



BRASÍLIA - DF - BRAZIL

APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS NA DETECÇÃO E LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Fernanda Soares Vítor Petite

Ricardo Caneloi dos Santos

Patricia Teixeira Leite Asano

fernandasvitor@gmail.com

ricardo.santos@ufabc.edu.br

patricia.leite@ufabc.edu.br

Universidade Federal do ABC

Av. dos Estados 5001, 09210-580, São Paulo, São Paulo, Brasil

Resumo. Este trabalho tem por objetivo apresentar o desenvolvimento e a avaliação de um sistema inteligente baseado em redes neurais artificiais para a localização de faltas em sistemas elétricos de distribuição. O algoritmo proposto foi desenvolvido para detectar e localizar faltas em sistemas de distribuição com geração distribuída, uma realidade cada vez mais presente nos sistemas atuais, em virtude do contínuo aumento da demanda por energia elétrica e do desenvolvimento de novas tecnologias de geração de energia. A rede neural foi treinada para faltas monofásicas aplicadas em diferentes locais do sistema de distribuição e com diversos valores de resistências de falta. Os resultados revelam que o esquema proposto é capaz de identificar corretamente o trecho do sistema com defeito, bem como o local exato da falta, utilizando como entrada somente os valores de tensão medidos nas barras do sistema de distribuição.

Palavras-chave: Redes neurais artificiais, Proteção de sistemas elétricos, Sistemas de distribuição, Localização de faltas

1 INTRODUÇÃO

O sistema de distribuição requer especial atenção das concessionárias de energia elétrica, pois este é o responsável pela conexão entre os sistemas de transmissão e milhares de consumidores finais, além de receber unidades geradoras de médio e pequeno porte, na inserção de geração distribuída. Este sistema é extenso e ramificado ao longo de ruas e avenidas, sendo assim, critérios e indicadores de qualidade são estabelecidos para que o serviço, atendimento e produto correspondam às expectativas do cliente.

Alguns eventos no sistema elétrico podem resultar em problemas de qualidade e confiabilidade no fornecimento de energia elétrica, sendo a ocorrência de falta um destes eventos. Tal evento leva à interrupção de energia gerando custos para a concessionária e prejuízos ao consumidor.

Em eventos de falta o sistema de proteção precisa agir de forma rápida e precisa quanto a detecção e localização da falta, isolando a mesma e desligando um menor número possível de cargas do sistema (Brahma, 2011).

Em linhas de transmissão, a detecção e localização de faltas são possíveis por meio da utilização de métodos como, por exemplo, os baseados em ondas viajantes e pelo uso de relés de distância. Esses métodos apresentam precisão bastante aceitável.

Já em sistemas de distribuição, tais métodos se mostram ineficazes devido às diferentes topologias da rede, existência ou não de geradores distribuídos (GD), diferentes níveis de carga, seções da rede com condutores de diferentes bitolas e falta de conhecimento da exata impedância equivalente do sistema (Trindade, 2013).

Nos dias atuais, a detecção e localização de falta nos sistemas de distribuição são possíveis por indicações físicas ou métodos de força bruta, tais como: (a) tentativa de restauração da rede por chaveamento; (b) queima de fusíveis ou dispositivos indicadores de faltas; (c) queda de condutores e reclamação de consumidores; (d) inspeções visuais ao longo do percurso das linhas (Trindade, 2013). Logo, o tempo de reestabelecimento do sistema se torna, muitas vezes, longo, elevando os custos operacionais relacionados à falta.

Dessa maneira, estudos e métodos têm sido propostos para que a localização de faltas em sistemas de distribuição com geradores distribuídos seja executada de forma rápida e precisa.

O método apresentado por Brahma (2011) baseia-se na variação da tensão calculada e medida na barra de alimentação principal (concessionária) e nas barras com GD. A partir dos dados de pré-falta, a impedância trifásica das barras é obtida, possibilitando o cálculo do índice de erro entre a tensão calculada e a tensão medida. Tal índice é utilizado para identificar a seção faltosa e, posteriormente, o ponto de falta. A vantagem deste método é que ao se utilizar os dados de pré-falta, a impedância trifásica das barras é modelada de forma precisa considerando-se os desequilíbrios do sistema, não sendo necessário se preocupar com o tipo de GD ou sua interface. A desvantagem é utilizar uma grande quantidade de formulações e iterações a cada evento de falta.

