ou Raiz do Valor Quadrático Médio, do inglês *root mean square* (RMS), é uma medida para quantificar a magnitude de um sinal. Pode ser aplicado a conjuntos discretos ou a conjuntos contínuos. Neste exemplo, o RMS é obtido por um conjunto discreto, e o equacionamento utilizado é visto na Equação (3.27).

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_i^n x_i^2} \quad (3.27)$$

em que,  $n$  é o número de elementos do conjunto e  $x_i$  é o  $i$ -ésimo termo desse conjunto.

### Valor de pico

O valor de pico é obtido por meio do processo de janelamento, dado uma janela de  $n$  amostras, o valor de pico será o máximo valor desse conjunto de amostras.

### Diferença entre o máximo e mínimo da janela

Por fim, a característica da diferença entre o máximo e o mínimo valor é obtida, conforme apresentado o processo de aquisição do valor de pico, através do processo de janelamento do sinal. Contudo, além da informação do máximo valor, também é aferido o mínimo valor do conjunto, e realizada a operação de diferença entre eles.

#### 3.4.2.3 Estimativa da região da falta

Nesta etapa é realizada a estimativa da zona falta, para isso, as características extraídas anteriormente na etapa de pré-processamento serão utilizadas como entrada do algoritmo desenvolvido. Neste caso foram utilizados a árvore de decisão, *random forest* e *extra trees*, ficando a critério da concessionária escolher qual utilizar com base em custos computacionais e acurácia esperada. Seja qual for o algoritmo utilizado, é importante que ele esteja treinado e validado. Esse processo de treinamento e validação é descrito a seguir, bem como as métricas de validação que serão utilizadas para aferir o desempenho do algoritmo.

### 3.4.3 Treinamento e validação do algoritmo

Nesta seção é apresentada a etapa de treinamento do algoritmo. O processo de treinamento é supervisionado, ou seja, para cada conjunto de entrada o algoritmo saberá a saída correta. Para isso é estabelecido um conjunto de teste e desse conjunto serão separados um subconjunto de 70% do conjunto original a finalidade de treinamento e os 30% restantes serão utilizados no processo de validação, obtendo assim o desempenho do algoritmo. Nesta rotina, foram definidos três algoritmos principais, árvore de decisão, *random forest* e *extra trees* que serão apresentados a seguintes.

### 3.4.3.1 Árvore de decisão

A árvore de decisão é uma das técnicas supervisionadas que podem ser implementadas em ML. Essa técnica possui variáveis pré-definidas e por isso, é usual sua aplicação em problemas de classificação de instâncias representadas por um vetor de características (WITTEN; FRANK; HALL, 2011). Na criação de uma árvore de decisão, são denominados nós internos o processo que testam os valores de uma determinada característica, existindo um ramo para cada valor possível desta característica e as classes são denominadas por folhas. Na Tabela 3 é apresentado um conjunto de amostras com três características arbitrárias: cor, tamanho e formato.

Tabela 3 – Exemplo de conjunto para classificação utilizando a árvore de decisão.

Amostras	Características		
	Cor	Tamanho	Formato
Amostra 1	Azul	Pequeno	Quadrado
Amostra 2	Azul	Grande	Quadrado
Amostra 3	Vermelho	Pequeno	Redondo

Então, conforme as características apresentadas na Tabela 3, a exemplificação de uma possível árvore de decisão é representada por meio da Figura 14.

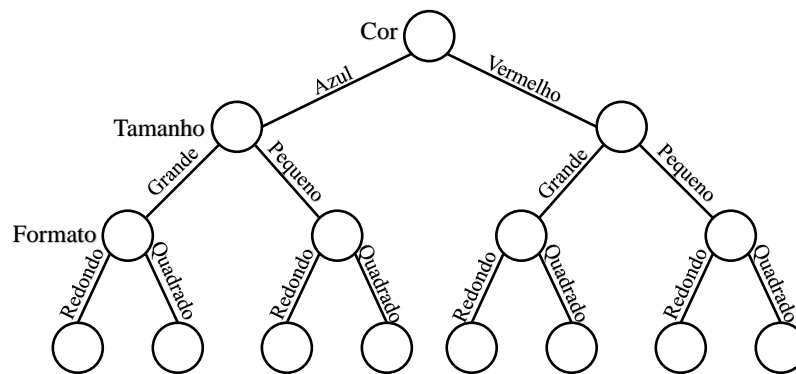


Figura 14 – Exemplo de árvore de decisão implementada com características da Tabela 3.

Como mencionado, a árvore de decisão é um algoritmo de ML supervisionado, então existe o processo de treinamento e validação. Neste caso, conforme proposição, foram selecionados aleatoriamente de um dado conjunto  $S$ , 70% dos elementos para treinamento e 30% para validação do algoritmo.

Para a construção dessa árvore, é definido o primeiro nó, denominado nó raiz. Em sequência a árvore é construída respeitando a sequência, essa sendo de cima para baixo. Do nó inicial serão originados ao menos dois subgrupos, essa divisão é dada por um divisor mais significativo nas variáveis de entrada, para escolher essa característica é utilizado uma variedade

de heurísticas, dessa forma é possível minimizar o tamanho da árvore de decisão. Neste trabalho, é utilizada a denominada ganho de informação, definida por meio da Equação (3.28).

$$\text{Ganho}(S, F) = \text{Entropia}(S) - \sum_{v \in \text{Conj}(F)} \frac{|S_v|}{|S|} \text{Entropia}(S_v), \quad (3.28)$$

em que  $S_v$  é o subconjunto de  $S$  que tem um determinado valor  $v$  para um atributo  $F$ .

Já a entropia, pode ser calculada por meio da Equação (3.29).

$$\text{Entropia}(S) = -p_p \log_2(p_p) - p_n \log_2(p_n), \quad (3.29)$$

em que  $p_p$  é a porção de exemplos positivos de um conjunto  $S$  e  $p_n$  é a porção de exemplos negativos de  $S$ .

Analisando a Equação (3.29), quando todas as amostras pertencem à mesma classe, então a entropia será nula. Ao analisar a Equação (3.28), o ganho também será nulo. Em contrapartida, ao analisar amostras de classe uniformemente distribuídas, a entropia terá valor unitário. Por fim, a Equação (3.29) pode ser generalizada para problemas com  $n$  classes, o equacionamento é dado pela Equação (3.30).

$$\text{Entropia}(S) = \sum_{i=1}^n -p_i \log_2(p_i), \quad (3.30)$$

em que  $p_i$  é a porção de exemplos da classe  $i$  do sistema.

Outra heurística que pode ser aplicada para construção de árvore de decisão é a Gini Index. Ao comparar com o Ganho de Informação, a utilização do Gini Index facilita as distribuições maiores, enquanto o Ganho de Informação facilita as distribuições menores. Dessa forma, o Gini Index realiza divisões binárias por meio de uma avaliação de "sucesso" ou "fracasso", já o Ganho de Informação avalia o conjunto antes e depois de uma divisão, por meio do cálculo da entropia antes e depois da divisão, permitindo indicar a impureza nas classes de elementos. No trabalho, foi verificada a utilização da heurística de Gini Index para construção da árvore de decisão, o equacionamento é dado pela Equação (3.31).

$$\text{Gini Index} = 1 - \sum_{i=1}^n (P_i)^2, \quad (3.31)$$

em que  $P_i$  representa a probabilidade de um elemento ser classificado em uma classe diferente.

Dessa forma, o método tem como objetivo criar um modelo preditivo que com base em parâmetros de entrada ele possa analisar e classificar uma determinada amostra em um dos subgrupos.

### 3.4.3.2 Random forest

O algoritmo *random forest*, assim como o algoritmo de árvore de decisão, é um ML supervisionado que pode ser aplicado a problemas de classificação. Diferentemente do algoritmo anterior, no *Random Forest* são criadas combinações de inúmeras árvores de decisão e o treinamento pode ser realizado pelo método de *bagging*. Em termos de processamento, a disponibilidade de inúmeras árvores de decisão é mais dispendiosa em termos de recursos computacionais em relação ao algoritmo de árvore de decisão, em contrapartida, por serem árvores de decisão distintas, é um processo altamente paralelizável.

Na Figura 15, é apresentado um exemplo do algoritmo *Random Forest*, para classificação de uma amostra  $x$ , com três árvores de decisão, cada uma definida com determinadas características  $F_i$ , em que  $i$  representa o número da árvore, distintas. Neste caso, a classe dessa amostra  $x$  será definida pela classe mais votada entre as três árvores de decisão.

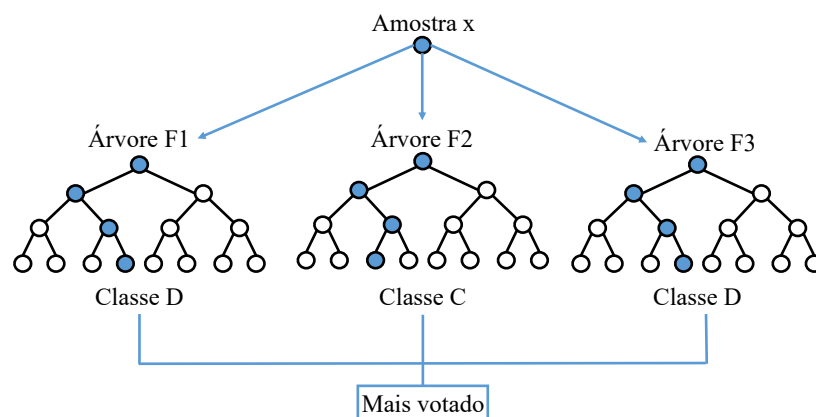


Figura 15 – Exemplo de classificação do algoritmo *random forest*.

O método de *bagging* é uma estratégia que utiliza a combinação de modelos de aprendizagem para aumentar o resultado geral. Com isso, o algoritmo *Random Forest* pode ser uma alternativa para solucionar problemas relacionados à instabilidade numérica, em outras palavras, ruídos das amostras, que estão presentes no algoritmo de árvore de decisão.

Ao comparar o algoritmo de árvore de decisão com o algoritmo *Random Forest*, além das inúmeras árvores de decisão que o segundo algoritmo gera para o treinamento, essas não são mais geradas utilizando o Ganho de Informação ou Gini Index e sim um processo de seleção aleatória de características. A utilização de seleção aleatória de características evita o problema de *overfitting*, ou traduzindo, sobreajuste. Esse problema, consiste quando uma árvore de decisão tem inúmeros nós (camadas muito profundas), que ela é capaz de classificar todas as amostras individualmente, contudo ao receber um novo elemento no conjunto, não consegue ter uma acurácia elevada.

### 3.4.3.3 *Extra trees*

O algoritmo *extra trees* ou também conhecido como *Extremely Randomized Trees Classifier*, é um algoritmo muito utilizado em problemas de classificação e similar ao *random forest* apresentado anteriormente, apresentando sutis variações que o permitem ter um melhor desempenho computacional (GEURTS; ERNST; WEHENKEL, 2006). Assim como o *random forest*, o *extra trees* faz uso de inúmeras árvores de decisão e o resultado é com base no conjunto dessas árvores. A diferença é na forma de criação dessas árvores, enquanto no *random forest*, como mencionado, é utilizado a estratégia de *bagging* para determinar diferentes variações dos dados de treinamento e garantir variações entre árvores de decisão, o *extra trees* utiliza todo o conjunto de dados de treinamento para treinar várias árvores de decisão. Para conseguir garantir diferenças entre essas árvores, o algoritmo seleciona aleatoriamente os valores que serão utilizados para determinar os nós filhos, em vez de utilizar alguma das estratégias apresentada no processo da criação de uma árvore de decisão, dessa forma a árvore é definida de forma aleatória e não de forma preditiva para melhor divisão para aquela característica.

A outra diferença do algoritmo na etapa de construção das árvores é a inicialização de dados, o algoritmo após dividir os nós utilizando valores aleatórios, as variáveis não são inicializadas, garantindo assim que o modelo não venha inicializado com os dados utilizados, mas sim das divisões aleatórias obtidas.

### 3.4.4 *Métricas de avaliação do desempenho do algoritmo proposto*

Nos algoritmos de ML, existem métricas de avaliação de desempenho que podem ser aplicadas. Nesta seção são apresentadas duas principais métricas, que podem ser aplicadas para algoritmos de ML supervisionados. Tais métricas serão abordadas no trabalho para comparar o desempenho dos algoritmos.

#### 3.4.4.1 *Acurácia*

A acurácia é uma métrica que permite aferir a precisão do algoritmo de ML. Ela é definida como a fração de número de verdadeiros positivos mais verdadeiros negativos pela soma de verdadeiros positivos, verdadeiros negativos, falsos positivos e falsos negativos (RIJSBERGEN, 1979). O verdadeiro positivo ou negativo é uma amostra classificada pelo algoritmo como verdadeiro ou falso, respectivamente. Já o falso positivo ou falso negativo, é quando há um equívoco do algoritmo e a amostra é classificada incorretamente. Equacionalmente a acurácia é descrita pela Equação (3.32).

$$Ac = \frac{tp + tn}{tp + tn + fp + fn}, \quad (3.32)$$

em que  $Ac$  é a acurácia, já  $tp$  e  $tn$  é o número de verdadeiros positivos e negativos, respectivamente. O  $fp$  e  $fn$  é o número de falso positivo e falso negativo, respectivamente.

## 3.4.4.2 F-score

O *F-score* é outra métrica que pode ser utilizada para aferir a acurácia em um banco de dados. Em um caso particular, existe o F1-score que é utilizado quando há um sistema binário, isto é, quando as amostras podem ser classificadas como positiva ou negativa (RIJSBERGEN, 1979). A equação do F1-score pode ser denotada pela Equação (3.33).

$$F_1 = \frac{2}{\frac{1}{re} \times \frac{1}{pr}} = 2 \times \frac{pr \times re}{pr + re} = \frac{tp}{tp + \frac{1}{2}(fp + fn)}, \quad (3.33)$$

em que *pr* é denominada precisão, isto é, uma fração de amostras positivos conhecidos dentre todas as amostras que o modelo classificou como positivos. Já o *re* é denominado *recall* ou sensibilidade, é definido como a fração de exemplos classificados como positivos entre o número total de exemplos conhecidos positivos. Então *tp*, *fn* e *fp* são respectivamente o número de amostras classificadas como positivo, o número de falso negativo calculado pelas amostras e número de amostras classificadas como falso positivo.

Com isso, é possível generalizar o algoritmo quando necessário ponderar a precisão ou a sensibilidade como algum fator mais importante, a generalização é mostrada na Equação (3.34).

$$F_\beta = (1 + \beta^2) \times \frac{pr \times re}{(\beta^2 \times pr) + re} = \frac{(1 + \beta^2) \times tp}{(1 + \beta^2) \times tp + \beta^2 \times (fn + fp)}, \quad (3.34)$$

em que  $\beta$  é um fator que considera o quão mais importante é a sensibilidade do que a precisão. Quando  $\beta$  é um, então a precisão e a sensibilidade tem a mesma importância, agora quando ele é dois, a sensibilidade é duas vezes mais importante que a precisão.





---

# VALIDAÇÃO DA ABORDAGEM PROPOSTA PARA DISTINTAS CONFIGURAÇÕES DO SISTEMA

---

---

Neste capítulo será apresentado o sistema teste utilizado para validação, juntamente com os resultados alcançados utilizando a abordagem proposta no capítulo anterior.

## 4.1 Sistema teste

O sistema analisado é o CIGRÉ (BARSALI; TF, 2014), conforme ilustrado na Figura 16. Esse sistema foi escolhido, por ser um SD de média tensão com característica radial, além de já ser um sistema trabalhado pelo grupo de pesquisa. Referente a localização de faltas utilizando a teoria de ondas viajantes, o sistema possui 14 barras, sendo uma quantidade superior a diversos artigos apresentados no Capítulo 2. Inicialmente, considerou-se o sistema equilibrado e sem geração distribuída para validação da técnica proposta. Contudo, foram realizadas modificações no sistema a fim de aferir a capacidade da abordagem proposta de localizar falta em cenários de cargas não balanceadas e com presença de geração distribuída no sistema. Para aplicação da abordagem proposta para mitigação da múltipla estimação do local da falta, o sistema necessita ser dividido em zonas que não se sobrepõem e que dentro de cada zona não haja ramificações do sistema. Então, o sistema foi dividido em 5 zonas denominadas de Z1 a Z5, também ilustradas na Figura 16.

A modelagem do sistema, foi realizada em parâmetros distribuídos, visto que para análise de ondas viajantes a representação em parâmetros concentrados não permite a observação da propagação das ondas em função do tempo nem os fenômenos eletromagnéticos nas linhas. Para modelagem, fez-se uso do *software* PSCAD<sup>TM</sup>/EMTDC<sup>TM</sup> com os parâmetros ilustrados na Tabela 4. A  $V_p$  do modo aéreo é calculada, conforme Equação (3.7), é de 292.600 km/s. Já a

velocidade do modo zero, Equação (3.6), é de 214.600 km/s.

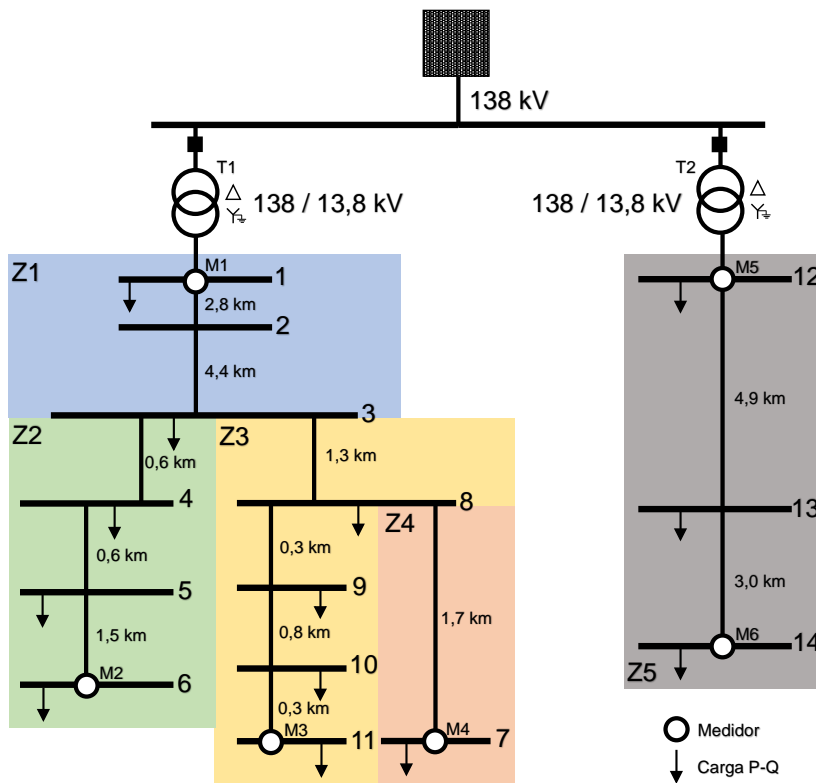


Figura 16 – Sistema teste - CIGRÉ.

Tabela 4 – Parâmetros das linhas do sistema teste.

Parâmetro	Sequência positiva	Sequência zero
R (ohms/km)	$3,576 \times 10^{-2}$	$3,635 \times 10^{-1}$
L (mH/km)	1,347	3,509
C ( $\mu$ F/km)	$8,674 \times 10^{-3}$	$6,169 \times 10^{-3}$

No modelo adaptado, o sistema conta com um alimentador de 138 kV, com dois transformadores de 138/13,8 kV, T1 e T2. As cargas modeladas são do tipo P-Q e alocadas conforme representação da Figura 16. Os medidores, M1, M2, M3, M4, M5 e M6, estão alocados nas extremidades das barras, ilustrados na Figura 16. Posteriormente, quando considerado o método de único terminal, os medidores utilizados serão M1 e M2, esses sendo alocados no secundário de T1 e T2, respectivamente.

As análises com dados de dois terminais consistem em pares de medidores, conforme o local da falta. Os pares podem ser vistos por meio da Tabela 5. Para o caso de um único terminal, o respectivo medidor associado à falta entre barras é visto na Tabela 6.

Tabela 5 – Pares de medidores utilizados para faltas entre barras, método dois terminais.

<b>Falta entre barras</b>	<b>Medidor utilizado</b>
1 e 3	M1 - M2 ou M1 - M3 ou M1 - M4
3 e 6	M1 - M2
3 e 8	M1 - M3 ou M1 - M4
8 e 11	M1 - M3
8 e 7	M1 - M4
12 e 14	M5 - M6

Tabela 6 – Medidor utilizado para falta entre barras, método único terminal.

<b>Falta entre barras</b>	<b>Medidor utilizado</b>
1 e 3	M1
3 e 6	M1
3 e 8	M1
8 e 11	M1
8 e 7	M1
12 e 14	M5

## 4.2 Parâmetros das simulações

Nesta seção serão apresentados os parâmetros que foram utilizados nas simulações. Devido ao método da localização utilizando a teoria de ondas viajantes ser determinístico e o método da mitigação da múltipla estimação ser um método estocástico há uma diferença entre as configurações de simulações. Esses parâmetros são apresentados a seguir.

### 4.2.1 Parâmetros para estimação da distância do local da falta

Os parâmetros utilizados para a localização utilizando ondas viajantes têm como objetivo validar a técnica em toda extensão do sistema e em diversas situações de falta. Dessa forma foi definido variações nos parâmetros de distância, da resistência, do ângulo de incidência e do tipo da falta. Esses parâmetros são apresentados a seguir.

