

LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO USANDO REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS E ONDAS VIAJANTES

SAULO C. A. DE SOUZA¹, ARYFRANCE R. ALMEIDA², ARTHUR P. S. BRAGA¹,
OTACILIO M. ALMEIDA², FRANCISCO C. M. ABREU², JOSÉ S. A. JUNIOR¹

1. Grupo de Pesquisa em Automação e Robótica - GPAR

Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará - UFC
Campus do Pici – Caixa Postal 6001, CEP: 60455-760, Fortaleza, Ceará, Brasil

E-mails: saulo@dee.ufc.br, arthurp@dee.ufc.br, eng.sergioaguiar@gmail.com

2. Grupo de Pesquisa em Automação do Sistema Elétrico - GPASE

Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Piauí - UFPI

Campus Ministro Petrônio Portela, Bairro Ininga, CEP: 64049-550, Teresina, Piauí, Brasil

E-mails: aryfrance@ufpi.edu.br, otacilio@ufpi.edu.br,
carlosm.abreu@yahoo.com.br

Abstract— Among the techniques for locating faults in transmission lines, considerable attention has been given to the use of the Theory of Travelling Waves (TW_s). Aiming to reduce the imprecision in fault location, this work makes use of Artificial Neural Networks (ANN) and the TW_s to estimate the fault location on a real line of 500kV transmission simulated in software Alternative Transient Program (ATP). The toolbox of neural re-des MATLAB® software is used for training and testing the neural network. In the comparative analysis of methods for different fault conditions of the ANN used in training, the maximum error in the estimated fault distance in the proposed method was 0.32 km and 1.26 km for the TW method.

Keywords— Faults location, travelling waves, artificial neural network.

Resumo— Dentre as técnicas de localização de faltas em linhas de transmissão, considerável atenção tem sido dada à utilização da Teoria das Ondas Viajantes (TOVs). Com o objetivo de reduzir a imprecisão na localização da falta, este trabalho faz uso de Redes Neurais Artificiais (RNAs) e da teoria das Ondas Viajantes para estimar a localização de faltas em uma linha de transmissão real de 500kV simulada no *software Alternative Transient Program (ATP)*. A *toolbox* de redes neurais do *software MATLAB®* é utilizada para treinamento e teste da RNA. Na análise comparativa dos métodos, para condições de faltas diferentes das utilizadas no treinamento da RNA, o erro máximo na estimativa da distância da falta no método proposto foi de 0,32km e de 1,26km para o método TOVs.

Palavras-chave—Localização de faltas, ondas viajantes, redes neurais artificiais.

1 Introdução

A localização precisa das faltas auxilia o setor de operação do sistema elétrico diminuindo o tempo de ocorrência do distúrbio e contribuindo para continuidade do fornecimento de energia elétrica.

O problema de localização de faltas em linhas de transmissão (LTs) pode ser resolvido utilizando métodos baseados em componentes da frequência fundamental, componentes de alta frequência ou inteligência computacional. Ainda, tais métodos podem ser classificados quanto à quantidade de terminais de monitoramento de tensão e corrente, podendo ocorrer em um ou mais terminais (Ngu, 2011).

O método que utiliza dados monitorados em apenas um terminal aplica-se na localização de todos os tipos de faltas (monofásicas, bifásicas e trifásicas) porém requer a identificação da metade faltosa da linha, enquanto que o método multi-terminal necessita de sincronização dos dados amostrados (Ngu, 2011).

As técnicas baseadas em componentes de alta frequência fazem uso da Teoria das Ondas Viajantes

(TOVs) e transformada *wavelet* (Magnago, 1998) enquanto que as técnicas baseadas nas componentes da frequência fundamental utilizam os fasores trifásicos de tensão e corrente. Estas últimas utilizam modelos de linhas de transmissão com parâmetros distribuídos que levam em consideração o efeito da capacitância *shunt* e da impedância característica. Tais técnicas são sensíveis a erros ocasionados pelo efeito combinado de corrente de carga, resistência e ângulo de incidência da falta (Magnago, 1998). Ainda, pode-se estimar a localização da falta considerando esta como um problema de aprendizagem ou reconhecimento de padrões sendo solucionado utilizando Redes Neurais Artificiais (RNAs) (Teklic, 2013; Silva, 2012; Tarafdar, 2007; Da Silva, 2005; Oleskovicz, 2003).

As RNAs podem ser utilizadas na localização de faltas utilizando os valores amostrados das tensões e correntes trifásicas como padrões de treinamento (Oleskovicz, 2003; Tahar, 2004; Tarafdar, 2007). Ainda, pode-se investigar o impacto da mudança da taxa de amostragem no desempenho de uma RNA utilizada para estimar a localização da falta (Silva, 2012).

Dentre as técnicas descritas, considerável atenção tem sido dada à utilização da TOVs. A grande limitação relacionada com este método reside na necessidade de se trabalhar com altas taxas de amostragem (Da Silva, 2005). Assim, este método já possui erro intrínseco devido aos dispositivos responsáveis pela digitalização dos sinais monitorados (Yonatha, 2012). Portanto, é necessária uma técnica capaz de reduzir a imprecisão da localização de faltas nestas condições.

