



Fault Location in Electrical Distribution Networks: a Traveling Wave and Artificial Neural Networks-Based Approach

Caio Vinicius Colozzo Grilo, Leonardo da Silva Lessa,
Denis Vinicius Coury and Ricardo Augusto Souza Fernandes

EasyChair preprints are intended for rapid
dissemination of research results and are
integrated with the rest of EasyChair.

October 18, 2024

Localização de Falhas em Redes de Distribuição de Energia Elétrica: Uma Abordagem Baseada em Ondas Viajantes e Redes Neurais Artificiais^{*}

C. V. C. Grilo^{*} L. S. Lessa^{*} D. V. Coury^{*} R. A. S. Fernandes^{**}

^{*} Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, SP (e-mail: caio.vinicius@usp.br, leonardolessa@usp.br, coury@sc.usp.br).

^{**} Departamento de Engenharia Elétrica, Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia, Universidade Federal de São Carlos, SP (e-mail: ricardo.asf@ufscar.br)

Abstract: Power distribution systems have undergone several transformations in recent years, including the integration of new load profiles, distributed generation, and the grid expansion. This article presents an approach based on traveling wave theory and artificial neural networks for fault classification and location, which assists the utility by reducing response time and directly impacting system quality and reliability indicators. The proposed method utilizes three-phase voltage and current signals acquired by smart meters installed at the system endpoints. Voltage signals were used to determine the distance from fault using traveling wave theory. In addition, features were extracted from voltage and current signals, which were used as inputs to artificial neural networks, responsible for classifying the fault. The faulty scenarios were simulated using the PSCAD/EMTP software, considering the CIGRE medium voltage test system. The results were very promising. They presented: (i) detection accuracy rate of 100%; (ii) classification accuracy of nearly 100%; and (iii) average errors of less than 1% in fault distance estimation with a mean deviation of 0.4 and mitigation multiple estimation problem of more than 90%.

Resumo: Os sistemas de distribuição de energia passaram por várias transformações nos últimos anos, incluindo a integração de novos perfis de carga, geração distribuída e expansão da rede. Este artigo apresenta um método baseado na teoria das ondas viajantes e em redes neurais artificiais para classificação e localização de faltas, a fim de auxiliar a concessionária a reduzir o tempo de resposta e impactar diretamente os indicadores de qualidade e confiabilidade. A abordagem proposta utiliza dados de tensão e corrente trifásicos de medidores inteligentes instalados nas extremidades do sistema. Sinais de tensão foram utilizados para determinar a distância da falta usando a teoria das ondas viajantes. Adicionalmente, características foram extraídas dos sinais de tensão e corrente, os quais foram usados como entradas de redes neurais artificiais responsáveis pela classificação da falta. Os cenários de faltas foram simulados no software PSCAD/EMTP, considerando o sistema de teste de média tensão do CIGRE. Os resultados se mostraram promissores, apresentando: (i) precisão de detecção de 100%; (ii) precisão de classificação próxima a 100%; e (iii) erros médios inferiores a 1% na estimação da distância da falta com um desvio padrão de 0,4 e mitigação da múltipla estimação da falta superior a 90%.

Keywords: Distribution Systems; Traveling Waves; Artificial Neural Networks; Fault Location; Multiple Estimation; Multilayer Perceptron.

Palavras-chaves: Sistemas de Distribuição; Ondas Viajantes; Redes Neurais Artificiais; Localização de Falhas; Múltipla Estimação; Perceptron Multicamadas.

1. INTRODUÇÃO

O crescimento dos sistemas de energia elétrica tem estimulado estudos destinados a melhorar os sistemas de proteção, especificamente em termos de classificação e localização de faltas (LF), uma vez que esta é uma etapa

fundamental no esquema de proteção completo (Gururajapathy et al., 2017). De acordo com Mohod and Ghate (2012), aproximadamente 80% das interrupções no fornecimento de energia elétrica aos consumidores são causadas por faltas nos sistemas de distribuição (SDs). Com isso, interrupções permanentes impactam negativamente os indicadores de qualidade do serviço e confiabilidade, resultando em altos custos financeiros para as concessionárias de energia elétrica. Portanto, a rápida e precisa LF auxilia

^{*} O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) – código de financiamento 001 e do Conselho Nacional Científico e Tecnológico (CNPq) – código de financiamento 402334/2023-0.

a concessionária a melhorar a confiabilidade do sistema (Stefanidou-Voziki et al., 2022).