Já o método apresentado por Alwash, Ramachandaramurthy e Mithulananthan (2015), baseia-se em uma única equação de localização de faltas. Tal equação retorna como raiz o ponto de falta, podendo conter múltiplos candidatos. Nesse caso, a regra da correspondência de tensões é utilizada para se determinar o ponto exato de falta. Tal método também oferece como vantagem a utilização dos dados de pré-falta para modelar as impedâncias trifásicas das

CILAMCE 2016

barras, porém, ainda exige uma grande quantidade de formulações e iterações para localizar a falta.

Os dois métodos acima se destacam pela modelagem precisa das impedâncias trifásicas das barras sem se preocupar com o tipo de GD ou sua interface, utilizando os dados de préfalta. Porém, solucionar um problema analiticamente pode exigir grande esforço computacional e, também, muitas vezes ser um processo demorado.

Rezaei e Haghifam (2008) apresentam uma nova abordagem na localização de falta em sistemas de distribuição baseada em redes neurais artificiais (RNAs). A partir dos valores de contribuição de corrente de cada fonte e, em diferentes pontos do sistema, a RNA é treinada para localizar faltas. Embora equações matemáticas sejam dispensadas para este método, uma complexa análise do fluxo de potência é necessária para o treinamento adequado da rede. Além disso, este método é bastante sensível às condições de carregamento do sistema de distribuição, uma vez que a corrente é utilizada como entrada das RNAs.

Diferentemente dos trabalhos anteriores, este trabalho propõe um sistema inteligente para localização de faltas, onde complexas formulações ou análises não são necessárias. O esquema proposto é baseado em RNAs tipo MLP (*Multi-Layer Perceptron*), utilizando como entrada somente os valores de tensão das barras do sistema. Assim, para treinar e validar as RNAs não são necessárias complexas análises de fluxo de potência ou formulações quando geradores distribuídos estão inseridos. O algoritmo proposto é composto por uma primeira RNA utilizada para detectar o trecho do sistema de distribuição sob falta, enquanto uma segunda RNA é utilizada para indicar precisamente o ponto de falta. É importante ressaltar que o método proposto é adequado para ser utilizado em sistemas de distribuição com geração distribuída, cada vez mais presente nos dias atuais, tornando a tarefa de localização de faltas mais complexa do que em sistemas convencionais.

2 ALGORITMO PROPOSTO BASEADO EM RNAs

O esquema proposto para a detecção e localização de faltas em sistemas de distribuição com geração distribuída utiliza a estrutura já disponível nas subestações, onde os equipamentos de medição, proteção e controle fazem parte do cenário real destes sistemas, sendo atualmente denominados de IEDs (*Intelligent Electronic Device*). Assim, a obtenção dos dados de entrada para o algoritmo proposto é perfeitamente viável sem a necessidade de equipamentos de medição adicionais, visto que praticamente todos os IEDs possuem funções de oscilografia, permitindo que todos os dados necessários sejam disponibilizados para as RNAs que compõem o algoritmo de localização de faltas.

A Figura 1 apresenta o esquema proposto aplicado a um sistema de distribuição com geração distribuída, frequentemente utilizado para a avaliação de algoritmos de detecção de ilhamento, conforme observado em (Merlin, *et al.* 2016) e (Vieira, J. C. M., Freitas, W. e Xu, W., 2006). No presente trabalho, tal sistema foi ampliado para incorporar o trecho de linha 03, permitindo uma avaliação mais completa do algoritmo proposto. Ressalta-se que os dados de tensão das barras (oscilografia) do sistema são enviados para o esquema de detecção e localização de faltas, por meio de um canal de comunicação disponível para a concessionária de energia (fibra ótica, rede, etc). Tal esquema é composto por duas etapas, sendo que a primeira consiste em uma RNA para detecção do trecho defeituoso, enquanto que a segunda consiste em uma RNA para localizar precisamente a falta dentro desse trecho.