Este trabalho faz uso de RNAs e da TOVs para estimar a localização de faltas em uma linha de transmissão real de 500kV simulada no *software Alternative Transient Program (ATP)*.

A TOVs e sua aplicação é explicada na seção 2. O sistema utilizado na simulação, assim como suas características, é discutido na seção 3. Os fundamentos da RNA utilizada, sua arquitetura e parâmetros de treinamento, são discutidos na seção 4. Os resultados são apresentados na seção 5 e, por fim, a conclusão do trabalho é tratada na seção 6.

2 Teoria das Ondas Viajantes (TOVs)

A TOVs mostra que a ocorrência de uma falta produz ondas de tensão que se propagam a partir do ponto de defeito nos dois sentidos da linha. Ao encontrar uma descontinuidade essas ondas se refletem e retornam ao ponto de defeito, onde haverá novas reflexões. Uma maneira prática de abordar o problema é através do diagrama de Lattice, como apresentado na Figura 1.

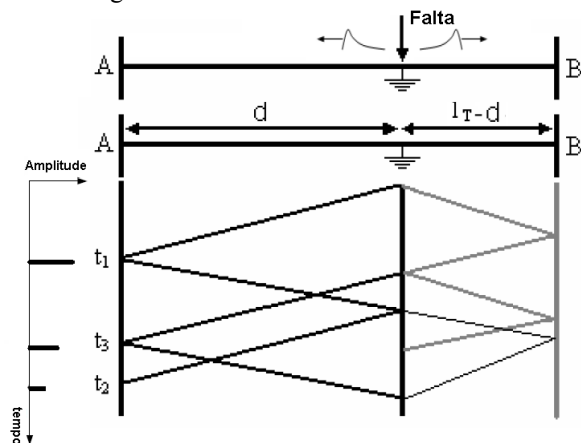


Figura 1 - Diagrama de Lattice

A distância de uma falta em relação ao ponto de referência ou terminal de medição A até a metade da linha pode ser estimada por:

$$d = \frac{v(t_2 - t_1)}{2} \quad (1)$$

Onde v é velocidade de propagação das ondas no modo aéreo, t_1 é o tempo de propagação da primeira frente de onda originada no ponto de falta até o ter-

minal de medição A; t_2 é o tempo de propagação considerando-se o tempo de retorno dessa primeira onda até o ponto de falta e desse ponto novamente ao terminal de origem (Naidu, 1985).

Considerando um sistema de transmissão de dois terminais, sendo um terminal de medição e o outro um terminal remoto, a Equação 1 aplica-se na estimação da localização de qualquer tipo de falta desde que esta ocorra na primeira metade da linha (Ngu, 2011). Nesta condição, $0 \leq d \leq l_T/2$, onde l_T é o comprimento total da linha de transmissão.

Sabe-se que, por causa do acoplamento mútuo nas linhas de transmissão, existirão diferentes modos de propagação das ondas no caso de faltas aterradas, normalmente um modo terra v_0 e dois modos aéreos v_1 e v_2 . Esses modos de propagação podem ser separados com o uso de transformações modais como, por exemplo, a transformada de Clarke ou Whedepohl (Clarke, 1993).

Uma vez separados, utiliza-se a velocidade do modo aéreo para o cálculo da distância da falta, que possui velocidade de propagação próxima à velocidade da luz, ou seja, 299.792.458 m/s. Esses modos de propagação têm velocidades e atenuações que conseqüentemente conduzem a efeitos de dispersão sobre frentes de ondas descritas pelas componentes de fase. Para sistemas com linhas transpostas, os dois modos aéreos têm a mesma impedância característica e velocidade de propagação. No caso de faltas aterradas como, por exemplo, monofásicas, as ondas refletidas no terminal remoto e refratadas no ponto de falta não podem ser mais desprezadas e duas condições devem ser consideradas: faltas localizadas na primeira e na segunda metade da linha.

Como dito anteriormente, faltas que ocorrem na primeira metade da linha podem ter sua distância estimada pela Equação 1, após a obtenção do intervalo de tempo entre duas primeiras ondas que chegam ao terminal de medição.

$$d = l_T - \frac{v(t_3 - t_1)}{2} \quad (2)$$

Por outro lado, para faltas que ocorrem na segunda metade da linha, a primeira onda refletida no terminal remoto é refratada no ponto de falta e a distância d pode ser estimada pela Equação 2.

3 Simulação do Sistema de Transmissão

Para validação da abordagem proposta foi utilizado um modelo de linha de transmissão de 500kV, frequência fundamental de 60Hz, com parâmetros distribuídos e dependentes da frequência e perfeitamente transposta em sua totalidade. A Figura 2 ilustra a topologia da rede de transmissão considerada. Esta topologia envolve uma LT de dois terminais A e B, representando o terminal de medição e terminal remoto, respectivamente.

O modelo da torre de transmissão utilizado pode ser observado na Figura 3. Este corresponde a um modelo de torre típico da Companhia Hidro Elétrica do São Francisco – CHESF utilizado na linha de transmissão que interliga as subestações de Presidente Dutra, no estado do Maranhão e Boa Esperança no estado do Piauí.

