DETECÇÃO DE FALTAS DE ALTA IMPEDÂNCIA UTILIZANDO REDE NEURAL COM FUNÇÃO DE BASE RADIAL E TRANSFORMADA WAVELET ESTACIONÁRIA

Guilherme Gaudereto Sena*, Carlos Augusto Duque*, Leandro Rodrigues Manso Silva*, Renato Ribeiro Aleixo*

* Departamento de eletrônica, Pós graduação em Engenharia Elétrica Universidade Federal de Juiz de Fora Juiz de Fora, Minas Gerais, Brasil

Emails: guilherme.gaudereto@engenharia.ufjf.br, carlos.duque@ufjf.edu.br, leandro.manso@engenharia.ufjf.br, renato.ribeiro@engenharia.ufjf.br

Abstract— This works presents the development and tests of a high impedance fault detector for distribution power systems. The developed algorithm is based on a stationary wavelet transform for feature extraction due to the unique spectral characteristics of the arc current produced during a high impedance fault. For classification a radial basis function artificial neural network is used with only one hidden layer. The system was trained and tested to differentiate the high impedance fault from other typical transients in the distribution system such as switching of capacitive, inductive and non-linear loads. Finally, for modeling and simulation of the high impedance fault and other electrical system events it was used the the IEEE 13 Bus test feeder that presents the caracteristics of a real distribution system.

Keywords— High Impedance Fault, Discrete Wavelet, Artificial Neural Network.

Resumo— Este trabalho apresenta o desenvolvimento e testes de um sistema para detecção de faltas de alta impedância em sistemas elétricos de distribuição. O algoritmo é baseado na transformada wavelet estacionária para extração de parâmetros de forma a obter as características espectrais provenientes da corrente de arco. Para a classificação do distúrbio é empregada uma rede neural artificial utilizando função de base radial com apenas uma camada oculta. O sistema foi treinado e testado de modo a diferenciar a falta de alta impedância de outros transitórios comuns na rede de distribuição como chaveamento de cargas capacitivas, indutivas e não lineares. Por fim, para modelagem e simulação da falta de alta impedância e transitórios foi utilizado o sistema IEEE 13 barras que possui características próprias de um sistema de distribuição real.

Palavras-chave— Falta de Alta Impedância, Transformada wavelet, Redes Neurais Artificiais.

1 Introdução

Faltas de alta impedância (do *inglês, High Impedance Fault* (HIF)) são um dos maiores desafios em termos de proteção do sistema elétrico de distribuição. Como tipicamente a magnitude da corrente em faltas de alta impedância é baixa na ordem das correntes de cargas (Keyhani et al., 2001), os dispositivos comumente utilizados para proteção, como por exemplo relês de sobrecorrente, não são capazes de detectar esse tipo de falta. Embora faltas de alta impedância não representem um grande risco para os equipamentos elétricos e componentes do sistema de distribuição, ela pode colocar em perigo a segurança humana devido ao risco de choques elétricos ou incêndios (Moravej et al., 2015).

A falta de alta impedância tipicamente ocorre quando um condutor se rompe e toca uma superfície que impossibilita o contato direto para o terra. Entretanto, ela também pode ocorrer quando algum objeto, normalmente arvores ou galhos, tocam as linhas da rede de distribuição. Além disso, a característica física mais predominante em HIFs é o arco elétrico (Ghaderi et al., 2017). Grande parte dos trabalhos desenvolvidos para detecção de HIF são baseados nas peculiaridades da corrente de arco. Dentre as principais características deste fenômeno podemos evidenciar (Ghaderi et al., 2017): intermitência do arco, assimetria na forma de onda da corrente, corrente não estacionária, aleatoriedade, não-linearidade e componentes de baixa frequência nas formas de onda de tensão e corrente e de alta frequência nas formas de onda de corrente.

