

## REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS PARA LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO: CASOS SIMULADOS E REAIS

## ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR FAULT LOCATION IN TRANSMISSION LINES: SIMULATED AND REAL CASES

Simone A. Rocha<sup>a</sup>, Thiago G. de Mattos<sup>a</sup> e Eduardo G. da Silveira<sup>b</sup>

<sup>a</sup> Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, Avenida Amazonas 7675, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil, [simone-rocha.025@gmail.com](mailto:simone-rocha.025@gmail.com), [tgmattos@gmail.com](mailto:tgmattos@gmail.com), <http://www.dppg.cefetmg.br>

<sup>b</sup> Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, Avenida Amazonas 7675, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil, [eduardogs.1107@gmail.com](mailto:eduardogs.1107@gmail.com), <http://www.dppg.cefetmg.br>

**Palavras-chave:** Rede Neurais Artificiais, Localização de Faltas, Linhas de Transmissão.

**Resumo.** Este artigo apresenta uma aplicação de Redes Neurais Artificiais (RNAs) para classificar, localizar faltas em linhas de transmissão e determinar o valor das resistências de defeito, utilizando-se dados de faltas simuladas em um programa de transitórios eletromagnéticos e de faltas reais ocorridas no sistema elétrico brasileiro. A detecção da falta é feita a partir da transformada Wavelet. Para a classificação, localização de faltas e determinação da resistência de falta, utilizam-se RNAs com topologia Multilayer Perceptron (MLP), método de aprendizagem supervisionado backpropagation, algoritmo de treinamento Levenberg-Marquardt e função de ativação tangente-sigmoide. Os resultados obtidos para a classificação mostraram-se eficazes em todos os testes realizados. Com 5% de significância, a localização e a determinação da resistência para faltas simuladas pelas RNAs, em comparação com os resultados do método analítico de Johns, forneceram evidências estatísticas favoráveis ao método de inteligência computacional proposto. Em casos reais, o desempenho do método analítico alcançou melhores resultados, sinalizando a necessidade de novos estudos para a utilização prática do método proposto.

**Keywords:** Artificial Neural Network, Fault Localization in Transmission Lines.

**Abstract.** This paper presents an application of Artificial Neural Networks (RNAs) to classify, locate faults in transmission lines and determine the value of fault resistances, using simulated fault data in a program of electromagnetic transients and actual faults in the Brazilian electric system. Fault detection is made from the Wavelet transform. For classification, fault location and fault resistance determination, RNAs with Multilayer Perceptron (MLP) topology, supervised backpropagation learning method, Levenberg-Marquardt training algorithm and tangent-sigmoid activation function are used. The results obtained for the classification were effective in all tests performed. At 5% significance, the location and determination of resistance to RNA-simulated faults, compared to the results of the Johns analytical method, provided favorable statistical evidence for the proposed computational intelligence method. In real cases, the performance of the analytical method achieved better results, signaling the need for further studies for the practical use of the proposed method.

## 1 INTRODUÇÃO

As linhas de transmissão aéreas constituem importantes componentes de um sistema elétrico de potência, destinando-se ao transporte de energia elétrica desde a sua geração até as redes de distribuição. A ocorrência de um curto-circuito (falta) em uma linha de transmissão representa um fenômeno de difícil previsão, sendo caracterizado pelo instante de ocorrência, a classificação do tipo de falta (fase-terra, bifásico, bifásico-terra e trifásico), a indicação do local e também da resistência de falta.

Na ocorrência da falta, a detecção, identificação e sinalização do evento são executados pelo relé de proteção, comandando os disjuntores de forma a retirar de serviço a linha em falta. Após sua atuação, visando colocar a linha novamente em funcionamento, são feitas tentativas de religamento automático. Duas situações podem ocorrer: há o sucesso e a linha é reintegrada ao sistema ou as tentativas falham e a linha necessita ser desligada até que as divisões de manutenção da concessionária executem os trabalhos de reparo o que, de acordo com Silveira e Pereira (2007), deve ocorrer no menor tempo possível e com níveis de confiabilidade adequados, reduzindo os custos devido aos desligamentos.

Este artigo tem como objetivo apresentar uma aplicação de RNAs ao problema de localização de faltas em linhas de transmissão estudado por autores como Amorim e Huais (2004), Chen e Maun (2000), Jiang et al. (2011) e Lout e Aggarwal (2012). Para este fim, foram implementados programas computacionais contendo rotinas e técnicas matemáticas necessárias para minimizar as fontes de erro e fornecer a distância para a falta em relação ao terminal da linha.

