

Árvores de decisão aplicadas à redução de múltipla estimação de faltas em sistemas de distribuição de média tensão

A. L. Moraes* 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: andersonmoraes@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:

Fault location is not a trivial task in distribution systems, since the radial characteristic of the feeders makes fault locators present multiple estimations (especially those based on impedance). In this sense, there is difficult to accurately locate the fault. Therefore, this work presents a decision tree-based approach to reduce the multiple fault estimation issue. For this purpose, the feeder was divided into sectors, which do not overlap. Next, five types of faults were considered in the simulations, which were performed by using the PSCAD™/EMTDC™ software. It is worth mentioning that only one meter was used, allocated in the substation. Thus, the voltage and current signals from this meter were subjected to a feature extraction process that, in turn, were used as inputs to decision trees that could be trained and validated to locate the faulted sector. Based on the results, the proposed approach was able to identify above 96.3% for sectors under single-phase faults, 84.3% for two-phase faults and 73.0% for three-phase faults.

Resumo: A localização de faltas não é uma tarefa trivial em sistemas de distribuição, visto que a característica radial dos alimentadores faz com que os localizadores de faltas apresentem múltiplas estimações (principalmente aqueles baseados em impedância). Neste sentido, há uma dificuldade para realizar a localização precisa de faltas. Portanto, este trabalho apresenta uma abordagem baseada em árvore de decisão para reduzir o problema da múltipla estimação de faltas. Para tanto, o alimentador foi dividido em setores, que não se sobrepõem. Em seguida, cinco tipos de falhas foram considerados nas simulações, realizadas utilizando o software PSCAD™/EMTDC™. Vale mencionar que empregou-se apenas um medidor, alocado na subestação. Assim, os sinais de tensão e corrente provenientes desse medidor foram submetidos a um processo de extração de características que, por sua vez, foram utilizadas como entradas às árvores de decisão que puderam ser treinadas e validadas para localizar o setor sob falta. Com base nos resultados alcançados, o método apresentado possibilitou a identificação acima de 96,3% para os setores sob faltas monofásicas, 84,3% para bifásicas e 73,0 % para trifásicas.

Keywords: Fault location; multiple estimation; distribution system; decision trees.

Palavras-chaves: Localização de faltas; múltipla estimação; sistema de distribuição; árvores de decisão.

1. INTRODUÇÃO

Sistemas de distribuição constantemente estão sujeitos às faltas elétricas, as quais podem ocorrer de forma aleatória ao longo do sistema. Estima-se que 80% das interrupções no fornecimento são devidas às faltas elétricas (Gonen, 2014). Calcula-se ainda que 90% das faltas são oriundas da atuação do sistema de proteção (Brown, 2009). Logo, esses eventos elétricos impactam negativamente a qualidade e confiabilidade da energia elétrica entregue aos consumidores, além de perdas financeiras para as concessionárias de distribuição de energia elétrica (Gholami et al., 2020). Assim, a localização de faltas representa uma importante tarefa para a restauração do sistema.

De modo geral, o processo tradicional de localização de faltas é composto por três principais estágios, a saber: (i) detecção; (ii) classificação; e (iii) localização. A detecção é responsável pela determinação dos instantes de início e fim de um evento de falta. Redes Neurais Artificiais (Shafiullah e Abido, 2018; Mishra e Rout, 2018) e Máquinas de Vetores de Suporte (Zhang et al., 2018; Mishra e Rout, 2018) são algumas das ferramentas da literatura aplicadas nesse contexto. Já a classificação visa identificar qual das 11 possibilidades de faltas pode ter afetado o sistema. Algumas abordagens de classificação fazem o uso de medidas de ângulo de fase entre as componentes de sequência (Adu, 2002), bem como o uso de técnicas de aprendizado de máquina (Jamehbozorg e Shahrtash,

2010). Em relação ao estágio de localização, as técnicas da literatura podem ser divididas em: baseadas na impedância (Girgis et al., 1993; Zhang et al., 2020), ondas viajantes (Jahromi et al., 2020; Shu et al., 2020) e inteligentes (Li et al., 2019; Sapountzoglou et al., 2020).