O modelo de linha JMarti (Marti, 1982) de parâmetros variantes na frequência foi usado para modelar a linha de transmissão devido à precisão na análise de transitórios eletromagnéticos. Na modelagem da linha de transmissão utilizou-se o bloco LCC (linhas e cabos constantes) do *software* ATP.

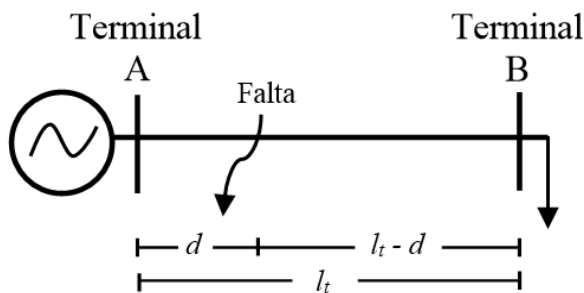


Figura 2 - Sistema de Transmissão de dois terminais

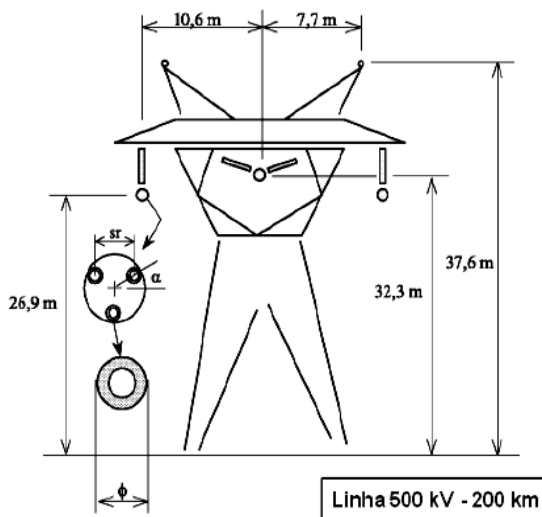


Figura 3 - Modelo da Torre de Transmissão de 500 kV

O *software* ATP foi utilizado para simulação e obtenção do conjunto de dados dos sinais de falta. Uma vez que cerca de 70% a 80% dos casos de ocorrência de faltas nas LTs ocorrem entre um condutor e a terra (Stevenson, 1986), somente faltas monofásicas foram simuladas.

A Figura 4 ilustra o sistema de transmissão modelado (Torres, 2014). O Trecho 1 está compreendido entre os pontos T1 e T2 e corresponde à distância da falta ao terminal de medição. O Trecho 2 está compreendido entre os pontos T2 e T3 e corresponde à distância entre o ponto de falta e o terminal remoto. Para modificar a distância da falta aplicada modifica-se o comprimento da linha nas propriedades do bloco LCC.

Alguns trabalhos mostraram que a resistência de falta não influencia na localização de faltas utilizando métodos baseados em componentes de alta frequência (Mamis, 2013; Da Silva, 2005). Desta forma, utilizou-se uma taxa de amostragem de 100kHz (1667 amostras por ciclo) na observação de faltas monofásicas do tipo A-T (falta monofásica envolvendo a fase A e a terra) aplicadas a 8km, 16km, 35km, 50km, 75km e 90km do terminal de medição A em 98 diferentes ângulos de incidência no intervalo $[3,89^\circ, 360^\circ]$ com passo de $3,67^\circ$ e uma única resistência de falta (RF) de valor nulo, totalizando 588 amostras.

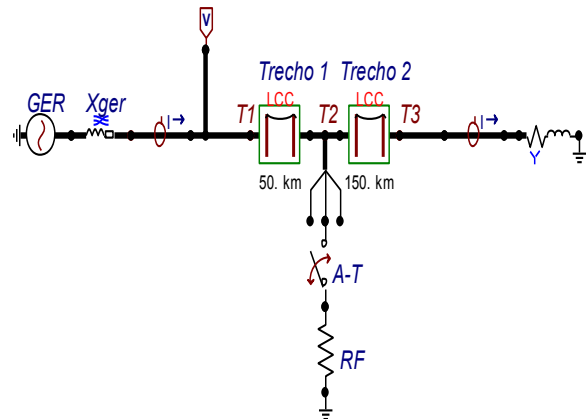


Figura 4 - Sistema de Transmissão modelado no ATP

A utilização de somente a fase A nas simulações não invalida a abordagem apresentada, uma vez que foi considerada a transposição da LT e mesmo carregamento para todas as fases. Assim, nas simulações de faltas monofásicas do tipo B-T ou C-T, sob as mesmas condições, são obtidos os mesmos sinais faltosos considerando apenas a defasagem entre as fases.

3.1 Transitórios em Sistemas Elétricos Faltosos

Os transitórios variam de acordo com o ângulo de incidência da falta, resistência da falta, fluxo de potência na linha, local da falta, entre outros fatores. Em alguns casos, o sistema pode apresentar transitórios amortecidos e com frequências próximas da frequência da rede (Yonatha, 2012).

A Figura 5 mostra os sinais das tensões trifásicas em kV ao longo do tempo, onde v:T1A representa o sinal de tensão na fase A, v:T1B representa o sinal de tensão na fase B e v:T1C representa o sinal de tensão na fase C, observadas no terminal de medição A quando ocorre uma falta monofásica do tipo A-T.