Figura 1. Esquema proposto para detecção e localização de faltas

2.1 RNA para a detecção de falta

A rede neural para a detecção do trecho faltoso, que corresponde à primeira etapa do esquema de detecção e localização de faltas, é apresentada na Fig. 2. Essa RNA corresponde a uma rede MLP *feed-forward* com quatro neurônios na camada de entrada, nove neurônios na primeira camada intermediária, cinco neurônios na segunda camada intermediária e três neurônios na camada de saída. No esquema proposto tal rede é utilizada para reconhecimento de padrões, ou seja, a partir das medidas de tensão nas barras do sistema a RNA é capaz de detectar a ocorrência de uma falta e indicar em qual trecho de linha este defeito se encontra.



Figura 2. Arquitetura da RNA para a detecção de falta

Isso significa que por meio das tensões medidas em diferentes pontos do sistema (V1, V2, V3 e V4), a RNA é capaz de acusar se o sistema de distribuição se encontra em operação normal ou sob falta. A condição normal é caracterizada pelas três saídas em nível "0", enquanto uma condição de falta é caracterizada pela saída correspondente em nível "1". A título de exemplo, pode-se afirmar que em condição normal a saída da RNA é 000, enquanto para uma falta no trecho 02 é 010.

2.2 RNA para a localização de falta

A segunda etapa do esquema proposto para detecção e localização de faltas consiste em identificar com precisão o ponto de falta. Para essa finalidade, cada trecho de linha possui uma RNA de localização de falta, que é ativada após a identificação do trecho de linha com defeito. Novamente, a RNA é do tipo MLP *feed-forward* com dois neurônios na camada de entrada, cinco neurônios na primeira camada intermediária, três neurônios na segunda camada intermediária e um neurônio na camada de saída, conforme apresentado na Fig. 3. Tal RNA atua como um aproximador de função, relacionando os sinais de entrada a uma distância.



Figura 3. Arquitetura da RNA de localização de falta

Conforme observado na Fig. 3, caso a RNA da Fig. 2 detecte que o defeito encontra-se entre as barras 1 e 2 (trecho 01), os sinais V1 e V2 são utilizados para estimar o exato local da falta nesse trecho de linha. Da mesma forma, caso o defeito fosse detectado entre as barras 2 e 4 (trecho 03), as tensões V2 e V4 seriam utilizadas por uma RNA semelhante àquela apresentada na Fig. 3, porém treinada para localizar a falta nesse trecho.

3 TREINAMENTO DAS RNAs

O sistema de distribuição utilizado para obtenção dos dados de treinamento e validação das RNAs é apresentado na Fig. 1 e foi modelado no Simulink/Matlab. Tal sistema possui três trechos de linha de 20 km cada, um transformador de 132 / 33 kV e um gerador síncrono de 30 MVA. O gerador síncrono foi modelado com um regulador de tensão automático, representado pelo modelo IEEE – Tipo 1. As cargas foram modeladas como impedância constante (Merlin, *et al.* 2016). As simulações das diversas condições operativas previstas para o sistema em questão foram executadas utilizando-se o *SimPowerSystems Toolbox*.

As RNAs foram treinadas considerando faltas monofásicas no sistema de distribuição, dado que este tipo de ocorrência representa 90% do total em tais sistemas. Para o treinamento das RNAs foram simulados 84 casos representativos das possíveis condições operacionais do

CILAMCE 2016 Proceedings of the XXXVII Iberian Latin-American Congress on Computational Methods in Engineering Suzana Moreira Ávila (Editor), ABMEC, Brasília, DF, Brazil, November 6-9, 2016 sistema de distribuição. Para cada simulação foram consideradas resistências de falta de 0 $\Omega_{\rm c}$ 5 Ω , e 10 Ω . Em todos os casos simulados as tensões nas barras foram armazenadas e utilizadas para o treinamento da RNA.