#### • Tipo de falta

- Falta monofásica (F-T)
  - \* falta entre fase A e terra (AT)
  - \* falta entre fase B e terra (BT)
  - \* falta entre fase C e terra (CT)
- Falta bifásica (F-F)
  - \* falta entre fase A e B (AB)
  - \* falta entre fase A e fase C (AC)
  - \* falta entre fase B e fase C (BC)

- Falta bifásica terra (F-F-T)
  - \* falta entre fase A, fase B e terra (ABT)
  - \* falta entre fase A, fase C e terra (ACT)
  - \* falta entre fase B, fase C e terra (BCT)
- Falta trifásica (F-F-F)
  - \* falta entre fase A, fase B e fase C (ABC)

- **Resistência de falta**

- 0, 10, 25 e 50  $\Omega$

- **Ângulo de incidência da falta**

- 0, 45 e 90°

- **Distância da falta**

- 10, 25, 40, 50, 75, 90% do trecho

Assim como Mishra e Rout (2018), a distância da falta foi variada de modo a compreender de 10% a 90% do trecho coberto pelo medidor. Já o ângulo de incidência e a resistência de falta, foram estipulados conforme Silva, Oleskovicz e Coury (2005), adaptados para SDs conforme a revisão da literatura apresentada anteriormente, com resistências variando de 0  $\Omega$  até 50  $\Omega$ , e o ângulo de incidência considerando o valor máximo da descontinuidade 90°, o valor mínimo de 0°, além do valor intermediário de 45°.

Na Figura 17, é exemplificado as configurações de faltas, principalmente a questão dos parâmetros de resistências de falta. No modelo são considerados dois valores,  $R_f$  e  $R_{fs}$ , que correspondem a resistência à terra e resistência entre fases, respectivamente. Para parâmetros de resistência entre fase e terra foram adotados os valores conforme apresentado anteriormente, já para a resistência entre fase, o valor foi variado entre 0 e 1  $\Omega$ .

As simulações mantiveram uma taxa amostral de 12 MHz, ou seja, um intervalo de 0,0833  $\mu s$  entre cada amostra. Esse tempo foi definido com base nos cálculos de estimação de distância mínima de precisão para o sistema analisado, podendo esse ser escolhido pelo usuário, por um tempo maior ou menor, conforme suas necessidades. O tempo de simulação foi correspondente a de dois ciclos pré-falta e quatro ciclos durante a falta, logo o tempo total de simulação foi de 100 ms. Após inúmeros testes, notou-se que os ciclos poderiam ser reduzidos, ficando somente um ciclo de pré-falta e um durante a falta.

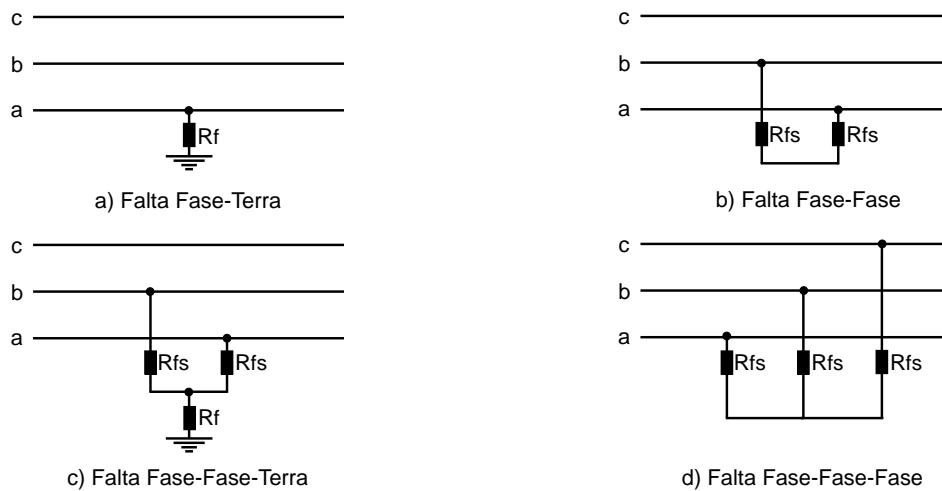


Figura 17 – Configurações das faltas aplicadas no sistema.

#### 4.2.2 Parâmetros para redução da múltipla estimação do local da falta

Como mencionado anteriormente, o algoritmo utilizado para redução da múltipla estimação é um processo estocástico, em outras palavras ele depende de um treinamento para estimar a zona de falta. Por conta disso, os parâmetros utilizados nessa etapa são diferentes da etapa do processo de localização, e têm o intuito de apresentar ao algoritmo diversas condições aleatórias de falta, assim ao ocorrer uma eventual falta será possível estimar com precisão a zona de ocorrência. Do mesmo modo apresentado no processo de localização, os parâmetros variados foram o local, a resistência, o ângulo de incidência e o tipo da falta. Os parâmetros utilizados foram adaptados de Reche *et al.* (2019) e são representados a seguir.

- **Tipo de falta**
  - AT, BT, CT, AB, AC, BC, ABT, ACT, BCT, ABC
- **Resistência de falta**
  - Valores aleatórios, com distribuição uniforme, entre 0 e 50  $\Omega$
- **Ângulo de incidência da falta**
  - Valores aleatórios, com distribuição uniforme, entre 0 e 90°
- **Distância da falta**
  - De 100 em 100 metros de cada ramo

Ao total, foram realizadas 2.484 simulações para cada tipo de falta, necessitando de um ML, e por isso requer um elevado número de situações para treinamento do algoritmo. Na

Tabela 7 é apresentada a configuração dos parâmetros, gerados de forma aleatória, e salvos em um banco de dados na estrutura de Valores Separados por Vírgula, do inglês *Comma-Separated Values* (CSV). A utilização dessa base de dados não só permite a automatização da etapa de treinamento, visto que é possível utilizar a linguagem Python para ler as informações e treinar o modelo no *software*, mas também a visualização por parte do usuário de todas as configurações que o algoritmo foi treinado. A visualização por parte do operador é fundamental, pois permite a análise de como foram distribuídos os casos aleatórios e obter métricas da uniformidade da distribuição do algoritmo que auxilia no bom desempenho do mesmo.

Tabela 7 – Representação do arquivo CSV utilizando na configuração das simulações.

Zona de falta	Local da falta	Distância B1 [m]	Distância B2 [m]	Resistência [ $\Omega$ ]	Ângulo [Graus]
1	1	100	2700	1,1937	2,5548
1	1	200	2600	5,6835	49,4474
1	1	300	2500	1,1595	56,3792
1	1	400	2400	12,1450	11,9303
1	1	500	2300	19,9962	6,4903
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1	2	100	4320	16,6004	13,1997
1	2	200	4220	18,0982	7,3481
1	2	300	4120	2,4189	21,7096
1	2	400	4020	4,4357	33,1737
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2	3	100	460	8,9290	38,8257
2	3	200	360	4,9172	8,1383
2	3	300	260	1,2982	26,5538
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
5	10	2900	100	18,5871	40,5509
5	10	100	2900	2,7017	55,9530

### 4.3 Resultados para o algoritmo da estimação da distância da falta

Nesta seção são apresentados os resultados alcançados aplicando o algoritmo proposto. Para isso, as simulações foram realizadas em *software* PSCAD<sup>TM</sup>/EMTDC<sup>TM</sup> e a rotina de estimação da distância da falta foi implementada diretamente no *software*, com uso da linguagem C de programação. Por outro lado, a rotina da redução da múltipla estimação, teve seus dados armazenados em baixa amostragem, foi implementada com auxílio da linguagem Python. Dessa forma, permitiu reduzir o espaço de armazenamento necessário em disco para executar as inúmeras simulações propostas.

Para fins de mensurar a qualidade dos resultados obtidos em relação à estimação do local da falta, foram estabelecidos dois principais índices, são eles: erro absoluto e erro relativo da distância estimada da falta. O erro absoluto da falta pode ser calculada conforme a Equação (4.1) e mede a diferença entre a distância encontrada da distância real. Já o erro relativo é dada pela Equação (4.2) e tem o intuito de medir a porcentagem do erro da localização da falta, em função ao comprimento do trecho analisado.

$$e_{abs}[km] = |\hat{d} - d| \quad (4.1)$$

$$e_{rel}[\%] = \frac{d_{abs}}{L} \times 100 \% \quad (4.2)$$

Por fim, para cada conjunto de casos pode ser atribuído um erro médio absoluto, calculado pela Equação (4.3). Da mesma forma, pode ser atribuído um erro médio relativo, obtido através da Equação (4.4).

$$Erro_{medio\_absoluto}[\%] = \frac{\sum_{n=1}^N d_{abs}(n)}{N} \quad (4.3)$$

$$Erro_{medio\_relativo}[\%] = \frac{\sum_{n=1}^N d_{rel}(n)}{N} \quad (4.4)$$

### 4.3.1 Resultados obtidos considerando dados provenientes de dois terminais

Nesta seção são apresentados os resultados provenientes do algoritmo baseado em medições de dois terminais. Os pares de terminais utilizados para cada medição foram apresentados na Tabela 5. A princípio são assumidos que os medidores estão corretamente sincronizados por meio de dispositivo GPS.

Para exemplificar o algoritmo e como é o funcionamento dele, considera-se uma falta monofásica, AT, entre as barras 12 e 14 do sistema, a 2 km do medidor M5. Neste cenário, conforme a Tabela 5, será utilizado o par de medidor M5-M6.

A falta AT, segundo a Tabela 1, é coberta pelos modos terra e  $\alpha$ , logo, ambos os modos podem ser utilizados para a estimação da distância. Neste caso, arbitrariamente será escolhido o modo aéreo  $\alpha$ . Após a rotina da transformação modal será aplicado a TW e será analisado o CD1. Os CW obtidos podem ser vistos na Figura 18.

A primeira onda viajante é percebida no medidor M5, em 4,0078 ms, em seguida é detectada a chegada da primeira onda viajante no medidor M6, em 4,0210 ms. Com isso, é possível calcular o atraso de tempo entre os medidores, que será de 0,0132 ms. Ao substituir esse atraso de tempo na Equação (3.13), é estimada a distância da falta em 2,024 km. Considerando que a falta foi aplicada em 2 km do M5, o erro absoluto será de 24 metros e o erro relativo será de 0,304%.

Na Figura 19 é apresentado os erros médios gerais obtidos em função da distância da falta para cada par de medidor utilizado. Os respectivos valores do gráfico são observados na Tabela 8. Como apresentado na literatura, a localização utilizando a teoria de ondas viajantes em conjunto com a TW, enfrenta dificuldades na correta detecção em pontos próximos aos

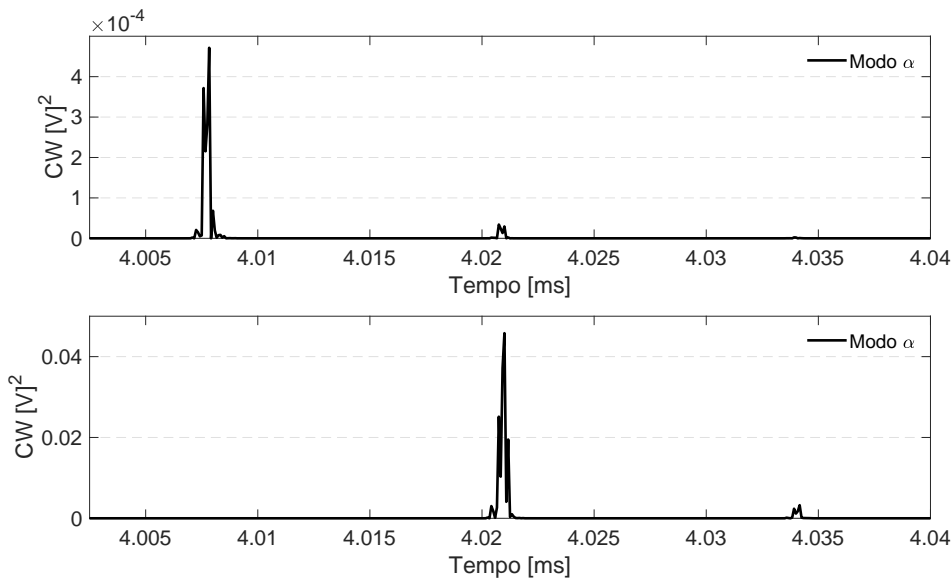


Figura 18 – Coeficientes de detalhe 1 para falta F-T à 1 km da barra 1. Resistência de falta de  $0 \Omega$  e ângulo de incidência de  $0^\circ$ . Dados provenientes de M1 e M2.

medidores, e possui os melhores desempenhos em distâncias próximas ao centro da linha. Os maiores erros obtidos foram em 10% e 90% do trecho coberto pelo par de medidor, com erros relativos que variam de 1,242% a 1,929% e de 1,346% a 3,557% para respectivas distâncias. Nas distâncias próximas ao centro da barra, os erros relativos encontrados variam de 0,040% a 0,368%, para os medidores M1-M4 e M1-M2 respectivamente. A precisão média na localização foi de 0,979%, que corresponde a um erro absoluto de 0,093 km, com desvio padrão de 0,078%.

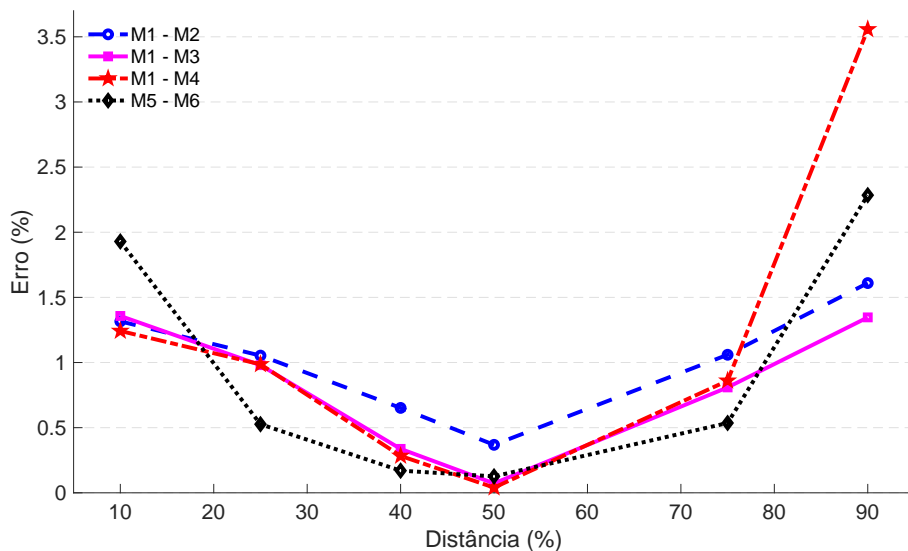


Figura 19 – Média de erro em função da distância da falta.



Tabela 8 – Média dos erros obtidos em função da distância e do par de medidor utilizado.

Medidor	Local da falta (%)	Distância real (km)	Distância localizada (km)	Erro absoluto (km)	Erro relativo (%)
M1 - M2	10	0,993	1,124	0,131	1,316
	25	2,483	2,5876	0,105	1,053
	40	3,972	4,037	0,065	0,651
	50	4,965	5,002	0,037	0,368
	75	7,448	7,343	0,105	1,059
	90	8,937	8,777	0,160	1,601
			<b>Média</b>	<b>0,100</b>	<b>1,009</b>
M1 - M3	10	0,993	1,128	0,135	1,357
	25	2,483	2,580	0,097	0,979
	40	3,972	4,005	0,033	0,337
	50	4,965	4,958	0,007	0,072
	75	7,45	7,369	0,080	0,809
	90	8,946	8,812	0,134	1,346
			<b>Média</b>	<b>0,081</b>	<b>0,817</b>
M1 - M4	10	0,993	1,119	0,127	1,242
	25	2,483	2,583	0,100	0,986
	40	3,972	4,001	0,029	0,283
	50	4,965	4,961	0,004	0,040
	75	7,45	7,362	0,088	0,860
	90	9,171	8,808	0,362	3,557
			<b>Média</b>	<b>0,118</b>	<b>1,161</b>
M5 - M6	10	0,790	0,942	0,152	1,929
	25	1,975	2,016	0,041	0,526
	40	3,160	3,146	0,013	0,170
	50	3,950	3,940	0,009	0,126
	75	5,925	5,883	0,042	0,536
	90	7,110	6,929	0,180	2,284
			<b>Média</b>	<b>0,073</b>	<b>0,926</b>
		<b>Geral</b>	<b>0,093</b>	<b>0,979</b>	

As Figuras 20 a 23 ilustram os resultados apresentados na Tabela 9, que compreende a influência da resistência de falta em função da classe da falta. Os erros maiores estão associados a resistências menores, enquanto os menores erros são associados às resistências maiores. Para as resistências de 0 e 10  $\Omega$ , os maiores erros foram para faltas bifásicas e bifásicas terra, entre os medidores M1-M4. Contudo, nesse mesmo par de medidores para a falta de 50  $\Omega$  foram obtidos os menores erros. Esse ramo está próximo ao centro do sistema, assim a correta detecção dos instantes é dificultada, em casos com resistência próxima a zero, e principalmente com ângulo de incidência próximo ao valor de pico, as perturbações são maiores ocasionando eventuais erros de precisão de aquisição dos instantes de tempo. Em contrapartida, maiores resistências atenuam esse fenômeno e permite a correta aquisição dos instantes.

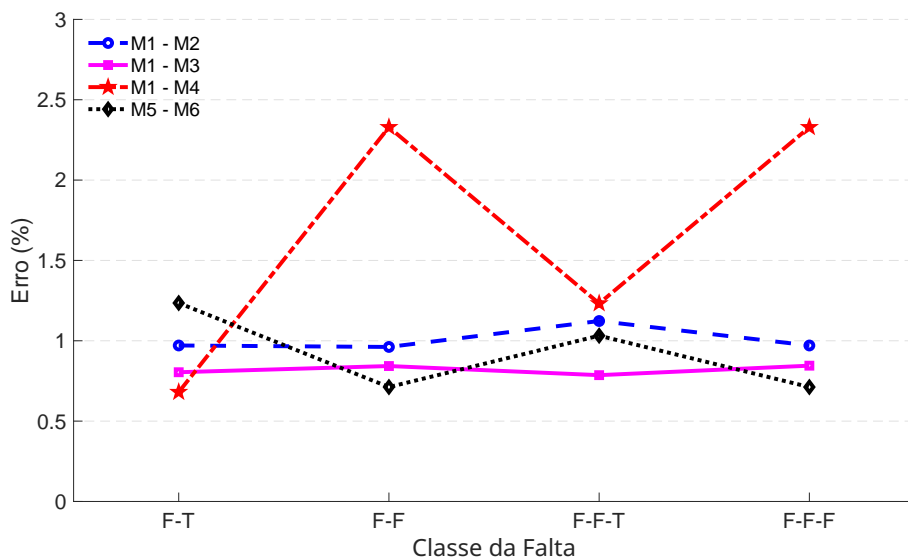


Figura 20 – Média de erro considerando resistência de falta igual a 0  $\Omega$ .

Outra análise realizada é da influência do ângulo de incidência em função da classe da falta. As maiores perturbações ocorrem para casos em que o ângulo de incidência da falta é próximo ao valor de pico do sinal, como por exemplo 90°, devido às maiores discontinuidades geradas pelo evento da falta. Por outro lado, ângulo de incidência próximo ao nulo do sinal apresentam as menores discontinuidades, conseqüentemente representam as maiores dificuldades na correta aquisição dos instantes. Na Tabela 10, é apresentada a comparação dos erros relativos médios encontrados para distintos ângulos de incidência da falta em função da classe da falta e são ilustrados nas Figuras 24 a 26. Para essas situações, o erro médio encontrado para uma falta com ângulo de incidência de 0° foi de 1,065%, enquanto para uma falta de 45° e de 90° os erros médio encontrados foram de 0,964% e 0,969%, respectivamente. Note que para ângulos próximos ao pico do sinal, como 45° e 90°, o erro tende a ser menor, isso porque como mencionado, conforme o ângulo é próximo do máximo há uma maior discontinuidade no momento da falta, permitindo uma melhor detecção dos limiares dos CW.

Na Figura 27 são apresentados os erros encontrados em médias gerais, resumidos da Ta-

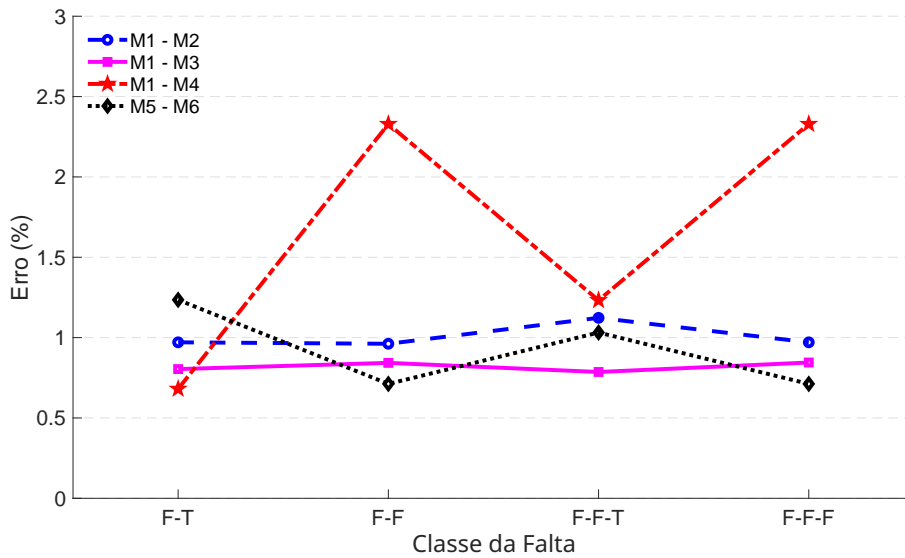


Figura 21 – Média de erro considerando resistência de falta igual a 10 Ω.