Diversas técnicas foram desenvolvidas para a detecção de HIFs na literatura, e algumas foram implementadas em dispositivos de proteção comerciais. Os métodos para detecção de HIFs podem ser divididos basicamente em (Gautam and Brahma, 2013): algoritmos baseados no domínio do tempo, algoritmos baseados no domínio da frequência, algorítmos baseados no domínio tempo-frequência e algoritmos classificadores. As técnicas no domínio do tempo incluem algoritmos que utilizam a magnitude das componentes de sequência zero de tensão e corrente como parâmetros (Hou and Fischer, 2006), funções caóticas que observam a variação dos estados de lineariedade do sistema (Siadatan et al., 2010), funções de autocorrelação e autocorrelação parcial como parâmetros para detecção de HIF (Faridnia et al., 2012).

Como mencionado anteriormente, o arco associado as HIFs resultam na geração de componentes de baixa e alta frequência no espectro de corrente e as técnicas baseadas no domínio da frequência tomam vantagem desse fato para identificar o distúrbio. Em (Lee et al., 2006) o componente de terceiro harmônico é utilizado como assinatura no domínio da frequência para HIF. Já em (Lien et al., 1999) os componentes de segundo, quarto e sexto harmônicos são utilizados. Componentes de alta frequência (2-10 kHz) são utilizados em (Russell, 1982).

As técnicas baseadas no domínio tempofrequência mapeiam o sinal tanto no tempo quanto na frequência fazendo possível analisar o conteúdo espectral e o instante em que ele ocorre. Esta capacidade tornou esses métodos muito atrativos para analise de sinais com espectro variante no tempo como as faltas de alta impedância. A ferramenta mais utilizada neste caso é a Transformada Wavelet (TW) (Banejad and Ijadi, 2014) (Varma et al., 2014) (Yang et al., 2007), cerca de 40% de todas técnicas de detecção de HIF são baseadas em TW (Ghaderi et al., 2017). Alguns pontos negativos da utilização da transformada wavelet são: subjetividade na escolha da wavelet mãe e melhor rastreamento para altas taxas de amostragem.

A falta de alta impedância também pode ser vista como um problema de reconhecimento de padrões em que a partir dos parâmetros extraídos pelas análises nos domínios do tempo, frequência ou tempo-frequência desejamos diferenciar a condição faltosa da operação saudável do sistema. Muitos trabalhos adotam algoritmos classificadores combinados a análises tempo-frequência para realizar a detecção de HIFs. Como exemplo temos a aplicação de uma rede neural artificial (do inglês Artificial Neural Network (ANN)) perceptron multicamada e transformada wavelet em (Baqui et al., 2011), e aplicação de uma rede neural probabilística e TW em (Moravej et al., 2015). Ambos trabalhos apresentaram ótimos resultados na capacidade de diferenciar HIFs dos outros estados da rede, demonstrando a superioridade das técnicas utilizando ANNs combinadas a transformada wavelet para classificação dos distúrbios. Entretanto, ambos trabalhos utilizam redes neurais complexas com múltiplas camadas para detecção.

Neste contexto, o presente trabalho apresenta o desenvolvimento de um detector de faltas de alta impedância utilizando uma rede neural com função de base radial com uma única camada oculta. Para etapa de extração de parâmetros é utilizada a Transformada Wavelet Estacionária (TWE). O sistema foi desenvolvido para diferenciar o estado de falta de alta impedância de outras operações comuns da rede, e tambem conta com proteção de sobrecorrente e identificação de perda de carga para aumentar a seguridade e proteção da rede elétrica. Para a geração dos dados, treinamento e testes foi utilizado a rede de distribuição IEEE 13 barras (Kersting, 2001) simulada através do software Simulink(R). O artigo foi organizado da seguinte forma: na seção 2 é apresentado o sistema proposto e uma descrição de seus componentes, na seção 3 o modelo utilizado para HIF, a rede IEEE 13 barras e cargas do sistema são apresentados. Na seção 4 são apresentados os testes e resultados e por fim na seção 5 é apresentada a conclusão do artigo e propostas para trabalhos futuros.