A Figura 4 apresenta de forma simplificada a matriz de treinamento da RNA de detecção de falta, onde o vetor de entrada (coluna) corresponde às tensões de pré e pós-falta nas barras do sistema de distribuição e o vetor de saída (linha) é ajustado para indicar o trecho de linha em que ocorreu o defeito. Por exemplo, a "Entrada 1" corresponde às tensões do sistema para uma falta aplicada no trecho 01, enquanto o vetor "Saída 1" é ajustado para retornar o valor "1" indicando tal trecho como faltoso, sendo ajustado o valor "0" para os demais trechos não faltosos. Na ausência de eventos de falta no sistema de distribuição os vetores de saída são ajustados para "0", como exemplificado no vetor "Saída 84".

Entrada1 Entrada2 Entrada3	Entrada84
----------------------------	-----------

Entradal Entrada2 Entrada3 Entrada84						Saída1	100	Defeito no trecho 01		
Tensão na barra 01	0.1909	0.7186	0.7658		1.000		Saída2 Saída3	010	Defeito no trecho 02 Defeito no trecho 03	
Tensão na barra 02 Tensão na barra 03	0.1374	0.0082	0.3934		1.000	\square	:	:	:	
lensao na barra 04	0.1373	0.0082	0.0020		1.000		Saída84	000	Sem defeito	

Figura 4. Matriz de treinamento da RNA de detecção

A Figura 5 apresenta de forma resumida a matriz de treinamento das RNAs para a localização de faltas. Tais matrizes foram treinadas considerando-se passos de 10% do comprimento dos trechos de cada linha e em diferentes condições operativas do sistema. Assim, depois de identificado o trecho com defeito a RNA de localização de faltas (relativa àquele trecho de linha) é ativada, utilizando como entrada um vetor composto pelas tensões das barras no início e fim deste trecho de linha. O vetor de saída é ajustado para retornar o local exato da falta.

Como observado na Fig. 5, cada vetor de entrada está associado a um valor de saída, ou seja, uma distância (percentual). Dessa forma, os vetores "Entrada1", "Entrada2"... "Entrada27" estão associados, respectivamente, aos vetores de saída "Saída1", "Saída2"... "Saída27".



Figura 5. Matriz de treinamento da RNA de localização

Em termos de desempenho no processo de treinamento, a Figura 6 apresenta o desempenho obtido pela RNA para a detecção de faltas. Tal RNA atingiu um erro médio quadrático (MSE) viável para a aplicação, como será demonstrado por meio de testes do esquema proposto.

CILAMCE 2016

Proceedings of the XXXVII Iberian Latin-American Congress on Computational Methods in Engineering Suzana Moreira Ávila (Editor), ABMEC, Brasília, DF, Brazil, November 6-9, 2016



Best Training Performance is 0.0048416 at epoch 299998

Figura 6. Desempenho no treinamento da RNA de detecção

Já as Figuras 7-9, apresentam o desempenho das RNAs de localização de faltas do trecho 01, trecho 02 e trecho 03, respectivamente. Tais desempenhos também são entendidos como viáveis para a aplicação em questão, como será discutido no decorrer deste trabalho, por meio da análise dos resultados obtidos.



Figura 7 – Desempenho no treinamento da RNA de localização (Trecho 01)



Figura 8 - Desempenho no treinamento da RNA de localização (Trecho 02)



Figura 9 - Desempenho no treinamento da RNA de localização (Trecho 03)

4 RESULTADOS

Para a validação das RNAs foram gerados 72 novos casos de falta. Tais casos englobam distâncias desconhecidas pela rede e, também, consideram diferentes condições operativas do sistema de distribuição.

Quanto à detecção de faltas, o critério adotado foi declarar um trecho com defeito para saídas com valores entre 0,6 e 1,2, sendo as demais saídas próximas de zero. Por exemplo, para um evento de falta ocorrido no trecho 02 e com resistência de falta de 5 Ω , a saída 01 apresentou um valor de 0,05, a saída 02 apresentou um valor de 0,98 e a saída 03 apresentou um valor de 0,09. Observa-se claramente que a saída 02 é bem superior as demais e acima de 0,6, caracterizando, portanto, uma falta no trecho de linha 02.

Com relação à localização de faltas, em termos práticos, um erro de até 500 m (para linhas de 20 km) é considerado aceitável para se determinar o ponto de falta. Como será discutido na sequência, todos os erros verificados (exceto em um caso) são menores do que 500 m, mostrando o bom desempenho do algoritmo.