Nos sistemas de transmissão, o estágio de localização de faltas é um assunto que foi bastante consolidado e de fácil aplicação. Contudo, em sistemas de distribuição essa tarefa não é tão trivial. A radialidade do sistema, bem como a presença de ramificações ao longo dos alimentadores propicia uma maior dificuldade em se estimar o local da falta, principalmente devido ao surgimento de múltiplas direções em que uma falta pode ocorrer (Reche et al., 2019; Tresso et al., 2021). Esse problema ocorre quando são utilizados localizadores de faltas nas subestações e estes são baseados na impedância ou ondas viajantes.

Trindade et al. (2014), por exemplo, propuseram uma metodologia baseada na matriz de impedância do sistema e medidores inteligentes para lidar com o problema das múltiplas estimativas em sistemas de distribuição. A partir de medidas de tensão capturadas pelos medidores em diferentes barras do sistema, uma estimativa é feita relacionando estas medidas à matriz de impedâncias. Entretanto, o número de medidores necessários será proporcional ao tamanho do sistema, o que pode elevar seu o custo de implementação em sistemas maiores.

Em Trindade e Freitas (2017) foi proposta uma abordagem que integra o conceito de Zonas de Baixa Tensão, o qual se baseou em medições de tensão e na resposta de um localizador de faltas baseado em impedância. Além de utilizar vários medidores no sistema, os autores propuseram um limiar adaptativo para selecionar as regiões com maior afundamento de tensão e, assim, detectar o real local da falta. Esse limiar, no entanto, é dependente do valor da distância fornecido pelo método de impedância. Logo, a adoção de um outro método de localização, o qual apresente uma precisão diferente, pode afetar o desempenho do limiar.

Diferente da formulação apresentada em Trindade e Freitas (2017), a técnica apresentada por Tresso et al. (2021) faz uso de apenas uma fase envolvida na falta. A nova formulação proposta neste artigo utiliza componentes de sequência positiva, bem como o uso de diversos medidores e de um limiar adaptativo.

A fim de contornar os problemas elencados anteriormente, o presente artigo propõe uma abordagem baseada em árvores de decisão para reduzir as múltiplas estimativas de faltas. A partir de dados coletados por um único medidor, posicionado na subestação, é realizada a identificação de qual região do sistema de distribuição a falta de fato ocorreu. Para tanto, o sistema elétrico é previamente dividido em setores, para que posteriormente o algoritmo identifique a parcela do sistema à qual a falta está contida. Ademais, não foi necessário utilizar a informação da distância da falta no algoritmo para identificar o setor.

O restante do artigo está organizado conforme segue. A Seção 2 apresenta o sistema de referência simulado nesse trabalho. A Seção 3 descreve a metodologia proposta. A Seção 4 apresenta os resultados. A Seção 5 promove uma

discussão sobre os resultados encontrados. E, por fim, a Seção 6 apresenta as conclusões finais do trabalho.

2. SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO DE REFERÊNCIA

Nesta pesquisa, foi utilizado o sistema de referência de distribuição de média tensão CIGRE (CIGRE, 2014), o qual apresenta ramificações ao longo de sua extensão que podem incorrer no problema de múltiplas estimativas de faltas. Em sua concepção, o sistema CIGRE é inspirado em uma rede real do sul da Alemanha para ser utilizado em estudos envolvendo a integração de fontes renováveis e outros recursos energéticos. Assim, o sistema CIGRE consiste em uma rede de distribuição de média tensão balanceada e simétrica, composta por dois alimentadores principais de 20 kV e com a possibilidade de operar de forma radial ou malhada. Além disso, o sistema possui 14 barras em sua totalidade e opera na frequência nominal de 50 Hz (CIGRE, 2014). A Fig. 1 ilustra o sistema de distribuição CIGRE mencionado.

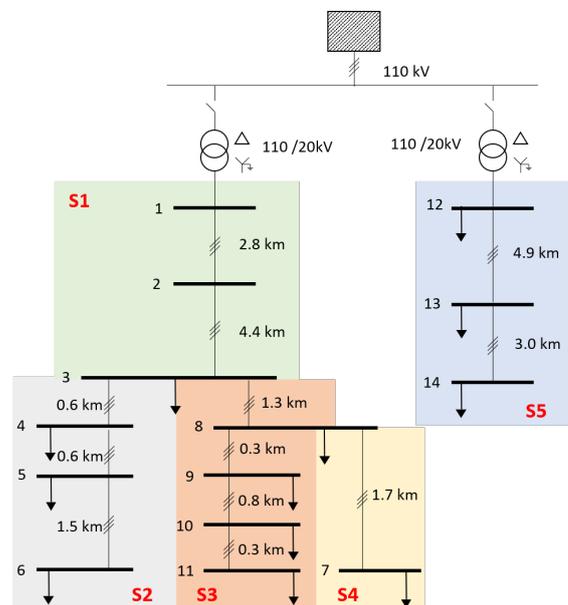


Figura 1. Sistema de distribuição de média tensão CIGRE.