## 2 METODOLOGIA

A metodologia desenvolvida e as etapas necessárias ao processo envolvem a definição do sistema elétrico a ser utilizado, simulação de casos de curto-circuito através do programa *Alternative Transients Program* (ATP, 1987), leitura de dados de tensão e corrente, filtragem digital passa-baixa, interpolação dos dados, estimação dos fasores de frequência fundamental pelo filtro de Fourier, como proposto por Pereira e Cruz (1999), detecção da falta por transformada de Wavelet, classificação, localização da falta e determinação da resistência de falta com a utilização de RNAs. Dentre as diferentes topologias possíveis para a estruturação de uma RNA, optou-se pela rede *Multilayer Perceptron* (MLP) com aprendizado supervisionado *Backpropagation* e Algoritmo de Treinamento *Levenberg-Marquardt*, implementadas através do *Toolbox Neural Network* do Matlab descrito por Demuth e Beale (2015).

A amostragem de dados reais é feita por um Registrador Digital de Perturbações (RDP) ou por um relé de proteção, junto aos transformadores de potencial (TP) e de corrente (TC), conforme indicado na Figura 1. Os dados são transmitidos à sala de controle por um link de comunicação e o processamento para localização da falta é feito *off-line* por um *software*.

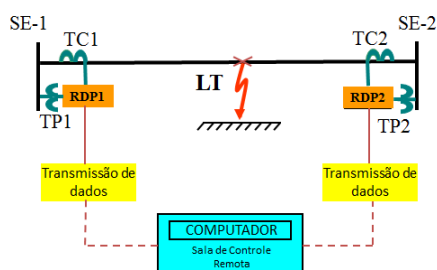


Figura 1: Esquema de obtenção de dados.

Neste trabalho, foi considerada uma linha de transmissão real de 74,4 km e 345 kV utilizada por Silveira et al. (2017). Os parâmetros da linha e os dados das fontes equivalentes terminais encontram-se listados na Tabela 1.

Elemento	Sequência Positiva		Sequência Zero	
	$r_1 (\Omega)$	$x_1 (\Omega)$	$r_0 (\Omega)$	$x_0 (\Omega)$
Linha	2,69	27,97	26,94	106,58
Fonte Local	4,0007	34,110	4,0692	33,603
Fonte Remota	6,3318	53,845	2,7307	39,363

Tabela 1: Parâmetros da linha e fontes equivalentes para as faltas simuladas.

Para a obtenção de dados simulados, os parâmetros da linha foram inseridos no ATP, conforme indicado pela Figura 2.

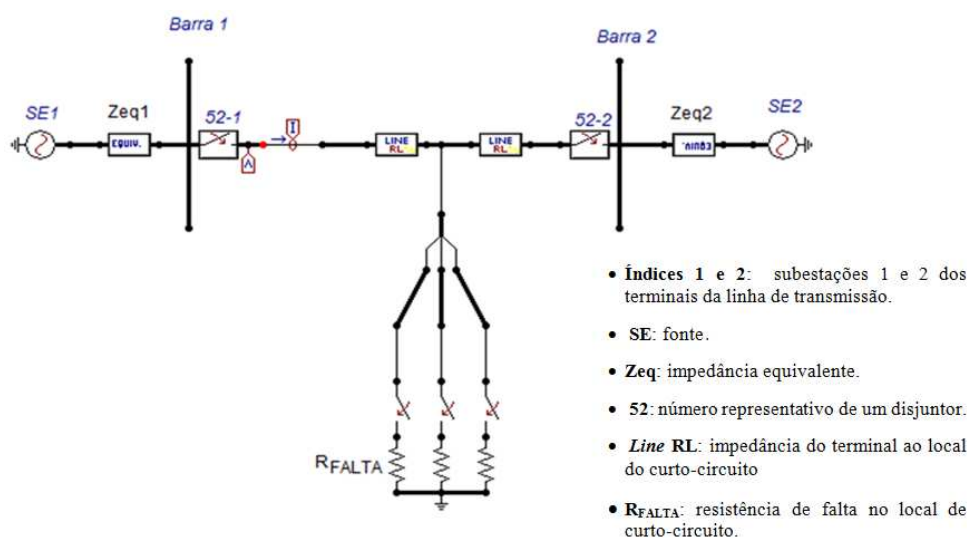


Figura 2: Modelo do ATP para simulação de curto-circuito.

Combinando recursos do ATP e do Matlab, conforme indicado na Tabela 2, foram gerados 1672 cenários de falta para o treinamento das RNAs e outros 182 casos para a validação da rede. Foi possível também a realização de dois testes com casos reais de curto-circuito, cujas amostras de tensão e corrente foram obtidas de uma concessionária de energia elétrica.