A Figura 6 mostra os sinais das correntes trifásicas em kA ao longo do tempo, onde c:IA representa o sinal de tensão na fase A, c:IB representa o sinal de tensão na fase B e c:IC representa o sinal de tensão na fase C, observadas no terminal de medição A quando ocorre uma falta monofásica do tipo A-T.

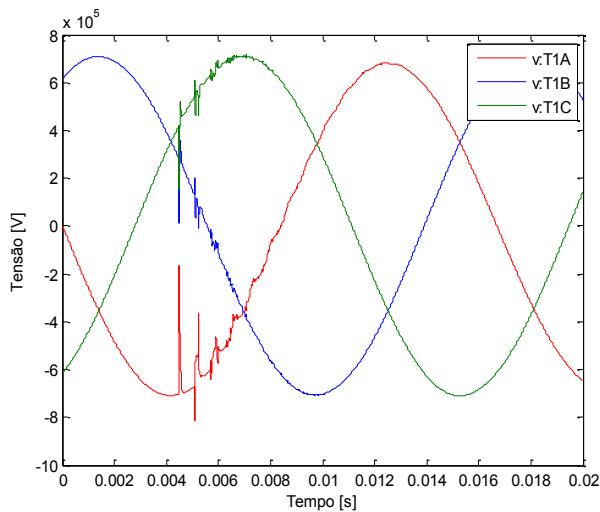


Figura 5 - Sinais de tensão para falta monofásica A-T

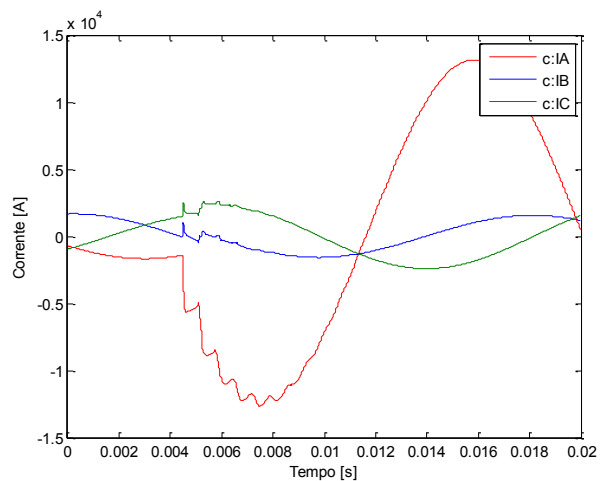


Figura 6 - Sinal de corrente para falta monofásica A-T

3.2 Pré-Localização da Falta

Uma vez que na simulação foi considerada uma LT de dois terminais é necessário identificar a meta-faltosa da linha e o tipo de falta ocorrida. Neste estudo, foram admitidas apenas faltas monofásicas do tipo A-T que ocorrem na primeira metade da linha, ou seja, considerando $0 \leq \text{Trecho1} \leq 100\text{km}$. Desta forma, $0 \leq d \leq 100\text{km}$ e a Equação 1 é utilizada na estimação da distância da falta ao terminal de medição A.

3.3 Localização da Falta a Partir de Sinais Transitórios de Tensão

A Figura 7 destaca os transitórios do sinal de tensão da fase A (v:T1A) da Figura 5.

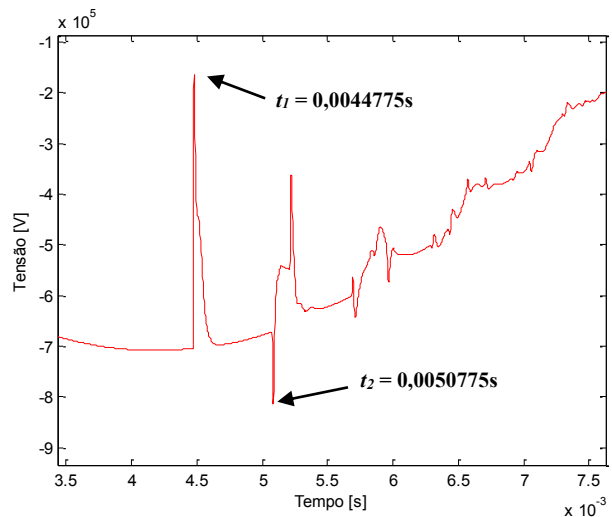


Figura 7 - Tempo de propagação da primeira e segunda onda viajante

No caso de faltas aterradas, no instante da falta, as ondas viajantes de tensão refletidas no terminal remoto B não são vistas no terminal de medição A. Estas ondas se manifestarão através de picos no sinal de tensão das fases até que a falta seja sanada ou o sistema atinja o regime permanente de falta.

Observando-se a Figura 7, é possível extrair os tempos t_1 e t_2 de propagação das ondas viajantes de tensão e utilizar a Equação 1 para estimar a distância da falta d ao terminal de medição A.

$$d = \frac{299.792.458 \times (5,0775 \cdot 10^{-3} - 4,4775 \cdot 10^{-3})}{2} \quad (3)$$

$$d = 89,93\text{km} \quad (4)$$

4 Aplicação de Redes Neurais Artificiais na Localização de Faltas em Linhas de Transmissão

Técnicas de inteligência artificial (IA) (Teklic, 2013; Tarafdar, 2008; Oleskovicz, 2003) têm sido largamente utilizadas na classificação e localização de faltas em linhas de transmissão de energia elétrica. Isto porque estas são fáceis de implementar e possuem a capacidade de generalização. A técnica mais utilizada na localização de faltas são as Redes Neurais Artificiais (RNAs).