Tendo em vista o problema da múltipla estimativa de faltas, o foco deste trabalho foi direcionado principalmente ao alimentador da esquerda (Fig. 1) que possui ramais laterais conectados ao longo de sua extensão. Para a condução dos estudos deste trabalho foram feitas algumas considerações no sistema de referência CIGRE. A frequência do sistema foi alterada para 60 Hz a fim de se adequar à frequência nominal do Brasil. Logo, as reatâncias do sistema foram recalculadas para se adequar ao valor de frequência utilizado. Ademais, não foram considerados recursos energéticos distribuídos no contexto dessa pesquisa.

2.1 Divisão do sistema em setores

A divisão do sistema em setores representa um processo preparatório importante à localização de faltas em redes de distribuição. Vale mencionar que há somente um medidor instalado no sistema, o qual está posicionado na subestação. Assim, caso uma falta ocorra a 2 km a jusante da

subestação, é difícil afirmar qual a localização exata da falta apenas com a informação da distância fornecida pelo localizador. Nesse contexto, a falta pode estar posicionada a 2 km do barramento 1 ou a 2 km do barramento 12 (Fig. 1). A instalação de mais medidores ao longo do sistema, por sua vez, poderia contornar o problema. Contudo, esta prática elevaria consideravelmente o custo de implementação.

Diante ao problema relatado e visando reduzir o custo final de aplicação, este artigo propôs a divisão do sistema CIGRE em 5 setores (S1, S2, S3, S4 e S5), conforme representado na Fig. 1. Conforme previamente mencionado, o foco principal do trabalho é reduzir as múltiplas estimativas de faltas sobre o alimentador que possui ramais laterais em sua composição (S1 a S4). Entretanto, o setor S5 também foi considerado nessa pesquisa para representar a possibilidade de faltas externas ao alimentador sob análise. Assim, uma técnica de aprendizado de máquina ficará responsável por detectar o setor em situação de falta. Mais detalhes sobre esse processo serão apresentados na Seção 3.

2.2 Simulação das condições de falta

Para a condução do presente estudo, foram consideradas faltas monofásicas (A-terra), bifásicas (AB e AB-terra) e trifásicas (ABC e ABC-terra), e geradas seguindo as configurações propostas no trabalho de Reche et al. (2019), a saber:

- resistência de falta variando aleatoriamente entre 1 e 25 Ω ;
- ângulo de falta variando aleatoriamente entre 0° e 180°; e
- faltas aplicadas a cada 100 metros de distância entre os barramentos.

As condições de faltas foram simuladas por meio da integração do PSCAD™/EMTDC™ com o *Python*. Esta abordagem permite a criação de rotinas que automatizam o processo de simulação das faltas. Assim, considerando a existência de apenas um medidor com uma taxa amostral de 256 amostras/ciclo, 2442 condições faltas com duração de 10 ciclos foram simuladas para o sistema CIGRE. Para cada simulação foram considerados 3 ciclos de pré-falta e outros 3 ciclos pós-falta.

3. METODOLOGIA PROPOSTA

Esta seção tem como escopo apresentar a metodologia adotada para a redução da múltipla estimativa de faltas em sistemas de distribuição. É importante salientar que as tarefas de detecção e classificação não foram implementadas no contexto deste trabalho. Contudo, quaisquer outros métodos clássicos da literatura podem ser aplicados para esse propósito.

Os principais estágios desta pesquisa estão ilustrados na Fig. 2, os quais são explanados em maiores detalhes nas subseções que seguem.