2 Método

O método proposto para detecção de faltas de alta impedância é ilustrado através do diagrama de blocos apresentado na Figura 1. O sistema é iniciado com a medição da corrente trifásica no início do alimentador, os sinais de corrente são então aplicados ao bloco de decomposição do sinal através da transformada wavelet. Em seguida, são empregados a extração de parâmetros e classificação pela rede neural. Paralelamente, os sinais também são aplicados a um bloco que avalia a magnitude da corrente para análise de sobrecorrente e perda de carga no alimentador. Por fim, o bloco de atuação irá tomar a decisão quanto a proteção do sistema. Em seguida, os principais blocos de processamento do sistema serão abordados em detalhes.

2.1 Decomposição do sinal

A Tranformada Wavelet Estacionária realiza um mapeamento tempo-frequência do sinal, ela separa o sinal de entrada em diferentes bandas de frequência nas quais os transitórios causados pelas transições do sistema são mais evidentes, este processo é chamado de decomposição. Ao contrário da Transformada Wavelet Discreta (TWD), a TWE não realiza a decimação do sinal, esse fato é importante pois elimina a variância ao deslocamento causada pela decimação na TWD. Sua implementação é dada através da combinação de filtros passa baixas e passa altas, as saídas dos filtros passa-baixas são chamadas de coeficientes de aproximação enquanto as saídas dos filtros passaaltas são chamadas de coeficientes de detalhe. A função de transferência para os filtros de detalhe é dada pela equação (1), e para os filtros de aproximação é dada pela equação (2), em que $h_0 \in h_1$ correspondem aos filtros passa baixas e passa altas da wavelet mãe e k representa o nível de decomposição.

$$H_{k,1} = \left[\prod_{i=0}^{k-2} h_0(z^{2^i})\right] h_1(z^{2k-1}) \tag{1}$$

$$H_{k,0} = \prod_{i=0}^{k-1} h_0(z^{2^i}) \tag{2}$$

A escoha da wavelet mãe irá determinar o formato dos filtros no domínio da frequência, enquanto a taxa de amostragem irá definir a



Figura 1: Método proposto.

região do espectro na qual os filtros atuarão. Após análises práticas foi escolhida a wavelet mãe Daubechie 4 (Db4) até o sexto nível de decomposição o que irá gerar 6 saídas de detalhes (D1,D2,D3,D4,D5,D6) e 1 saída de aproximação (A1) por corrente de fase. Wavelets Daubechie são atrativas para esse tipo de aplicação por possuir uma boa detecção de variações de baixa amplitude e rápido decaimento (Fugal, 2009). A taxa de amostragem adotada é de 256 pontos por ciclo da componente fundamental de 60 Hz (Nppc) ou 15360 Hz.

2.2 Extração de parâmetros

Após a ocorrência de alguma modificação na rede, os filtros da wavelet irão apresentar variações nos coeficientes de saída. Estas variações são utilizadas para identificar o arco formado durante as faltas de alta impedância pelas suas características espectrais. Com este intuito na etapa de extração de parâmetros são obtidos os desvios padrões de cada nível de detalhe e aproximação da wavelet sobre janelas de 2 ciclos (512 pontos). O desvio padrão é dado pela equação (3), em que N representa o comprimento da janela e μ a sua média. Esse procedimento resulta em 21 parâmetros de entrada para a rede neural (7 para cada fase).

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - \mu)^2}$$
(3)

2.3 Classificação

As redes neurais artificiais possuem um mecanismo de funcionamento inspirado no funcionamento biológico dos neurônios e tem sido amplamente utilizadas para a classificação de padrões e aproximações de funções em diversas aplicações. Para esse trabalho foram testadas diversas topologias de rede e os melhores resultados foram alcançados com a utilização de uma rede neural com função de base radial, esse tipo de rede neural possui uma estrutura simplificada com apenas uma camada oculta, função de ativação gaussiana representada pela equação (4) e função linear de ativação na saída (Silva et al., 2010). Sua estrutura é apresentada na figura 2.

$$g(u) = e^{-\frac{(u-c)^2}{2\sigma^2}} \tag{4}$$

A arquitetura de redes RBF é do tipo feedforward cujo treinamento é realizado de forma supervisionada. O algoritmo iterativo utilizado na fase de treinamento é o backpropagation com gradiente descendente, enquanto a função custo escolhida é a minimização do erro médio quadrático (MSE) representada através da equação (5), em que y_n é a saída desejada e y_n^* a saída obtida.