Treinamento	Local de Falta (km)	Casos FT - FFT - FF - FFF: Faltas simuladas a cada 5% do comprimento da linha			Total: 19 locais da linha
	Resistência de Falta ( $\Omega$ )	Casos FT - FFT: 0 - 4 - 8 - 12 - 16 - 20 - 24 - 28 - 32 - 36			Caso FF - FFF: 0 - 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - 6
	Número de Casos	Casos FT e FFT: $2 \cdot 3 \cdot 10 \cdot 19 = 1140$	Caso FF: $3 \cdot 7 \cdot 19 = 399$	Caso FFF: $1 \cdot 7 \cdot 19 = 133$	<b>Total:</b> <b>1672 cenários</b>
Validação	Local de Falta (km)	Casos FT - FFT - FF - FFF: 4 - 11 - 26 - 40 - 50 - 59 - 68			Total: 7 locais da linha
	Resistência de Falta ( $\Omega$ )	Casos FT - FFT: 10, 21, 31			Caso FF - FFF: 2,5 e 4,5
	Número de Casos	Casos FT e FFT: $2 \cdot 3 \cdot 3 \cdot 7 = 126$	Caso FF: $3 \cdot 7 = 42$	Caso FFF: $1 \cdot 7 = 14$	<b>Total:</b> <b>182 cenários</b>

Tabela 2 - Variáveis de composição dos cenários de falta.

## 2.1 Pré-processamento de dados

O processo tem início com a leitura dos dados de entrada das tensões e correntes dos terminais da linha. Em seguida, ocorre a detecção do instante da falta para a separação do banco de dados correspondente aos períodos pré-falta e de falta. Executa-se o pré-condicionamento dos sinais de tensão e corrente, quando as frequências mais elevadas são retiradas por filtragem digital passa-baixa. Após esta etapa, prossegue-se com redução da frequência de amostragem para o valor desejado de 16 pontos por ciclo da frequência fundamental (60 Hz no caso do Brasil). Para estimação dos fasores associados à frequência fundamental foi utilizado o método de mínimos quadrados, como descrito por Phadke e Thorp (1988).

## 2.2 Detecção da falta

A utilização adequada dos dados de tensões e correntes de falta para a classificação, a localização e a determinação da resistência de falta encontra-se relacionada com a correta identificação do instante de início do curto circuito nas ondas de tensão e corrente. Diferentes técnicas podem ser aplicadas para a detecção e, neste trabalho, conforme ilustrado na [Figura 3](#), optou-se pelo procedimento utilizado por Saravanababu et al. (2013) e Costa (2014), que consiste na aplicação da Transformada Wavelet e do Teorema de Parseval.

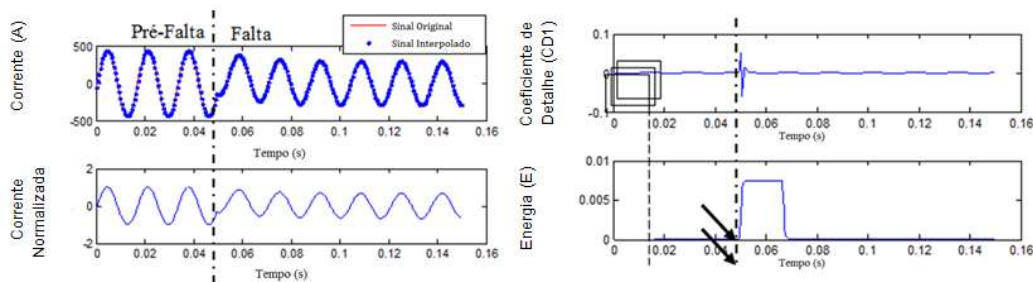


Figura 3: Detecção do instante de início da falta.

## 2.3 Classificação da falta

Esta etapa tem a função de determinar o tipo de curto-circuito ocorrido e as fases envolvidas. Na [Figura 4](#) detalham-se os tipos de faltas investigadas.

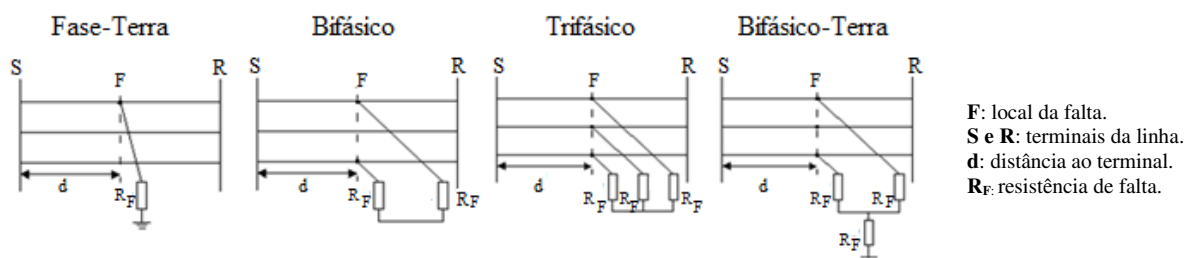


Figura 4: Modelos de curto-circuito.