3.1 Pré-Processamento de dados

O medidor instalado na subestação foi o componente do sistema responsável pela aquisição dos sinais de tensão

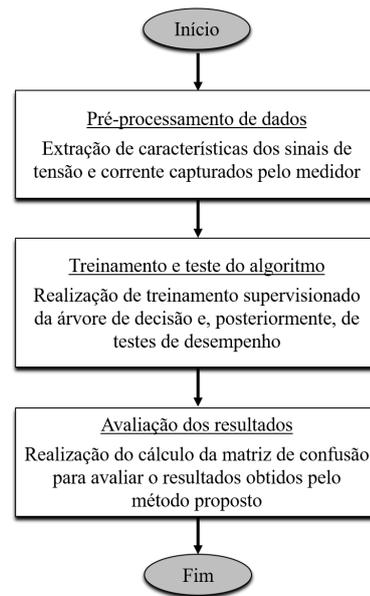


Figura 2. Visão geral da metodologia proposta.

e corrente instantâneas (v_{abc} e i_{abc}) e fasoriais (V_{abc} e I_{abc}). A partir desses dados, procedeu-se primeiramente com o cálculo da tensão e corrente de sequência zero (V_0 e I_0). Em seguida, calculou-se as componentes superpostas (diferença entre o sinal de pós e pré-falta) das tensões e correntes instantâneas, bem como da tensão e corrente de sequência zero. É importante destacar que as componentes superpostas são comumente utilizadas na literatura para o sistema desonerado de variações de carregamento (Aggarwal et al., 1993).

Durante a ocorrência da falta, transitórios de alta frequência podem estar presentes nos primeiros ciclos de pós-falta e, com isso, pode prejudicar o cálculo das componentes superpostas. Diante disso, foi utilizado o segundo ciclo de sinal anterior ao início da falta como janela de dados de pré-falta e o terceiro ciclo de sinal após a falta como janela de pós-falta.

Por conseguinte, foi realizada a extração de algumas características dos sinais anteriormente mencionados para destacar informações das faltas e auxiliar no processo de localização. Então, por meio de cálculos matemáticos (Borges et al., 2016), obteve-se as seguintes características:

- Baseadas em estatísticas – Média Harmônica (C1), Desvio Padrão (C2), Desvio Médio (C3) e Kurtosis (C4);
- Baseadas na quantidade de informação do sinal – Entropia (C5), Entropia de *Shannon* (C6) e Entropia de *Rényi* (C7);
- Baseadas na amplitude do sinal – Valor Eficaz (C8), Valor de Pico (C9) e Diferença entre o maior e o menor valor da janela (C10);

Ademais, realizou-se o cálculo da impedância aparente (Z_{app}) do sistema para a janela de pós-falta, por meio da razão da tensão e da corrente fasoriais de cada fase. Também foi calculada uma impedância aparente para as componentes superpostas ($Z_{app,super}$), definida pela razão entre tensão e da corrente fasoriais superpostas. Assim, as partes real (R) e imaginária (X) dessas impedâncias

são consideradas como características adicionais extraídas. Nesse sentido, para cada falta simulada foram extraídas 92 características.

A Fig. 3 ilustra o processo de tratamento dos dados descrito nessa subseção.

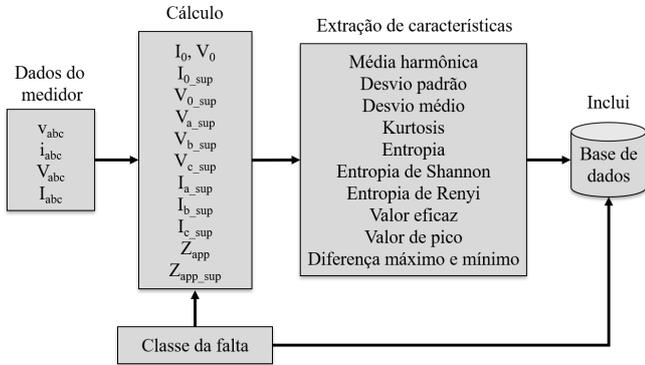


Figura 3. Esquema de pré-processamento dos dados do medidor.

3.2 Treinamento e testes das árvores de decisão

Árvore de decisão (AD) representa uma das técnicas de aprendizado de máquina aplicadas em problemas de classificação e regressão. Esse tipo de técnica utiliza uma representação em árvore, hierarquicamente estruturada e com um conjunto de nós interconectados. Cada nó interno indica um teste condicional do tipo “*se <condição>, então ...; senão ...*” sobre determinada amostra de entrada (ou atributo). Por meio de um processo iterativo, o algoritmo divide os atributos de uma amostra em subgrupos progressivamente menores, até obter a estratificação das folhas para a classificação propriamente dita (Witten et al., 2011).