A partir deste contexto, foram desenvolvidas abordagens para LF em SDs (Gholami et al., 2020). Essas abordagens são divididas em grupos (Stefanidou-Voziki et al., 2022), a saber: (i) baseadas no cálculo da impedância aparente; (ii) baseadas na teoria das ondas viajantes; e (iii) baseadas em algoritmos inteligentes.

Dashti et al. (2018) e Aboshady et al. (2019) empregam fasores de tensão e corrente trifásica medidos nos terminais do sistema para estimar a distância da falta através do cálculo da impedância aparente. No entanto, a resistência da falta pode afetar negativamente a precisão do localizador. Para superar essa limitação, Robson et al. (2014) e Galvez and Abur (2021) utilizaram a teoria de ondas viajantes, que se baseia em sinais de altas frequências de tensão e corrente, apresentando praticamente pouca influência da resistência da falta em sua precisão.

Jia (2017) afirmam que localizadores de faltas baseados em ondas viajantes com dois terminais são mais precisos do que aqueles que usam o cálculo da impedância aparente. No entanto, vale mencionar que ambas as abordagens, seja baseada em ondas viajantes ou no cálculo da impedância aparente, buscam estimar a distância entre o medidor e o ponto de falta, o que pode ser um problema em SDs radiais devido à presença de ramais laterais, resultando em múltiplas estimativas do local de falta (Tresso et al., 2021; Reche et al., 2019). Outros fatores também dificultam a aplicabilidade dessas técnicas, como: as características intrínsecas dos SDs; o uso de trechos de rede com cabos de diferentes bitolas; e a falta de conhecimento exato sobre as impedâncias do alimentador. Fatores como a presença de geração distribuída e variações nos níveis de carregamento do sistema também afetam diretamente as correntes e tensões de pré-falta (Gholami et al., 2020).

Neste sentido, o presente estudo propõe uma abordagem para LF em SDs radiais, utilizando sinais de tensão e corrente trifásicos medidos nos terminais de uma seção coberta por um par de medidores. A técnica emprega a teoria de ondas viajantes e redes neurais artificiais, mais especificamente a perceptron multicamadas, do inglês *multilayer perceptron* (MLP). Os sinais de tensão e corrente devem ser processados para extrair características relevantes que possam auxiliar no processo de classificação das faltas, enquanto os sinais de tensão devem ser empregados diretamente no processo de LF.

O restante do artigo está organizado de forma que a seção 2 apresenta o sistema de teste utilizado para avaliar a abordagem proposta. A seção 3 descreve a abordagem proposta, baseada na teoria de ondas viajantes e MLP. Os resultados e discussões são apresentados na seção 4. Por fim, a seção 5 traz as conclusões alcançadas por meio da aplicação da abordagem proposta.

2. SISTEMA TESTE

O estudo foi realizado no sistema de média tensão do CIGRE (Fig. 1), inspirado por um SD real localizado no sul da Alemanha.