Para a classificação das faltas, foi aplicada uma RNA treinada a partir de dados do terminal emissor da linha de transmissão, como apresentado por Silveira et al. (2017). Os cenários de falta para o treinamento e a validação foram gerados, no software ATP, por combinação de diferentes valores das variáveis, conforme a [Tabela 2](#). Nas entradas da RNA de classificação foram empregadas as médias dos módulos dos fasores das tensões  $V_A$ ,  $V_B$ ,  $V_C$  e das correntes  $I_A$ ,  $I_B$  e  $I_C$ . O processo para a corrente em uma das fases é exemplificado na [Figura 5](#).

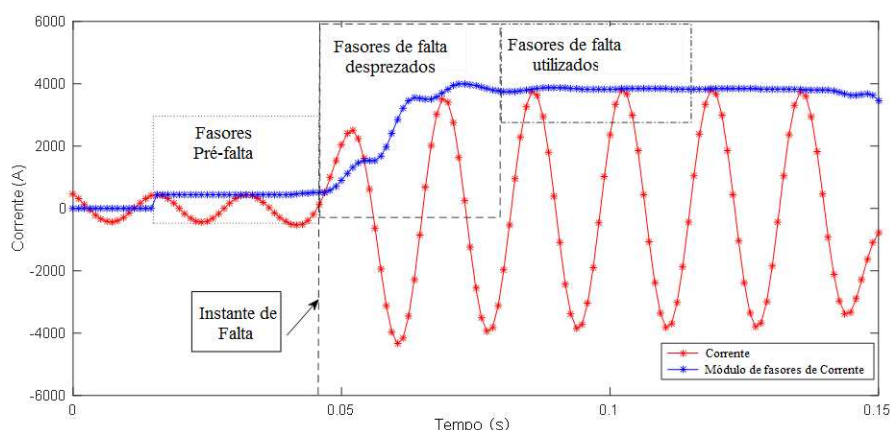


Figura 5 - Processo de seleção dos fasores para entrada das RNAs.

Conforme indicado na Figura 6, a RNA foi implementada com 2 camadas ocultas de 16 e 12 neurônios e saída com 4 neurônios.

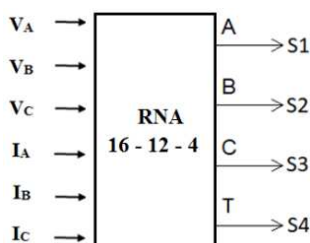


Figura 6 - Estrutura da RNA para classificação de faltas.

Para o treinamento da rede de classificação foram utilizados 570 casos de faltas fase-terra e fase-fase-terra, 399 casos de faltas fase-fase e 133 casos de faltas trifásicas, totalizando 1672 cenários. Na validação da RNA de classificação, convencionou-se que as saídas ( $S_i$ ) observadas no intervalo de 0 a 0,5 indicaram uma situação normal e os valores entre 0,5 a 1,0 uma situação de curto circuito. Na Tabela 3 são apresentadas, para alguns casos simulados e 2 casos reais, as respostas esperadas e as saídas obtidas na rede neural em função do tipo de falta na etapa de validação.

Faltas		Esperado				Saída			
		$S_1$	$S_2$	$S_3$	$S_4$	$S_1$	$S_2$	$S_3$	$S_4$
Simuladas	AT	1	0	0	1	1.0000	0.0001	0.0000	1.0020
	AB	1	1	0	0	1.0000	1.0000	0.0000	0.0179
	ABT	1	1	0	1	1.0000	1.0000	0.0000	0.9990
	ABC	1	1	1	0	1.0000	1.0000	1.0000	-0.0001
Reais	AT	1	0	0	1	1.0000	0.0000	0.0000	1.0001
	BT	0	1	0	1	0.0003	0.9999	0.0000	0.9986

Tabela 3 - Saídas da rede neural em função do tipo de falta.

## 2.4 Localização da falta e determinação da resistência de falta

Nesta etapa, aplicam-se as RNAs para localização de falta e determinação da resistência de falta, treinadas separadamente, conforme o tipo de curto-circuito: fase-terra, fase-fase, fase-fase-terra e trifásico.