Há diversos modelos de RNAs capazes de processar informações, todos eles consistindo em um grupo de neurônios organizados com o objetivo de fornecer uma saída desejada. No presente trabalho, a rede utilizada é a *Muti-Layer Perceptron* (MLP). Este tipo de rede neural apresenta pelo menos uma camada intermediária. Ainda, é necessário um algoritmo de treinamento capaz de definir de forma automática seus pesos, podendo ser utilizado um algoritmo *backpropagation* (Haykin, 1999).

Nas redes do tipo MLP os neurônios possuem uma função de ativação não-linear, diferenciável, do tipo sigmoidal, podendo ser a função logística ou tangente hiperbólica, por exemplo.

Para o problema abordado, utiliza-se uma RNA do tipo MLP com três entradas, uma camada intermediária com funções de ativação do tipo sigmoide logística e um único neurônio na camada de saída com função de ativação linear. As entradas da rede são os valores de ângulo de incidência da falta θ e os tempos correspondentes à primeira onda viajante t_1 e a segunda onda viajante reversa t_2 , todas estas, normalizadas. Utilizou-se a *toolbox* de RNAs do *software* MATLAB® e algoritmo de treinamento *Levenberg-Marquardt*.

Os dados de entrada foram obtidos pelo *software* ATP, no qual foi criado um conjunto de 588 amostras contendo θ , t_1 e t_2 representando diferentes situações de falta. Destas amostras, 60 foram destinadas para a etapa de teste e o restante para a etapa de treinamento.

4.1 Determinação da Arquitetura da RNA

Diferentes configurações de RNAs foram testadas a fim de obter-se menor erro na estimação da localização das faltas. A Figura 8 mostra o erro médio quadrático (EMQ) obtido nas simulações de acordo com a quantidade de neurônios na camada oculta.

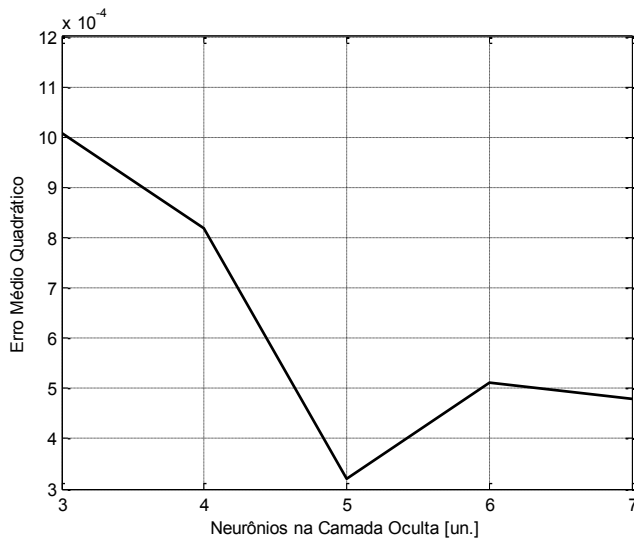


Figura 8 - EMQ para diferentes arquiteturas de RNA

Nota-se que, para 5 neurônios na camada oculta, a RNA obteve EMQ inferior a 4×10^{-4} , destacando-se dentre as outras configurações de RNAs testadas. Assim, a Figura 9 mostra a arquitetura utilizada onde D_{RNA} representa a saída obtida pela RNA.

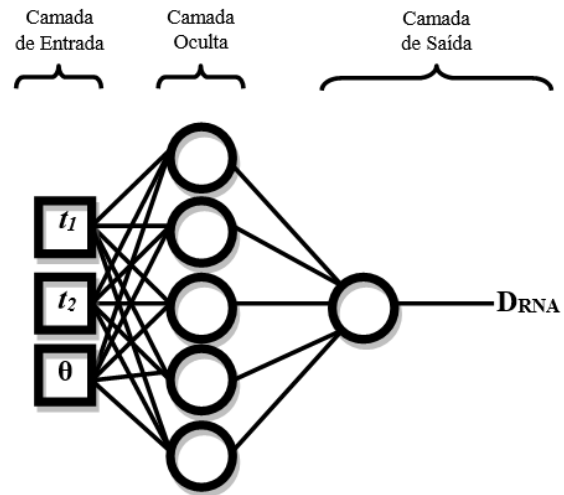


Figura 9 - Arquitetura da RNA utilizada

5 Aplicação e Resultados

A *toolbox* de redes neurais do *software* MATLAB® foi utilizada para treinamento e teste da RNA mostrada na Figura 9. Uma vez que o desempenho das RNAs pode variar de acordo com os pesos iniciais na fase treinamento, é necessário executar mais de um treinamento para que seja possível a avaliação de desempenho. Portanto, foram realizadas 10 rodadas de treinamento utilizando padrões de treinamento e teste idênticos.