Assim, as regras de classificação para cada classe podem ser visualizadas percorrendo o caminho da raiz até as folhas da árvore, conforme mostrado na Fig. 4.

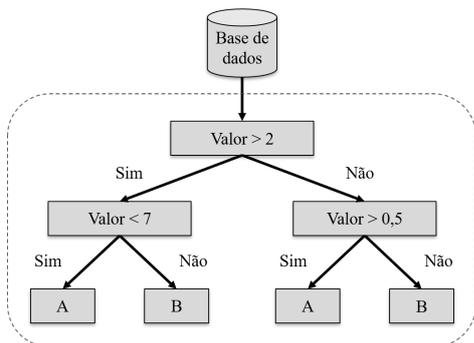


Figura 4. Esquema genérico de um classificador baseado em AD.

Neste trabalho, o problema de identificação do setor da falta visando reduzir a múltipla estimação pode ser modelado com um problema binário, ou seja, a ocorrência de falta em determinado setor representa a classe 1 e a não ocorrência a classe 0. Para tanto, a designação de um classificador especialista para cada setor do sistema

deverá ser modelado, formando um grupo de classificadores (denominado por *ensemble*) que operarão em conjunto para identificar o real setor da falta. Além disso, faz-se necessária a criação de uma estrutura como essa para cada tipo de falta, que será ativada a partir do conhecimento sobre a categoria da falta. A Fig. 5 representa a estrutura de identificação do setor de falta utilizada nesse trabalho.

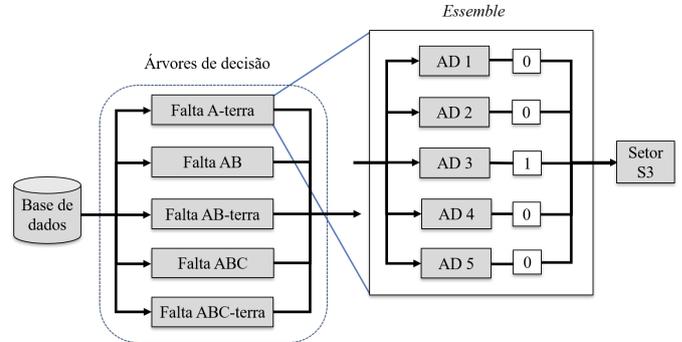


Figura 5. Estrutura de identificação do setor de falta, exemplificando uma falta ocorrida no setor S3 .

Ademais, para a implementação dos classificadores, foi utilizada a função *DecisionTreeClassifier* disponível na biblioteca *Scikit-Learn* da linguagem *Python*. O algoritmo foi configurado para lidar com dados desbalanceados e definida a profundidade máxima de crescimento da árvore como 10. Uma profundidade máxima de crescimento muito grande pode tornar o modelo obtido muito complexo de ser interpretado e, sobretudo, computacionalmente oneroso para uma implementação em *hardware*.

Considerando as 2442 situações de faltas simuladas no PSCAD™/EMTDC™, 70% destas foram utilizadas no processo de treinamento das ADs, enquanto os 30% restantes foram usados para validar/testar a metodologia proposta.

3.3 Métrica de avaliação de desempenho

Para avaliar os resultados obtidos, considerou-se o uso de Matrizes de Confusão (Duda e Stork, 2001). No âmbito do aprendizado de máquina, a matriz de confusão possibilita a visualização do desempenho de um algoritmo de classificação. Por meio de uma matriz são relatados e confrontados as quantidades de falsos positivos (FP), falsos negativos (FN), verdadeiros positivos (VP) e verdadeiros negativos (VN) resultantes do processo de classificação para os dados de teste. Diante dessas informações extraídas, é possível calcular a acurácia (Acc) do modelo, ou seja, quantas previsões o modelo acertou para cada classe considerada (Fig. 6).

	0	1	Acurácia (Acc)
0	FP	FN	Acc Classe 0
1	VN	VP	Acc Classe 1

Figura 6. Ilustração de uma matriz de confusão genérica.

4. RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES

Nesta seção são apresentados resultados obtidos a partir da metodologia proposta. Conforme previamente mencio-

nado, devido ao sistema ser balanceado, foram consideradas as faltas dos tipos A-terra, AB, AB-terra, ABC e ABC-terra. Com isso, os resultados encontrados estão dispostos nas Figs. 7-11.