A topologia das redes para o módulo de localização e de determinação da resistência de

falta foi determinada de forma experimental, possuindo duas camadas ocultas com 30 e 20 neurônios. Os fasores da etapa de classificação também foram utilizados como dados de entrada dessa nova etapa, porém cada módulo foi treinado separadamente de acordo com o tipo de falta. Conforme a Figura 7, seis valores de tensões e correntes ( $V_A$ ,  $V_B$ ,  $V_C$ ) e ( $I_A$ ,  $I_B$ ,  $I_C$ ), são aplicadas às entradas das redes, que fornece como saída a distância ( $d$ ) da falta, em quilômetros, a partir do ponto de medição. Estrutura interna semelhante é utilizada para as RNAs de obtenção da resistência de falta ( $R_F$ ).

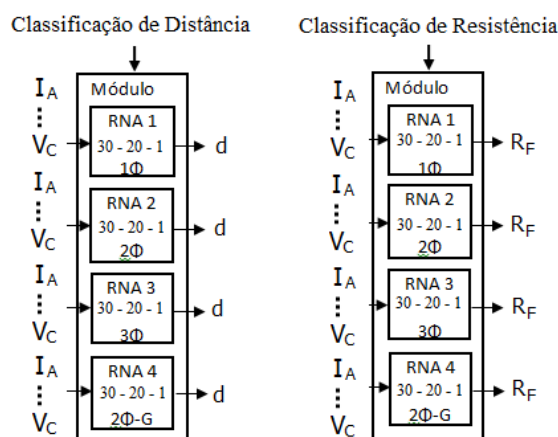


Figura 7: Estrutura modular para determinação da localização e da resistência de falta.

Visando a possibilidade de utilização do método estocástico para a comparação entre médias e variâncias dos valores de localização e de resistência de falta obtidos, as RNAs implementadas foram executadas 40 vezes como descrito por Montgomery e Runger (2016).

O método analítico de Johns e Jamali (1990) foi aplicado aos casos de validação para comparações de seus resultados com os fornecidos pelas RNAs. Neste método, utilizado como referência, o local da falta é obtido a partir de funções hiperbólicas, descritivas do circuito elétrico, capazes de representar as variações de tensão e corrente ao longo da linha transmissão a partir de seus dois terminais.

### 3 ANÁLISE DOS RESULTADOS OBTIDOS

Os métodos utilizados foram aplicados para a classificação, a localização e o cálculo da resistência de falta de sinais simulados e reais da linha utilizada. Em relação à classificação, como exemplos apresentados da Tabela 3, houve acerto de todos os eventos, demonstrando a capacidade de generalização da metodologia desenvolvida.

Para a localização, a comparação estatística entre os resultados obtidos pela RNA proposta e o método analítico de referência foi realizada a partir da análise das variâncias dos erros, calculados percentualmente a partir das respostas obtidas para as distâncias de falta em relação aos locais de referência das simulações do ATP.

Em relação à resistência de falta, vale ressaltar que o método de Johns e Jamali (1990) não fornece esse valor. Assim, foram realizadas comparações entre os resultados fornecidos pelas RNAs para os valores simulados e reais.

#### 3.1 Casos simulados de localização de falta

Os resultados da validação da localização de falta de casos simulados, para a RNA proposta e para o método de Johns e Jamali (1990), são representados na Figura 8.



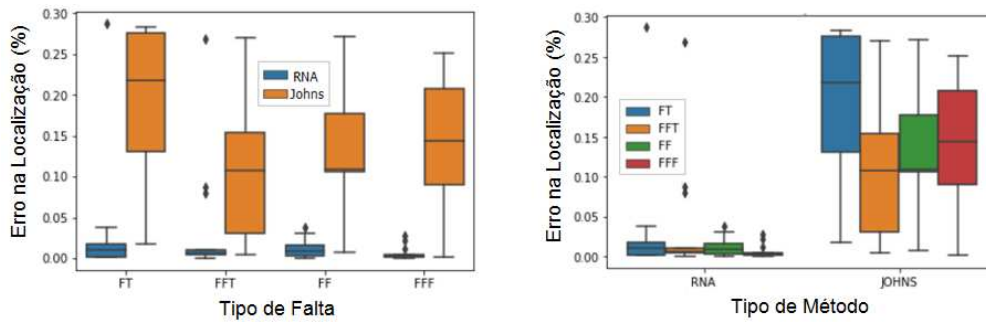


Figura 8: Erros de localização por tipo de falta e por tipo de método.

