

# Utilização de Redes Neurais Artificiais para Localização de Falhas em Linhas de Transmissão de Energia Elétrica

**Cristiane Ruiz Gomes**

**Herminio Simões Gomes**

Universidade Federal do Pará, Instituto de Ciências Exatas e Naturais - Faculdade de Matemática

Avenida Augusto Corrêa, 1 – Campus Profissional I - Guamá

CEP: 66.075-900, Belém, PA - Brasil.

E-mail: [crisruiz@ufpa.br](mailto:crisruiz@ufpa.br)

[herminio@ufpa.br](mailto:herminio@ufpa.br)

**Petrônio Vieira Jr.**

Universidade Federal do Pará, Instituto de Tecnologia - Faculdade de Engenharia Elétrica

Avenida Augusto Corrêa, 1 – Campus Profissional I - Guamá

CEP: 66.075-900, Belém, PA - Brasil.

E-mail: [petronio@ufpa.br](mailto:petronio@ufpa.br)

**Resumo:** *Este artigo apresenta uma aplicação de redes neurais artificiais na localização de falhas em linhas de transmissão de energia elétrica. A metodologia apresentada utiliza um modelo matemático para linhas de transmissão que possibilita a simulação de diferentes condições de operação destas. A rede neural utilizada localiza falhas a partir de padrões decorrentes de fugas de corrente.*

## 1. Introdução

Os Sistemas Elétricos de Potência (SEP) desenvolvem um importante papel econômico e social, devendo apresentar alto grau de confiabilidade na continuidade do fornecimento de energia elétrica.

A crescente demanda de energia elétrica e a interligação dos sistemas existentes têm aumentado a complexidade e, conseqüentemente, as contingências nos SEP. As condições de contingência podem ser de dois tipos: faltas ou falhas. A falta é uma interrupção no fornecimento de energia elétrica, enquanto que a falha é qualquer problema apresentado numa Linha de Transmissão (LT) que acarrete na alteração da condição normal de funcionamento do sistema elétrico, sem que ocorra interrupção de energia.

As LTs são os elementos mais susceptíveis dos SEP, devido principalmente as suas dimensões físicas, sua complexidade funcional e ambiente adverso em que se encontram, apresentando assim, maior dificuldade para manutenção e monitoração.

Uma falha numa LT traz consigo diversos custos diretos e indiretos. Desgastes em equipamentos e multas aplicadas às concessionárias são alguns dos custos diretos. Interrupção de linhas de montagem em indústrias, interrupção de energia elétrica em hospitais, prédios públicos e residências acarretam em imensos custos indiretos para a população.

A localização rápida e precisa de uma falha numa LT é primordial. A manutenção a contento para um menor tempo de restabelecimento do sistema após perturbações é imprescindível [1], [7].

Uma Rede Neural Artificial (RNA) é, segundo [5], “um processador distribuído paralelamente constituído de unidades de processamento simples, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para uso”. Suas principais características são generalização, não-linearidade, adaptabilidade e mapeamento entrada-saída. Em geral, apresentam bom desempenho quando submetidas a um modelo não-linear e a uma grande quantidade de dados. A necessidade de formação de padrões para os dados de entrada no algoritmo torna a RNA uma boa candidata para o problema aqui abordado.

Este artigo apresenta uma metodologia para verificação e localização de falhas em LT's que utiliza o espectro harmônico da corrente de fuga, medida no trecho em estudo. Tem como principais ferramentas o modelo matemático e a RNA.

## 2. Métodos de Localização de Faltas em Linhas de Transmissão Utilizando Redes Neurais Artificiais

Várias metodologias de localização de faltas em LTs têm sido propostas por diferentes autores. Duas são as abordagens mais comuns, aquelas que se baseiam no cálculo da impedância a partir de

grandezas fasoriais de tensões e correntes obtidas em uma, duas ou três extremidades da linha e aquelas que se baseiam no método de ondas viajantes.

Novos conceitos, como RNAs [3],[8],[9],[10] e [13] e Transformada Wavelet (TW) [12] também têm sido empregados com sucesso na localização de faltas em LTs .