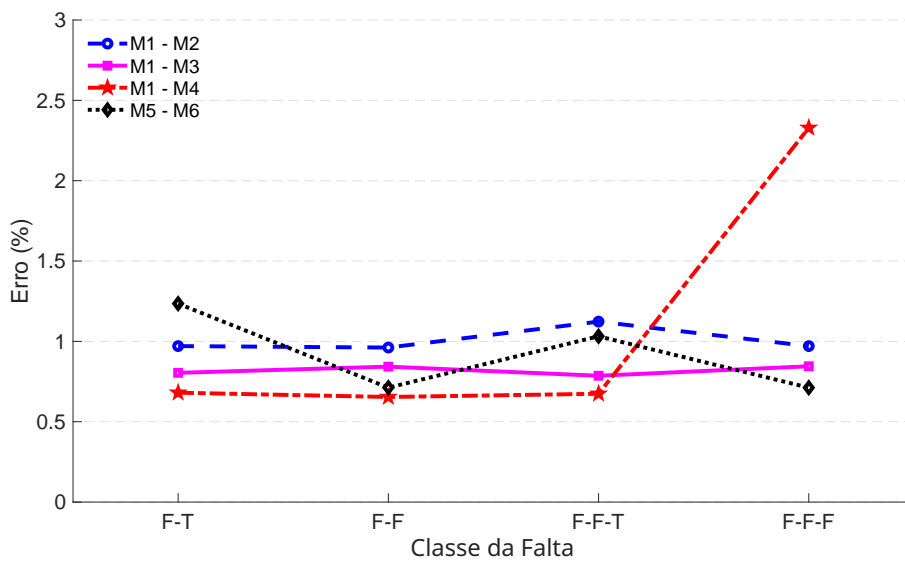


Figura 22 – Média de erro considerando resistência de falta igual a 25 Ω.

bela 11. O algoritmo enfrentou dificuldades entre o par de medidores M1-M4, como mencionado. Esse compreende um ramal com maior presença de ruído, dificultando a correta reflexões das ondas viajantes. Mesmo assim, o algoritmo teve um desempenho médio de 1,128%, com o menor erro de 0,674% para as faltas AT, BT e ABT, e maior de 1,910%, para a falta ABC. Ao observar a lateral radial da direita do sistema, M5-M6, teve um desempenho similar a lateral da esquerda, M1-M2. Contudo, houve uma influência na falta CT, e essa influência não era previamente esperada e está associada a erros na correta detecção dos CW. Os resultados encontrados para os medidores M1-M2, são uniformes apresentando apenas uma oscilação para 1,462% na falta ACT. Isso porque conforme Tabela 2, o algoritmo, utilizando modo  $\alpha$ , enfrenta dificuldades na correta localização desse tipo de falta.

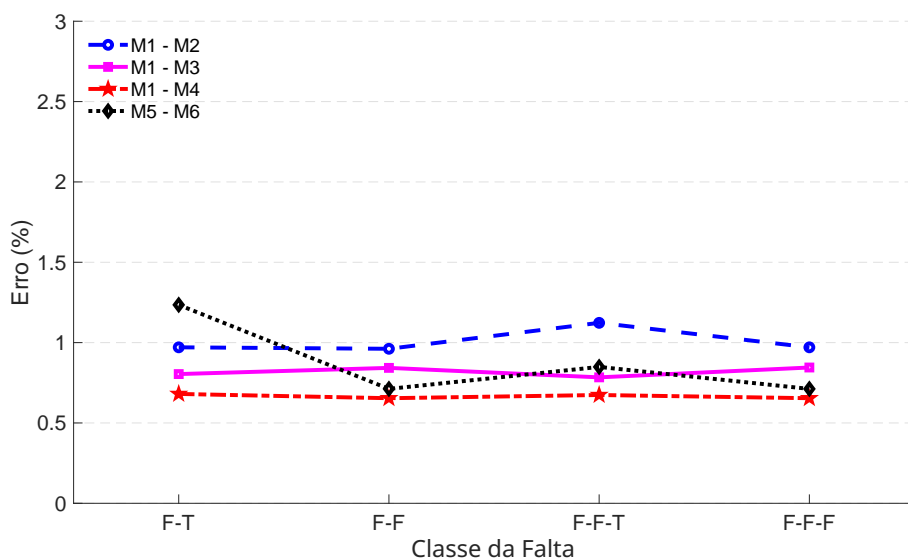


Figura 23 – Média de erro considerando resistência de falta igual a 50 Ω.

Tabela 9 – Média dos erros obtidos em função da resistência e da classe da falta, por par de medidor utilizado.

Par de medidores	Classe da falta	Erro relativo (%)			
		0 Ω	10 Ω	25 Ω	50 Ω
M1-M2	F-T	0,971	0,971	0,970	0,970
	F-F	0,961	0,962	0,961	0,961
	F-F-T	1,123	1,123	1,123	1,123
	F-F-F	0,971	0,970	0,970	0,970
	<b>Média</b>	<b>1,006</b>	<b>1,006</b>	<b>1,006</b>	<b>1,006</b>
M1-M3	F-T	0,804	0,804	0,804	0,804
	F-F	0,843	0,843	0,843	0,843
	F-F-T	0,786	0,786	0,786	0,784
	F-F-F	0,845	0,845	0,845	0,845
	<b>Média</b>	<b>0,819</b>	<b>0,819</b>	<b>0,819</b>	<b>0,819</b>
M1-M4	F-T	0,681	0,680	0,681	0,681
	F-F	2,329	2,329	0,654	0,654
	F-F-T	1,232	1,232	0,674	0,674
	F-F-F	2,329	2,328	2,329	0,654
	<b>Média</b>	<b>1,643</b>	<b>1,643</b>	<b>1,084</b>	<b>0,666</b>
M5-M6	F-T	1,235	1,235	1,235	1,235
	F-F	0,712	0,712	0,712	0,712
	F-F-T	1,032	1,031	1,031	0,849
	F-F-F	0,712	0,712	0,712	0,712
	<b>Média</b>	<b>0,923</b>	<b>0,922</b>	<b>0,922</b>	<b>0,877</b>
<b>Geral</b>	<b>1,098</b>	<b>1,097</b>	<b>0,958</b>	<b>0,840</b>	

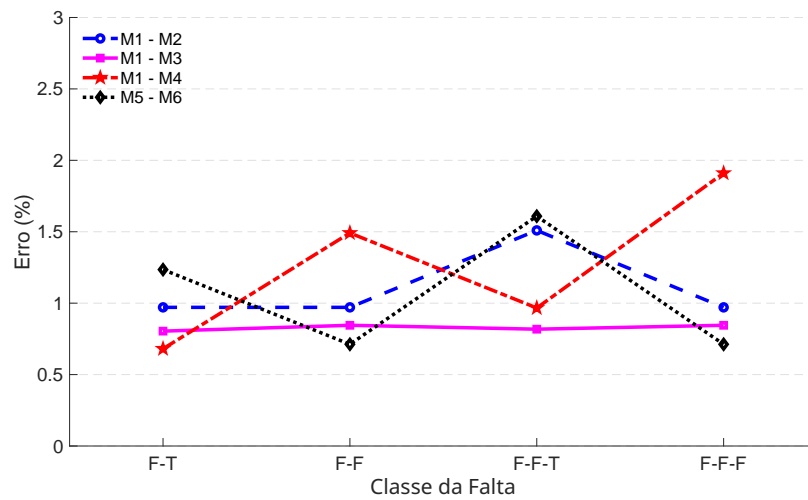


Figura 24 – Média de erro considerando ângulo de incidência da falta igual a 0°.

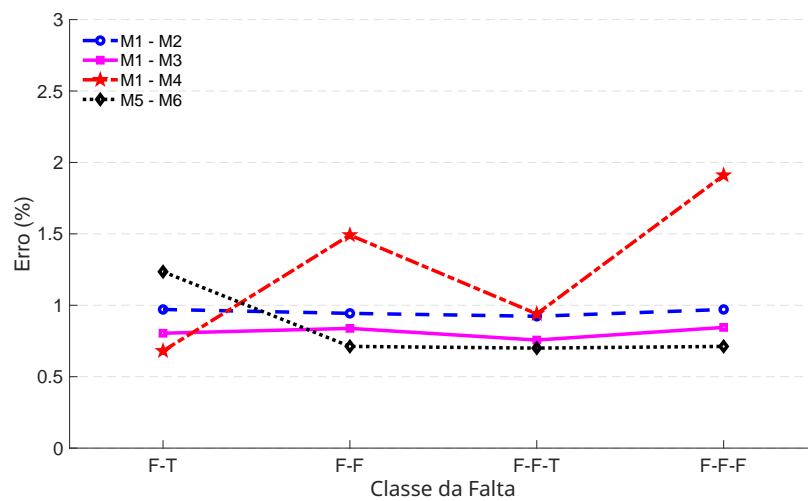


Figura 25 – Média de erro considerando ângulo de incidência da falta igual a 45°.

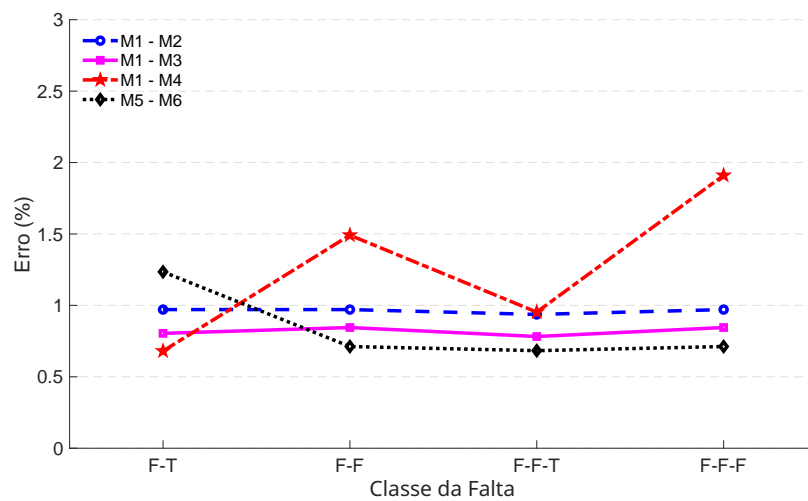


Figura 26 – Média de erro considerando ângulo de incidência da falta igual a 90°.

Tabela 10 – Média dos erros obtidos em função do ângulo e da classe da falta, por par de medidor utilizado.

Par de medidores	Classe da falta	Erro relativo (%)		
		0°	45°	90°
M1-M2	F-T	0,970	0,971	0,970
	F-F	0,971	0,943	0,970
	F-F-T	0,151	0,923	0,936
	F-F-F	0,971	0,971	0,971
	<b>Média</b>	<b>1,105</b>	<b>0,952</b>	<b>0,962</b>
M1-M3	F-T	0,804	0,804	0,804
	F-F	0,845	0,838	0,845
	F-F-T	0,818	0,756	0,782
	F-F-F	0,845	0,845	0,845
	<b>Média</b>	<b>0,828</b>	<b>0,811</b>	<b>0,819</b>
M1-M4	F-T	0,681	0,681	0,681
	F-F	1,491	1,491	1,491
	F-F-T	0,967	0,940	0,953
	F-F-F	1,910	1,910	1,910
	<b>Média</b>	<b>1,262</b>	<b>1,255</b>	<b>1,259</b>
M5-M6	F-T	1,235	1,235	1,235
	F-F	0,712	0,712	0,712
	F-F-T	1,609	0,700	0,683
	F-F-F	0,712	0,712	0,712
	<b>Média</b>	<b>1,067</b>	<b>0,840</b>	<b>0,835</b>
<b>Geral</b>	<b>1,065</b>	<b>0,964</b>	<b>0,969</b>	

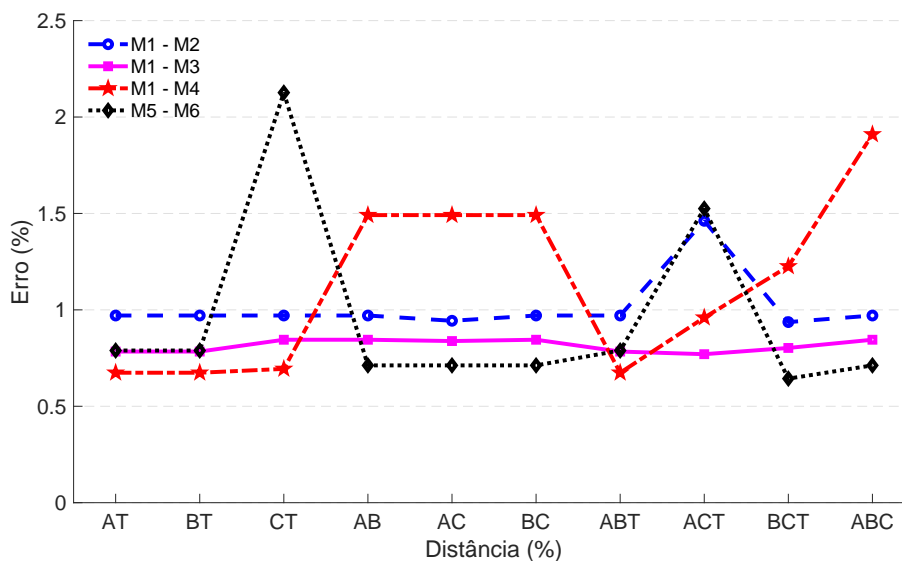


Figura 27 – Média dos erros obtidos para cada tipo de falta.

Tabela 11 – Média geral dos erros obtidos em função do tipo da falta, por par de medidor utilizado.

Medidores	M1-M2		M1-M3		M1-M4		M5-M6	
	Erro absoluto (km)	Erro relativo (%)	Erro absoluto (km)	Erro relativo (%)	Erro absoluto (km)	Erro relativo (%)	Erro absoluto (km)	Erro relativo (%)
AT	0,096	0,971	0,078	0,784	0,069	0,674	0,062	0,789
BT	0,096	0,971	0,078	0,784	0,069	0,674	0,062	0,789
CT	0,096	0,971	0,084	0,845	0,071	0,694	0,168	2,126
AB	0,096	0,971	0,084	0,845	0,152	1,491	0,056	0,712
AC	0,094	0,943	0,083	0,838	0,152	1,491	0,056	0,712
BC	0,096	0,971	0,084	0,845	0,152	1,491	0,056	0,712
ABT	0,096	0,971	0,078	0,784	0,069	0,674	0,062	0,789
ACT	0,145	1,462	0,076	0,770	0,098	0,960	0,120	1,525
BCT	0,093	0,936	0,080	0,802	0,125	1,225	0,051	0,643
ABC	0,096	0,971	0,084	0,845	0,195	1,910	0,056	0,712
<b>Média</b>	<b>0,096</b>	<b>0,971</b>	<b>0,081</b>	<b>0,818</b>	<b>0,121</b>	<b>1,176</b>	<b>0,077</b>	<b>0,960</b>

### 4.3.2 Resultados obtidos considerando dados provenientes de um terminal

Nesta seção são apresentados os resultados provenientes do algoritmo baseado em medidores em um terminal. Para a estimação da distância da falta com dados obtidos em apenas um terminal será adotado os medidores conforme Tabela 6. Como mencionado anteriormente, a localização com dados de um medidor, como vantagem, não necessita do canal de comunicação e da sincronização de dados. A distância será estimada conforme a diferença dos tempos obtidos pela chegada da onda viajante e a primeira reflexão detectadas pelo medidor.

Para exemplificar o funcionamento do algoritmo proposto é considerado uma falta monofásica, AT, entre as barras 12 e 14 do sistema, a aproximadamente 2 km do M5. Esse local foi definido por apresentar a característica radial, sendo melhor para compreender o funcionamento do algoritmo. Conforme a Tabela 6, o medidor adotado será o M5.

Conforme a Tabela 2, as faltas monofásicas são abrangidas pelo modo terra e modo  $\alpha$ , e por se tratar de uma falta monofásica, conforme Figura 7, é necessário realizar a pré-localização, para determinar se a falta ocorreu na primeira metade ou na segunda metade do trecho coberto pelo medidor. Essa pré-localização é mostrada através da Figura 28, em que são comparados os tempos da primeira reflexão do modo aéreo  $\alpha$  e do modo terra. Devido a  $V_p$  modo aéreo ser superior ao do modo terra, a reflexão proveniente ao modo aéreo será percebida primeiro no medidor e em seguida do modo terra. Então, é possível definir um limiar máximo de tempo de atraso que corresponde a metade da da linha, e caso ultrapassado é dito que a falta ocorreu na segunda metade (SILVA; OLESKOVICZ; COURY, 2005).

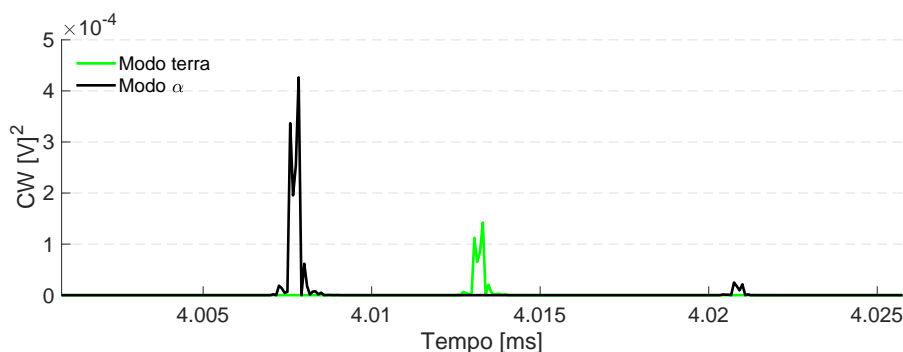


Figura 28 – Comparação da diferença dos tempos de chegada das ondas viajantes referentes ao modo aéreo e ao modo terra.

Já a estimação da distância é feita somente por um dos modos, nesse exemplo adotado o modo  $\alpha$ , e são consideradas as duas primeiras reflexões no medidor. Para esse exemplo a falta ocorreu na primeira metade do trecho coberto pelo medidor. Ao analisar o diagrama de Lattice a primeira reflexão, do modo  $\alpha$ , corresponde ao tempo  $T_a$  e a segunda, também do modo  $\alpha$ , ao tempo  $3T_a$ , e posteriormente será utilizado a Equação (3.17). Para esse caso,  $3T_a$  é igual a 4,02750 ms e  $T_a$  é igual a 4,00783 ms, logo a estimação da distância foi de 1,890 km, que corresponde a 1,39% de erro relativo.



Na Figura 29, um resumo da Tabela 12, é apresentada a comparação do erro da estimação da distância em função da distância da falta. Novamente é visto, de maneira sutil, os menores erros se concentrarem ao meio do ramal coberto pelo medidor. Os erros encontrados são inferiores a 1%, exceto para o caso de 20% que ocorreu uma oscilação, devido a aquisição de alguns instantes adjacentes às corretas reflexões, que elevou o erro para 1,227%. Esse resultado médio é aproximado ao método de dois terminais visto anteriormente.

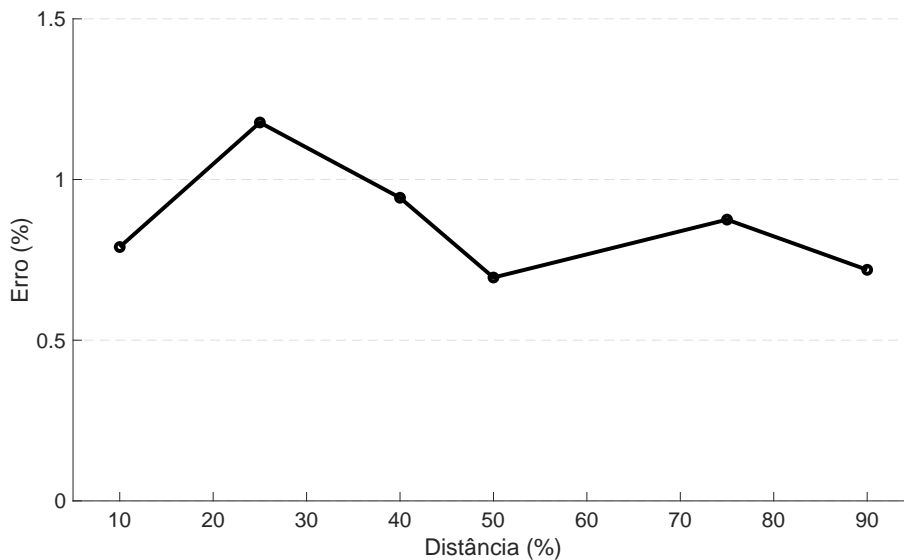


Figura 29 – Média de erro com dados de um terminal em função da distância da falta.

A Figura 30 apresenta a média em função da classe da falta. Os piores desempenhos foram encontrados para F-F, com erro de 0,999%, seguido da F-F-F com erro de 0,930%. Como visto no algoritmo com dois terminais, a F-F enfrenta certas dificuldades para localização, e para o caso de um terminal os limiares também são afetados. Já a F-F-F, a localização é prejudicada devido às perturbações no sistema que acarreta maiores reflexões, consequentemente maior dificuldade para o algoritmo obter os instantes corretos.

Tabela 12 – Média dos erros obtidos em função da distância, com dados de um terminal.

Distância (%)	Classe da falta				Média erro absoluto (%)	Média erro relativo (%)
	F-T	F-F	F-F-T	F-F-F		
10	0,788	0,881	0,723	0,822	0,063	0,803
25	0,924	1,574	0,834	1,574	0,097	1,227
40	0,889	0,942	1,002	0,905	0,074	0,934
50	0,674	0,781	0,614	0,777	0,056	0,711
75	0,878	0,916	0,855	0,917	0,070	0,892
90	0,462	0,808	0,805	0,338	0,048	0,603
<b>Média</b>	<b>0,792</b>	<b>0,999</b>	<b>0,805</b>	<b>0,930</b>	<b>0,071</b>	<b>0,882</b>

Na Figura 31, com os dados da Tabela 13, é apresentada a influência da resistência de falta em função da classe da falta. A variação da resistência de falta teve menos influência

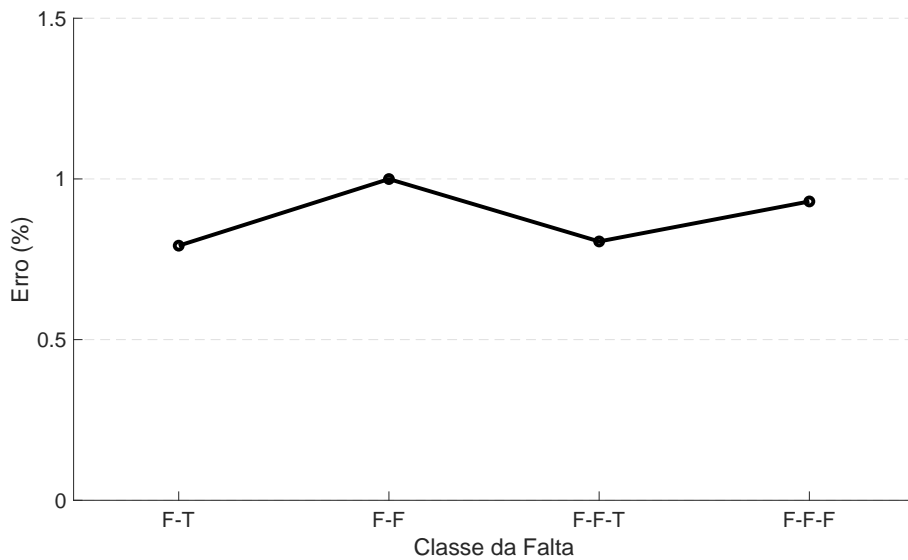


Figura 30 – Média de erro com dados de um terminal em função da classe da falta.

quando comparado com o método de dois terminais, e diferentemente do algoritmo anterior, com resistência mais elevada houve uma piora na estimação da distância. Isso porque devido ao método trabalhar com as reflexões no sistema, que possuem uma magnitude inferior a primeira chegada da onda viajante, o aumento da resistência impacta diretamente na magnitude das reflexões, dificultando sua localização.