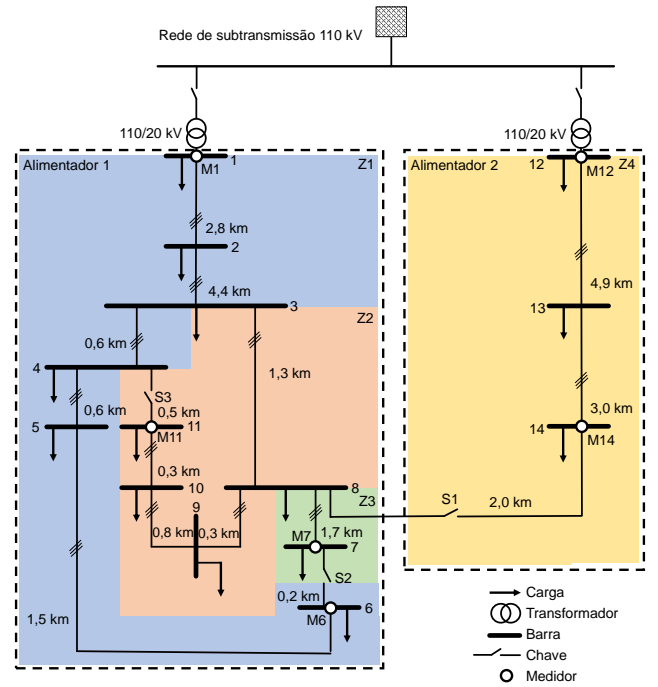


Figura 1. Diagrama unifilar do SD considerado.

O sistema é composto por uma rede de média tensão balanceada, com dois alimentadores de 20 kV (T1 e T2) e 14 barramentos. O sistema foi modelado no software PSCADTM/EMTPTM e ajustado para operar a uma frequência nominal de 60 Hz, de acordo com o sistema elétrico brasileiro. No entanto, conforme Wang et al. (2020), foram alocadas cargas desbalanceadas no sistema. Assim, todos os parâmetros de linha foram recalculados para a frequência de operação nominal. As chaves *S1*, *S2* e *S3* estão abertas e medidores foram alocados nas extremidades do sistema para registrar os sinais. Os medidores operam a 12 MHz e são identificados por M_n , onde n representa o número do barramento correspondente. O sistema também foi dividido em quatro zonas, denominadas *Z1* a *Z4*, de modo que não haja nenhuma ramificação dentro de uma zona, a fim de mitigar o problema da múltipla estimativa ao determinar a zona de falha.

Quatro tipos de faltas (FT, FF, FFT e FFF) foram considerados nos quatro ramos do sistema, bem como valores de resistência de falta típicas de SD, variando de 0 a 25 Ω , e ângulos de incidência entre 0 e 90 graus.

3. ABORDAGEM PROPOSTA

Esta seção apresenta a abordagem proposta para detecção, classificação, localização e mitigação do problema de múltipla estimativa de faltas, conforme ilustrada na Figura 2.



Figura 2. Abordagem proposta para LF em SDs.

3.1 Aquisição de dados

Nesta etapa, seguindo Xie et al. (2020), os sinais foram amostrados a uma frequência de 12 MHz, e cada medidor registra a tensão e corrente de todas as fases do sistema. Em seguida, os sinais registrados foram armazenados em um banco de dados temporário até que as etapas subsequentes sejam executadas. Devido ao localizador exigir medições em dois terminais, considera-se que os medidores estão sincronizados.

3.2 Detector de faltas

Após a aquisição dos dados, os sinais de correntes passaram por um processo de reamostragem para 32 amostras por ciclo, visando reduzir o esforço computacional do detector de faltas. Posteriormente, a Transformada Discreta de Fourier foi aplicada para obter o espectro de frequências do sinal. As magnitudes calculadas pela Transformada Discreta de Fourier foram normalizadas usando o critério *Z-score*, representado pela Equação (1):

$$v_n = \frac{v - \mu}{\sigma}, \quad (1)$$

onde v representa o vetor de dados de entrada, v_n denota o vetor de dados normalizados, μ significa a média dos valores de v , e σ representa o desvio padrão dos dados. Nessa normalização de dados, os valores são ajustados em relação à média e desvio padrão, resultando em uma melhor distribuição dos valores.

Assim, uma MLP, como ilustrada na Figura 3, foi parametrizada com uma camada que comporta os valores fasoriais de corrente de cada fase do ciclo posterior e do ciclo atual, uma camada neural intermediária com quatro neurônios e uma camada neural de saída com apenas um neurônio, sendo a função de ativação a sigmoide. Durante o processo de treinamento, empregou-se o algoritmo de *backpropagation*.