Purushothama et al [9] apresentaram uma abordagem utilizando RNAs modificadas para determinação da localização da falta e da resistência de uma falta numa LT. São utilizados relés de proteção para indicar a linha faltosa e o tipo de falta ocorrida. Ainda nesta abordagem foram desenvolvidas sete RNAs, uma delas objetiva determinar o tipo de falta e as outras seis objetivam determinar a localização da falta dado o tipo desta.

Góes, Rodrigues e Da Silva [3] utilizam uma RNA do tipo multicamadas atuando como classificadora de parâmetros com topologia da rede possuindo 16 neurônios na primeira camada, 8 na camada intermediária e 3 na camada de saída. Seus dados de simulação foram feitos com o *software Alternative Transients Program (ATP)*. O método de Góes apresentou mais de 86% de acerto na identificação do trecho da LT em estudo. Porém, o processo apresenta-se restrito uma vez que apenas identifica o ramo faltoso da LT para faltas do tipo fase/terra, não realizando a localização desta.

Ramos, Vellasco e Pacheco [10] apresentam uma técnica de identificação e localização de faltas em LTs utilizando RNAs com dados de tensão e corrente de apenas um terminal. Uma RNA é destinada apenas à classificação da falta, as outras quatro RNAs têm como objetivo localizar a falta dependendo do tipo desta. Este método comparado com um método tradicional de localização de faltas utilizando dados de um terminal (método de Takagi [13]) obteve resultados promissores, pois apresentou uma vantagem na precisão da localização uma vez que o erro absoluto não ultrapassou 2%.

Observa-se que a maioria dos trabalhos que fazem uso de RNAs utiliza o software ATP para geração de seus dados de alimentação da rede. Neste trabalho os dados de alimentação da rede foram obtidos através de medições reais numa LT.

### 3. Linha de Transmissão Considerada

Os dados construtivos e de monitoração apresentados neste artigo são da LT GUAMÁ – UTINGA – MIRAMAR pertencente ao Sistema de Transmissão Tucuruí 230 kV (TUC 86–3003R–5). O trecho monitorado foi entre as subestações (SE) do Guamá e do Utinga, pertencente ao sistema de transmissão das Centrais Elétricas do Norte do Brasil – ELETRONORTE. O trecho Guamá - Utinga contem 50 torres, com distância média entre elas de 374,36m, em um percurso total de 19.049,68 m.

De posse dos dados estruturais foi possível calcular, através de métodos convencionais [4], os valores de resistência ( $R = 1,0955\Omega$ ), indutância ( $L = 31,88$  mH), a capacitância  $C = 1,6344$  nF foi calculada através do Método de Elementos Finitos apresentado em [11].

### 4. Metodologia Utilizada

As condições de isolamento determinam o estado das LTs. Estas por sua vez, dependem da resistência de isolamento e da rigidez dielétrica (capacitância). Portanto uma falha pode ser identificada através da corrente de fuga total numa LT. Devido a isto, a corrente de fuga da LT foi escolhida como variável de saída do modelo. Ou seja, a localização da falha será feita através de padrões provenientes da análise espectral da corrente de fuga.

Para se conseguir padrões de correntes de fuga que representem falhas numa LT seria necessário esperar a ocorrência de tais eventos, o que tomaria um tempo indeterminado para a aquisição de dados. Sendo assim, foi utilizado um modelo matemático de LTs para simular falhas em vários trechos desta.

A metodologia aqui utilizada está dividida, sucintamente, em quatro passos. O primeiro passo consiste na aquisição de dados (analisadores de qualidade de energia), armazenamento e organização destes. Em seguida, estes dados são utilizados na simulação do modelo de LT para obtenção da corrente de fuga do trecho considerado. As diversas decomposições harmônicas de corrente de fuga formam os padrões de entrada para a RNA desenvolvida, que por fim fornece a localização da falha e o valor da capacitância que gerou tal falha. Um organograma contendo os principais passos realizados neste trabalho pode ser visto na Figura 1.



Figura 1: Organograma da metodologia utilizada.

## 5. Aquisição de Dados Reais

A aquisição de dados foi feita através de analisadores de qualidade de energia elétrica do tipo Power Sentinel 1133A instalados nas subestações Guamá e Utinga. Estes podem fornecer dados de tensão e corrente trifásicos a partir da fundamental até o 49º harmônico a cada 0,25s. Outra característica importante destes analisadores é a possibilidade de fornecer dados sincronizados por localizadores GPS. As leituras foram feitas de setembro de 2005 a maio de 2006. Através da comparação dos dados sincronizados obteve-se a corrente de fuga da linha toda.