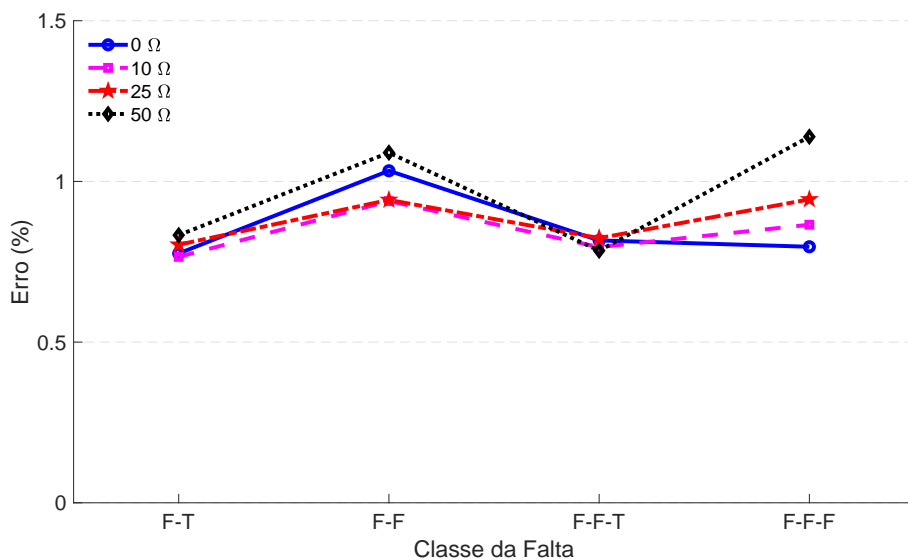


Figura 31 – Média de erro com dados de um terminal em função da resistência de falta.

Por fim, na Figura 32, dados da Tabela 14, é apresentada a influência do ângulo de incidência da falta em função da classe da falta. Como mencionado anteriormente, faltas que ocorrem com ângulo de incidência próximo ao valor do pico apresentam maiores discontinuidades nos CW, permitindo uma melhor detecção. Neste caso, o algoritmo teve melhores desempenhos

Tabela 13 – Média dos erros obtidos em função da resistência e da classe da falta, com dados de um terminal.

Tipo de falta	Erro relativo (%)			
	0 $\Omega$	10 $\Omega$	25 $\Omega$	50 $\Omega$
<b>F-T</b>	0,776	0,765	0,803	0,833
<b>F-F</b>	1,033	0,939	0,942	1,090
<b>F-F-T</b>	0,816	0,796	0,824	0,785
<b>F-F-F</b>	0,797	0,865	0,944	1,139
<b>Média</b>	<b>0,856</b>	<b>0,841</b>	<b>0,878</b>	<b>0,961</b>

considerando o ângulo de incidência de  $90^\circ$ , com erro médio de 0,836%, e seu pior desempenho justamente próximo ao nulo, 0,907%. Ao analisar por classe da falta, novamente a F-F apresenta algumas oscilações e um comportamento diferente das demais, a variação é de 0,139% e não impacta significativamente a precisão encontrada.

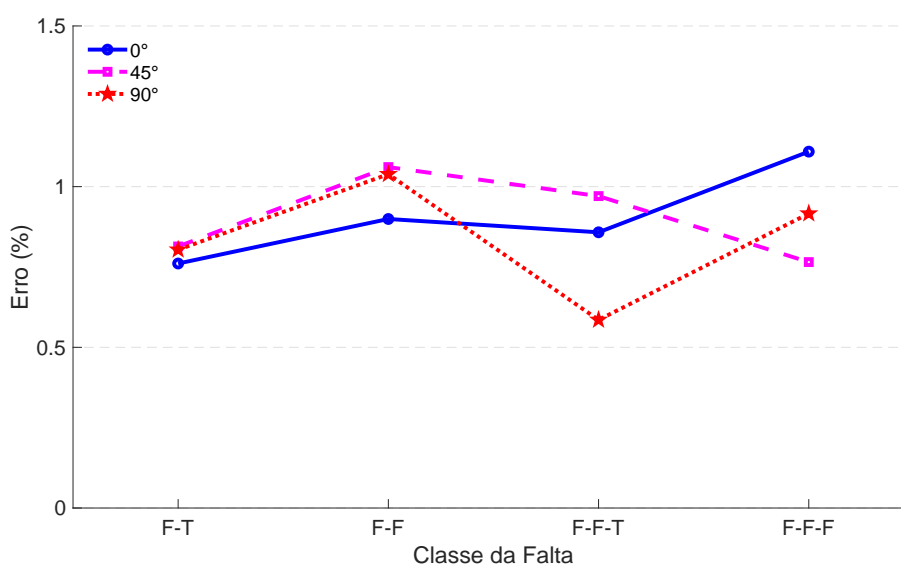


Figura 32 – Média de erro com dados de um terminal em função do ângulo de incidência da falta.

Tabela 14 – Média dos erros obtidos em função do ângulo de incidência e classe da falta, com dados de um terminal, com base no medidor M5.

Classe da falta	Erro relativo (%)		
	0°	45°	90°
F-T	0,761	0,814	0,804
F-F	0,900	1,061	1,039
F-F-T	0,858	0,971	0,585
F-F-F	1,109	0,765	0,916
<b>Média</b>	<b>0,907</b>	<b>0,903</b>	<b>0,836</b>

### 4.3.3 Resultados considerando o sistema desbalanceado

Para validação do algoritmo proposto também foram consideradas cargas não balanceadas inseridas no sistema. Nesta subseção, serão apresentados os resultados considerando o sistema desequilibrado de cargas entre as fases. Para isso a alocação das cargas foram alteradas conforme a Tabela 15 para as cargas equilibradas e conforme a Tabela 16 para as cargas distintas em cada uma das fases, conforme proposto por Worku, Hassan e Abido (2020).

Tabela 15 – Parâmetros das cargas P-Q trifásicas alocadas no sistema e suas respectivas posições.

Barra	MVA	fp	P (MW)	Q (Mvar)
1	1,518	0,9	1,37	0,66
3	1,1	0,95	1,045	0,343
5	1,032	0,9	0,93	0,45
6	1,068	0,9	0,96	0,47

Tabela 16 – Parâmetros das cargas P-Q monofásicas alocadas no sistema e suas respectivas posições.

Barra	Fase A		Fase B		Fase C		fp
	P (kW)	Q (kvar)	P (kW)	Q (kvar)	P (kW)	Q (kvar)	
7	292,5	32,5	593,75	31,25	95	5	0,95
8	118,75	6,25	688,75	36,25	285	15	0,95
11	261,25	13,75	593,75	31,25	142,5	7,5	0,95

Os sinais de tensão e correntes foram aferidos por M1 e são representados na Figura 33. Os níveis de tensão não apresentam variações significativas, enquanto os valores da corrente apresentam desequilíbrio entre as fases. Essa é uma característica do sistema do CIGRÉ, visto que a corrente de curto circuito é elevada. A análise da transformação modal, modo  $\alpha$ , mostra que não há distorções, e por isso, possivelmente não acarretará em problemas que prejudiquem a localização da falta.

A fim de validar o algoritmo para situação que há presença de cargas não balanceada entre as fases, foram asseguradas as mesmas configurações de simulações propostas na Subseção 4.2. Os resultados foram comparados levando em consideração a classe, resistência e ângulo de incidência da falta.

Nas Figuras 34 a 37 são apresentadas comparações entre as diferentes resistências de falta, utilizando o algoritmo de dois terminais, por par de medidor utilizado. Os resultados ainda podem ser analisados por meio da Tabela 17. As Figuras 38 a 41, como dados da Tabela 18, apresentam os resultados obtidos considerando a variação do ângulo de incidência por par de medidor utilizado. Por fim, a Tabela 19 apresenta os resultados gerais por tipo de falta.

Ao analisar a Figura 34, que representa o trecho coberto pelo par de medidores M1 e M2, a falta com menor erro é a F-T, enquanto a de maior erro é a F-F-F. Neste caso, conforme houve o aumento da resistência de falta houve uma melhora da precisão, padrão visto nos resultados da

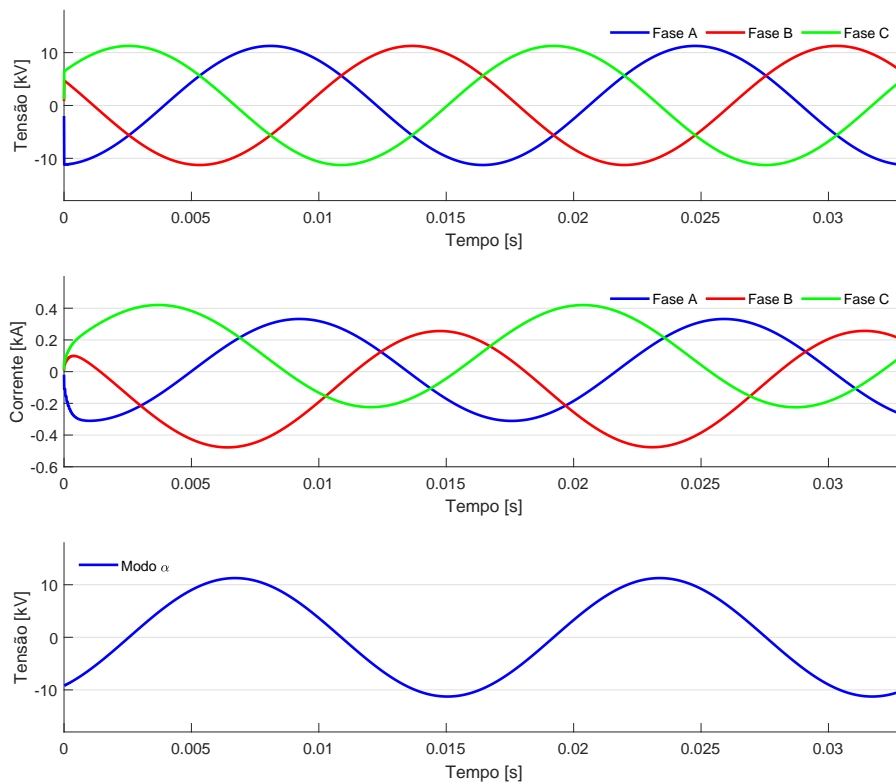


Figura 33 – Representação dos sinais de tensão e corrente aferidos pelo medidor M1, considerando o sistema desequilibrado.

Subseção 4.3.1. Esse ramo analisado não havia desequilíbrio de carga entre as fases, e o erro médio encontrado foi de 1,087%. Ao contrário dos medidores M1 e M2, os pares de medidores M1 e M3, observados na Figura 35, apresentaram uma pequena piora da precisão para o caso de resistência de falta elevada considerando a falta F-F-T, variando de 1,072% para 1,279%. As demais classes de falta mantiveram o padrão observado anteriormente. O ramo compreendido por esses medidores possuem duas cargas desequilibradas em seu trecho, uma na barra 8 e outra na barra 11, apesar das cargas nesse trecho, foi possível localizar a falta com precisão média de 1,210%, um pequeno aumento de 0,123% em relação ao trecho anterior.

Tabela 17 – Médias da localização utilizando dois terminais, considerando alocação de cargas desbalanceadas, em função da resistência e da classe da falta.

Classe da falta	M1-M2				M1-M3				M1-M4				M5-M6			Média	
	0	10	25	50	0	10	25	50	0	10	25	50	0	10	25		50
F-T	1,012	1,005	1,007	1,007	1,157	1,157	1,150	1,143	1,063	1,063	1,063	1,069	0,701	0,704	0,710	0,813	<b>0,989</b>
F-F	1,110	1,100	1,098	1,103	1,216	1,220	1,222	1,218	1,167	1,173	1,171	1,171	0,645	0,645	0,651	0,645	<b>1,035</b>
F-F-T	1,106	1,096	1,087	1,072	1,214	1,209	1,200	1,279	1,190	1,181	1,172	1,276	0,628	0,636	0,636	0,630	<b>1,038</b>
F-F-F	1,147	1,147	1,147	1,416	1,218	1,259	1,252	1,252	1,179	1,178	1,179	1,178	0,659	0,659	0,668	0,668	<b>1,075</b>

Tabela 18 – Médias da localização utilizando dois terminais, considerando alocação de cargas desbalanceadas, em função do ângulo de falta e da classe da falta.

Classe da falta	M1-M2			M1-M3			M1-M4			M5-M6			Média
	0	45	90	0	45	90	0	45	90	0	45	90	
F-T	0,883	1,075	1,075	1,143	1,157	1,232	1,092	1,200	1,109	1,083	0,649	0,649	<b>1,029</b>
F-F	1,196	1,133	0,995	1,218	1,256	1,222	1,221	1,206	1,065	0,634	0,649	0,664	<b>1,038</b>
F-F-T	1,152	1,022	1,097	1,280	1,409	1,200	1,148	1,233	1,233	0,638	0,649	0,655	<b>1,059</b>
F-F-F	1,215	1,113	1,113	1,252	1,266	1,252	1,206	1,165	1,165	0,651	0,649	0,676	<b>1,060</b>

Tabela 19 – Médias dos erros encontrados por tipo de falta considerando o sistema com cargas não equilibradas e dois terminais.

Tipo da falta	AT	BT	CT	AB	AC	BC	ABT	ACT	BCT	ABC
Erro absoluto (km)	0,093	0,092	0,099	0,098	0,101	0,101	0,102	0,103	0,094	0,102
Erro relativo (%)	0,978	0,955	1,034	1,023	1,044	1,048	1,058	1,072	0,975	1,059

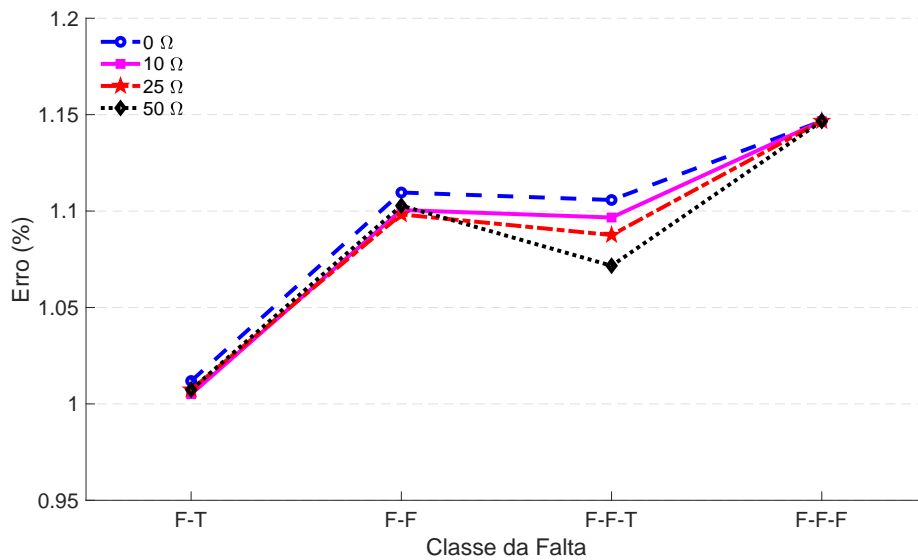


Figura 34 – Média de erro com dados de um terminal em função da resistência de falta para os medidores M1 e M2, para o sistema desbalanceado.

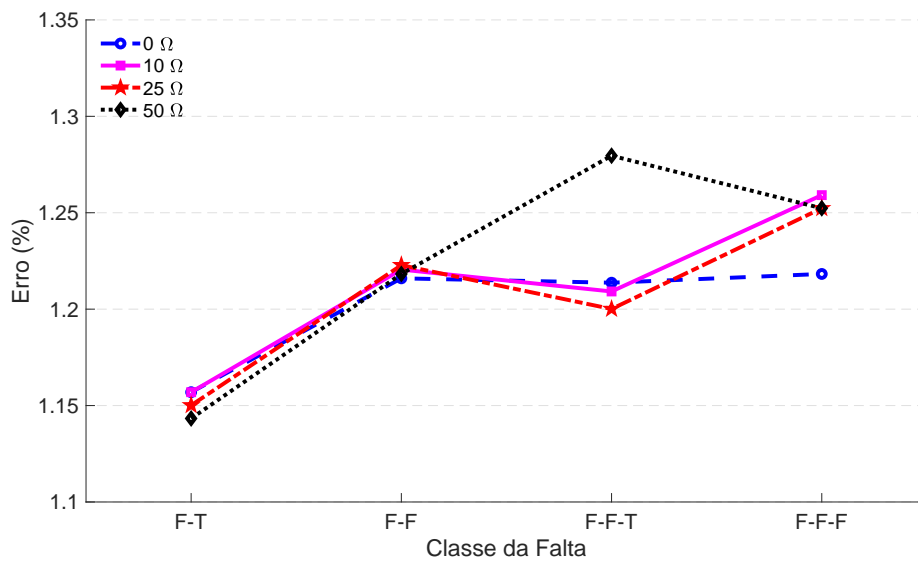


Figura 35 – Média de erro com dados de um terminal em função da resistência de falta para os medidores M1 e M3, para o sistema desbalanceado.

Para o trecho entre os medidores M1 e M4, Figura 36, há também duas cargas não equilibradas, uma na barra 7 e outra na barra 8. O padrão de erro elevado para a falta F-F-T com resistência elevada é novamente observado, com um erro de 1,276%, e o padrão das faltas F-T possuem os menores erros e conforme há um aumento da resistência de falta, uma melhora na precisão é novamente observado. O erro médio da precisão é de 1,155%.

Na Figura 37 é feita a análise do terminal radial, entre os medidores M5 e M6, os erros observados não seguem os padrões apresentados para o caso anterior. Os menores erros foram para as faltas F-F e F-T, enquanto os piores resultados foram encontrados para as faltas F-T e F-F-F. Neste trecho, não houve alocação de cargas não equilibradas e a resistência de falta teve

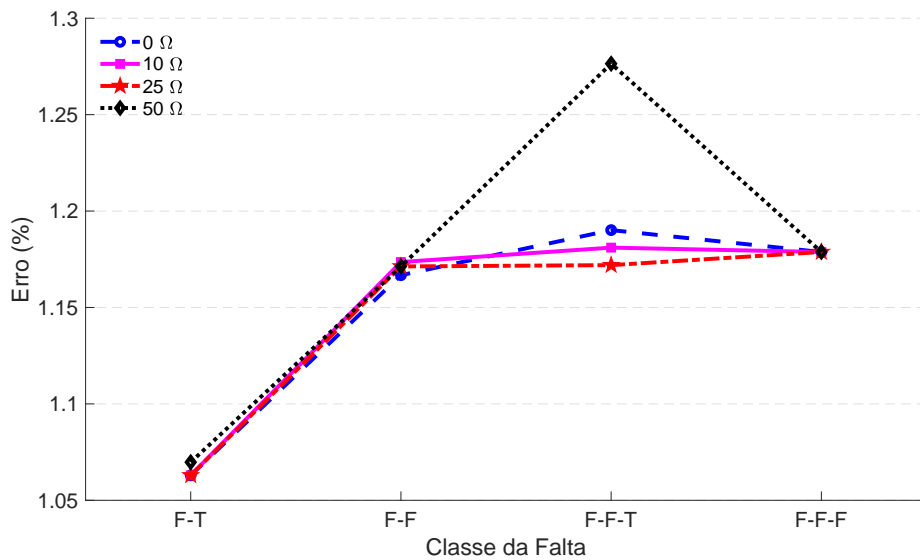


Figura 36 – Média de erro com dados de um terminal em função da resistência de falta para os medidores M1 e M4, para o sistema desbalanceado.

pouca influência na precisão da localização. Devido ao terminal ser radial sem ramificações, isso impacta diretamente na precisão da localização e o erro médio encontrado foi de 0,669%.

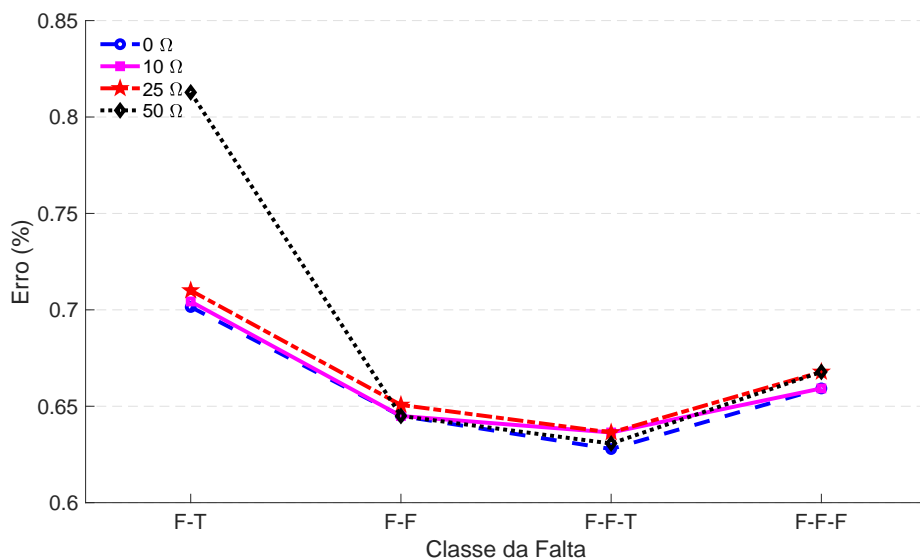


Figura 37 – Média de erro com dados de um terminal em função da resistência de falta para os medidores M5 e M6, para o sistema desbalanceado.