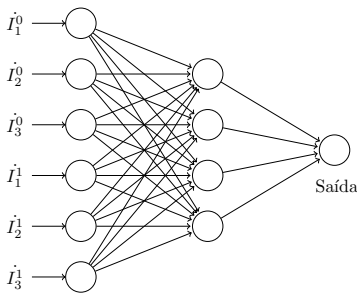


Figura 3. Topologia da MLP para o detector de faltas.

3.3 Classificação de faltas

Similarmente ao processo apresentado na detecção de faltas, os dados foram processados para aplicar uma segunda MLP, as mesmas características, alterando para uma camada neural com seis neurônios, uma camada neural intermediária com quinze neurônios e uma camada neural de saída com quatro neurônios ($N1$ a $N4$). A escolha de quatro neurônios na camada de saída é necessária devido a codificação da classe de falta, mostrada na Tabela 1.

Tabela 1. Codificação da classe da falta.

Neurônio	AT	BT	CT	AB	AC	BC	ABT	ACT	BCT	ABC	ABCT
$N1$	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
$N2$	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0
$N3$	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1
$N4$	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1

3.4 Localizador de faltas

Esta subseção detalha os passos para estimar a distância da falta usando dados de dois terminais. A Figura 4 apresenta os passos executados neste processo.

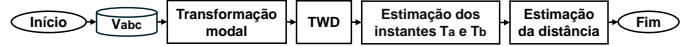


Figura 4. Estimativa da distância da falta.

Transformação modal Nos SDs, os sinais propagados são melhor observados ao desacoplar as fases em componentes modais. Assim, a transformação modal pode ser aplicada, a qual permite que o sistema trifásico seja tratado como um sistema com três circuitos monofásicos, através de três modos desacoplados: modo 0 e dois modos aéreos (modos α e β), cada um com sua característica (Kumar and Saxena, 2018). Os modos são obtidos por meio da Transformada de Clarke apresentada na Equação (2):

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

onde $V_{0,\alpha,\beta}$ são os vetores de tensões modais e $V_{a,b,c}$ são os vetores de tensões de fase. Ademais, a velocidade de propagação para cada modo é calculada usando a Equação (3), conforme Lopes et al. (2018):

$$v = \frac{1}{\sqrt{L \times C}}, \quad (3)$$

onde L e C são obtidos das impedâncias em série dos componentes de sequência e da capacitância em derivação utilizados para representar o SD.

Detecção das descontinuidades A transformada wavelet discreta (TWD) é amplamente aceita para análise de sinais não periódicos e impulsivos, características comuns em sistemas de energia. Assim, a aplicação da TWD para LF em SDs é adequada, pois pode identificar os instantes de tempo das reflexões das ondas viajantes geradas por uma falta (Lopes et al., 2018; Xie et al., 2020).

Na prática, a TWD envolve o agrupamento de pares de filtros passa-baixa e passa-alta em cada estágio de decomposição. Esses estágios podem ser considerados aproximações sucessivas da mesma função, onde cada aproximação fornece informações detalhadas em uma faixa de frequência específica. Esse processo de filtragem sucessiva é conhecido como análise multirresolução.

Cada instante de sinal pode então ser analisado com um limiar estabelecido pela comparação ao valor máximo dos coeficientes de detalhe para cada medidor. O valor estabelecido para o limiar foi aumentado em 10% para reduzir

deteções equivocadas. Dependendo do nível de ruído da rede, o tempo obtido corresponde ao valor máximo do sinal em até 12 amostras após cruzar o limiar. Nessa técnica, apenas o instante de chegada da primeira onda refletida é detectado em cada um dos dois terminais.

Estimação da distância da falta Após detectar o maior valor que ultrapassar o limiar estabelecido para o medidor do terminal A , o mesmo procedimento é repetido com o sinal do medidor do terminal B . Após detectar os instantes no tempo, o atraso é calculado através da Equação (4):

$$T_{delay} = T_B - T_A. \quad (4)$$

Assim, é possível calcular a distância percorrida pela onda viajante e subtrair o valor obtido do comprimento total da linha (Lopes et al., 2018; Maritz et al., 2021), conforme a formulação dada na Equação (5):

$$\hat{D} = \frac{l - V_p \times T_{delay}}{2}, \quad (5)$$

onde \hat{D} é a distância estimada da falta (em metros); V_p é a velocidade de propagação da onda na seção relacionada ao modo α (em m/s); l é o comprimento da seção coberta pelo medidor (em metros); T_{delay} é a diferença de tempo entre os terminais de medição (em segundos).