$$J = \sum_{n=1}^{N} (y_n - y_n^*)^2 \tag{5}$$

A rede projetada opera de forma a diferenciar o distúrbio de HIF de outras operações comuns



Figura 2: Estrutura da rede RBF.

na rede de distribuição. Ela possui 21 parâmetros de entrada, um para cada desvio padrão proveniente do estágio de extração de parâmetros, e 21 neurônios na camada oculta. Na camada de saída é utilizado um neurônio que faz a decisão entre a condição de falta de alta impedância e transitórios comuns da rede. Durante a operação, são gerados conjuntos de parâmetros de 32 em 32 amostras (1/8 de ciclo). Caso a rede indique a ocorrência de faltas um contador para alarme de HIF é incrementado e caso ele totalize 5 ou mais contagens um alarme de falta de alta impedância é enviado para o bloco de atuação onde as atitudes apropriadas de proteção serão tomadas. Este mecanimo foi implementado para aumentar a confiabilidade da detecção do sistema, de forma a reduzir os casos de falso alarme de faltas de alta impedância.

2.4 Proteção de sobrecorrente

O sistema conta com uma simples proteção de sobrecorrente em que se o valor RMS das correntes exceder o valor de *pickup* um sinal de sobrecorrente é enviado para o bloco de atuação e de acordo com um tempo de *delay* ou curva inversa de tempo ele irá enviar um sinal de abertura do relê (Moravej et al., 2015).

2.5 Detecção perda de carga no alimentador

Se uma queda abrupta na magnitude de corrente ocorrer em alguns dos condutores do alimentador, é enviado um sinal de perda de carga para o bloco de atuação. Esse processamento é importante em sistemas de detecção de faltas de alta impedância pois uma perda de carga abrupta somada a presença de arco indica forte indicio de cabo ao solo (Wester, 1998), e portanto é necessário que ações de proteção sejam tomadas para evitar riscos para segurança humana.

2.6 Atuador

O atuador irá comandar a abertura do relê para proteção do sistema contra faltas de baixa ou alta impedância. Entretanto, não existe estratégia

Tabela 1: Ações de controle Arco - HIF Perda de carga Sobrecorrente Ação Não Não Não С Não Não Sim Ο Não Sim Sim 0 Sim Não Não C Sim Não Sim Ο Sim Sim Não Ο Sim Sim Ο Sim

clara de controle para tratamento de HIFs, cada sistema deverá adotar ações de acordo com as cargas presentes no alimentador e o tipo de linha em que o equipamento será instalado. Neste trabalho é adotado a estratégia sugerida em (Wester, 1998), que pode ser visualizada através da Tabela 1 onde O representa a operação de abertura do relê e C representa nenhuma operação de proteção.

3 Modelagem e simulação

Para realizar o projeto e análise do sistema proposto de detecção de faltas de alta impedância foi utilizado o sistema padrão de testes IEEE 13 barras 4.16-kV simulado através do software Simulink. Este sistema apresenta diversas características tipicas do sistema de distribuição como configuração radial, linhas de transmissão aéreas e subterrâneas desequilibradas e cargas também desequilibradas. O diagrama unifilar do sistema é apresentado na Figura 3 (Kersting, 2001).



Figura 3: Rede IEEE 13 barras.

3.1 Modelo HIF

Para a modelagem da falta de alta impedância foi selecionado o modelo simplificado a dois diodos (Gautam and Brahma, 2013). Este circuito com algumas modificações tem sido amplamente utilizado na área de detecção de HIFs devido a sua simplicidade e similaridade com formas de onda de HIF medidas em campo (Moravej et al., 2015). O modelo é ilustrado na figura 4. Ele é composto de dois diodos anti-paralelos, duas resistências de falta e duas fontes controladas. No semiciclo positivo da tensão se a tensão de entrada $V_{in} > V_2$ a corrente de falta fluíra através do diodo 2, durante o semiciclo negativo se $V_{in} < -V_1$ a corrente fluíra através do diodo 1. Esse modelo permite a simulação da ruptura do dielétrico, em que somente a partir de um determinado nível de tensão o arco voltaico irá se formar, portanto $V_1 \in V_2$ representam a tensão de ruptura do dielétrico no semiciclo negativo e positivo respectivamente. A forma de onda da corrente resultante e parte de seu conteúdo harmônico é apresentado na figura 5. As resistências de falta utilizadas no trabalho variam entre 50 e 200 Ω .