Para a verificação da existência de diferenças entre os fatores tipo de falta e tipo de método, foi utilizado o modelo estatístico de experimento com dois fatores seguindo distribuição normal, com média zero e variância  $\sigma^2$ , descrito na Eq. (1).

$$y_{ijn} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \epsilon_{ijn} \quad \begin{cases} i = 1, 2, 3, 4. \\ j = 1, 2. \\ n = 1, 2, \dots, 14. \end{cases} \quad (1)$$

No modelo, como em Montgomery e Runger (2016), considerou-se  $\mu$  como o efeito médio global dos erros,  $\tau_i$  o efeito do  $i$ -ésimo nível do fator tipo de falta,  $\beta_j$  o efeito do  $j$ -ésimo nível do fator tipo de método,  $(\tau\beta)_{ij}$  o efeito da interação entre os fatores tipo de falta e tipo de método,  $i$  o número de níveis do fator tipo de falta,  $j$  o número de níveis do fator tipo de método e  $n$  o número de amostras recolhidas para cada nível.

A aplicação do teste Anova a um modelo proposto assume que as observações são independentes e normalmente distribuídas, mantendo a mesma variância em cada tratamento. Conforme Montgomery (2005), os resultados gráficos expressos na Figura 9, indicam que essas premissas foram atendidas, permitindo a utilização do teste Anova ao modelo proposto.

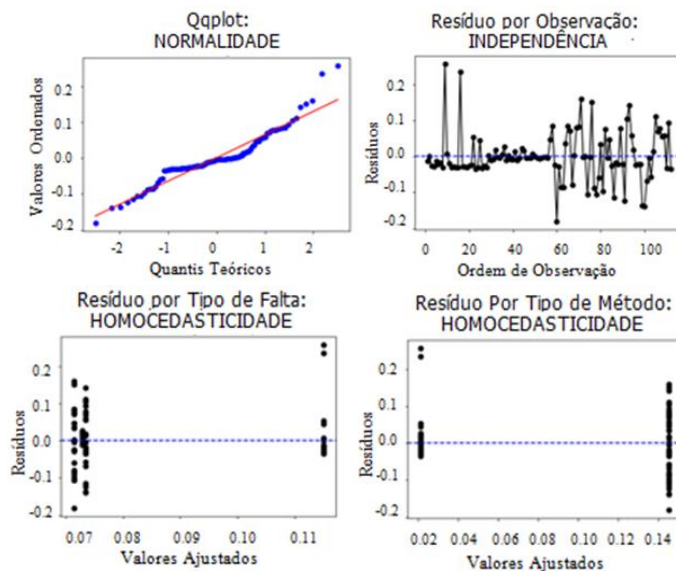


Figura 9: Premissas para a aplicação do modelo de análise da variância.

Observou-se que no gráfico quantil-quantil da Normal (Qqplot) a configuração de pontos se aproximou de uma reta, o que indica que os resíduos apresentam distribuição normal. Em relação ao gráfico de resíduos por observação, esses se situaram aproximadamente em torno

de uma faixa horizontal, sinalizando a validade da suposição de independência. Referente à homocedasticidade, essa foi verificada para os níveis tipo de falta e tipo de método, sendo que o estudo gráfico residual não evidenciou a existência de um padrão para a mudança de nível em ambas as situações.

A validade dos pressupostos anteriormente explicitados possibilitou a aplicação do teste Anova considerando-se as hipóteses apresentadas nas Eq. (2), (3) e (4), onde  $i$  corresponde aos 4 tipos de falta e  $j$  aos 2 tipos de método.

$$\begin{cases} H_0 : \tau_1 = \dots = \tau_i = 0 \\ H_1 : \exists i / \tau_i \neq 0 \end{cases} \quad (2) \quad \begin{cases} H_0 : \beta_1 = \dots = \beta_j = 0 \\ H_1 : \exists j / \tau_j \neq 0 \end{cases} \quad (3) \quad \begin{cases} H_0 : (\tau\beta)_{ij} = 0 \quad \forall i, j \\ H_1 : \exists i, j / (\tau\beta)_{ij} \neq 0 \end{cases} \quad (4)$$

Como orientado em Montgomery (2005), comparando-se os resultados da estatística do teste Anova registrados na penúltima coluna da [Tabela 4](#), com os resultados da distribuição F de Snedecor, como  $2.65 < f(0.05; 3; 104) = 2.69$  e  $2.14 < f(0.05; 3; 104) = 2.69$ , os efeitos principais do tipo de falta e da interação entre os fatores não afetam o erro percentual em relação ao valor de referência para a identificação do local de falta. Para o fator tipo de método, como  $90.79 > f(0.05; 1; 104) = 3.93$ , os efeitos principais do tipo de método utilizado afetam o erro percentual em relação ao valor de referência para o local de falta.

	sum_sq	df	F	PR(>F)
C(Tipo_Falta)	0.037879	3.0	2.653363	5.247951e-02
C(Tipo_Metodo)	0.432035	1.0	90.789155	7.619650e-16
C(Tipo_Falta):C(Tipo_Metodo)	0.030558	3.0	2.140512	9.958981e-02
Residual	0.494901	104.0	NaN	NaN

Tabela 4: Teste Anova.