Também foram aferidas a influência da variação do ângulo de incidência em relação a precisão da localização, para essa condição. Nas Figuras 38 a 41 são apresentados os resultados médios obtidos para as diferentes condições de ângulo de incidência da falta. Para o trecho compreendido entre os medidores M1 e M2, em que não há cargas desequilibradas no trecho, há uma sutil melhora da estimação conforme o erro se aproxima do valor máximo de pico do sinal. O mesmo comportamento é visto para o trecho entre M1 e M3 e também para o trecho entre M1 e M4. Nos dois primeiros desses casos, o algoritmo apresentou maior melhora para as classes



da falta F-F e F-F-T, já no terceiro não há uma melhora para a classe F-F-T. Nesta região do sistema houve dificuldades na aquisição dos instantes corretos, devido maior presença de ruídos, e possíveis erros podem estar relacionados. Também houve uma sutil piora resultados similares para as faltas F-T. Já para o terminal radial do alimentado T2, entre M5 e M6, o comportamento é oposto e há uma menor influência do ângulo de falta, apesar de pouca diferença, há uma variação para a classe F-T. Por ser um terminal radial, é observado um menor número de reflexões, e o ângulo de incidência tem pouca influência na correta distinção das reflexões, ocasionando apenas pequenas variações de instantes na detecção.

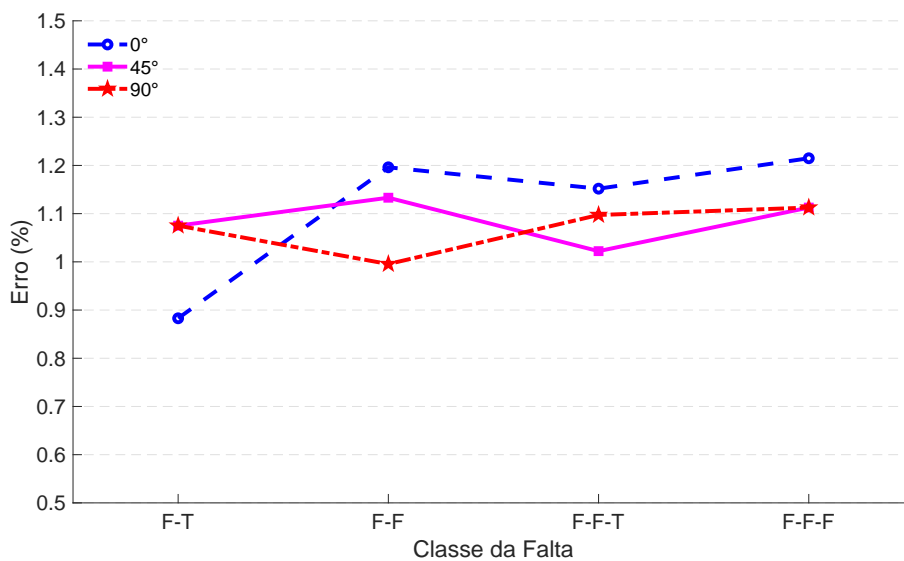


Figura 38 – Média de erro com dados de um terminal em função do ângulo de incidência da falta para os medidores M1 e M2, para o sistema desbalanceado.

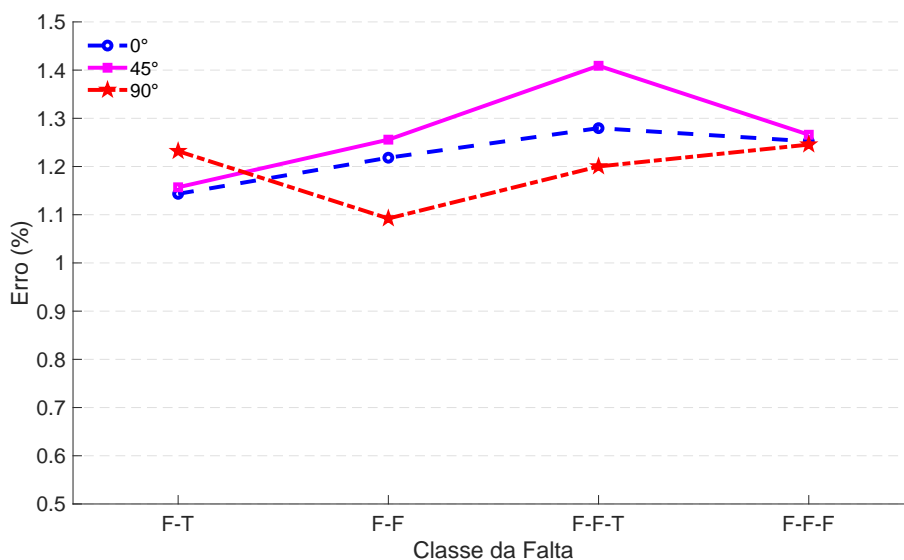


Figura 39 – Média de erro com dados de um terminal em função do ângulo de incidência da falta para os medidores M1 e M3, para o sistema desbalanceado.

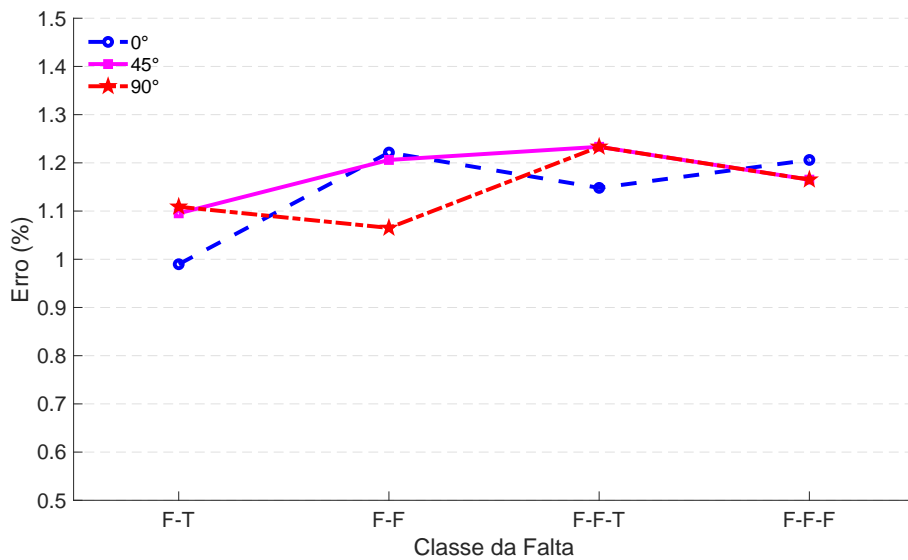


Figura 40 – Média de erro com dados de um terminal em função do ângulo de incidência da falta para os medidores M1 e M4, para o sistema desbalanceado.

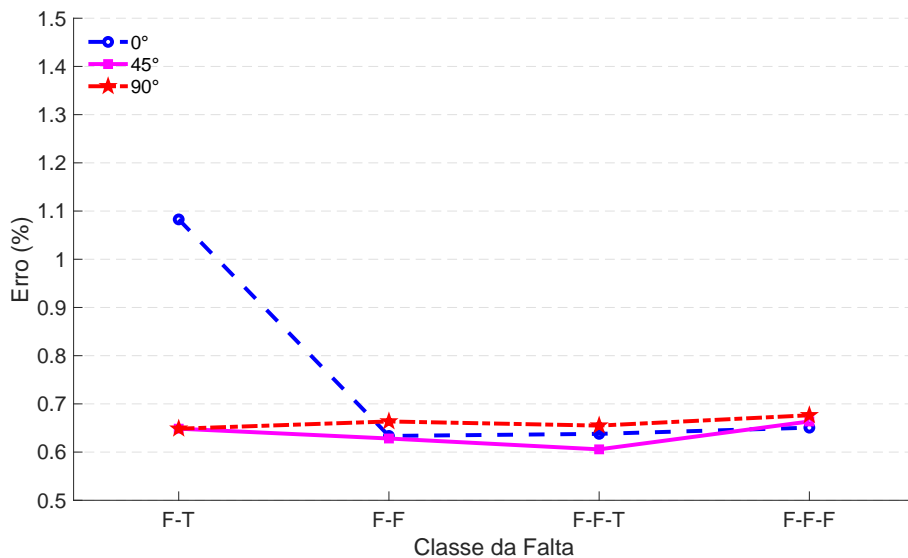


Figura 41 – Média de erro com dados de um terminal em função do ângulo de incidência da falta para os medidores M5 e M6, para o sistema desbalanceado.

Também foram aferidos os resultados com dados provenientes de um terminal. Na Figura 42, é apresentado o resultado em função da classe da falta (Tabela 20). Note que as faltas F-T apresentaram melhores desempenhos, contudo sua precisão foi afetada pela inserção de perfis de cargas não balanceadas. Já as faltas F-F e F-F-T tiveram um comportamento semelhante e as faltas F-F-F apresentaram os piores desempenhos. Para compreender o motivo da elevação dos erros para esse cenário, foram realizadas comparações conforme o tipo da falta, e os resultados alcançados podem ser vistos na Figura 43 e na Tabela 21. Nos resultados individualizados, percebe-se uma elevação nos erros das faltas que envolveram a fase A. Isso porque os limiares observados são menores e há presença de muitas reflexões. Por outro lado as fases B e C hora

tiveram desempenhos melhores, isso porque os limiares foram maiores permitindo a melhor detecção dos instantes corretos de chegada das ondas viajantes.

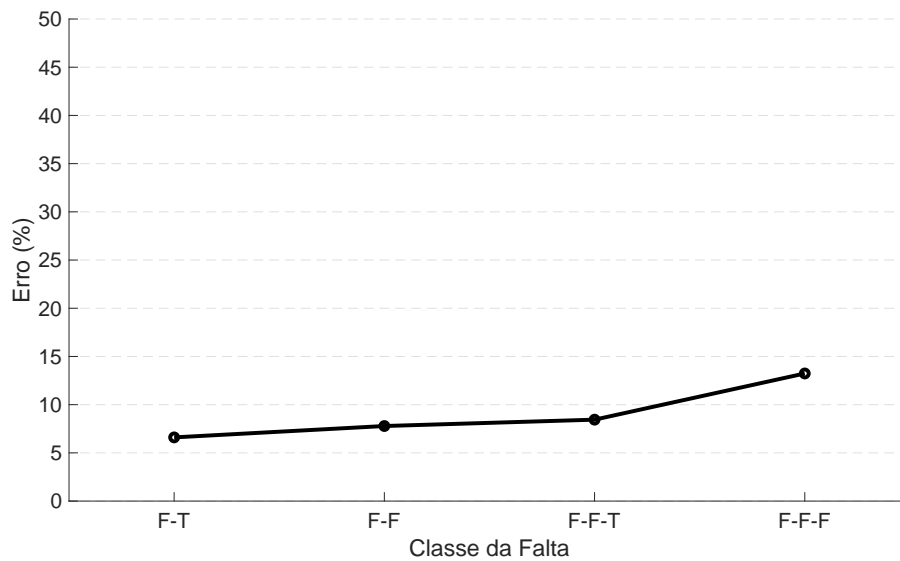


Figura 42 – Média de erro com dados de um terminal em função da classe da falta, para o sistema desbalanceado.

Tabela 20 – Média dos erros considerando a dados provenientes de apenas um terminal, em função da classe da falta com a inserção de cargas não balanceadas.

Classe da falta	F-T	F-F	F-F-T	F-F-F
Erro absoluto (km)	0,521	0,615	0,667	1,045
Erro relativo (%)	6,605	7,784	8,443	13,235

Tabela 21 – Média dos erros com dados de um terminal em função do tipo da falta, para o sistema desbalanceado.

Tipo da falta	AT	BT	CT	AB	AC	BC	ABT	ACT	BCT	ABC
Erro absoluto (km)	0,663	0,613	0,289	1,208	0,385	0,406	1,064	0,592	0,188	1,045
Erro relativo (%)	8,394	7,763	3,659	15,296	4,883	5,151	13,473	7,497	2,382	13,235

Por fim, ao analisarmos o erro em função da distância, a Figura 44 com dados da Tabela 22, percebe-se um comportamento inverso ao apresentado na técnica com dois terminais. Os erros são maiores conforme há um distanciamento do medidor. Isso porque é mais provável de se obter instantes de reflexões incorretas à medida que há maior espaço de tempo entre as reflexões, visto que reflexões oriundas de outros barramentos, cargas, ou qualquer conexão no sistema que apresente uma descontinuada possa ser confundida com a reflexão da falta. Desta forma, a depender da distância coberta pelo medidor, perfis de carregamento e topologia do sistema é recomendado o uso da técnica de dois terminais.

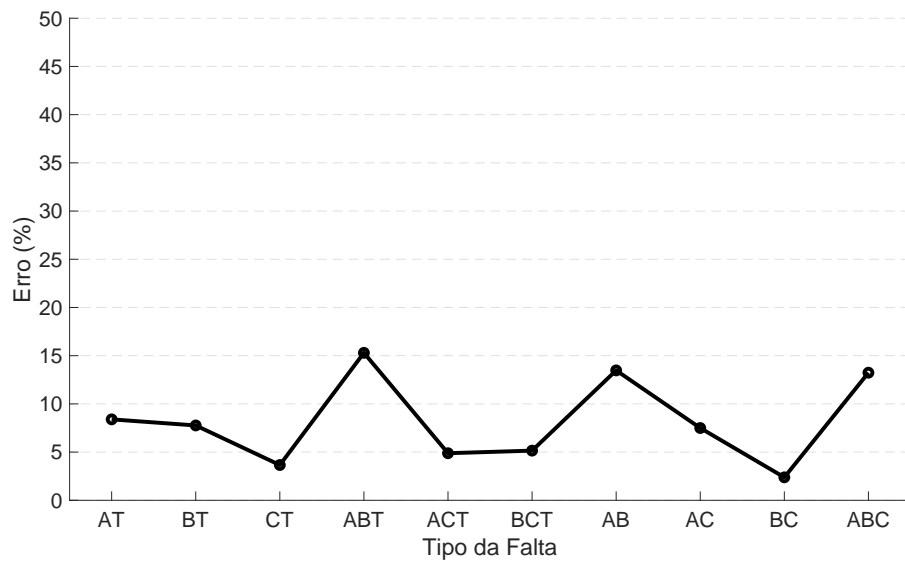


Figura 43 – Média de erros com dados de um terminal em função do tipo da falta, para o sistema desbalanceado.

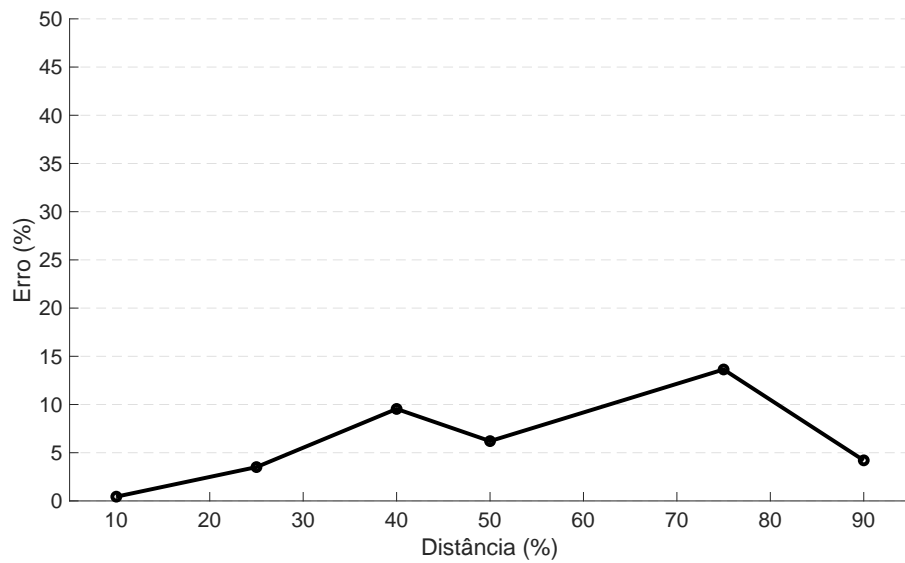


Figura 44 – Média de erro com dados de um terminal em função da distância para os medidores M5 e M6, para o sistema desbalanceado.

Tabela 22 – Médias dos erros encontrados em função da distância da falta considerando algoritmo de um terminal e com inserção de cargas não balanceadas.

Distância (%)	10	25	40	50	75	90
Erro absoluto (km)	0,034	0,277	0,753	0,490	1,077	0,332
Erro relativo (%)	0,441	3,508	9,540	6,203	13,633	4,207

#### 4.3.4 Resultados considerando a inserção de geração distribuída

Nesta subseção será apresentado o desempenho do localizador quando considerado a inserção de GD no sistema. Para a inserção da GD foi considerado o sistema modelado com cargas não balanceadas, conforme apresentado na Subseção 4.3.3. A GD considerada consiste de painéis fotovoltaicos conectados à rede por meio de inversores, alocados nas barras 3, 5 e 13 do sistema. A potência de carga de referência é ajustada em 500 kW e a potência média de geração do painel fotovoltaico é de 400 kW. Os parâmetros dos painéis e inversores foram adaptados de (WORKU; HASSAN; ABIDO, 2019) e são representados na Tabela 23.

Tabela 23 – Parâmetros da modelagem dos painéis fotovoltaicos e do inversor.

Parâmetro	Valor
Referência de temperatura	25°
Referência de irradiação	100 W/m <sup>2</sup>
Módulos conectados em série	115
Módulos conectados em paralelo	66
Tensão em circuito aberto	21,7 V
Tensão em máxima potência	17,4 V
Capacidade de curto-circuito	3,35 A
Corrente em máxima potência	3,05 A
Número de células em cada modelo	36
Indutância	1,35 mH
Capacitância	80 mF
Frequência	5 kHz

Para análise da influência da GD na localização de faltas, analisou-se os CW da operação em regime permanente do sistema em uma situação sem falta. Na Figura 45 é apresentado os máximos CW obtidos no medidor M1. A magnitude desses valores são da ordem de  $10^{-12}$ . Em outras palavras, as descontinuidades observadas pela inserção de GD no sistema é menor que as descontinuidades geradas por uma condição de falta, sendo facilmente diferenciada de uma onda viajante decorrente da falta. Contudo, a inserção de GD no sistema implica na descontinuidade do sistema em termos de ondas viajantes. Desta forma, o algoritmo de dois terminais, por obter apenas o primeiro instante de reflexão, não enfrenta dificuldades na localização. Em contrapartida, o algoritmo com dados de um terminal, por necessitar obter os instantes de reflexões no sistema, enfrentam problemas na correta detecção da reflexão, necessitando de um mapeamento prévio do sistema.

Na Figura 46 são apresentados os erros médios por classe da falta. Os valores para cada tipo de falta é representado por meio da Tabela 24. O desempenho do algoritmo é similar aos casos anteriores. Isso porque as descontinuidades devido à inserção de harmônicos na rede e ruídos, devido a GD, é muito menor do que as descontinuidades geradas por um evento de falta.

Nas Figuras 47 a 50 são apresentados os valores encontrados por classe da falta em função da resistência de falta. As faltas entre os medidores M1 e M2 apresentaram uma melhora na

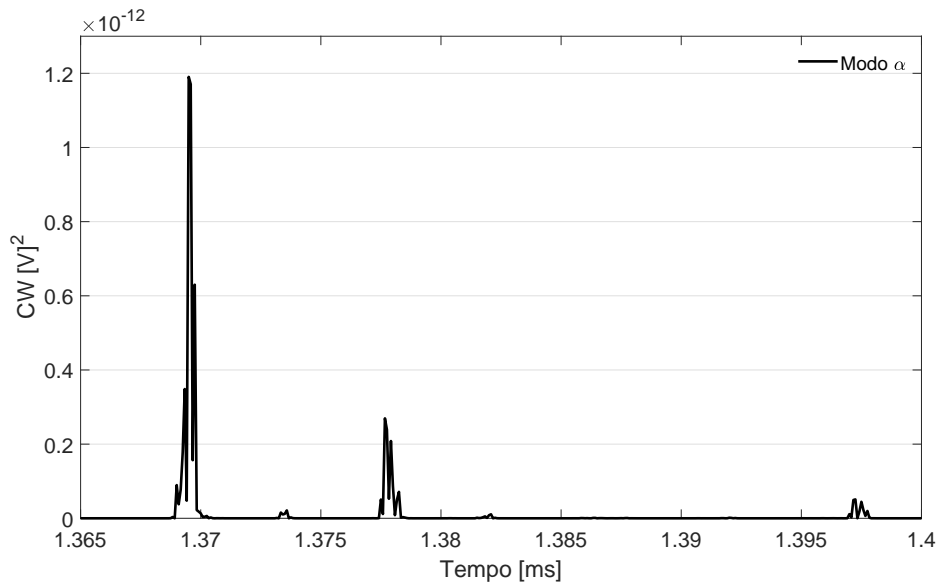


Figura 45 – Limiares obtidos com a inserção de geração distribuída proveniente de painéis fotovoltaicos, em uma situação sem falta.