## 6. Obtenção da Corrente de Fuga

Para determinação da corrente de fuga foi utilizada a Lei de Gauss que nos informa que o fluxo do campo elétrico através de uma superfície fechada vale  $1/\epsilon_0$  vezes a soma das cargas internas à superfície [6]. Ou ainda,

$$\oint_S E \cdot dS = \sum_{i=1}^n \frac{q_i}{\epsilon_0} \quad (1)$$

sendo E o campo elétrico; S a superfície;  $q_i$  a carga elétrica.

Em sua forma diferencial (1) é também conhecida como a 1ª Equação de Maxwell.

$$\nabla \cdot E = \frac{\rho}{\epsilon_0} \quad (2)$$

Sendo  $\rho$  a densidade volumétrica de carga.

A teoria das superfícies gaussianas para superfícies fechadas assegura que a soma algébrica das correntes que entram e saem de uma superfície fechada é igual a zero. Assim, a corrente de fuga do trecho de LT estudado é calculada utilizando a equação (3).

$$I_{fuga} = I_{SE\ Guama} - I_{SE\ Utinga} \quad (3)$$

A alta complexidade das estruturas envolvidas numa LT torna inviável a consideração de todos os nós existentes (subsistemas). A Lei de Gauss é aplicada neste problema, pois permite uma análise do sistema como um todo.

## 7. Modelo Matemático

Buscou-se um modelo matemático que fosse simples, mas que pudesse representar bem o comportamento de uma LT real, que de acordo com [15] faz-se necessário o uso de várias seções em série. Foi escolhido um modelo no domínio do tempo com seção  $\pi$  distribuído. Uma seção deste modelo está representada na Figura 2.

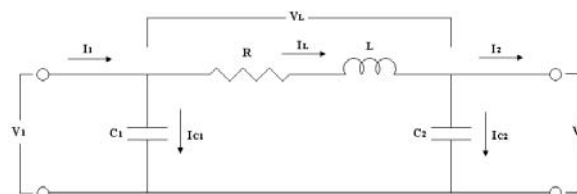


Figura 2: Seção do modelo  $\pi$  distribuído

Utilizando a lei das malhas e dos nós, obtém-se as seguintes equações:

$$I_L = I_{C2} + I_2 \quad (4)$$

$$I_{C1} = I_1 - I_L \quad (5)$$

$$I_{C2} = C_2 \frac{dV_2}{dt} \quad (6)$$

$$V_L = R \cdot I_L + L \frac{dI_L}{dt} \quad (7)$$

$$V_1 = V_L + V_2 \quad (8)$$

Utilizando (4) – (8) obtemos (9) que depende unicamente dos dados de entrada e saída.

$$V_1 - V_2 = R \cdot I_1 + L \frac{dI_1}{dt} \quad (9)$$

## 8. Simulação do Modelo

Para a simulação do modelo matemático foi utilizado o *toolbox Simulink* do MATLAB®. A simulação da LT é bem representativa, podendo ser aplicada a linha em estudo. A simulação aqui apresentada é uma simplificação, utiliza apenas 10 torres, como ilustra a Figura 3. Cada torre representada no diagrama de blocos da Figura 3 corresponde fisicamente a 4 torres da linha Guamá-Utinga.