Um alto desempenho foi constatado para o caso de faltas A-terra, conforme observado na Fig. 7. Os classificadores deste *ensemble* apresentaram acurácias acima de 95% para indicar se, de fato, ocorreu uma falta em um dado setor do sistema de distribuição. Além disso, nota-se que os classificadores dos setores S1 e S2 apresentaram desempenhos acima dos demais setores, registrando acurácias de 100% e 99,3%, respectivamente. Devido ao maior número de estimações para faltas após o barramento 3, por apresentar mais ramificações, a acurácia encontrada foi um pouco menor, porém acima de 95%. Para a identificação da classe 0 (não ocorrência de falta) foi alcançada uma acurácia acima de 96% entre os classificadores.

S1	0	1	Acc
0	479	3	98,4%
1	0	251	100%

(a)

S2	0	1	Acc
0	656	7	98,9%
1	2	68	97,1%

(b)

S3	0	1	Acc
0	627	23	96,5%
1	4	79	95,2%

(c)

S4	0	1	Acc
0	679	0	100%
1	2	52	96,3%

(d)

S5	0	1	Acc
0	454	4	99,1%
1	2	273	99,3%

(e)

Figura 7. Resultados para faltas A-terra.

É importante mencionar que os classificadores do *ensemble* para faltas A-terra utilizaram um número reduzido de características no processo decisório. O classificador do setor S1 utilizou apenas 5 características das 92 disponíveis para uso. Já para os setores S2, S3, S4 e S5 foram utilizadas 9, 10, 5 e 7 características, respectivamente. Dentre as características efetivamente utilizadas, notou-se um grande destaque de: valores de pico da tensão e corrente, diferença entre os valores máximo e mínimo para tensão e corrente, média harmônica e desvio padrão.

Para o caso das faltas bifásicas envolvendo as fases AB e isoladas do terra, o método proposto possibilitou acurácias entre 81,5% e 98,2% para a classe 1 e entre 84,0% e 90,0% para a classe 0 (Fig. 8). Apesar do classificador do setor S5 ter apresentado os melhores resultados para ambas as classes (1 e 0), o desempenho dos 5 classificadores foram muito próximos entre si. Além disso, comparando-se com o caso anterior, os classificadores para faltas do tipo AB requisitaram um número maior de características para proceder à localização do setor de falta. Assim, o setor S1 necessitou de 22 características, enquanto S2, S3, S4 e S5 precisaram de 18, 23, 15 e 19, respectivamente. Ou seja, mais características foram necessárias para lidar com faltas bifásicas não aterradas.

Para faltas AB-terra, não se observou uma grande variação no desempenho final dos classificadores (Fig. 9). O desempenho para os setores S2 e S3 foram idênticos para as faltas AB e AB-terra. Para os demais setores, os desempenhos encontrados são muito próximos aos das faltas ABm porém não são idênticos. E os classificadores

S1	0	1	Acc
0	431	51	89,4%
1	35	216	86,1%

(a)

S2	0	1	Acc
0	557	106	84,0%
1	9	61	87,1%

(b)

S3	0	1	Acc
0	566	84	87,1%
1	11	72	86,8%

(c)

S4	0	1	Acc
0	611	68	90,0%
1	10	44	81,5%

(d)

S5	0	1	Acc
0	397	61	86,7%
1	5	270	98,2%

(e)

Figura 8. Resultados para faltas AB.

dos setores S1, S2, S3, S4 e S5 utilizaram 39, 26, 24, 17 e 15, respectivamente. Diferentemente do caso anterior, mais características foram necessárias para o modelo, principalmente ligados aos setores S1 e S2.

S1	0	1	Acc
0	428	54	88,8%
1	45	206	82,1%

(a)

S2	0	1	Acc
0	557	106	84,0%
1	9	61	87,1%

(b)

S3	0	1	Acc
0	556	84	87,1%
1	11	72	86,8%

(c)

S4	0	1	Acc
0	575	104	84,7%
1	2	52	96,3%

(d)

S5	0	1	Acc
0	406	52	88,7%
1	11	264	96,0%

(e)

Figura 9. Resultados para faltas AB-terra.