A Tabela 1 mostra os valores de erro máximo, mínimo e médio, obtidos para os diferentes treinamentos (treinamentos T1 a T10) para diferentes localizações de falta. Ao observar os erros médios obtidos em todas as localizações e nos diferentes treinamentos, de forma geral, nota-se que os erros tornam-se mais expressivos à medida que a falta se aproxima do terminal de medição.

Em casos reais, há grande probabilidade de uma falta ocorrer em uma condição na qual a RNA não foi treinada. Nestes casos, a RNA deverá estimar a localização à partir de conhecimentos prévios repassados e utilizar sua capacidade de generalização. Para verificar o desempenho da rede nesta situação, foram simuladas diferentes condições de falta, variando a localização da falta, a resistência de falta e o ângulo de incidência. A Tabela 2 mostra as diferentes condições que foram simuladas. Neste ponto, é válido lembrar que as faltas simuladas são pré-localizadas no Trecho 1 da LT, como explicado na seção 3.2.

As simulações 1 a 5 foram realizadas no *software* ATP no qual foram extraídos os sinais de tensão da fase faltosa e, em seguida, extraídos os dados de entrada da rede θ , t_1 e t_2 através de um filtro adaptativo implementado no *software* MATLAB® (Almeida, 2014).

Tabela 1 – Erros obtidos na fase de teste da RNA em diferentes localizações em 10 rodadas de treinamento

Teino RNA	8km			16km			35km			50km			75km			90km		
	Erro [%]			Erro [%]			Erro [%]			Erro [%]			Erro [%]			Erro [%]		
	Máx	Min	Méd	Máx	Min	Méd	Máx	Min	Méd	Máx	Min	Méd	Máx	Min	Méd	Máx	Min	Méd
T1	1,48	0,00	0,56	4,45	0,00	0,20	0,48	0,01	0,14	0,34	0,07	0,19	0,30	0,04	0,10	0,32	0,02	0,06
T2	7,08	3,74	5,92	4,13	1,07	2,46	0,47	0,01	0,12	0,51	0,03	0,19	0,47	0,09	0,22	0,34	0,03	0,09
T3	6,95	0,82	6,45	4,50	1,06	1,84	0,58	0,03	0,32	0,56	0,02	0,20	0,63	0,00	0,27	0,46	0,01	0,05
T4	1,94	0,04	0,39	0,82	0,12	0,45	0,29	0,10	0,17	0,16	0,11	0,13	0,11	0,01	0,06	0,13	0,02	0,06
T5	4,92	1,22	2,13	3,53	0,11	2,36	0,52	0,02	0,14	0,19	0,01	0,09	0,26	0,01	0,08	0,43	0,01	0,06
T6	7,22	1,41	2,27	3,47	0,80	1,66	1,23	0,06	0,75	0,53	0,03	0,26	0,73	0,01	0,09	0,62	0,02	0,09
T7	3,26	0,04	0,82	4,07	0,02	0,82	0,55	0,01	0,20	0,32	0,01	0,10	0,41	0,00	0,13	0,25	0,01	0,05
T8	6,07	0,69	1,79	4,20	0,98	3,15	1,34	0,29	0,51	0,58	0,01	0,14	0,51	0,02	0,29	0,45	0,02	0,10
T9	5,56	3,19	4,45	4,33	1,87	2,95	0,48	0,01	0,31	0,65	0,01	0,11	0,67	0,17	0,32	0,39	0,02	0,11
T10	5,96	3,83	4,31	3,92	2,24	3,63	1,13	0,57	0,84	0,61	0,06	0,33	0,52	0,18	0,42	0,30	0,02	0,16

Tabela 2 – Condições das faltas simuladas

Simulação	D _{REAL} (km)	RF (Ω)	θ (graus)	t ₁ (ms)	t ₂ (ms)
1	8,20	3,40	341,64	15,88	15,93
2	23,60	9,33	47,94	0,96	1,12
3	44,20	9,88	158,08	7,50	7,80
4	58,70	8,34	84,66	4,14	4,54
5	83,10	14,10	286,57	13,58	14,14

A partir deste ponto, utilizando a TOVs, a localização da falta pode ser estimada apenas utilizando os valores de t_1 e t_2 e a Equação 1. Desta forma, os possíveis erros apresentados na estimativa são devidos, principalmente, a taxa de amostragem utilizada. É possível estimar o erro admissível que deve ser levado em consideração para a localização de faltas em linhas de transmissão utilizando a TOVs, devido aos dispositivos responsáveis pela digitalização dos sinais monitorados (Yonatha, 2012). Sendo f_s a frequência de amostragem utilizada, o erro admissível (Err) pode ser estimado à partir da Equação 5:

$$\text{Err} = \frac{299.792.458}{2 \times f_s} \quad (5)$$

Através da Equação 5, considerando $f_s=100\text{kHz}$, é possível determinar o valor de Err para o problema em questão.

$$\text{Err} = \frac{299.792.458}{2 \times 100.000} \quad (6)$$

$$\text{Err} = 1,4989 \text{ km} \quad (7)$$

Utilizando os valores de θ , t_1 e t_2 da Tabela 2 foi possível estimar a localização da falta para as diferentes condições.