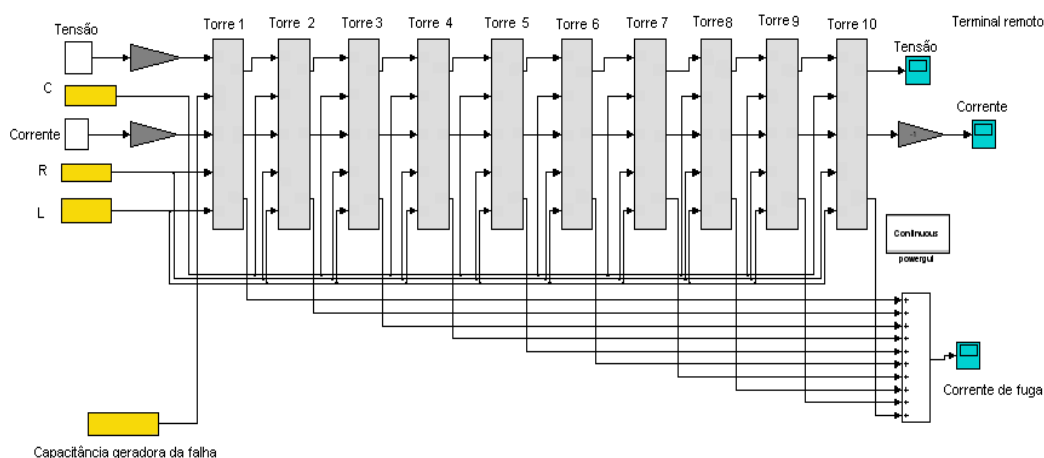


Figura 3: Diagrama de blocos do modelo matemático

As entradas da simulação são capacitância, resistência e indutância da linha (blocos amarelos), obtidos em [4] e vetores contendo dados da fundamental até o 49º harmônico de tensão e corrente (blocos brancos), da subestação Guamá

As saídas da simulação são vetores contendo dados da fundamental até o 49º harmônico de tensão e corrente da subestação Utinga (terminal remoto) e a decomposição da corrente de fuga (blocos verdes). A Figura 4 ilustra o diagrama de blocos do *Simulink* da equação (9) representando uma torre do diagrama de blocos da Figura 3. Uma falha devido a problemas em cabos ou na isolamento acarreta uma alteração no valor da capacitância [2]. Portanto, foram geradas falhas através da alteração do valor de capacitância de uma determinada torre, através do bloco denominado “capacitância geradora de falha”, as demais permaneceriam inalteradas, ver Figura 3.

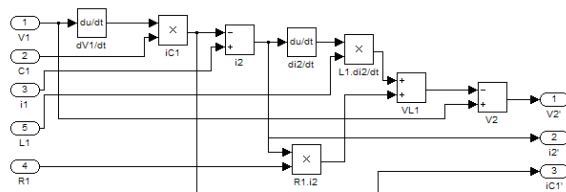


Figura 4: Diagrama de bloco do Simulink da equação (9) para cada torre mostrada na Figura 3.

As falhas foram simuladas em todas as torres utilizando os seguintes valores de capacitância:  $C_0=0,1634$  nF (condição normal de funcionamento);  $C_1=0,2748$  nF;  $C_2=0,4623$  nF;  $C_3=0,7774$  nF;  $C_4=1,3075$  nF.

O valor da capacitância na condição normal de funcionamento  $C_0$  é o valor de  $C$  obtido através do Método de Elementos Finitos em [14], dividido por dez, uma vez que o modelo considera dez torres. Não estão disponíveis, nem na literatura nem por parte da ELETRONORTE, valores de capacitância

de condição normal de funcionamento ou de falha, isto dificultou a escolha dos valores a serem considerados para simular as falhas. Portanto, os valores que simulam as falhas foram obtidos através de um espaçamento logarítmico entre  $C_0$  e oito vezes este valor. Os valores foram assim gerados para que houvesse uma diferença sensível entre as correntes de fuga produzidas [4], possibilitando uma formação satisfatória de padrões.

As Figuras 5 (a), (b), (c) e (d) mostram os espectros harmônicos da corrente de fuga para a condição normal de funcionamento, uma falha no início, meio e fim da linha respectivamente, utilizando o valor de capacitância  $C_3$ . Comparando estas figuras pode-se observar que para condição normal de funcionamento a 3ª harmônica é maior que a 5ª, as altas frequências têm pequena magnitude, enquanto que para os casos de falhas a 5ª harmônica é maior que a 3ª e as altas frequências têm parcela acentuada na forma de onda total. Isto é uma diferença entre a condição normal e a falha. Agora observando a distorção harmônica total (THD) percebe-se que uma falha no início da LT provoca uma decomposição harmônica da corrente de fuga diferente de uma falha que ocorre no fim da LT, evidenciando diferenças entre as falhas.