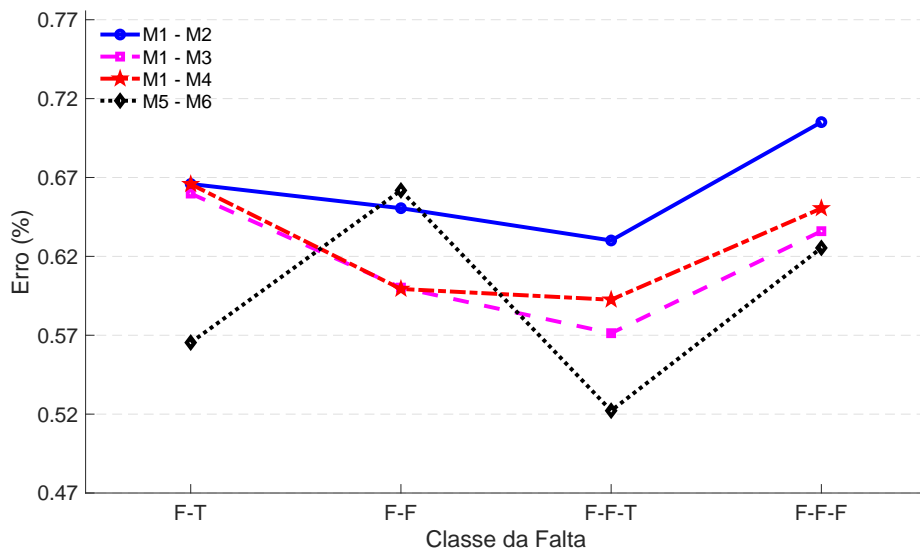


Figura 46 – Média dos erros obtidos para cada classe da falta utilizando dois terminais e inserção de geração distribuída no sistema.

Tabela 24 – Médias dos erros encontrados por tipo de falta considerando algoritmo de dois terminais e a inserção de geração distribuída no sistema.

Tipo da falta	AT	BT	CT	AB	AC	BC	ABT	ACT	BCT	ABC
Erro absoluto (km)	0,054	0,063	0,064	0,061	0,058	0,046	0,061	0,055	0,061	0,062
Erro relativo (%)	0,572	0,667	0,678	0,645	0,617	0,474	0,650	0,582	0,651	0,654

precisão para faltas bifásicas com resistência elevada, e uma piora para o mesmo cenário em faltas monofásicas. Contudo, a variação aparentada não prejudicou drasticamente a precisão aferida,

estando possivelmente ligadas a pequenas variações em desvios de aquisição dos instantes de tempo.

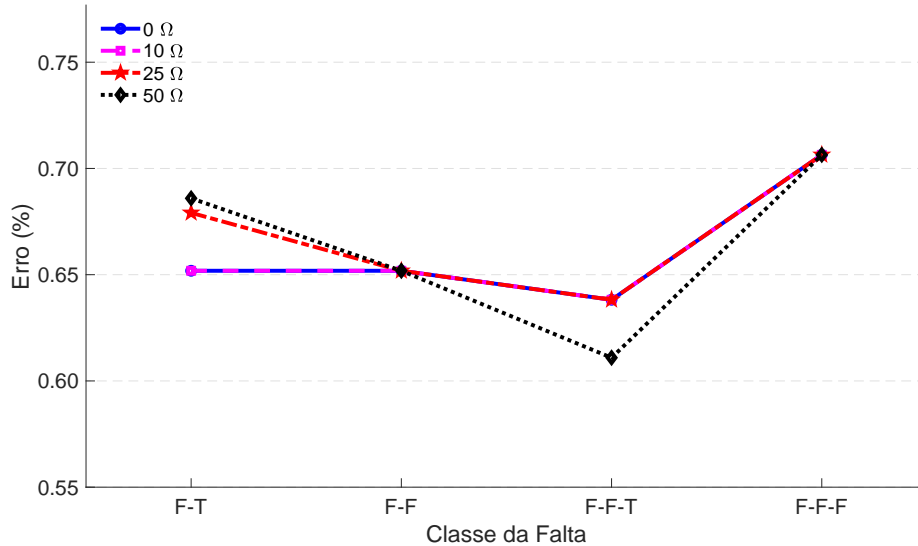


Figura 47 – Média de erro considerando a variação da resistência, para os medidores M1 e M2, em função da classe da falta com a inserção de geração distribuída.

Quando considerado o trecho entre os medidores M1 e M3, Figura 48, há o mesmo comportamento observado para o trecho entre M1 e M2. Isso se deve ao fato das reflexões provenientes das faltas bifásicas terra estarem mais bem definidas, permitindo o algoritmo a correta obtenção dos tempos de chegada. Por outro lado, a variação é inferior a 0,05%, o que infere também em possíveis desvios durante a aquisição de dados. O mesmo cenário é observado nas faltas entre medidores M1 e M4, Figura 49.

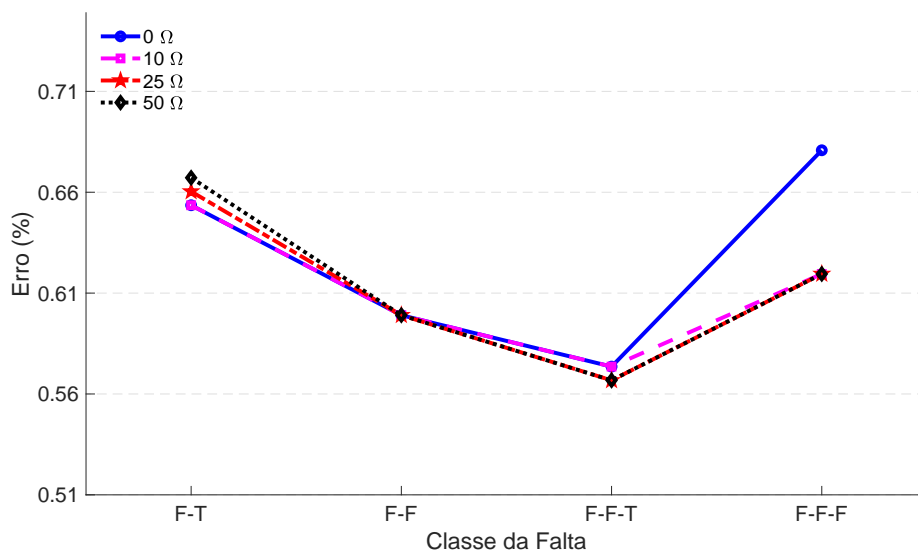


Figura 48 – Média de erro considerando a variação da resistência, para os medidores M1 e M3, em função da classe da falta com a inserção de geração distribuída.

Na análise do terminal radial da direita, entre medidores M5 e M6, o comportamento é alterado, conforme visto na Figura 49. Apesar disso, as faltas F-F-T ainda possuem uma precisão mais elevada conforme aumenta a resistência de falta. Para as faltas F-T e F-F-F, a resistência de falta não apresentou praticamente nenhuma influência. Contudo, a influência negativa da resistência de falta é vista na falta F-F, com pouca variação.

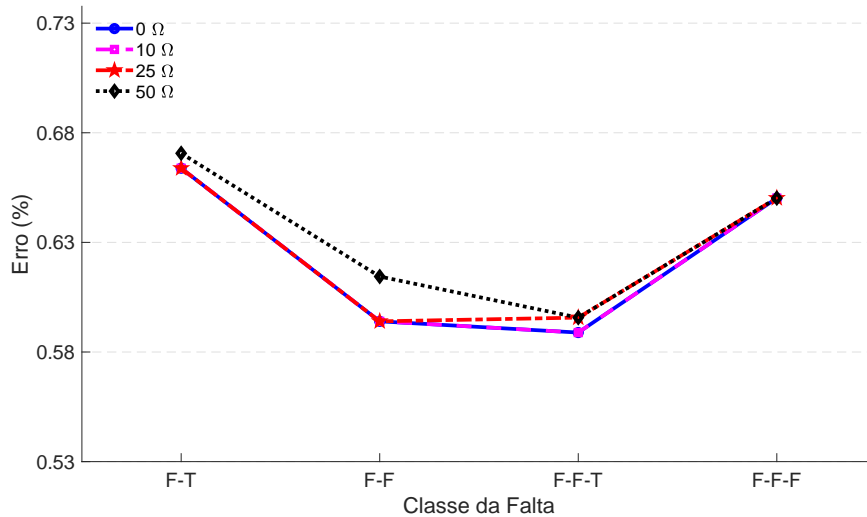


Figura 49 – Média de erro considerando a variação da resistência, para os medidores M1 e M4, em função da classe da falta com a inserção de geração distribuída.

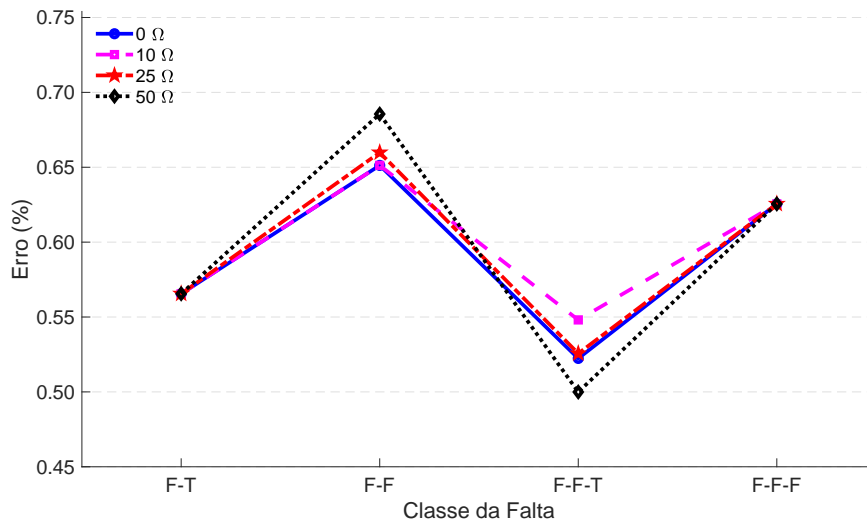


Figura 50 – Média de erro considerando a variação da resistência, para os medidores M5 e M6, em função da classe da falta com a inserção de geração distribuída.

Também foi avaliado o desempenho do localizar com dados de apenas um terminal frente a geração distribuída. Na Figura 51 são apresentados os erros em função da classe da falta. Os resultados ainda são representados na Tabela 25. Como mencionado anteriormente, o algoritmo com dados provenientes de apenas um terminal enfrenta dificuldades na localização, uma vez que a inserção de GD impacta diretamente em descontinuidades para o sistema, causando um



maior número de reflexões no sistema e conseqüentemente dificultando a correta detecção das mesmas. Além disso, as demais ondas refletidas em relação à primeira possuem muito menos energia, em outras palavras, limiares menores, impactando diretamente na correta detecção frente a um cenário com inúmeras reflexões.

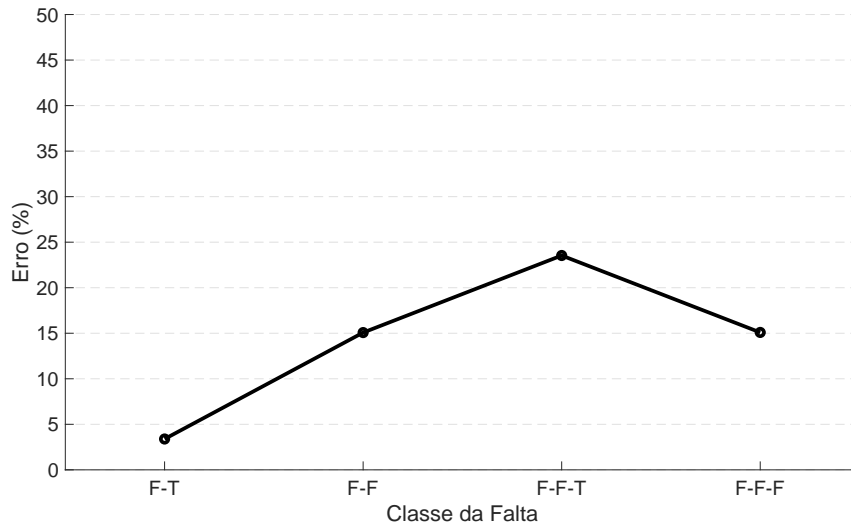


Figura 51 – Média de erros considerando a dados provenientes de apenas um terminal, em função da classe da falta com a inserção de geração distribuída.

Tabela 25 – Média dos erros considerando a dados provenientes de apenas um terminal, em função da classe da falta com a inserção de geração distribuída.

Classe da falta	F-T	F-F	F-F-T	F-F-F
Erro absoluto (km)	0,267	1,190	1,859	1,192
Erro relativo (%)	3,386	15,073	23,537	15,089

Na Figura 52, com dados da Tabela 26, é apresentada a localização em função da distância no sistema com geração distribuída. Neste cenário analisado, a GD situa-se a 62% do trecho coberto pelo medidor. Os erros relativos encontrados são inferiores a 4% até 50% do trecho coberto pelo medidor. Após esse valor, devido a GD ser considerada uma descontinuidade, o algoritmo enfrenta dificuldades na correta detecção, acarretando o erro na localização.

## 4.4 Resultados da rotina de mitigação da múltipla estimação do local da falta

Nesta seção serão apresentados os resultados alcançados utilizando a rotina da mitigação da múltipla estimação do local da falta. Para efeitos de validação, foram propostos os resultados

Tabela 26 – Médias dos erros encontrados em função da distância da falta considerando algoritmo de um terminal e com inserção de geração distribuída no sistema.

<b>Distância (%)</b>	<b>10</b>	<b>25</b>	<b>40</b>	<b>50</b>	<b>75</b>	<b>90</b>
Erro absoluto (km)	0,060	0,305	0,021	0,139	2,585	3,382
Erro relativo (%)	0,764	3,863	0,271	1,769	32,723	42,822

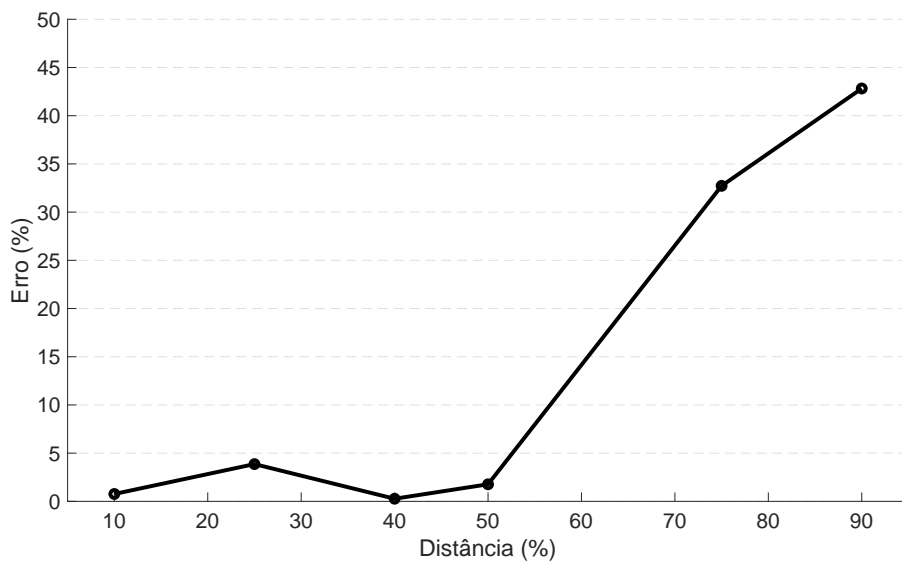


Figura 52 – Média de erro considerando a dados provenientes de apenas um terminal, em função da classe da falta com a inserção de geração distribuída.

com dados provenientes de dois terminais. Isso porque os dados provenientes de um único terminal quando considerado a inserção de cargas não equilibradas e geração distribuída obtiveram dificuldades que impediram a correta localização do local da falta. Contudo, destaca-se que essa é uma sub-rotina independente que visa determinar a zona que ocorreu a falta. Assim, a mesma pode ser aplicada para métodos de um ou dois terminais que utilizam ondas viajantes ou outro método que tenha como objetivo a estimação da distância do medidor até o local da falta.

#### 4.4.1 Processo de treinamento e validação do algoritmo proposto

Na rotina da mitigação da múltipla estimação do local da falta foram comparados três algoritmos: árvore de decisão (DT), *random forest* (RF) e *extreme classifier* (EC). Os três algoritmos, como mencionado, são supervisionados, ou seja, para cada entrada no processo de treinamento é conhecido sua respectiva saída. Inicialmente, foi adotado o algoritmo *extreme classifier*. Isso porque esse algoritmo é mais robusto e faz uso das técnicas utilizadas nos outros algoritmos citados. Primeiramente, é realizada a análise individual da detecção de falta em cada zona do sistema. Os resultados são apresentados nas Figuras 53 a 56. A utilização da matriz de confusão permite aferir os verdadeiros positivos e os verdadeiros negativos dos falsos positivos e

falsos negativos, permitindo determinar o *F-score*. A comparação ocorreu por classe da falta para as cinco zonas definidas no sistema, nessa etapa foi adotado o conjunto de treinamento, conforme definido anteriormente. Do conjunto foram selecionadas aleatoriamente 70% das amostras para treinamento e os 30% restantes foram utilizadas para testes (RECHE *et al.*, 2019).

Para as faltas monofásicas, Figura 53, os resultados variaram entre 90,3% e 100%, a média foi de 97,49% de acurácia. As zonas 1 e 5 apresentaram os melhores resultados. Isso porque a zona 1 apresenta uma grande extensão sem ramificações e a zona 5, como mencionado, é uma região isolada que não apresenta ramificações. Já as zonas 2, 3 e 4 são zonas críticas, isto é, possuem menor extensão e estão distantes do alimentador, dificultando a estimação. Mesmo assim, o algoritmo apresentou acurácia média de 96,07%.

Z1	0	1	Acurácia
0	1434	0	100%
1	12	792	98,5%

(a)

Z2	0	1	Acurácia
0	1971	3	99,8%
1	22	242	91,7%

(b)

Z3	0	1	Acurácia
0	2020	11	99,5%
1	20	187	90,3%

(c)

Z4	0	1	Acurácia
0	2055	0	100%
1	9	174	95,1%

(d)

Z5	0	1	Acurácia
0	1458	0	100%
1	0	780	100%

(e)

Figura 53 – Matrizes de confusão para faltas monofásicas.

A estimação para as faltas bifásicas, Figura 54, apresenta resultados similares às faltas monofásicas, com estimativas variando de 84,5% a 100%. Novamente as zonas 1 e 5 apresentaram os melhores desempenhos, a zona 5 novamente com precisão de 100%, como era esperado, devido ao fato de estar isolada das demais regiões. É possível dizer que a ausência do terra implica em uma possível redução do desempenho nas zonas 2, 3 e 4, especialmente na zona 3 que para classe 0 apresenta acurácia de 99,2% e para classe 1 uma acurácia de 84,5%.

As faltas bifásicas terra, Figura 56, apresentam acurácia média de 97,79%, com valores que variam de 99,4% a 100% para classe 0 e de 91,3% a 100% para classe 1. O mesmo comportamento é observado para as faltas trifásicas com acurácia média de 97,97%, com variação entre 99,4% e 100% para classe 0 e para classe 1 entre 92,8% e 100%.

É importante ressaltar que essa técnica avalia o desempenho individual de cada classificador. Entretanto, quando aplicado a mitigação do problema da múltipla estimação utiliza o resultado proveniente do conjunto das zonas. Assim, para avaliar o desempenho geral da mitigação da múltipla estimação além do algoritmo determinar a provável zona da falta é necessário que as demais zonas não apresentem falsos positivos, caso contrário poderá existir ainda o

Z1	0	1	Acurácia
0	1434	0	100%
1	6	798	99,3%

(a)

Z2	0	1	Acurácia
0	1973	1	99,9%
1	24	240	90,9%

(b)

Z3	0	1	Acurácia
0	2014	17	99,2%
1	32	175	84,5%

(c)

Z4	0	1	Acurácia
0	2052	3	99,9%
1	14	169	92,3%

(d)

Z5	0	1	Acurácia
0	1458	0	100%
1	0	780	100%

(e)

Figura 54 – Matrizes de confusão para faltas bifásicas.

Z1	0	1	Acurácia
0	1434	0	100%
1	9	795	98,9%

(a)

Z2	0	1	Acurácia
0	1972	2	99,9%
1	23	241	91,3%

(b)

Z3	0	1	Acurácia
0	2018	13	99,4%
1	17	190	91,8%

(c)

Z4	0	1	Acurácia
0	2053	2	99,9%
1	6	177	96,7%

(d)

Z5	0	1	Acurácia
0	1458	0	100%
1	0	780	100%

(e)

Figura 55 – Matrizes de confusão para faltas bifásicas terra.

problema da múltipla estimação, caso haja a sobreposição de distâncias nas zonas detectadas. Então, por conta disso, foi feita a análise dos três algoritmos considerando essas condições, utilizando ainda o conjunto de treinamento e os resultados são vistos na Figura 57. Neste cenário, o algoritmo com pior desempenho foi o da árvore de decisão, com acurácia média de 45,586% na determinação da zona correta de falta, seguido pelo algoritmo *random forest* com uma acurácia média de 65,445% e por fim o *extreme classifier* que atingiu 90,187% de acurácia. Os resultados também podem ser vistos na Tabela 27.

A árvore de decisão foi o algoritmo com menor custo computacional, visto que é composta de apenas uma árvore para cada zona possível de falta. Contudo, devido a sua simplicidade, o algoritmo teve dificuldades em apontar apenas uma região de falta, ficando muitas vezes entre duas ou mais regiões como possíveis regiões de falta. Devido à característica do sistema apresentar ramais com distâncias aproximadas, utilizar do recurso da distância de falta não permitiu

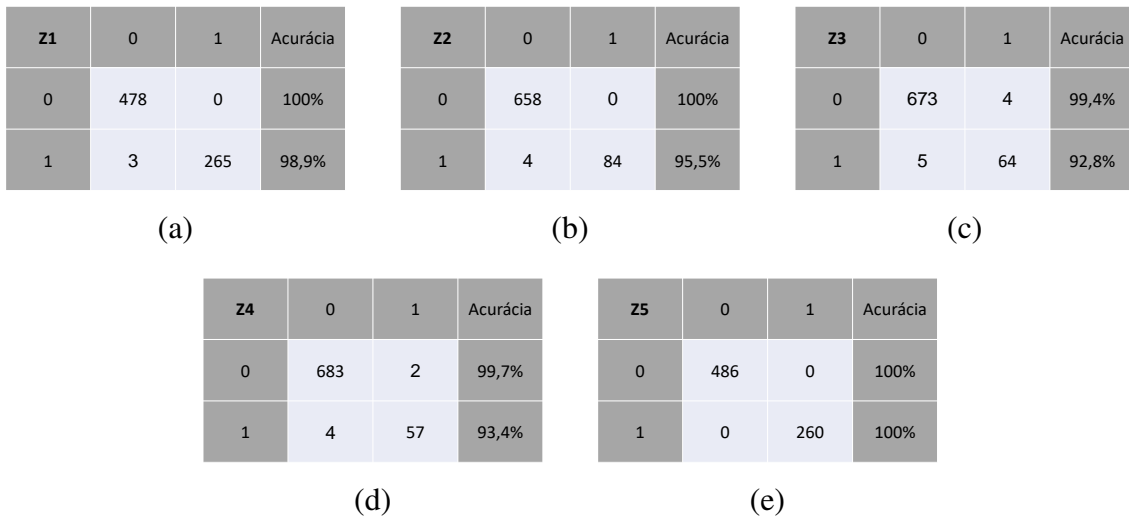


Figura 56 – Matrizes de confusão para faltas trifásicas.