4.1 Detecção de eventos de falta no trecho 01

Em termos de teste de validação do algoritmo, os novos casos de falta gerados no trecho 01 do sistema de distribuição foram 100% detectados pela RNA de detecção, ou seja, a rede percebeu a ocorrência de uma falta e identificou o trecho de linha faltoso. Esta detecção foi observada mesmo considerando-se diferentes valores de resistências de falta e diferentes pontos de aplicação da falta. Esse desempenho é possível porque a RNA foi treinada para atuar diante de diferentes condições operativas, resistências de falta e trechos com defeito.

A Figura 10 apresenta a detecção dos novos eventos de falta pela RNA (treinada para a detecção de falta) no trecho 01. Conforme observado, para casos de operação normal a RNA retorna valores próximos de zero nas saídas 01, 02 e 03. Quando as condições do sistema mudaram e diferentes eventos de falta foram aplicados, a saída 01 apresentou valores próximos de 1, sendo cada um destes eventos detectados e identificados corretamente.

CILAMCE 2016



Figura 10. Saída da RNA de detecção para eventos de falta no trecho 01

4.2 Detecção de eventos de falta no trecho 02

Quanto aos novos eventos de falta gerados no trecho 02 do sistema de distribuição, 100% foram detectados e identificados corretamente pela RNA de detecção. A Fig. 11 apresenta a detecção destes novos eventos pela RNA. Conforme observado, para casos de operação normal a RNA retorna valores próximos de zero nas saídas 01, 02 e 03. Quando as condições do sistema mudaram e diferentes eventos de falta foram aplicados, a saída 02 apresentou valores próximos de 1. Novamente, a rede respondeu adequadamente para diferentes pontos de falta, condições operativas ou valores de resistência de falta.



Figura 11. Saída da RNA de detecção para eventos de falta no trecho 02

4.3 Detecção de eventos de falta no trecho 03

A RNA de detecção também respondeu adequadamente para novos eventos de falta que ocorreram no trecho 03 do sistema de distribuição. Mesmo para diferentes condições operativas, o índice de acerto para os eventos de falta é de 100%.

A Figura 12 apresenta a detecção destes eventos pela RNA, a qual em condições de operação normal retorna valores próximos de zero nas saídas 01, 02 e 03. Quando as condições do sistema mudaram e diferentes eventos de falta foram aplicados, a saída 03 apresentou valores próximos de 1, indicando a correta detecção e identificação do trecho como faltoso.



Figura 12. Saída da RNA de detecção para eventos de falta no trecho 03

4.4 Localização dos eventos de falta

As RNAs para a localização de faltas foram validadas com os 72 novos casos gerados, apresentando resultados precisos mesmo para diferentes condições operacionais do sistema.

Para os eventos de falta ocorridos no trecho 01 da linha, a RNA de localização deste trecho localizou 96% dos eventos com precisão e dentro do erro máximo especificado de 500 m. A RNA de localização do trecho 02 localizou 100% dos eventos de falta corretamente utilizando apenas os valores de tensão de início e fim do trecho mencionado. Já com relação a RNA de localização do trecho 03, esta também apresentou um comportamento preciso ao localizar 100% dos eventos de falta ocorridos neste trecho.

A Tabela 1 apresenta o erro nas localizações de falta acima mencionadas. A distância de falta escolhida foi a cada 10% do trecho de linha, considerando-se diferentes valores de resistência de falta e condições operativas. Tais erros apresentaram-se, em sua grande maioria, dentro do erro máximo especificado.

As RNAs foram treinadas e avaliadas exaustivamente com diferentes valores de resistência de falta (0 Ω , 5 Ω e 10 Ω), apresentando sempre os resultados esperados em termos de detecção e localização de faltas. Não foi observado um melhor desempenho para uma característica ou cenário específico. Porém, as RNAs de localização dos trechos 02 e 03 apresentaram melhor desempenho ao localizar o ponto de falta, com erros 30 vezes menores que o máximo especificado.