Figura 4: Modelo de HIF.



Figura 5: Forma de onda da corrente modelo de HIF e conteúdo harmônico.

3.2 Situações normais

Para a simulação de outros transitórios eventuais do sistema de distribuição, foram implementados 3 tipos de eventos na rede elétrica:

- Chaveamento de carga capacitiva
- Chaveamento de carga indutiva.
- Chaveamento de carga não linear.

As cargas capacitivas foram modeladas através de banco de capacitores instalados no sistema com potência reativa variando entre 30 KVar e 100 KVar. Estes chaveamentos possuem transitórios com duração de 0.5 a 3 ciclos e alto valor de pico com frequências muito maiores que a fundamental do sistema (Baqui et al., 2011). Além disso, o chaveamento de bancos capacitivos podem se assemelhar a HIFs no domínio da frequência, por isso é importante checar o desempenho de algoritmos para detecção de faltas de alta impedância diante deste tipo de transitório.

As cargas indutivas foram modeladas por meio de motores de indução assíncronos com potência entre 50 KW e torque variando entre 0 e 30 N.m, este tipo de carga possui altas correntes de partida que pode alterar as características do alimentador por alguns instantes. Além disso, este tipo de motor é amplamente utilizado nas indústrias e por isso é importante diferenciar HIFs deste tipo de carga na rede elétrica.

Finalmente, para modelagem de cargas não lineares foi empregado um conversor AC/DC/AC ilustrado na Figura 6. Este modelo consiste em um retificador e um inversor IGBT. O inversor possui controle PWM e alimenta uma carga trifásica com frequência de 50 Hz e potência de 50KW.

4 Resultados

Para se obter os resultados, o sistema foi simulado a partir da rede apresentada na seção 3. Primeiramente foram gerados conjuntos de dados para o treinamento e identificação da melhor rede neural para detecção dos distúrbios. Em seguida, com a rede projetada em mãos foram gerados novos conjuntos de dados para testar a acurácia do sistema. Os resultados para treinamento e testes do sistema são apresentados a seguir.

4.1 Treinamento

Para o treinamento da rede neural foi gerado um conjunto de dados com 1191 eventos, sendo 696 correspondentes a HIFs e 495 a chaveamento de cargas. As faltas de alta impedância foram aplicadas nos trechos de linha de 2 km e 0,5 km compreendidos entre as barras 632-671 e 692-675 respectivamente. Já as cargas foram chaveadas nas barras 632, 671 e 692. Todos eventos foram aplicados com ângulo de incidência variando entre 0° e



Figura 6: Forma de onda da corrente modelo de HIF.

360°. Para cada evento simulado foram calculados 17 conjuntos de parâmetros cada um correspondente a uma janela de 512 pontos deslocada sobre o transitório do sinal obtido através da TWE. Esse procedimento resultou em 20247 eventos para treinamento da rede neural. Na configuração do treinamento foi estipulado 80% do conjunto para treino e 20% para validação de forma a limitar o *over-training* da rede.

Com intuito de obter a configuração da rede que apresentasse o melhor desempenho, o número de neurônios na camada oculta foi variado de 7 a 30. Para cada número de neurônios na camada oculta a rede era treinada 40 vezes e o desempenho minimo, máximo e médio apresentado eram extraídos. Após a análise foi verificado que o melhor resultado foi obtido para 21 neurônios na camada oculta, a Tabela 2 apresenta os resultados obtidos. A melhor rede apresentou 99,16% de acertos considerando os dados de todas as janelas, esta rede foi salva para ser testada com um novo conjunto de dados.