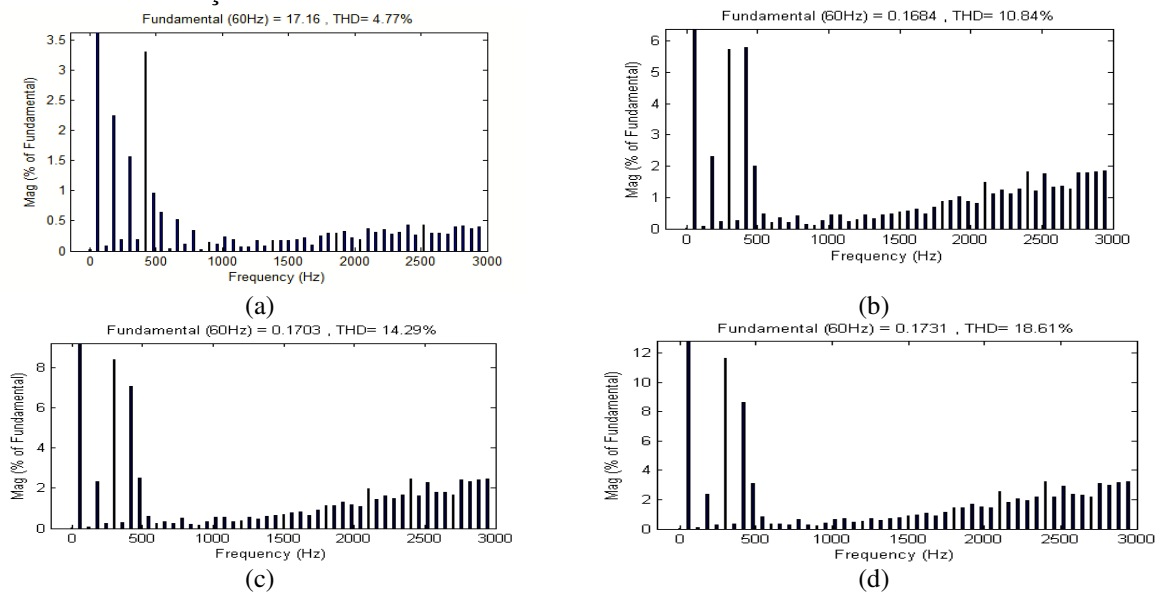


Figura 5: Espectro harmônico da corrente de fuga para uma falha na (a) condição normal de funcionamento (b) 1ª torre com capacitância  $C_3$  (c) 5ª torre com capacitância  $C_3$  (d) 10ª torre com capacitância  $C_3$

## 9. Rede Neural Desenvolvida

A RNA programada para fornecer a localização e a capacitância geradora da falha. As entradas da RNA são decomposições harmônicas de corrente de fuga obtidas via simulação. Suas saídas são números reais que correspondem à dados de localização ( $\ell$ ) e capacitância ( $C$ ). O valor  $\ell = 0$  corresponde a condição normal de funcionamento.

Uma boa arquitetura (aqui referindo-se ao número de neurônios) encontrada foi (8, 16, 12, 2), isto é, foram colocadas duas camadas intermediárias. Outras arquiteturas foram testadas e observou-se que algumas apresentam melhores resultados para falhas nas primeiras torres, enquanto outras arquiteturas mostravam-se melhores para localizar falhas nas últimas torres. Em todos os casos foi utilizado o treinamento *backpropagation resilient*, [11].

## 10. Resultados

Foram considerados dois aspectos na validação da RNA. Primeiramente, com relação ao treinamento, a RNA deveria atingir a meta proposta, ou ainda, apresentar resultados bem próximos aos dados de entrada e em um curto intervalo de tempo. Se bem sucedida a RNA era submetida a dados de teste, dados estes que não estavam no treinamento desta. Os testes foram realizados com dois valores distintos de capacitância,  $C'=0,3000$  nF e  $C''=0,8000$  nF para cada torre.

Foram testados vários valores para a meta da rede. Uma melhor resposta da rede foi encontrada ao utilizar a meta 0,1 para variável  $\ell$ , que atingia a meta em apenas 1817 épocas em menos de um minuto. Usando este valor os resultados para os dados de treinamento não se apresentavam tão

próximos aos iniciais, ver Tabela 1, mas os dados de teste apresentavam-se bastante satisfatórios, ver Tabela 2. Nas Tabelas 1, 2 a capacitância é representada por  $C$  e o local da falha por  $\ell$ .