Tabela 3 – Erros obtidos considerando as faltas simuladas

D _{REAL} (km)	D _{TOV} (km)	D _{RNA} Méd (km)	Erro TOVs		Erro RNA	
			Abs (km)	Rel [%]	Abs (km)	Rel [%]
8,20	7,49	8,38	0,71	8,66	0,18	2,16
23,60	23,98	23,50	0,38	1,61	0,11	0,46
44,20	44,97	44,15	0,77	1,74	0,08	0,19
58,70	59,96	58,73	1,26	2,15	0,07	0,13
83,10	83,94	83,42	0,84	1,01	0,32	0,39

A Tabela 3 mostra os erros obtidos ao estimar a localização das faltas nas condições mostradas na Tabela 2. Nota-se que os erros absolutos obtidos pela localização da falta através da TOVs e RNA são inferiores ao erro admissível determinado na Equação 7.

O valor apresentado na Tabela 3 como localização estimada pela RNA considera o valor médio das distâncias estimadas a cada rodada de treinamento, as quais retornaram valores diferentes de localização da falta. O maior erro relativo apresentado pela RNA ocorre na estimativa da falta localizada a 8,2km do terminal de medição. No entanto, nota-se que, em termos de valores absolutos, ou seja, em km, o erro é comparável aos demais erros decorrentes da estimativa da RNA.

As Figuras 10 a 14 mostram os gráficos de dispersão dos erros absolutos obtidos pela RNA em comparação com o erro absoluto decorrente da estimativa de localização da falta através da TOVs. Uma vez que a estimativa pela TOVs apresentará valor único para as simulações 1 a 5, não haverá dispersão nos erros absolutos e o gráfico se apresentará em forma de linha.