Tabela 2: Resultados para 21 neurônios na camada oculta

| Conjunto | Desempenho | | | |
|--------------------|------------------|----------------|----------------|--|
| Conjunto | Mínimo | Médio | Máximo | |
| Treino | $95,\!46\%$ | $97,\!71$ | $99,\!12$ | |
| Validação Total | 95,69% 95,50% | 97,64 97,70 | 99,09 99.16 | |

4.2 Testes

Para testar o desempenho e a capacidade de generalização da rede projetada com 21 neurônios foi gerado um novo conjunto de dados com eventos aplicados em pontos diferentes do conjunto de treinamento. Foram geradas faltas de alta impedância nos trechos de linha 632-633, 684-652, 684611, 671-680 e 645-646, enquanto as cargas foram chaveadas nas barras 680, 633 e 675. Os eventos foram aplicados com ângulo de incidência variando entre 0°e 360°. Ao todo foram gerados 828 eventos eventos sendo 531 para HIFs e 297 para os chaveamentos das cargas. Para cada evento simulado foi deslocado uma janela de 32 em 32 amostras e os desvios padrões eram extraídos sobre janelas de 2 ciclos, como mencionado na seção 2 os eventos só eram classificados como HIF se a soma do contador de detecção de HIF for maior ou igual a 5 . Os resultados são apresentados na Tabela 3. A partir dos resultados apresentados é possível verificar que o sistema apresentou um bom desempenho com 100% de acertos para todos eventos exceto para o chaveamento de carga indutiva em que a performance foi de 98,99% de acertos com apenas um falso alarme, este problema pode ser contornado utilizando a lógica apresentada na Tabela 1 da seção 2.

Tabela 3: Resultados - Conjunto de testes

| | 0000000000000 | e e j a e e e | |
|---------------------|---|---------------|-------------------|
| Evento | Desempenho | | |
| | Número | Acertos | % |
| Carga não linear | 99 | 99 | 100,00 |
| Carga Capacitiva | 99 | 99 | 100,00 |
| Carga Indutiva | 99 | 98 | 98,99 |
| HIF Total | $\begin{array}{c} 531 \\ 828 \end{array}$ | $531 \\ 827$ | $100,00 \\ 99,88$ |

Por fim, a partir dos resultados foi obtido a matriz de confusão resultante, equação (6), e a partir dos valores da matriz é possível obter métricas para análise do desempenho do sistema. A acurácia, dada pela equação (7), indica a precisão geral do sistema. A dependabilidade, equação (8), indica a precisão da detecção de HIF e a seguridade, equação (9), indica a precisão de detecção do estado saudável do sistema.

$$C_m = \begin{bmatrix} TP & FP \\ FN & TN \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 531 & 1 \\ 0 & 296 \end{bmatrix}$$
(6)

$$Acuracia = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} = 99,88\%$$
(7)

$$Dependabilidade = \frac{TP}{TP + FP} = 99,81\% \quad (8)$$

$$Seguridade = \frac{TN}{FN + TN} = 100,00\% \quad (9)$$

5 Conclusão

Neste artigo foi apresentado o desenvolvimento e implementação de um sistema para detecção de faltas de alta impedância em sistemas de distribuição. A técnica proposta foi baseada na utilização da transformada wavelet discreta para obter a assinatura espectral dos distúrbio, e em posse dessa informação foi utilizado uma rede neural com função base radial para classificar e distinguir os eventos de HIF de outras operações do sistema.

O método foi testado através do sistema de testes IEEE 13 barras, que modela um alimentador real. Todos os eventos foram simulados e aplicados ao longo das linhas do sistema 13 barras. A técnica proposta apresentou boa performance na detecção de faltas de HIF.

Em vista dos resultados apresentados, conclui-se que o método proposto foi capaz de distinguir o evento de HIF de outras operações da rede com uma boa precisão. Entretanto, é necessário mais simulações buscando atingir o máximo possível de transitórios do sistema de forma a evitar falsos alarmes para os sistema de distribuição, já que um interrompimento indevido do fornecimento de energia pode acarretar prejuízos de grande ordem para a sociedade.