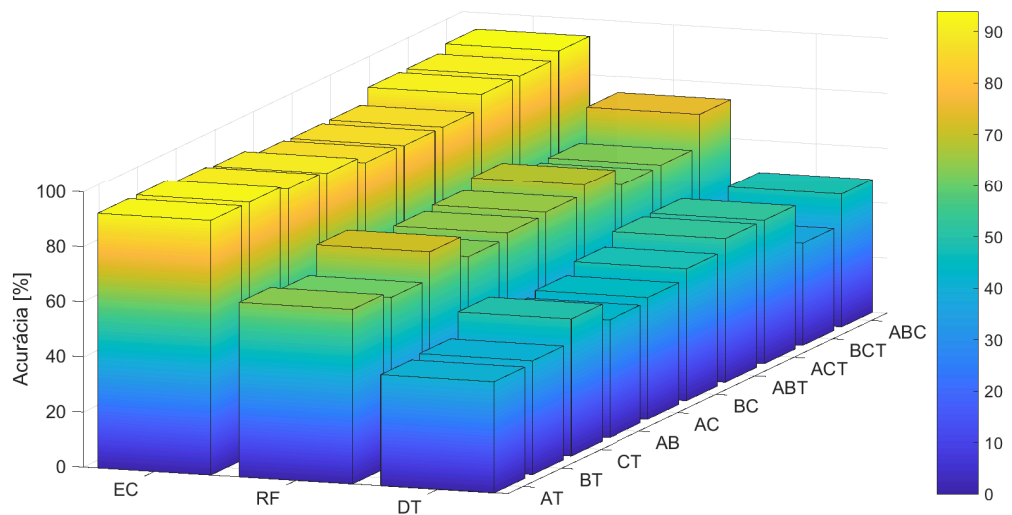


Figura 57 – Comparação de desempenho dos três algoritmos utilizados na mitigação da múltipla estimação do local da falta, considerando conjunto de treinamento.

Tabela 27 – Média para cada algoritmo de aprendizado de máquina para mitigação da múltipla estimação por tipo de falta, considerando conjunto de treinamento.

Algoritmo	Acurácia (%)									
	AT	BT	CT	AB	AC	BC	ABT	ACT	BCT	ABC
DT	40,37	41,31	49,76	42,72	44,13	47,88	52,11	52,11	37,08	48,35
RF	63,38	61,03	70,89	62,44	64,31	65,25	68,54	61,97	62,44	74,17
EC	92,48	92,48	90,61	89,67	86,85	86,38	86,38	91,54	91,54	93,89

uma melhora na redução da múltipla estimação, uma vez que não é possível desconsiderar uma dessas regiões estimadas. Por outro lado, o algoritmo *random forest*, como apresentado anteriormente é composto por um conjunto de árvores de decisão, e, portanto, pelo sistema do "mais votado" é possível determinar a zona de falta. Apesar de mais complexo e dispendioso

computacionalmente, a acurácia do algoritmo foi mais adequada.

O último algoritmo testado utiliza de estratégia similar ao *random forest*. Entretanto, o mesmo é um algoritmo mais complexo e robusto, mas mesmo assim requer menos recurso computacional do que o *random forest*. A precisão desse algoritmo foi superior a 90% e uniforme para todos os tipos de falta, apresentando um desvio padrão de 2,759% na precisão, diferente da árvore de decisão e *random forest* que foram de 5,201% e 4,355%, respectivamente.

Exemplificando o processo de mitigação real da múltipla estimação, consideremos um cenário com dados provenientes de dois terminais, em que a falta ocorra entre as barras 5 e 6 à 1 km da barra 5. Neste cenário, há múltipla estimação das zonas Z2, Z3 e Z4, uma vez que estas zonas possuem a mesma distância. Para isso, o algoritmo da mitigação da múltipla estimação será executado a fim de determinar corretamente a zona faltosa.

As informações fornecidas à rotina de mitigação são os sinais de tensão e corrente instantâneos e fasoriais de cada uma das fases aferidos pelos medidores M1 e M5, e tensão e corrente instantâneos dos medidores M2, M3, M4 e M6. Dessa forma, é possível por meio da lei de *Kirchhoff* e lei das tensões, obter o valor no ponto do alimentador da rede. Com isso, é calculado a impedância aparente do sistema e extraída as características apresentadas anteriormente. Os valores então são passados para o algoritmo treinado e o resultado do algoritmo é o seguinte:

$$v_r = [ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 ] \quad (4.5)$$

em que  $v_r$  representa o vetor de saída da zona da múltipla estimação.

Neste caso as zonas Z1, Z3, Z4 e Z5 não foram detectadas como falta e a zona Z2 foi definida com zona de falta, mitigando assim o problema da múltipla estimação.

#### 4.4.2 Resultados considerando sistema com cargas equilibradas

Com o algoritmo treinado, foram consideradas as condições de faltas simuladas, e esse conjunto foi denominado de validação. Dentro deste universo, foram aplicados os dados utilizando os três algoritmos propostos e obtida a acurácia de cada um deles. O resultado é mostrado na Figura 58 e os valores representados na Tabela 28. Ao utilizar as condições de falta propostas para validação, os três algoritmos tiveram desempenhos médios superiores a 79%. A árvore de decisão atingiu uma acurácia média de 79,351% com desvio padrão de 5,001%. Já o algoritmo *random forest* atingiu 83,842% de acurácia, com desvio padrão de 1,281%. Por fim, o *extreme classifier* atingiu 91,295% de acurácia com desvio padrão de 1,924%. Diferentemente do conjunto de treinamento e teste, o conjunto de validação possui ângulos de incidência e resistência de falta específicos que podem ter contribuído para um melhor desempenho dos algoritmos. Contudo, ao comparar os resultados do conjunto de teste de validação do algoritmo *extreme classifier* há sutis variações, mostrando-se adequada a aplicação dessa técnica.

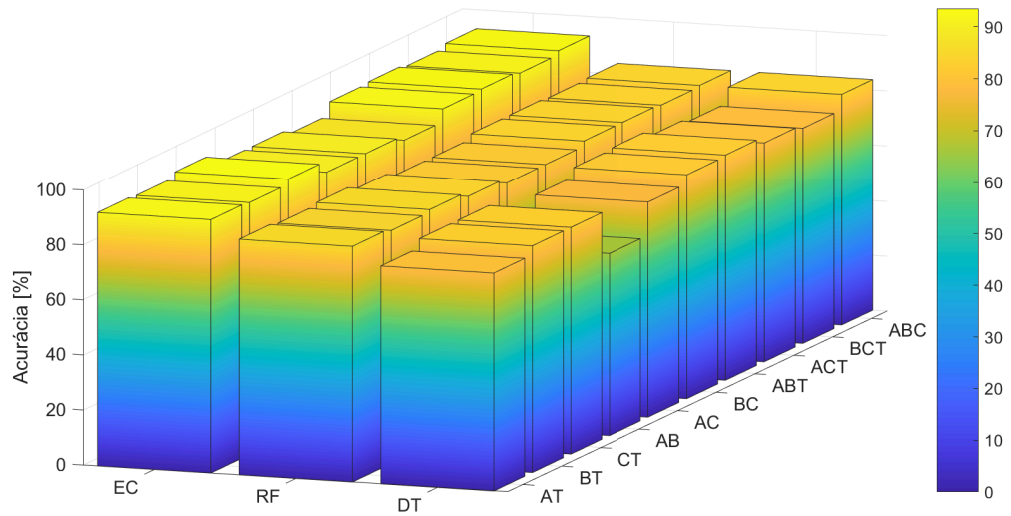


Figura 58 – Validação do desempenho dos três algoritmos, com as condições da localização da falta, do algoritmo de mitigação da múltipla estimação, considerando o conjunto de validação.

Tabela 28 – Média para cada algoritmo de aprendizado de máquina para mitigação da múltipla estimação por tipo de falta utilizando as condições de validação.

Algoritmo	Acurácia (%)									
	AT	BT	CT	AB	AC	BC	ABT	ACT	BCT	ABC
DT	79,16	82,40	82,40	66,20	78,24	81,48	81,94	79,62	78,24	83,79
RF	85,64	84,72	85,64	83,79	81,94	81,94	83,79	83,79	83,33	83,79
EC	92,12	91,66	93,51	89,35	89,35	87,50	92,12	92,59	91,66	93,05

#### 4.4.3 Resultados considerando o sistema com cargas desequilibradas e sem retreinar o algoritmo

Outra análise realizada foi utilizar o algoritmo previamente treinado, considerando o cenário ideal, para mitigar o problema da múltipla estimação com a presença de cargas não balanceadas no sistema. O resultado é visto por meio da Figura 59 e representados na Tabela 29. Como esperado, o desempenho para o algoritmo de múltipla estimação apresentou pior desempenho em relação ao cenário ideal, para o qual foi treinado. Isso porque o algoritmo foi treinado com um cenário ideal e não foi retreinado para o cenário com presença de cargas não equilibradas. A média de acurácia para o algoritmo da árvore de decisão foi a pior entre os três algoritmos propostos, alcançou 46,94% de acurácia média com desvio padrão de 19,8%. Já o *random forest* teve a média de 71,94% de acurácia com desvio padrão de 10,1%. Por fim, o *extreme classifier* alcançou uma média de 77,73% de acurácia com desvio padrão de 2,1%.

Ao analisar os resultados percebe-se uma maior semelhança com o conjunto de treinamento, em que o algoritmo menos complexo teve um pior desempenho, enquanto os algoritmos mais robustos apresentaram um melhor desempenho. A variação dos resultados também é observada nesse sentido, a árvore de decisão teve um desvio elevado em comparação com algoritmo

*random forest* e *extreme classifier*. Contudo, mesmo em cenários onde houve a variação da carga e a inserção de cargas não balanceadas, foi possível mitigar o problema da múltipla estimação com aproximadamente 80% de acurácia, sem a necessidade de retreinar o modelo, quando considerado o algoritmo *extreme classifier*.

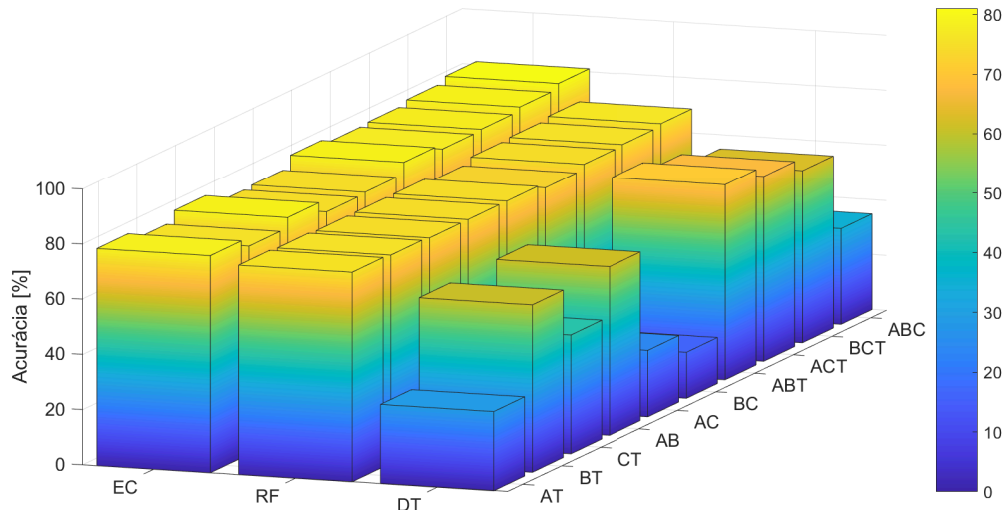


Figura 59 – Validação do desempenho dos três algoritmos, com as condições da localização da falta, do algoritmo de mitigação da múltipla estimação considerando o sistema com cargas não equilibradas.

Tabela 29 – Média para cada algoritmo de aprendizado de máquina para mitigação da múltipla estimação por tipo de falta utilizando as condições de validação considerando cargas não equilibradas.

Algoritmo	Acurácia (%)									
	AT	BT	CT	AB	AC	BC	ABT	ACT	BCT	ABC
DT	28,70	60,64	43,05	61,11	24,07	16,66	70,83	67,12	62,50	34,72
RF	75,92	75,46	75,00	75,00	75,00	73,14	75,00	75,46	76,38	43,05
EC	78,70	75,46	79,16	74,53	75,00	79,16	77,31	77,77	79,16	81,01

#### 4.4.4 Resultados considerando o sistema com cargas desequilibradas, presença da geração distribuída e sem retreinar o algoritmo

Outra análise realizada foi em consideração a inserção da geração distribuída. Devido às limitações computacionais para a simulações, foi mantida apenas a geração distribuída na barra 3. Foram aferidos os resultados para os três algoritmos propostos anteriormente e são mostrados na Figura 60 e representados na Tabela 29.

A árvore de decisão teve uma acurácia média de 36,8% com desvio padrão de 27,5%, obtendo resultados similares ao caso sem geração distribuída e presença de cargas não balanceadas. Em seguida, o algoritmo *random forest* mostrou uma acurácia de 71,5% e desvio padrão de 10,0%, apresentando desvio na redução da acurácia em 0,44% do observado anteriormente. Por fim, o *extreme classifier* apresentou uma acurácia média de 77,2 com desvio padrão de 1,9%,



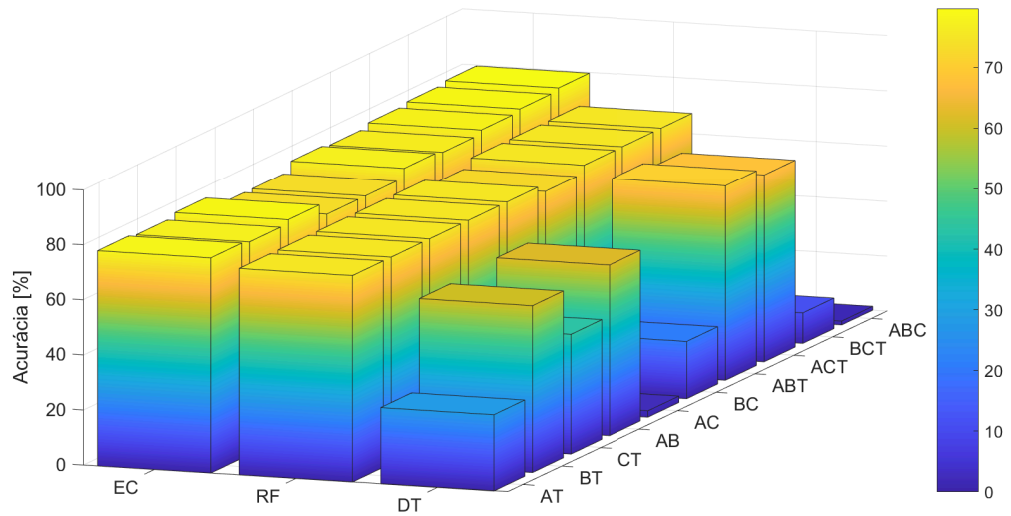


Figura 60 – Desempenho do algoritmo de mitigação da múltipla estimação considerando o sistema com cargas não equilibradas e presença de geração distribuída.

Tabela 30 – Média para cada algoritmo de aprendizado de máquina para mitigação da múltipla estimação por tipo de falta utilizando cargas não equilibradas e com presença de geração distribuída.

Algoritmo	Acurácia (%)									
	AT	BT	CT	AB	AC	BC	ABT	ACT	BCT	ABC
DT	27,77	60,64	43,51	62,03	2,31	20,83	70,83	68,05	11,11	1,38
RF	75,00	75,00	75,00	75,00	75,00	72,22	75,00	75,00	75,00	43,05
EC	78,24	77,33	78,70	74,07	74,07	77,31	76,38	77,77	78,70	79,62

obtendo uma redução de desempenho em 0,53% da acurácia encontrada anteriormente. Com isso, é possível aferir que geração distribuída prejudicou de forma sutil o algoritmo já treinado na redução da múltipla estimação. Entretanto, os resultados apresentam pouco desvio do caso anteriormente estudado, garantindo uma acurácia média próxima aos 80% quando considerado o algoritmo *extreme classifier*.

Devido às limitações do recurso computacional para simulações, foi possível aferir apenas com a presença de uma geração distribuída. Com isso, novos estudos ainda são necessários para aferir a real influência da geração distribuída no algoritmo da mitigação da múltipla estimação do local da falta. Até o momento, resultados indicam que o algoritmo proposto utilizando *extreme classifier* é robusto e permite algumas variações no sistema sem necessidade de retreinar o modelo, apenas com alguns desvios da acurácia média alcançada.

## 4.5 Considerações finais

O resultado alcançado na análise do algoritmo com dados provenientes de dois terminais alcançou erro relativo médio de 0,979%, ou seja, um erro absoluto aproximado de 93 metros, na localização da falta. O algoritmo proposto apresentou pouca influência decorrente da variação

da resistência e do ângulo de incidência da falta. Foi notado que em casos onde a resistência foi elevada, obteve-se um melhor desempenho do algoritmo, situação na qual os métodos clássicos baseados no cálculo da impedância aparente enfrentam dificuldades na localização. Já ao comparar os resultados oriundos do algoritmo com um terminal, o localizador teve melhores desempenhos sem considerar a presença da GD e de cargas não balanceadas. Os resultados médios foram de 0,882% que corresponde a 71 metros de precisão. Contudo, ao considerar o cenário com cargas não equilibradas, ou com presença de GD, os erros são maiores.

Ao analisar o SD, a presença de ramos laterais implica na múltipla estimação da localização de falta. Logo, foi proposto um algoritmo para mitigar esse problema. A rotina teve como objetivo determinar a região da ocorrência da falta. Uma vez que, cada região é definida sem que ocorra ramificações, ao determinar corretamente a região da ocorrência da falta, o problema da múltipla estimação do local da falta é solucionado. O algoritmo proposto obteve um desempenho superior a 90%. O custo com processamento de dados é relativamente baixo, visto que ele opera a uma taxa de 256 amostras por ciclo, fazendo uso apenas dos sinais de tensão e corrente de cada uma das fases. O algoritmo proposto é robusto, pois permite a variação das cargas no sistema, além da introdução de GD e não necessita ser retreinado, garantido uma acurácia próxima dos 80% nessas situações. Assim, a utilização da abordagem proposta consegue estimar a distância o local da ocorrência da falta com precisão, praticamente eliminando o problema da múltipla estimação para o sistema reduzido utilizado.

---

## CONCLUSÕES

---

Neste trabalho foi apresentada uma revisão da literatura das duas principais metodologias utilizadas na estimação da distância de faltas em SDs. A revisão apresenta que a técnica utilizando cálculo da impedância aparente ainda é uma das mais utilizadas atualmente, devido ao custo associado e recursos tecnológicos. Contudo, alguns problemas foram encontrados nessa técnica, que se resumem na influência da resistência, ângulo e tipo da falta. Com o desenvolvimento da eletrônica de potência, trabalhar com frequências mais elevadas é uma alternativa, com isso foi proposta uma abordagem para estimação da localização da falta em SDs. Tal metodologia é dividida em duas partes: a primeira utiliza componentes de altas frequência para utilização da teoria de ondas viajantes em conjunto com a TW para a estimação da distância da falta. Em seguida, na segunda parte, é utilizado ML com dados de tensão e corrente, na frequência fundamental, para mitigar problemas relacionados à múltipla estimação do local da falta. Dessa forma é possível estimar com precisão a distância e local da falta em SDs.

Para validação da metodologia proposta foram consideradas três variações do sistema considerado. Inicialmente utilizou-se o sistema ideal equilibrado, em seguida alterou-se o perfil de carregamento inserindo cargas não equilibradas a fim de desbalancear o sistema. Por fim, no terceiro caso, considerou-se a inserção de GD, na forma de painéis fotovoltaicos, no sistema desequilibrado. Os resultados obtidos na rotina da estimação da distância da falta, apresentam erros médios inferiores a 1% para o caso do sistema equilibrado com dados provenientes de um ou de dois terminais. Contudo, quando considerado o sistema desequilibrado ou com GD, os resultados do algoritmo com dados provenientes de um terminal apresentou dificuldade na correta localização. Isso foi pelo fato do algoritmo de um terminal ser mais sensível a variações de limiares e a inserção da GD ser vista como uma descontinuidade. Assim, o número de reflexões é aumentado, necessitando de um aprimoramento na rotina. Nesses casos, é recomendado o uso do algoritmo com dados de dois terminais, visto que o mesmo teve um desempenho semelhante quando considerado o sistema ideal. Isso porque, no caso do sistema desequilibrado, é possível aplicar a transformação quase modal e obter corretamente os instantes de descontinuidades.

Já no caso da inserção da GD, as descontinuidades geradas pela inserção no sistema, é muito inferior às descontinuidades geradas durante a primeira reflexão do evento de falta, não afetando a correta detecção dos instantes.