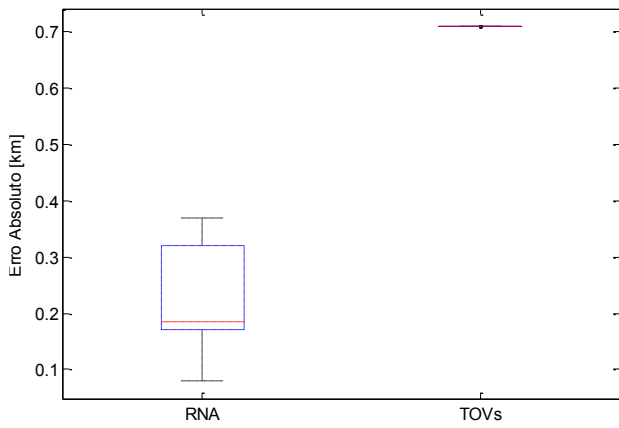


Figura 10 – Simulação 1 – Erro absoluto RNA×TOVs

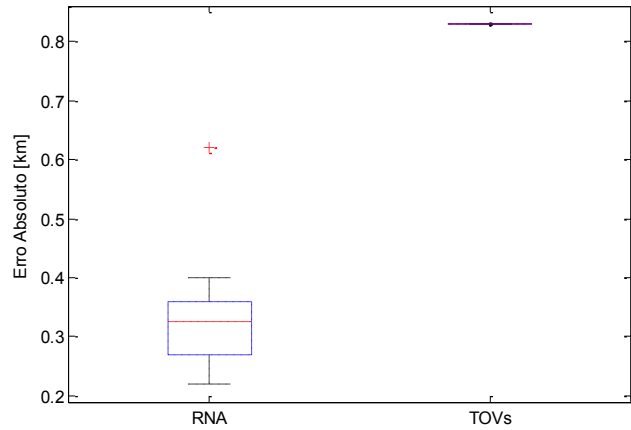


Figura 14 - Simulação 5 – Erro absoluto RNA×TOVs

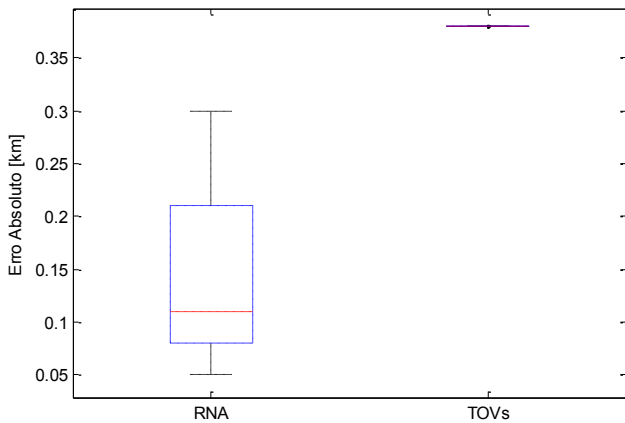


Figura 11 - Simulação 2 – Erro absoluto RNA×TOVs

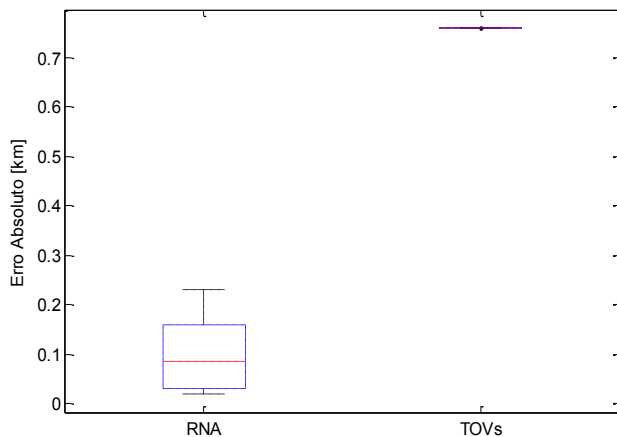


Figura 12 - Simulação 3 – Erro absoluto RNA×TOVs

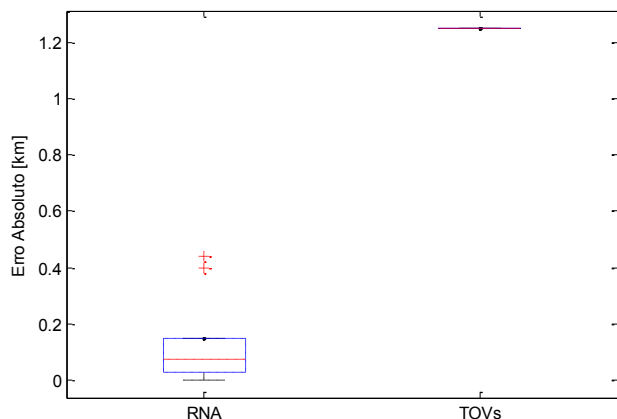


Figura 13 - Simulação 4 – Erro absoluto RNA×TOVs

6 Conclusão

O trabalho proposto abordou uma das principais técnicas de localização de faltas em linhas de transmissão de alta tensão de energia elétrica com a utilização de RNA. A localização da falta foi obtida pela rede neural utilizando valores de diversos ângulos de incidência de falta e os tempos correspondentes à primeira onda viajante e a segunda onda viajante reversa.

Na análise comparativa dos métodos, para condições de faltas diferentes das utilizadas no treinamento da RNA, o erro máximo na estimativa da distância da falta no método proposto foi de 0,32km, e de 1,26km para o método TOVs.

É possível melhorar os resultados utilizando técnicas de processamento de sinal capazes de extrair características dos sinais em regime de falta.

Agradecimentos

Os autores agradecem à Universidade Federal do Ceará – UFC, Universidade Federal do Piauí – UFPI, Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico - FUNCAP e Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Piauí - FAPEPI.

Referências Bibliográficas

- Almeida, A. R, Almeida O. M., (2014), Localização de Faltas em Sistemas de Transmissão de Alta Tensão a partir de Registros Oscilográficos Usando Análise de Componentes Independentes, Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos – SBSE.
- Torres S. S., (2014), Localização de Faltas em Linhas de Transmissão por Meio de Ondas Viajantes, Trabalho Final de Curso, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Piauí.

- Teklic L., (2013), Artificial Neural Approach for Locating Faults in Power Transmission System, IEEE EuroCon 2013.
- Mamis M. S, Arkan M., Keles C. (2013) Transmission Line Fault Using Transient Signal Spectrum, Electrical Power and Engineering Systems – ELSEVIER, no. 53, pp. 714-718.
- Yonatha M.P., Felipe V., (2012), Localização de Falhas em Linhas de Transmissão: Estudo de Métodos Baseados na Teoria das Ondas Viajantes e na Análise de Componentes de Frequência Fundamental, XIX Congresso Brasileiro de Autmática, CBA.
- Silva J.A.C.B., K. M. Silva, (2012), IEEE - Sampling Frequency Influence at Fault Locations Using Algorithms Based on Artificial Neural Networks, Fourth World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing – NaBIC.
- Ngu E.E., K. Ramar, (2011), A Combined Impedance and Travelling Wave Based Fault Location Method for Multi-Terminal Transmission Lines, Electrical Power and Energy Systems 33, pp. 1767-1775.
- Tarafdar M., K. Razi, (2007), Fault Classification and Location of Power Transmission Lines Using Artificial Neural Network, International Power Engineering Conference – IPEC.
- Da Silva M., Oleskovicz M., (2005), Uma Nova Ferramenta Baseada na Transformada *Wavelet* para Localização Digital de Falhas, Revista Controle & Automação, Vol.16 no.3, Julho, Agosto e Setembro 2005.
- Oleskovicz M., Coury D.V, (2003), O Emprego de Redes Neurais Artificiais na Detecção, Classificação e Localização de Falhas em Linhas de Transmissão, Revista Controle & Automação, Vol.14 no.2, Abril, Maio e Junho 2003.
- Tahar B., (2004) Fault Location in EHV Transmission Lines Using Artificial Neural Networks, International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, Vol. 14, No. 1, pp. 69-78.
- Magnago, F. H., and A. Abur, (1998), Fault Location Using Wavelets, IEEE Transactions on Power Delivery, vol.13 n° 4, pp. 1475-1480.
- Clarke, E.,(1993), Circuit analysis of A-C power systems. New York: John Wiley.
- Naidu, S. R, (1985), Transitórios eletromagnéticos em sistemas de potência. Campina Grande, Ed. Grafset.
- Marti, J. R.,(1982), Accurate Modeling of Frequency Dependent Transmission Lines in Electromagnetic Transient Simulations, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol, PAS-101, N°1, pp 147-155.
- Stevenson Jr, W.D (1986). Elementos de Análise de Sistemas de Potência. McGrawHill do Brasil, Edição 2, São Paulo.