Agradecimentos

Os autores deste trabalho agradecem a Universidade Federal de Juiz de Fora, a CAPES, ao CNPQ e a FAPEMIG pelo suporte a essa pesquisa.

Referências

- Banejad, M. and Ijadi, H. (2014). High impedance fault detection: Discrete wavelet transform and fuzzy function approximation, *Journal of AI and Data Mining* 2(2): 149–158.
- Baqui, I., Zamora, I., Mazón, J. and Buigues, G. (2011). High impedance fault detection methodology using wavelet transform and artificial neural networks, *Electric Power Sys*tems Research 81(7): 1325–1333.

- Faridnia, N., Samet, H. and Dezfuli, B. D. (2012). A new approach to high impedance fault detection based on correlation functions, *IFIP International Conference on Artificial Intelligence Applications and Innovations*, Springer, pp. 453–462.
- Fugal, D. L. (2009). Conceptual wavelets in digital signal processing, Space and Signals Technical Publishing, San Diego, CA 174.
- Gautam, S. and Brahma, S. M. (2013). Detection of high impedance fault in power distribution systems using mathematical morphology, *IEEE Transactions on Power Systems* 28(2): 1226–1234.
- Ghaderi, A., Ginn, H. L. and Mohammadpour, H. A. (2017). High impedance fault detection: A review, *Electric Power Systems Re*search 143: 376–388.
- Hou, D. and Fischer, N. (2006). Deterministic high-impedance fault detection and phase selection on ungrounded distribution systems, Power Systems Conference: Advanced Metering, Protection, Control, Communication, and Distributed Resources, 2006. PS'06, IEEE, pp. 112–122.
- Kersting, W. H. (2001). Radial distribution test feeders, *Power Engineering Society Winter Meeting, 2001. IEEE*, Vol. 2, IEEE, pp. 908– 912.
- Keyhani, R., Deriche, M. and Palmer, E. (2001). A high impedance fault detector using a neural network and subband decomposition, Signal Processing and its Applications, Sixth International, Symposium on. 2001, Vol. 2, IEEE, pp. 458–461.
- Lee, C., Park, J., Shin, J. and Radojevié, Z. (2006). A new two-terminal numerical algorithm for fault location, distance protection, and arcing fault recognition, *IEEE Transactions on Power Systems* **21**(3): 1460–1462.
- Lien, K.-Y., Chen, S.-L., Liao, C.-J., Guo, T.-Y., Lin, T.-M. and Shen, J.-S. (1999). Energy variance criterion and threshold tuning scheme for high impedance fault detection, *IEEE Transactions on Power Delivery* 14(3): 810– 817.
- Moravej, Z., Mortazavi, S. H. and Shahrtash, S. M. (2015). Dt-cwt based event feature extraction for high impedance faults detection in distribution system, *International Transactions on Electrical Energy Systems* 25(12): 3288–3303.

- Russell, B. D. (1982). Detection of arcing faults on distribution feeders, *Final Report Texas* A&M Univ., College Station. Research Foundation.
- Siadatan, A., Karegar, H. K. and Najmi, V. (2010). New high impedance fault detection, *Power and Energy (PECon)*, 2010 IEEE International Conference on, IEEE, pp. 573– 576.
- Silva, I. d., Spatti, D. H. and Flauzino, R. A. (2010). Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas, São Paulo: Artliber pp. 33–111.
- Varma, N., Ram, B. and Anjaneyulu, D. (2014). ?development of fault detection algorithm for high impedance faults in distribution network using multiresolution analysis ?, *International Journal of Engineering Research* and Technology 3(9): 573–576.
- Wester, C. G. (1998). High impedance fault detection on distribution systems, Rural Electric Power Conference, 1998. Papers Presented at the 42nd Annual Conference, IEEE, pp. c5–1.
- Yang, M.-T., Guan, J.-L. and Gu, J.-C. (2007). High impedance faults detection technique based on wavelet transform, threshold 1: 0– 05.