Erro nas localizações de falta [m]											
Distância de falta [km]	,	Trecho 0	1	ŗ	Trecho 02	2	Trecho 03				
	0Ω	5Ω	10Ω	0Ω	5Ω	10Ω	0Ω	5Ω	10Ω		
2	61,40	36,33	41,24	45,82	4,52	5,95	78,66	86,11	193,97		
4	554,51	78,05	87,37	15,43	49,96	41,51	55,49	89,15	71,93		
6	360,17	98,99	106,21	69,93	45,23	63,14	12,97	0,93	214,40		
8	12,97	45,72	38,10	85,73	22,56	2,79	4,30	110	237,02		
10	173,63	19,16	31,72	23,47	20,56	41,24	9,31	179,84	190,61		
12	283,40	82,76	94,11	101,22	86,46	62,45	26,91	160,93	88,11		
14	240,34	81,16	97,89	160,56	73,32	121,39	38,04	42,09	57,89		
16	80,22	18,41	17,52	5,56	25,29	8,12	4,09	131,92	181,30		

Tabela 1. Erro nas localizações de falta em diferentes pontos do sistema de distribuição

CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo propor um esquema baseado em redes neurais artificiais para a detecção e localização faltas em sistemas de distribuição de energia elétrica com geração distribuída. A partir dos dados de tensão nas barras do alimentador, as RNAs propostas para detecção e localização se mostraram capazes de detectar a ocorrência de um evento de falta e identificar o trecho de linha com defeito, localizando o ponto de falta com precisões bastante aceitáveis. Apenas os valores de tensão das barras do sistema são utilizados pelo esquema proposto. Tais dados podem ser facilmente obtidos dos IEDs nas subestações e transferidos, por meio de um canal de comunicação, para um computador central onde o algoritmo baseado em RNA é executado *off-line*.

A vantagem do esquema proposto é utilizar a infraestrutura existente na subestação, sem a necessidade de equipamentos adicionais ou utilização de complexas equações, análises ou softwares para cálculo de fluxo de carga. Tais fatos levam à redução do tempo de localização da faltas, sem alterar a precisão dos resultados. Assim, quando comparado à forma analítica de se solucionar problemas, uma vez treinadas, as RNAs fornecem respostas rápidas e precisas, possibilitando que a concessionária reestabeleça o fornecimento de energia de forma eficiente, reduzindo os custos gerados no processo.

As RNAs também responderam de forma adequada para diferentes condições operacionais do sistema elétrico. Sendo assim, tais condições devem constar no treinamento da rede, assim como foi demonstrado neste trabalho.

Os resultados obtidos neste trabalho motivaram a aplicação deste esquema de detecção e localização de faltas em um sistema de distribuição maior e com uma inserção de geração distribuída mais significante, tornando o cenário mais complexo. Tal projeto está sendo desenvolvido por meio de sistemas elétricos de referência do IEEE.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à Universidade Federal do ABC (UFABC) e ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo (IFSP) pelo apoio e incentivo na realização deste trabalho.

REFERÊNCIAS

Trindade, F., 2013. Desenvolvimento de metodologias para localização de defeitos em sistemas de distribuição com medidores inteligentes. Tese de doutorado, Unicamp/Campinas.

Brahma, S. M., 2011. Fault Location in power distribution system with penetration of distributed generation. IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 26, n. 3, pp. 1545-1553.

Alwash, S. F., Ramachandaramurthy, V. K., & Mithulananthan, N., 2015. Fault location scheme for power distribution system with distributed generation. IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 30, n. 3, pp. 1187-1195.

Rezaei, N., & Haghifam, M. R., 2008. Protection scheme for a distribution system with distributed generation using neural networks. Electrical Power and Energy Systems, vol. 30, pp. 235-241.

Merlin, V. L., Santos, R. C., Grilo, A. P., Vieira, J. C. M., Coury, D.V, & Oleskovicz, M., 2016. A new artificial neural network based method for islanding detection of distributed generators. Electrical Power and Energy Systems, vol. 75, pp. 139-151.

Vieira, J. C. M., Freitas, W., & Xu, W., 2006. Performance of frequency relays for distributed generation protection. IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 21, n. 3, pp. 1120-1127.