Resultados muito similares aos casos bifásicos foram obtidos para as faltas trifásicas (Fig. 10). Os classificadores desse *ensemble* possibilitaram acurácias acima de 81,4% para a classe 1 e de 85,0% para a classe 0. Os setores S1, S2 e S3 obtiveram resultados relativamente próximos entre si para ambas classes (1 e 0). O setor S5 foi o que, novamente, demonstrou maior desempenho perante aos demais setores, reproduzindo uma acurácia de 96,7% para a classe 1 e de 86,7% para a classe 0. E, para possibilitar esses resultados, a AD do setor S1 utilizou 31 características, enquanto os setores S2, S3, S4 e S5 necessitaram de 20, 38, 14 e 14, respectivamente. Nota-se que para faltas trifásicas não aterradas há uma grande demanda de características para os modelos preditivos dos setores S1 e S3.

S1	0	1	Acc
0	414	68	85,9%
1	42	209	83,3%

(a)

S2	0	1	Acc
0	566	97	85,4%
1	13	57	81,4%

(b)

S3	0	1	Acc
0	560	90	86,2%
1	13	70	84,3%

(c)

S4	0	1	Acc
0	611	68	90,0%
1	6	48	88,9%

(d)

S5	0	1	Acc
0	411	47	89,7%
1	9	266	96,7%

(e)

Figura 10. Resultados para faltas ABC.

Por fim, a Fig. 11 ilustra as matrizes de confusão dos resultados para as faltas trifásicas envolvendo o elemento terra. Perante a esses resultados, nota-se uma pequena redução das acurácias dos classificadores para a classe 1, principalmente para os setores S1, S2 e S3, que foram entre 75,7% e 94,9%. Para a classe 0, as acurácias encontradas variaram entre 71,1% e 87,3%, sendo que os setores S1 e S5 apresentaram melhor desempenho nesse quesito. Para a obtenção destes resultados, os classificadores utilizaram 39 características para o S1, 26 para S2, 24 para S3, 17 para S4 e 15 para S5.

S1	0	1	Acc
0	421	61	87,3%
1	58	193	76,9%

(a)

S2	0	1	Acc
0	533	130	80,4%
1	17	53	75,7%

(b)

S3	0	1	Acc
0	462	188	71,1%
1	10	73	88,0%

(c)

S4	0	1	Acc
0	559	120	82,3%
1	7	47	87,0%

(d)

S5	0	1	Acc
0	397	61	86,7%
1	14	261	94,9%

(e)

Figura 11. Resultados para faltas ABC-terra.

5. DISCUSSÕES

Com base nesses resultados, a abordagem proposta permitiu a redução de múltiplas estimações de faltas de forma eficaz. Mesmo na porção do sistema que engloba os setores S2, S3 e S4, o algoritmo apresentou um alto desempenho para identificar o setor sob falta. Além disso, por se tratar de *ensembles* de ADs de até 10 níveis de profundidade, a estrutura de decisão do algoritmo é de fácil interpretação e solicita pouco poder computacional, o que garante facilmente sua implementação em *hardware* de baixo custo.

Diferentemente dos trabalhos da literatura, como Trindade et al. (2014), Trindade e Freitas (2017) e Tresso et al. (2021), a metodologia desse trabalho não é dependente do valor da distância de falta, estimada por algum localizador de faltas, para determinar o setor de ocorrência da falta. Diante disso, qualquer localizador de faltas, seja por impedância aparente ou por ondas viajantes, por exemplo, não afeta direta ou indiretamente o desempenho o metodologia proposta.

Por fim, é importante destacar que os resultados alcançados por esta abordagem, os quais estão dispostos na seção anterior, foram obtidos a partir da medição da subestação. Por utilizar apenas um medidor, o custo de implementação em contexto real acaba sendo bastante reduzido.

6. CONCLUSÃO

Uma nova abordagem baseada em árvores de decisões para a redução do problema de múltiplas estimações de faltas em sistemas de distribuição de média tensão foi apresentada. Para a condução da pesquisa, foi escolhido o sistema de distribuição CIGRE, o qual foi dividido em cinco setores (S1, S2, S3, S4 e S5). Faltas faltas monofásicas (A-terra), bifásicas (AB e AB-terra) e trifásicas (ABC e ABC-terra) foram simuladas alterando o ângulo de

incidência, resistência de falta e distância em relação a subestação. Diferentemente da maioria dos trabalhos da literatura, foi utilizado apenas um medidor, o qual foi posicionado na subestação para coletar os dados de operação do sistema. Diante dos resultados alcançados, a metodologia foi capaz de reduzir, com eficácia, o problema de múltiplas estimações de faltas. Além disso, devido ao uso de cálculos simples para promover detecção do setor da falta, o método proposto exige pouco poder computacional, sendo portanto uma boa alternativa para aplicações em hardware de baixo custo. Como trabalhos futuros, vislumbra-se realizar testes alterando a topologia da rede e verificar o desempenho da metodologia deste trabalho. Outrossim, deseja-se propor uma análise mais aprofundada para verificar o impacto do desempenho dessa metodologia frente ao aumento do número de medidores alocados prioritariamente nos setores do sistema que a acurácia encontrada foi menor.

AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo e à Universidade Federal de São Carlos, Brasil, pelas facilidades oferecidas.

REFERÊNCIAS

- Adu, T. (2002). An accurate fault classification technique for power system monitoring devices. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 17(3), 684–690.
- Aggarwal, R., Coury, D., Johns, A., e Kalam, A. (1993). A practical approach to accurate fault location on extra high voltage teed feeders. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 8(3), 874–883.
- Borges, F.A.S., Fernandes, R.A.S., Silva, I.N., e Silva, C.B.S. (2016). Feature extraction and power quality disturbances classification using smart meters signals. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 12(2), 824–833.
- Brown, R.E. (2009). Electric power distribution reliability. 2a ed., Nova Iorque: CRC Press.
- CIGRE (2014). Benchmark systems for network integration of renewable and distributed energy resources.
- Duda, R.O. e Stork, D.G. (2001). Pattern classification. 2a ed., Nova Iorque: Wiley, 10(4), 3612–3619.
- Gholami, M., Abbaspour, A., Moeini-Aghaie, M., Fotuhi-Firuzabad, M., e 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.
- Girgis, A., Fallon, C., e Lubkeman, D. (1993). A fault location technique for rural distribution feeders. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 29(6), 1170–1175.
- Gonen, T. (2014). Electric power distribution engineering. 3a ed., Florida: CRC Press.
- Jahromi, A., Wolfs, P., Islam, S., e Siada, A. (2020). Fault location on radial distribution networks via distributed synchronized traveling wave detectors. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 35(3), 1553–1562.
- Jamehbozorg, A. e Shahrtash, S.M. (2010). A decision tree-based method for fault classification in double-circuit transmission lines. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 25(4), 2184–2189.

- Li, W., Deka, D., Chertkov, M., e Wang, M. (2019). Real-time faulted line localization and pmu placement in power systems through convolutional neural networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, 34(6), 4640–4651.
- Mishra, M. e Rout, P.K. (2018). Detection and classification of micro-grid faults based on hht and machine learning techniques. *IET Generation, Transmission Distribution*, 12(2), 388—397.
- Reche, E.A., Sousa, J.V.d., Coury, D.V., e 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.
- Sapountzoglou, N., Lago, J., e Raison, B. (2020). Fault diagnosis in low voltage smart distribution grids using gradient boosting trees. *Electric Power Systems Research*, 182, 1–12.
- Shafiullah, M. e Abido, M.A. (2018). S-transform based ffn approach for distribution grids fault detection and classification. *IEEE Access*, 6, 8080—8088.
- Shu, H., Duan, D., e Tian, X. (2020). Single-ended fault location for direct distribution overhead feeders based on characteristic distribution of traveling waves along the line. *Electric Power Systems Research*, 185, 1–12.
- Tresso, Y.V., Fernandes, R.A.S., e Coury, D.V. (2021). Reducing multiple estimation for fault location in medium voltage distribution networks. *Electric Power Systems Research*, 199, 1–7.
- Trindade, F.C.L. e Freitas, W. (2017). Low voltage zones to support fault location in distribution systems with smart meters. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8(6), 2765–2774.
- Trindade, F.C.L., Freitas, W., e Vieira, A, J.C.M. (2014). Fault location in distribution systems based on smart feeder meters. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 29(1), 251–260.
- Witten, I.H., Frank, E., e Hall, M.A. (2011). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. 3a ed., Amsterdam: Morgan Kaufmann, Amsterdam.
- Zhang, P., Shu, S., e Zhou, M. (2018). An online fault detection model and strategies based on svm-grid in clouds. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 5(2), 445—456.
- Zhang, T., Yu, H., Zeng, P., Sun, L., Song, C., e Liu, J. (2020). Single phase fault diagnosis and location in active distribution network using synchronized voltage measurement. *International Journal of Electrical Power Energy Systems*, 117, 1–8.