A Tabela 1 mostra a diferença entre a entrada da RNA (dados de treinamento – 1ª e 2ª colunas) e os dados de saída (3ª e 4ª colunas). Por exemplo, observe que um dado de treinamento considerando uma falha na primeira torre e com capacitância  $C = 0,2744$  nF corresponde a uma saída de  $\ell = 0,9989$  e capacitância de falha  $C = 0,2756$  nF.

Os conceitos foram atribuídos com relação à proximidade da saída com a entrada referente à localização da falha. Ou ainda, deu-se o conceito “Muito bom” nos casos em que o valor do parâmetro localização, quando arredondado, era igual ao valor de entrada, “Bom” nos casos em que o arredondamento era igual ao inteiro imediatamente abaixo ou acima, “Razoável” em que o arredondamento era igual a duas unidades abaixo ou acima e o conceito “Ruim” foi dado nos demais casos.

Tabela 1 – Entradas e saídas da RNA para os dados de treinamento

DADOS DE TREINAMENTO		SAÍDA DA RNA		DADOS DE TREINAMENTO		SAÍDA DA RNA	
$C$ (nF)	$\ell$	$C$ (nF)	$\ell$	$C$ (nF)	$\ell$	$C$ (nF)	$\ell$
0,1634	0	0,1729	0,0587				
0,2744	1	0,2756	0,9989	0,7774	1	0,7790	0,9801
	2	0,2910	2,0481		2	0,7752	2,0141
	3	0,2701	2,9560		3	0,7772	3,0021
	4	0,4500	4,4947		4	0,7607	3,9452
	5	0,2300	4,8363		5	0,7151	5,0252
	6	0,2618	6,1987		6	0,7786	6,0418
	7	0,2894	6,7600		7	0,7764	7,1110
	8	0,2888	7,2711		8	0,7433	8,0044
	9	0,3739	8,6022		9	0,7805	9,0520
	10	0,2802	10,0606		10	0,7764	9,9779
0,4623	1	0,4613	1,0213	1,3075	1	1,3089	1,0011
	2	0,4581	2,1278		2	1,3080	1,9890
	3	0,4842	2,9869		3	1,3074	3,0320
	4	0,4613	3,9836		4	1,3076	3,9774
	5	0,3997	4,5485		5	1,3014	4,9610
	6	0,4470	6,5789		6	1,2786	6,1913
	7	0,3808	7,5239		7	1,3270	7,0701
	8	0,4637	7,8757		8	1,3081	7,9692
	9	0,4504	9,0329		9	1,3068	9,0080
	10	0,4846	9,9176		10	1,3029	9,9998

Tabela 2 – Valores de entradas e saídas da RNA para dados de teste.

DADOS DE TESTE	$C$ (nF)	0,8000									
	$\ell$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
SAÍDA DA RNA	$C$ (nF)	0,6580	0,2564	0,3527	0,7279	0,7054	0,6044	0,9642	0,5763	0,6226	1,2774
	$\ell$	0,3152	2,9802	0,1559	3,9858	4,9491	6,9408	4,9615	8,8366	10,4250	9,8348
CONCEITO		BOM	BOM	RUIM	MUITO BOM	MUITO BOM	BOM	RUIM	BOM	BOM	MUITO BOM

## 11. Conclusões

O trabalho apresentou uma metodologia para identificação e localização de falhas em LTs. Suas principais ferramentas são o modelo matemático e a RNA.

Os dados utilizados no modelo são reais medidos nas extremidades da LT em estudo. A RNA foi alimentada com dados de espectros harmônicos da corrente de fuga de diversas situações simuladas. Esta variável mostrou-se adequada, uma vez que, foi possível a formação de padrões que possibilitassem a localização de falhas em LTs utilizando apenas dados dos terminais.