3.5 Mitigação da múltipla estimação

Em SDs, devido a sua natureza radial, no âmbito dos localizadores de faltas, há o problema das múltiplas estimativas do local da falta (Tresso et al., 2021; Reche et al., 2019). Estimadores baseados em distância, como o método da impedância aparente e a teoria das ondas viajantes, estimam a distância entre a subestação e o ponto de falta. No entanto, mais de uma seção pode corresponder a essa distância.

A Figura 5 apresenta uma rotina baseada em MLP para mitigar essas múltiplas estimativas. O sistema é dividido em zonas de modo que nenhuma ramificação esteja dentro da mesma zona.

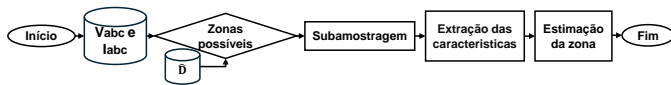


Figura 5. Processo de mitigação da múltipla estimação.

Zonas possíveis A distância estimada, \hat{D} , é uma entrada para o algoritmo. Se houver dois ou mais pontos no sistema com a mesma distância, então ocorre o problema de múltipla estimação do local da falta.

Subamostragem Assim como nas etapas de detecção e classificação, a rotina de mitigação não requer altas taxas de amostragem. Para reduzir o esforço computacional, os sinais foram submetidos a um processo de reamostragem para 32 amostras por ciclo.

Extração das características As características usadas como entrada para a MLP foram extraídas neste processo. Essas características são os valores do fasor de tensão

e corrente para cada uma das fases. Esses valores são obtidos após um ciclo de falta para evitar problemas transitórios. Dessa forma, um total de 36 amostras são obtidas. Dessas, 18 amostras para corrente e 18 amostras para a tensão, provenientes dos seis medidores alocados nas extremidades do sistema, cada um com informações das três fases. É importante observar que, a depender do sistema de distribuição adotado, o número de medidores serão alterados e consequentemente haverá modificações neste processo.

Estimação da zona de falta A estimação da zona de falta foi obtida por meio de outra MLP. No entanto, nesse caso, o número de entradas passa a ser proporcional ao número de medidores. Portanto, quanto mais ramificado for o sistema, maior será o número de entradas. Foi adotada uma camada intermediária com dez neurônios e a camada de saída proporcional ao número de zonas no sistema. Como existem quatro zonas, no sistema teste, foram necessários dois neurônios na camada de saída, denominados como $M1$ e $M2$. Assim, a codificação de saída é mostrada na Tabela 2.

Tabela 2. Codificação da zona de falta.

Neurônio	Z1	Z2	Z3	Z4
$M1$	0	0	1	1
$M2$	0	1	0	1

4. RESULTADOS

Esta seção apresenta os resultados obtidos pela abordagem proposta.

4.1 Resultados de detecção e classificação de faltas

A Figura 6 apresenta exemplos de correntes de fase obtidas para faltas do tipo FT, FF e FFT, respectivamente. O tempo médio para detecção de faltas foi inferior a 17 ms.