Outra análise equivalente pôde ser realizada a partir dos dados da última coluna da [Tabela 4](#). Pelo teste, os erros ocorridos em razão do tipo de falta e da interação não são estatisticamente significativos. Ao nível de significância 0.05, o p-valor para o tipo de falta e para a interação entre os fatores foi maior que 0.05, não havendo indícios para rejeitar a hipótese nula. O resultado do p-valor obtido para o tipo de método é consideravelmente menor que a significância 0.05, indicando a rejeição da hipótese nula e a existência de diferença entre os tipos de métodos. A aplicação do teste de Tukey, sugerido por Montgomery (2005), sinalizou que a RNA utilizada apresentou menores erros de localização de falta em linhas de transmissão simuladas em relação ao método de Johns e Jamali.

### 3.2 Casos reais de localização de falta

Dois casos reais de falta da linha de transmissão estudada serviram como referência para a validação da RNA proposta e do método de Johns e Jamali. Assim como nas simulações, os resultados da validação da localização foram avaliados em função do erro percentual, considerando-se as respostas para as distâncias de falta em relação aos locais reais fornecidos pela concessionária. Os resultados obtidos, apresentados na [Tabela 5](#), indicam que o desempenho do método analítico alcançou melhores resultados que os do método proposto.

Tipo de Falta	Local Real (km)	Causa	Local de falta estimado (km)	
			Johns	RNA
AT	60,0	Descarga atmosférica	64,4	24,0
BT	54,0		54,3	37,7

Tabela 5: Localização de faltas reais.



### 3.3 Casos simulados e reais de resistência de falta

Conforme a Tabela 2, os casos bifásicos e trifásicos de falta foram simulados com resistências de falta de  $2,5\Omega$  e  $4,5\Omega$ . Em relação às faltas fase-terra e bifásico-terra, foram realizadas simulações com resistências de falta de  $10\Omega$ ,  $21\Omega$  e  $31\Omega$ . Resultados da validação da resistência de falta de casos simulados para a RNA são representados na Figura 12.

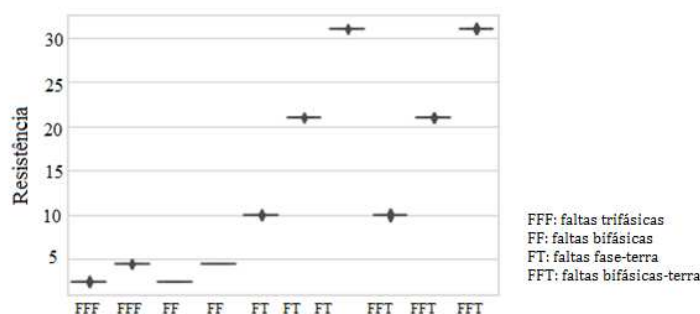


Figura 12: Resistência de falta por tipo de falta

Para a comparação entre as resistências de falta obtidas nos casos de validação das RNAs e os correspondentes valores simulados, pela condução do Teste Z, não houve indícios estatísticos para rejeitar a hipótese nula de igualdade. Em relação aos casos reais, os valores encontrados pelas RNAs foram inconsistentes.

## 4 CONCLUSÕES

Neste artigo foram propostas metodologias para classificar, localizar faltas e determinar resistência de faltas em linhas de transmissão através de RNAs. O banco de dados foi simulado pelo programa ATP a partir dos parâmetros de uma linha de transmissão real de 345 kV e 74,4 km de uma concessionária de energia elétrica brasileira.

Visando preservar as características do fenômeno de ocorrência de falta, na obtenção dos 1672 cenários de treinamento e dos 182 cenários de validação das RNAs, variaram-se o ponto de defeito, o tipo de falta e a resistência de falta, contemplando casos de faltas fase-terra, bifásicas-terra, bifásicas e trifásicas. Na validação, também foram utilizados dois casos reais de faltas da mesma linha de transmissão registrados pela concessionária.

A RNA de classificação acertou todos os 182 casos de validação gerados no ATP, fornecendo a classificação correta também em 2 casos reais de curto-circuito, demonstrando a eficácia da metodologia aplicada.