Alguns autores usam um espaço de dimensão relativamente baixa na entrada de uma RNA, deixando o trabalho pesado para as camadas seguintes. Aqui também foi adotada esta escolha. Poucos neurônios foram necessários na formação da rede, como um todo, tornando-a mais eficiente. A RNA apresentou bom comportamento quando submetida a dados de teste, confirmando, assim, seu poder de generalização

Em trabalhos futuros pode-se considerar o desenvolvimento de uma RNA híbrida que possa juntar conhecimento de duas ou mais RNAs distintas que apresentem resultados melhores no início, meio e fim da linha, isto poderia trazer uma melhora significativa na localização das falhas. Outra proposta seria a melhoria do modelo através da introdução de variáveis ambientais, podendo-se distinguir distúrbios devido à variações climáticas de falhas reais em equipamentos.

## 11. Referências

- [1] G. A. G. Arruda, Localizador de Faltas com Dados de Dois Terminais: Implementação e Resultados Práticos, em “VIII Seminário Técnico de Proteção e Controle – STPC”, No. ST-20, Rio de Janeiro, 2005.
- [2] S. M. Correa, “Análise de Elementos Finitos para Determinação da Capacitância de Linhas de Transmissão”, Dissertação de Mestrado, Centro Tecnológico, Universidade Federal do Pará, Belém, 2003.
- [3] E. A. Goes, J. F. Rodrigues and I. N. Da Silva, Uma abordagem baseada em redes neurais artificiais para a identificação de trechos submetidos a curtos-circuitos em sistema de distribuição, em “XVI Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica – SNPTEE”, Campinas, 2001.
- [4] C. R. Gomes, “Localização de Falhas em Linhas de Transmissão Utilizando Decomposição Harmônica e Redes Neurais Artificiais”, Dissertação de Mestrado, Centro Tecnológico, Universidade Federal do Pará, Belém, 2006.
- [5] S. Haykin, “Redes Neurais: Princípios e Prática”, 2ª ed., Porto Alegre: Bookman, 2001.
- [6] W. H. Hayt, J. A. Buck and A. Romeiro, “Engineering Electromagnetics”, 6ª ed. McGraw-Hill Companies, 2001, pp.34-35.
- [7] A. L. Lira, I. C. Decker and S. L. Zimath, Localização de Faltas em Linhas de Transmissão Usando Medição Fasorial Sincronizada, em “XVIII Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica – SNPTEE”, Curitiba, 2005.
- [8] M. Oleskovicz; D. V. Coury and R. K. Aggarwal, O Emprego de Redes Neurais Artificiais na Detecção, Classificação e Localização de Faltas em Linhas de Transmissão, Revista Controle & Automação, vol. 14, n. 2, pp 138-150, Abr/Mai/Jun. 2003.
- [9] G. K. Purushothama, A. U. Narendranath, D. Thukaram and K. Parthasarathy, ANN Application in Fault Locators, ELSEVIER – Electrical Power and Energy Systems, vol. 23, pp 491-506, 2001.
- [10] M. A. Ramos, M. M. Vellasco and M. A. Pacheco, Sistema de Identificação e Localização de Faltas em Linhas de Transmissão Baseado em Redes Neurais, em “XVII Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica – SNPTEE”, Uberlândia, 2003.
- [11] M. Reidmiller and H. Braum, A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation Learning: The RPROP Algorithm, em IEEE International Conference on Neural Networks, 1993.
- [12] M. Da Silva, M. Oleskovicz and D. V. Coury, Aplicação da Transformada Wavelet ao Problema de Localização de Faltas em Linhas de Transmissão com Três Terminais, em “VI Seminário Brasileiro sobre Qualidade da Energia Elétrica – SBQEE”, Belém, 2005.
- [13] T. Takagi, Y. Yamakoshi, M. Yamaura, R. Kondow and T. Matsushima, Development of a New Type Fault Locator Using the One-terminal Voltage and Current Data, IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems, vol. .PAS – 101, n.8, pp 2892-2898, Agu. 1982.
- [14] P. Vieira Jr., C. R. Gomes, L. A. Gomes Jr. and S. M. Correa, Computation of Capacitance of a Transmission Line Using the Finite Element Method, em “International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis –CMD”, Changwon, Korea, 2006.
- [15] L. C. Zanetta Jr., “Fundamentos de Sistemas Elétricos de Potência”, 2ª ed., São Paulo: Ed. Livraria de Física, 2006, pp. 123- 142.