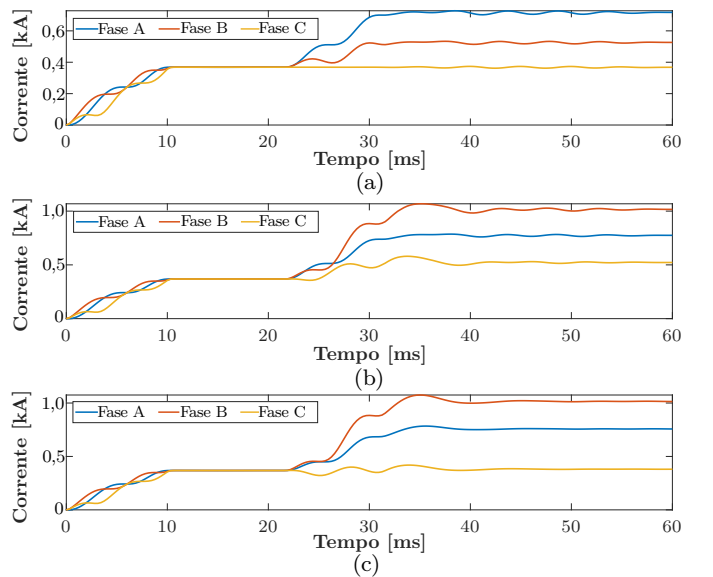


Figura 6. Análise das correntes para distintas condições de falta: (a) FT; (b) FF; e (c) FFT.

O algoritmo de detecção foi capaz de detectar corretamente todas as 1161 faltas com e todos os 284 casos sem a ocorrência da falta. Assim, obteve uma precisão de 100%, bem como a atingida por (Mishra and Rout, 2017).

Em relação ao classificador de faltas, as análises foram conduzidas utilizando o método de validação cruzada com a técnica *k-Folds*. Foram estabelecidos cinco *folds*, em que o conjunto de treinamento possuía 80% dos dados, enquanto os 20% restantes compuseram o conjunto de teste. A matriz de confusão para o conjunto de validação pode ser visualizada por meio da Figura 7.

Classe verdadeira \ Classe estimada	AT	BT	CT	ABT	ACT	BCT	ABCT	AB	AC	BC	ABC
AT	112										
BT		118									
CT			97								
ABT				100							
ACT					109						
BCT						113					
ABCT							90				23
AB								98			
AC									88		
BC										98	
ABC							62				56

Figura 7. Matriz de confusão para o classificador de faltas.

Observa-se que, para faltas do tipo FT, FF e FFT, o classificador apresentou precisão de 100%. No entanto, o algoritmo não foi capaz de distinguir perfeitamente as faltas FFF e FFFT. Esse fato ocorreu, pois há pouca ou nenhuma diferença, em termos de corrente, entre uma falta do tipo FFF e uma do tipo FFFT. Por outro lado, não há necessidade de distinguir essas faltas entre si, uma vez que a formulação utilizada pelo localizador de faltas será a mesma para ambas.

4.2 Estimação da distância das faltas

Os resultados da estimativa de distância da falta são apresentados na sequência, considerando os erros relativos médios para todos os casos de falta simulados. A Figura 8 apresenta o desempenho do localizador em relação à distância de ocorrência da falta ao medidor.

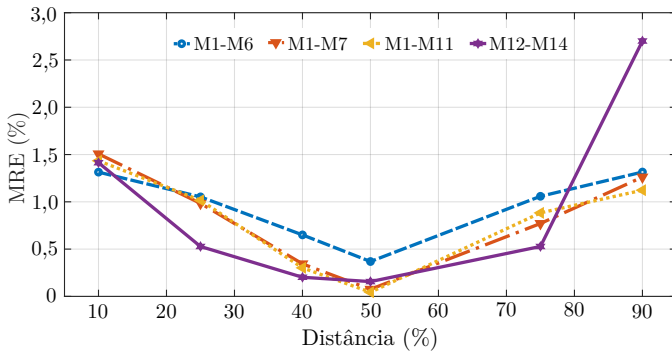


Figura 8. Erro relativo médio em função da distância da falta.

A técnica de LF baseada em ondas viajantes apresentou maior dificuldade em localizar faltas nas extremidades da

seção faltosa devido às inúmeras reflexões, pois nessas regiões do sistema concentra-se o maior número de reflexões e componentes de altas frequências.