Também foram realizadas análises dos problemas enfrentados nos métodos baseado no cálculo da impedância aparente. Os parâmetros avaliados foram, resistência, ângulo de incidência local e classe da falta. Na análise da resistência e ângulo de incidência da falta, principais problemas enfrentados no cálculo da impedância aparente, notou-se que esses parâmetros apresentaram pouca influência e para resistências mais elevada as descontinuidades geradas durante a falta foram menores, assim como o ângulo de incidências menores, dificultando a correta localização. Contudo, quando considerado o ângulo de incidência estava perto do valor máximo do sinal, a resistência de falta mais elevada auxiliou a correta localização, uma vez que atenuou os problemas devido aos ruídos no sinal. Já o parâmetro classe de falta apresentou pouca influência na precisão, sendo apenas necessário o cumprimento dos modos adequados proveniente da transformação modal. Por fim, a distância da falta influenciou negativamente na precisão quando considerado faltas que ocorrem perto das extremidades das barras, e o erro tende a diminuir a medida que a falta se aproxima do centro do trecho coberto pelo medidor. Isso porque os tempos da reflexão tendem a serem iguais próximo ao centro e a  $V_p$  tem menos influência.

O algoritmo proposto para mitigar o problema da múltipla estimação foi validado utilizando três algoritmos de ML: árvore de decisão, *random forest* e *extreme classifier*. Inicialmente, na etapa de treinamento os dois primeiros alcançaram uma acurácia média de 45% e 65%, respectivamente. Quando considerado o terceiro algoritmo, o desempenho alcançado foi maior que 90%. Em seguida, com os três algoritmos já treinados, foi considerado o conjunto de validação, que representa as situações reais de faltas da etapa da estimação da distância. Então, ao aplicar a abordagem proposta, os três algoritmos apresentaram resultados com médias gerais de 79% a 91% de acurácia na estimação da zona da falta, considerando o cenário ideal. Também foram considerados os casos para o sistema desequilibrado e para o caso com inserção de GD. Em ambos os casos, não foi realizado novamente uma etapa de treinamento, sendo considerado o treinamento do sistema equilibrado. Os resultados alcançados afetaram principalmente o algoritmo da árvore de decisão. Por outro lado, os algoritmos *random forest* e *extreme classifier* tiveram desempenhos semelhantes com apenas uma redução de aproximadamente 10% no desempenho do algoritmo. Isso foi devido ao fato de a não ser considerado nenhum dos fatores modificados na etapa de treinamento.

Assim, a abordagem proposta para localização de faltas em SDs com característica radial permite estimar com precisão a distância da falta mesmo em situações em que há a presença de cargas desbalanceadas e há a inserção de GD. Devido ao aspecto do sistema, problemas relacionados à múltipla estimação do local da falta foram encontrados, e para isso a utilização da rotina com base em ML permitiu mitigar, com acurácia média superior a 90%, os problemas

da múltipla estimação. Foi observado, num número reduzido de casos de teste, que o algoritmo baseado em ML não precisa ser necessariamente retreinado considerando as variações do sistema. Resultados mostram desempenhos médios próximos a 80% de acurácia para esses casos.

## 5.1 Trabalhos futuros

Tendo em vista a continuidade da pesquisa e aperfeiçoamento da abordagem são propostos os seguintes itens:

- Utilização de técnicas alternativas a TW para discretização das descontinuidades geradas pela situação de falta, a fim de reduzir a taxa amostral necessária;
- Aplicação da abordagem proposta em outros sistemas como, por exemplo, IEEE-34 barras, a fim de verificar o desempenho da abordagem frente outras configurações e topologias;
- Inserção de novos perfis de carregamento e GDs para aferir com maior precisão as influências desses na localização da falta.

## 5.2 Publicações realizadas

Com base no projeto desenvolvido foram escritos até o momento dois artigos, apresentados a seguir. O primeiro já foi apresentado em congresso nacional da área e o segundo está em processo de revisão.

- **C. V. C. Grilo**, L. Lessa, D. Coury and R. Fernandes, "Localização de Faltas Em Sistemas Radiais de Distribuição: Análise Comparativa Para Distintas Estratégias de Medição de Ondas Viajantes, "XXIV Congresso Brasileiro de Automática, 2022, pp. EasyChair Preprint no. 8923;
- L, S. Lessa, **C. V. C Grilo**, A. L. MORAIS, D. V. COURY and R. A. S. FERNANDES, "Reduction of multiple fault estimation using a fault locator based on traveling waves for medium voltage distribution systems", IPST 2023 - International Conference on Power Systems Transients- em revisão.



## REFERÊNCIAS

---

ABOSHADY, F.; THOMAS, D.; SUMNER, M. A new single end wideband impedance based fault location scheme for distribution systems. **Electric Power Systems Research**, v. 173, 05 2019. Citado na página 7.

AGGARWAL, R.; COURY, D.; JOHNS, A.; KALAM, A. A practical approach to accurate fault location on extra high voltage teed feeders. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 8, n. 3, p. 874–883, 1993. Citado na página 36.

ALENCAR, G. Torres de; SANTOS, R. Caneloi dos; PANAZIO, A. D. O. N. **Detecção e Classificação de Falhas em Linhas de Transmissão Utilizando Distância Euclidiana**. Brazil: sbabra, 2020. Citado na página 1.

ANEEL, A. N. de E. E. **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST**. Brasil: Módulo 8, 2021. Citado na página 2.

\_\_\_\_\_. **Indicadores de Compensação de Continuidade - Aneel**. 2022. Disponível em: <<https://www.aneel.gov.br/indicadores-de-compensacao-de-continuidade>>. Citado na página 2.

APOSTOLOPOULOS, C. A.; ARSONIADIS, C. G.; GEORGILAKIS, P. S.; NIKOLAIDIS, V. C. Fault location algorithms for active distribution systems utilizing two-point synchronized or unsynchronized measurements. **Sustainable Energy, Grids and Networks**, v. 32, p. 100798, 2022. ISSN 2352-4677. Citado na página 8.

\_\_\_\_\_. Unsynchronized measurements based fault location algorithm for active distribution systems without requiring source impedances. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 37, n. 3, p. 2071–2082, 2022. Citado na página 9.

BAHMANYAR, A. A new fault location method for distribution networks using sparse measurements. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 81, p. 459–468, 10 2016. Citado na página 16.

BARSALI, S.; TF, C. Benchmark systems for network integration of renewable and distributed energy resources. In: . [S.l.: s.n.], 2014. Citado na página 47.

BEWLEY, L. V. **Traveling waves on transmission systems**. New York: Dover Publications, 1963. ISBN 9780486611044. Citado na página 21.

BO, Z.; AGGARWAL, R.; JOHNS, A.; MOORE, P. Accurate fault location and protection scheme for power cable using fault generated high frequency voltage transients. In: **Proceedings of 8th Mediterranean Electrotechnical Conference on Industrial Applications in Power Systems, Computer Science and Telecommunications (MELECON 96)**. Bari, Italy: IEEE, 1996. v. 2, p. 777–780 vol.2. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 25.

BO, Z.; WELLER, G.; JIANG, F.; YANG, Q. Application of gps based fault location scheme for distribution system. In: **POWERCON '98. 1998 International Conference on Power System Technology. Proceedings (Cat. No.98EX151)**. Beijing, China: IEEE, 1998. v. 1, p. 53–57 vol.1. Citado na página 12.

BORGES, F. A. S.; FERNANDES, R. A. S.; SILVA, I. N.; SILVA, C. B. S. Feature extraction and power quality disturbances classification using smart meters signals. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 12, n. 2, p. 824–833, 2016. Citado na página 36.

BORGHETTI, A.; BOSETTI, M.; SILVESTRO, M. D.; NUCCI, C. A.; PAOLONE, M. Continuous-wavelet transform for fault location in distribution power networks: Definition of mother wavelets inferred from fault originated transients. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 23, n. 2, p. 380–388, 2008. Citado na página 10.

BURRUS, C. S.; GOPINATH, R. A.; GUO, H. **Introduction to wavelets and wavelet transforms**. Upper Saddle River, NJ: Pearson, 1997. Citado na página 28.

CHENG, L.; WANG, T.; WANG, Y. A novel fault location method for distribution networks with distributed generations based on the time matrix of traveling-waves. **Protection and Control of Modern Power Systems**, v. 7, n. 1, 2022. Cited By :1. Citado na página 13.

CLARKE, E. **Circuit Analysis of A-C Power Systems; Symmetrical and Related Components**. Wiley, New York: Wiley, 1943. (Circuit Analysis of A-C Power Systems; Symmetrical and Related Components, v. 1). Citado na página 26.

DAS, R.; SACHDEV, M.; SIDHU, T. A technique for estimating locations of shunt faults on distribution lines. In: **IEEE WESCANEX 95. Communications, Power, and Computing Conference Proceedings**. Winnipeg, MB, Canada: IEEE, 1995. v. 1, p. 6–11 vol.1. Citado na página 6.

\_\_\_\_\_. A fault locator for radial subtransmission and distribution lines. In: **2000 Power Engineering Society Summer Meeting (Cat. No.00CH37134)**. Seattle, WA, USA: IEEE, 2000. v. 1, p. 443–448 vol. 1. Citado 2 vezes nas páginas 6 e 7.

DASHTI, R.; DAISY, M.; SHAKER, H. R.; TAHAVORI, M. Impedance-based fault location method for four-wire power distribution networks. **IEEE Access**, v. 6, p. 1342–1349, 2018. Citado na página 7.

GANIVADA, P. K.; JENA, P. A fault location identification technique for active distribution system. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 18, n. 5, p. 3000–3010, 2022. Citado na página 18.

GEURTS, P.; ERNST, D.; WEHENKEL, L. Extremely randomized trees. **Machine Learning**, v. 63, n. 1, p. 3–42, 2006. Citado na página 44.

GHOLAMI, M.; ABBASPOUR, A.; MOEINI-AGHTAIE, M.; FOTUHI-FIRUZABAD, M.; LEHTONEN, M. Detecting the location of short-circuit faults in active distribution network using pmu-based state estimation. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 11, n. 2, p. 1396–1406, 2020. Citado na página 1.

GIRGIS, A.; FALLON, C.; LUBKEMAN, D. A fault location technique for rural distribution feeders. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 29, n. 6, p. 1170–1175, 1993. Citado 3 vezes nas páginas 5, 6 e 7.

HAN, F.; YU, X.; AL-DABBAGH, M.; WANG, Y. Locating phase-to-ground short-circuit faults on radial distribution lines. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 54, n. 3, p. 1581–1590, 2007. Citado na página 15.



HE, L.; WU, Z.; XU, Z.; VOLOH, I. Fault location in distribution system with load uncertainty analysis. In: **2014 International Conference on Power System Technology**. Chengdu, China: IEEE, 2014. p. 1595–1601. Citado na página 8.

IEEE. Ieee guide for determining fault location on ac transmission and distribution lines. **IEEE Std C37.114-2014 (Revision of IEEE Std C37.114-2004)**, p. 1–76, 2015. Citado na página 5.

JAMALI, S.; BAHMANYAR, A.; BOMPARD, E. Fault location method for distribution networks using smart meters. **Measurement**, v. 102, 02 2017. Citado na página 16.

JIANG, J.-A.; YANG, J.-Z.; LIN, Y.-H.; LIU, C.-W.; MA, J.-C. An adaptive pmu based fault detection/location technique for transmission lines. i. theory and algorithms. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 15, n. 2, p. 486–493, 2000. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 27.

KESHAVARZ, A.; DASHTI, R.; DELJOO, M.; SHAKER, H. R. Fault location in distribution networks based on svm and impedance-based method using online databank generation. **Neural Computing and Applications**, v. 34, 02 2022. Citado na página 9.

KEZUNOVIC, M. Smart fault location for smart grids. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 2, n. 1, p. 11–22, 2011. Citado na página 15.

KUMAR, R.; SAXENA, D. Fault location in distribution network using travelling waves. **International Journal of Energy Sector Management**, v. 13, n. 3, p. 651–669, 2019. Cited By :2. Citado na página 11.

LEE, S.-J.; CHOI, M.-S.; KANG, S.-H.; JIN, B.-G.; LEE, D.-S.; AHN, B.-S.; YOON, N.-S.; KIM, H.-Y.; WEE, S.-B. An intelligent and efficient fault location and diagnosis scheme for radial distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 19, n. 2, p. 524–532, 2004. Citado na página 6.

LIANG, R.; FU, G.; ZHU, X.; XUE, X. Fault location based on single terminal travelling wave analysis in radial distribution network. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, v. 66, p. 160–165, 2015. Cited By :47. Citado 3 vezes nas páginas 10, 20 e 29.

MAGNAGO, F.; ABUR, A. A new fault location technique for radial distribution systems based on high frequency signals. In: **1999 IEEE Power Engineering Society Summer Meeting. Conference Proceedings (Cat. No.99CH36364)**. Edmonton, AB, Canada: IEEE, 1999. v. 1, p. 426–431 vol.1. Citado 2 vezes nas páginas 10 e 26.

MAK, S. T. A synergistic approach to using amr and intelligent electronic devices to determine outages in a distribution network. In: **2006 Power Systems Conference: Advanced Metering, Protection, Control, Communication, and Distributed Resources**. Clemson, SC, USA: IEEE, 2006. p. 447–453. Citado na página 14.

MARTINS, P.; OLESKOVICZ, M. Multi-objective optimization aiming to minimize the number of power quality monitors and multiple fault estimations in unbalanced power distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, PP, p. 1–1, 05 2021. Citado na página 17.

MISHRA, M.; ROUT, P. K. Detection and classification of micro-grid faults based on hht and machine learning techniques. **IET Generation, Transmission & Distribution**, Wiley Online Library, v. 12, n. 2, p. 388–397, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 50.

MOHOD, S. B.; GHATE, V. N. Techniques for detection of power quality disturbance waveform—a review. **International Journal of Electrical, Electronics and Computer Systems**, v. 8, n. 2, p. 563–567, 2012. Citado na página 1.

MORA-FLOREZ, J.; MORALES-ESPAÑA, G.; PEREZ-LONDOÑO, s. Learning-based strategy for reducing the multiple estimation problem of fault zone location in radial power systems. **Generation, Transmission & Distribution, IET**, v. 3, p. 346 – 356, 05 2009. Citado na página 15.

MORALES-ESPANA, G.; MORA-FLOREZ, J.; VARGAS-TORRES, H. Elimination of multiple estimation for fault location in radial power systems by using fundamental single-end measurements. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 24, n. 3, p. 1382–1389, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 16.

NGAOPITAKKUL, A.; C, A.; C, P.; JETTANASEN, C.; S, J. Identification of fault locations in underground distribution system using discrete wavelet transform. **Lecture Notes in Engineering and Computer Science**, v. 2181, 03 2010. Citado na página 12.

NIKOLAIDIS, V.; KARAOLANIS, A.; PAPADOPOULOS, T.; SAFIGIANNI, A. Transient stability considerations in a real distribution system with distributed generators. In: . Belgrade: IET, 2016. Citado na página 9.

NOURI, H.; WANG, C.; DAVIES, T. An accurate fault location technique for distribution lines with tapped loads using wavelet transform. In: **2001 IEEE Porto Power Tech Proceedings (Cat. No.01EX502)**. Porto, Portugal: IEEE, 2001. v. 3, p. 4 pp. vol.3—. Citado na página 12.

PRADO, A.; PISSOLATO, J.; KUROKAWA, S.; BOVOLATO, L. Análises de transformação modal aplicada a linhas trifásicas assimétricas. In: . Campina Grand, PB, Brazil: SBSE, 2006. Citado na página 26.

PUKHOVA, V.; GORELOVA, E.; FERRINI, G.; BURNASHEVA, S. Time-frequency representation of signals by wavelet transform. In: **2017 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus)**. St. Petersburg and Moscow, Russia: IEEE, 2017. p. 715–718. Citado na página 28.

RAMÍREZ-RAMÍREZ, J.; ARRIETA-GIRALDO, J.; MORA-FLOREZ, J. Elimination of multiple estimation for single phase fault location in power distribution systems considering the load current. In: **2014 IEEE PES Transmission Distribution Conference and Exposition - Latin America (PES T D-LA)**. Medellin, Colombia: IEEE, 2014. p. 1–6. Citado na página 16.

RAZA, A.; BENRABAH, A.; ALQUTHAMI, T.; AKMAL, M. A review of fault diagnosing methods in power transmission systems. **Applied Sciences**, v. 10, p. 1312, 02 2020. Citado na página 25.

RECHE, E. A.; SOUSA, J. V. d.; COURY, D. V.; FERNANDES, R. A. S. Data mining-based method to reduce multiple estimation for fault location in radial distribution systems. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 10, n. 4, p. 3612–3619, 2019. Citado 3 vezes nas páginas 17, 51 e 81.

RIJSBERGEN, C. J. V. **Information Retrieval**. 2. ed. Oxford, England: Butterworth-Heinemann, 1979. Citado 2 vezes nas páginas 44 e 45.

- ROBSON, S.; HADDAD, A.; GRIFFITHS, H. Fault location on branched networks using a multiended approach. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 29, n. 4, p. 1955–1963, 2014. Citado na página 13.
- SALIM, R.; RESENER, M.; FILOMENA, A.; OLIVEIRA, K.; BRETAS, A. Extended fault-location formulation for power distribution systems. **Power Delivery, IEEE Transactions on**, v. 24, p. 508–516, 04 2009. Citado na página 7.
- SANTOSO, S.; POWERS, E.; GRADY, W.; HOFMANN, P. Power quality assessment via wavelet transform analysis. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 11, n. 2, p. 924–930, 1996. Citado na página 29.
- SHAFIULLAH, M.; ABIDO, M. A. S-transform based ffnn approach for distribution grids fault detection and classification. **IEEE Access**, v. 6, p. 8080–8088, 2018. Citado na página 20.
- SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. **The Bell System Technical Journal**, v. 27, p. 379–423, 1948. Citado na página 39.
- SHI, S.; LEI, A.; HE, X.; MIRSAEIDI, S.; DONG, X. Travelling waves-based fault location scheme for feeders in power distribution network. **The Journal of Engineering, IET**, v. 2018, n. 15, p. 1326–1329, 2018. Citado na página 11.
- SIEMENS. **Electrical Engineering Handbook**. India: New Age International Publishers, 1998. ISBN 9780852268858. Citado na página 26.
- SILOS, A.; VILLAFILA-ROBLES, R.; LLORET-GALLEGO, P. Novel fault location algorithm for meshed distribution networks with ders. **Electric Power Systems Research**, v. 181, p. 106182, 04 2020. Citado na página 1.
- SILVA, M.; OLESKOVICZ, M.; COURY, D. Uma nova ferramenta baseada na transformada wavelet para localização digital de faltas. **Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica**, v. 16, 09 2005. Citado 5 vezes nas páginas 1, 32, 33, 50 e 62.
- SOUSA, J. V.; RECHE, E. A.; COURY, D. V.; FERNANDES, R. A. Cloud computing in the smart grid context: an application to aid fault location in distribution systems concerning the multiple estimation problem. **IET Generation, Transmission & Distribution**, Institution of Engineering and Technology (IET), v. 13, n. 18, p. 4222–4232, set. 2019. Citado na página 17.
- TAREK, H.; BENDJEGHABA, O.; BRAKTA, N.; AIMAD, A. A novel fault location approach for radial power distribution systems. **International Journal of Electrical and Computer Engineering**, v. 12, p. 2242–2255, 06 2022. Citado na página 17.
- THOMAS, D.; CARVALHO, R.; PEREIRA, E. Fault location in distribution systems based on traveling waves. In: **2003 IEEE Bologna Power Tech Conference Proceedings**,. Bologna, Italy: IEEE, 2003. v. 2, p. 5 pp. Vol.2–. Citado na página 10.
- TRESSO, Y. V.; FERNANDES, R. A.; COURY, D. V. Reducing multiple estimation for fault location in medium voltage distribution networks. **Electric Power Systems Research**, v. 199, p. 107424, 2021. ISSN 0378-7796. Citado na página 17.
- TRINDADE, F. C. L.; FREITAS, W. Low voltage zones to support fault location in distribution systems with smart meters. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 8, n. 6, p. 2765–2774, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 17.

TRINDADE, F. C. L.; FREITAS, W.; VIEIRA, J. C. M. Fault location in distribution systems based on smart feeder meters. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 29, n. 1, p. 251–260, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 17.

VIGNI, V. L.; STEFANO, A. D.; CANDELA, R.; SANSEVERINO, E. R. A two-end traveling wave fault location system for mv cables based on lora technology. In: **2017 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2017 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I CPS Europe)**. Milan, Italy: IEEE, 2017. p. 1–6. Citado na página 13.

WITTEN, I. H.; FRANK, E.; HALL, M. A. **Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques**. Amsterdam: 3a ed., Amsterdam: Morgan Kaufmann, 2011. Citado na página 41.

WORKU, M.; HASSAN, M.; ABIDO, M. Real time energy management and control of renewable energy based microgrid in grid connected and island modes. **Energies**, v. 12, p. 276, 01 2019. Citado na página 75.

\_\_\_\_\_. Real time-based under frequency control and energy management of microgrids. **Electronics**, v. 9, p. 1487, 09 2020. Citado na página 66.

YOU, D.; YE, L.; YIN, X.; YAO, Q.; WANG, K.; WU, J. A new fault-location method with high robustness for distribution systems. **Electronics and Electrical Engineering**, v. 19, 06 2013. Citado na página 7.

ZHANG, H.; PAN, Z.; SANG, Z. Fault locating in ungrounded and compensated systems. In: **2004 Eighth IEE International Conference on Developments in Power System Protection**. Amsterdam, Netherlands: Institution of Engineering and Technology (IET), 2004. v. 2, p. 469–472 Vol.2. Citado na página 8.

ZHENG, Q.; YIHAN, Y.; QIAN, M.; XUKAI, Z. Study on c-traveling wave fault location in neutral point non-effectively grounded system. **2004 International Conference on Power System Technology, 2004. PowerCon 2004.**, IEEE, Singapore, v. 1, p. 205–209 Vol.1, 2004. Citado na página 12.

ZHU, J.; LUBKEMAN, D.; GIRGIS, A. Automated fault location and diagnosis on electric power distribution feeders. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 12, n. 2, p. 801–809, 1997. Citado na página 14.