Na etapa de localização, para dados simulados, os erros percentuais obtidos pelas RNAs propostas foram confrontados com os fornecidos pelo método de Johns e Jamali reconhecido por suas aplicações em casos teóricos e práticos. O teste Anova revelou a existência de evidências estatísticas que permitiram concluir que os efeitos principais do tipo de método utilizado afetam o erro percentual em relação ao valor de referência para o local da falta. O teste de Tukey evidenciou menores erros com a utilização da RNA. Em faltas reais, embora o método de Johns e Jamali tenha apresentado erros de localização maiores que nos casos simulados, seus resultados foram mais próximos que os do método proposto.

Em relação à indicação da resistência de falta, resultado não fornecido pelo método de Johns e Jamali, a estimativa satisfatória do resultado permite associá-lo à causa que originou o defeito, possibilitando às equipes de manutenção organizar-se previamente para a reparação da linha. A RNA forneceu resultados de resistência de falta com precisão significativa em casos simulados, o mesmo não se verificando em situações reais.

A capacidade de aproximar funções não lineares no espaço multidimensional encontra-se entre as principais propriedades de uma RNA. Sua utilização para a tarefa de localização de faltas e determinação da resistência de falta mostrou-se eficaz em cenários simulados. Em ambientes reais, a restrição de parâmetros de simulação, como os valores da impedância de falta e das tensões nas fontes podem limitar a capacidade de generalização da RNA, comprometendo a metodologia proposta para fins práticos e sinalizando a necessidade de novos estudos.

## REFERÊNCIAS

- Alternative Transient Program Rule Book. *European EMTP Center*. Leuven. Bélgica, 1987.
- Amorim, H.P., Huais, L., Faults location in transmission lines through neural networks. *Ieee/pes Transmission And Distribution Conference And Exposition: Latin America*, (IEEE Cat. No. 04EX956), [s.l.], IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/tdc.2004.1432463>, 2004.
- Chen, Z., Maun, J.C., Artificial Neural Network Approach to Single-Ended Fault Locator for Transmission Lines. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 15, 2000.
- Costa, F.B., Fault-induced transient detection based on real-time analysis of the wavelet coefficient energy. *Ieee Transactions On Power Delivery*, [s.l.], v. 29, n. 1, p.140 - 153. Institute of Electrical and Electronics Engineers, (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/tpwrd.2013.2278272>, 2014.
- Demuth. H., Beale. M., Neural network toolbox user's guide, The Math Work, 2015.
- Jiang, A. et al. A Hybrid Framework for Fault Detection, Classification and Location - Part 1: Concept, Structure and Methodology. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 26, 2011.
- Johns, A.T., Jamali, S., Accurate fault location technique for power transmission lines. *Iee Proceedings C Generation, Transmission And Distribution*, [s.l.], v. 137, n. 6, p.395 - 402. Institution of Engineering and Technology (IET), <http://dx.doi.org/10.1049/ip-c.1990.0054>, 1990.
- Lout, K., Aggarwal, R. K. A Feedforward Artificial Neural Network Approach to Fault Classification and Location on a 132 kV Transmission Line Using Current Signals Only. *IEEE, Universities Power Engineering Conference (UPEC)*. [S.l.]: [s.n.], 2012.
- Montgomery, D. C., Design and Analysis of Experiments. John Wiley & Sons, 6ª.Ed., 2005.
- Montgomery, D.C., Runger, G.C., Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros, 6ª.Ed., LTC Livros Técnicos e Científicos, 2016.
- Pereira, C., Cruz, F. C., Análise do comportamento estático e dinâmico dos filtros digitais de mínimos quadrados na proteção de linhas de transmissão. *XV Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica*. Foz do Iguaçu. Paraná. Brasil, 1999.
- Phadke, A. G., Thorp, J. S., Computer Relaying for Power System, Research Studies Press, New York, 1998.
- Saravanababu, K., Balakrishnan, P. e Sathiyasekar, K. Transmission line faults detection, classification, and location using Discrete Wavelet Transform, *International Conference On Power, Energy And Control (icpec)*, [s.l.], IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/icpec.2013.6527657>, 2013.
- Silveira, E. G., Paula, H. R., Rocha, S.A. e Pereira, C. S., Hybrid fault diagnosis algorithms for transmission lines. *Electrical Engineering*, [s.l.], v. 100, n. 3, p.1689 - 1699. Springer Nature. <http://dx.doi.org/10.1007/s00202-017-0647-7>, 2017.
- Silveira, E. G., Pereira, C., Transmission line fault location using two terminal data Without Time Synchronization. *IEEE Transactions on Power Systems*. p. 498 - 499, 2007.