Considerando os pares de medidores correspondentes ao alimentador de *T1*, os erros mais significativos não ultrapassam 1,5%. O maior erro, de 2,7%, foi obtido para o par de medidores do alimentador de *T2*. Esses erros ocorreram devido à dificuldade em detectar o instante de tempo da primeira frente de onda refletida. As faltas aplicadas na metade do comprimento da linha entre os pares de medidores obtiveram os menores erros, variando de 0,04% a 0,36%, representando praticamente uma LF exata.

O desempenho em função do tipo da falta também foi analisado. Para isso, faltas em todas as distâncias apresentadas na Figura 8 foram consideradas. O resultado do desempenho do algoritmo em relação ao tipo de falta pode ser observado na Figura 9.

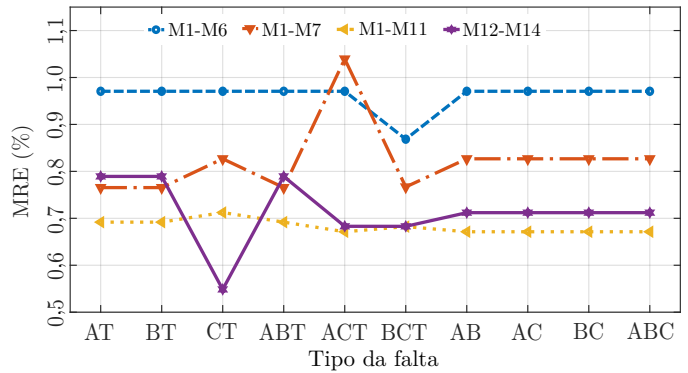


Figura 9. Erro relativo médio em função do tipo de falta.

Nessa análise, os maiores erros foram de 1,09% e 1,03% para os tipos FT e FFT, respectivamente, localizados pelo par de medidores *M12-M14*. Os erros mais baixos foram de 0,52% e 0,53% para faltas dos tipos FF e FFF. Embora o erro mais significativo obtido tenha sido de 2,7%, os resultados validam o localizador de faltas quando usado em SDs radiais.

4.3 Mitigação das múltiplas estimações de faltas

A MLP usada no processo de mitigação das múltiplas estimações de faltas considerou o mesmo processo de treinamento e teste do classificador de faltas, ou seja, usando cinco *Folds*. A Figura 10 apresenta a matriz de confusão para o conjunto de testes.

No caso em que a falta ocorreu em *Z1*, de um total de 515 casos, 512 foram corretamente estimados, resultando em uma precisão de 99,4%. Para faltas em *Z2*, de um total de 111 casos, 104 foram corretamente estimados, alcançando uma precisão de 93,7%. Para *Z3*, de um total de 86 casos, 78 foram corretamente estimados, totalizando uma precisão de 90,7%. Finalmente, em *Z4*, de um total de 449 casos, todos foram corretamente estimados, resultando em uma precisão de 100%. Dos 1613 casos simulados para validação, 1143 casos foram mitigados com sucesso, obtendo uma precisão média de 98,4%.

Z1	512	1	2	
Z2	2	104	1	4
Z3	1	4	78	3
Z4				449
	Z1	Z2	Z3	Z4

Figura 10. Matriz de confusão para a mitigação das múltiplas estimativas de faltas.

5. CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou uma abordagem que permitiu a detecção, classificação, localização de faltas em um SD, bem como a mitigação do problema de múltipla estimativa do local de falta. A utilização de uma MLP na detecção de faltas garantiu a identificação correta e evitou a detecção indevida ou a não detecção da falta elétrica. Além disso, na classificação, a MLP economizou recursos computacionais em comparação a outras técnicas descritas na literatura. Na LF, a teoria das ondas viajantes foi utilizada, proporcionando alta precisão. Os maiores erros na estimativa de distância ocorreram perto dos terminais da linha devido à concentração de reflexões nesses locais, tornando mais difícil obter os instantes corretos para a referida estimativa. O uso da MLP para mitigar a múltipla estimativa foi apropriado, pois, com pouca informação sobre o sistema, somente os sinais de tensão e corrente, foi possível determinar corretamente as regiões de falta. Assim, de uma forma geral a proposição permitiu uma localização precisa de faltas em SDs radiais como uma ferramenta fundamental à concessionária para rápida e eficiente restauração do sistema elétrico.

AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer à Escola de Engenharia de São Carlos e à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Brasil, pelas facilidades fornecidas, bem como à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) - Código de Financiamento 001. Agradecemos sinceramente o apoio do RCGI - Centro de Pesquisa em Inovação em Gases de Efeito Estufa (23.1.8493.1.9), hospedado pela Universidade de São Paulo (USP), patrocinado pela FAPESP - Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (2020/15230-5) e pela TotalEnergies, além da importância estratégica do apoio dado pela ANP (Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis) através da regulamentação do imposto sobre Pesquisa e Desenvolvimento (P&DI).

REFERÊNCIAS

Aboshady, F., Thomas, D., and Sumner, M. (2019). A new single end wideband impedance based fault location scheme for distribution systems. *Electric Power Systems Research*, 173, 263–270.

Dashti, R., Daisy, M., Shaker, H.R., and Tahavori, M. (2018). Impedance-based fault location method for four-wire power distribution networks. *IEEE Access*, 6, 1342–1349.

Galvez, C. and Abur, A. (2021). Fault location in meshed distribution systems using a minimum number of digital fault recorders. In *2021 North American Power Symposium (NAPS)*, 01–06.

Gholami, M., Abbaspour, A., Moeini-Aghtaie, M., Fotuhi-Firuzabad, M., and Lehtonen, M. (2020). Detecting the location of short-circuit faults in active distribution network using pmu-based state estimation. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 11(2), 1396–1406.

Gururajapathy, S., Mokhlis, H., and Illias, H. (2017). Fault location and detection techniques in power distribution systems with distributed generation: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 74, 949–958.

Jia, H. (2017). An improved traveling-wave-based fault location method with compensating the dispersion effect of traveling wave in wavelet domain. *Mathematical Problems in Engineering*, 2017, 1–11.

Kumar, R. and Saxena, D. (2018). A traveling wave based method for fault location in multi-lateral distribution network with dg. In *2018 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT Asia)*, 7–12.

Lopes, F.V., Dantas, K.M., Silva, K.M., and Costa, F.B. (2018). Accurate two-terminal transmission line fault location using traveling waves. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 33(2), 873–880.

Maritz, E.C.M., Maritz, J.M., and Salehi, M. (2021). A travelling wave-based fault location strategy using the concepts of metric dimension and vertex covers in a graph. *IEEE Access*, 9, 155815–155825.

Mishra, M. and Rout, P.K. (2017). Detection and classification of micro-grid faults based on hht and machine learning techniques. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 12(2), 388–397.

Mohod, S.B. and Ghate, V.N. (2012). Techniques for detection of power quality disturbance waveform-a review. *International Journal of Electrical, Electronics and Computer Systems*, 8(2), 563–567.

Reche, E.A., Sousa, J.V.d., Coury, D.V., and Fernandes, R.A.S. (2019). Data mining-based method to reduce multiple estimation for fault location in radial distribution systems. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(4), 3612–3619.

Robson, S., Haddad, A., and Griffiths, H. (2014). Fault location on branched networks using a multiended approach. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 29(4), 1955–1963.

Stefanidou-Voziki, P., Sapountzoglou, N., Raison, B., and Dominguez-Garcia, J. (2022). A review of fault location and classification methods in distribution grids. *Electric Power Systems Research*, 209, 108031.

Tresso, Y.V., Fernandes, R.A., and Coury, D.V. (2021). Reducing multiple estimation for fault location in medium voltage distribution networks. *Electric Power Systems Research*, 199, 107424.

Wang, Z., Ma, X., Lu, Y., Wang, C., Lin, X., and Sui, Q. (2020). Single-ended data based fault location method for multi-branch distribution network. *Energy Reports*, 6, 385–390. The 6th International Conference on Power and Energy Systems Engineering.

Xie, L., Luo, L., Li, Y., Zhang, Y., and Cao, Y. (2020). A traveling wave-based fault location method employing vmd-teo for distribution network. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 35(4), 1987–1998.