



XVIII Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica

SENDI 2008 - 06 a 10 de outubro

Olinda - Pernambuco – Brasil

Redes Neurais Artificiais Aplicadas na Localização de Falhas em Linhas de Transmissão

Ângelo Rocha de Oliveira	Leonardo Willer de Oliveira	Paulo Augusto N. Garcia
UFJF	UFJF	UFJF
angelorochoaoliveira@yahoo.com.br	leonardowiller@yahoo.com.br	pgarcia@lacee.ufjf.br
Márcio de Pinho Vinagre	Hélio Antônio da Silva	José Luiz Rezende Pereira
UFJF	UFJF	UFJF
marvin@lacee.ufjf.br	helioa@lacee.ufjf.br	jluiz@ieee.org

Palavras-chave

Proteção

Sistemas de Transmissão

Localização de Falhas

Redes Neurais Artificiais

Resumo

Este artigo apresenta uma estrutura baseada em Redes Neurais Artificiais (RNA) para localização de faltas em linhas de transmissão, através da análise das tensões e correntes trifásicas, na frequência fundamental, a partir de apenas um dos terminais da linha. Esta estrutura compõe um sistema para detecção, classificação e localização de faltas. A rede de classificação discrimina as fases envolvidas no distúrbio, bem como envolvimento com a terra. Após a identificação das fases, o módulo de localização, o qual é composto por RNA especialistas para cada tipo de falta, recebe os mesmos sinais apresentados para o módulo de classificação. Todas as RNA que compõem este módulo possuem 12 entradas e 1 saída para identificar o local do distúrbio. Testes realizados comprovam a eficácia e robustez do sistema proposto.

1. Introdução

A localização precisa de faltas em linhas de transmissão é muito importante para minimizar os tempos de indisponibilidade das mesmas, através de sua restauração em tempo hábil. Muitas tecnologias têm sido desenvolvidas utilizando conceitos de proteção adaptativa para linhas de transmissão. Algumas destas técnicas utilizam medidas de tensão e de corrente realizadas nos dois terminais da linha 1, 2. Em 1 é descrito um relé diferencial que utiliza medidas sincronizadas a partir dos dois terminais da linha. Em 2, através da aplicação da técnica PMU (do inglês Phasor Measurement Units) para sincronização de sinais, é proposto um algoritmo para localização de faltas em linhas de transmissão. Este algoritmo realiza superposição dos fasores de tensão e de corrente medidos nos dois terminais da linha. Em 3 e 4 é feita uma abordagem de diversos métodos de sincronização de sinais. Destaca-se que, apesar de eficientes, estes métodos requerem uma estrutura complexa de operação. É importante considerar que em alguns casos não é possível o acesso a sinais registrados nos dois terminais da linha,

em tempo satisfatório para o monitoramento da falta. Esta limitação é uma desvantagem das técnicas de medição nos dois terminais.

Portanto, métodos que utilizam sinais de tensão e corrente de um único terminal são de grande importância, a exemplo do método apresentado por Takagi 5. O método de Takagi é um dos mais conhecidos métodos de localização que utilizam medidas de um único terminal de linha, o qual baseia-se no cálculo da reatância da linha de transmissão sob falta. Para tanto, propõe-se corrigir as distorções impostas por diferentes níveis de carregamento e pela impedância de falta. No entanto, este método depende da determinação fiel das componentes de seqüência zero. Os métodos que utilizam sinais de um único terminal da linha, baseiam-se normalmente em equações de rede, como apresentado em 6 e 7. Estes métodos são sensíveis a variações de parâmetros do sistema, bem como das impedâncias das fontes, ângulos de incidência de falta e condições de carregamento, como apresentados em 1 e 8.

Portanto, muitos trabalhos que utilizam RNA têm sido apresentados como alternativa para o problema de proteção de linhas de transmissão. Aplicações de RNA para detecção de faltas em sistemas elétricos de potência (SEP) encontram-se em 9 e 10. Em 11, técnicas de RNA para localização de faltas em linhas de transmissão são aplicadas para proteção de distância. O enfoque deste trabalho é a criação de um sistema de detecção mais seletivo, que considera falta com resistência de falta, na qual a necessidade de cálculo da seqüência zero dificulta a localização da falta. Em 12, utilizam-se RNA para reconhecimento de padrões na operação à distância.

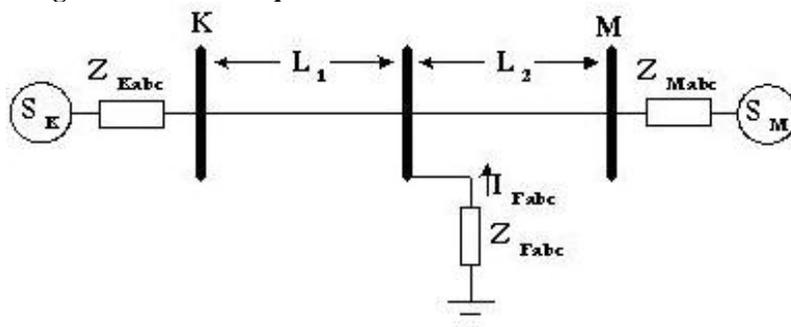
Outros trabalhos, como o mostrado em 13, propõem o desenvolvimento de esquemas para detecção, classificação e localização de faltas em linhas de transmissão através de sistemas inteligentes. De forma geral, trabalhos que utilizam RNA para solução do problema de proteção de linhas de transmissão possuem a característica de limitar alguns parâmetros de simulação, tais como valores de impedância e de ângulos de incidência de falta. Esta característica pode limitar a aplicação de RNA em casos reais.

No presente trabalho, propõe-se uma estrutura para localização de faltas em linhas de transmissão a partir dos sinais de tensão e corrente trifásicos amostrados em apenas um dos terminais da linha. Os resultados obtidos revelam uma estrutura rápida e eficiente na detecção, classificação e localização de falta, ou seja, um sistema de proteção alternativo, aliado aos métodos convencionais de proteção de linhas de transmissão, com aumento de eficiência e precisão.

2. Sistema Equivalente e Estrutura de Localização de Faltas

A geração dos dados para treinamento das RNA foi realizada utilizando-se o software ATP 14. A Imagem 1 apresenta o sistema equivalente para geração dos dados de simulação 15, 16.

Imagem 1 – Sistema Equivalente da Linha de Transmissão.



Onde:

SK, SM	Representam os geradores equivalentes do SEP, vistos pelas barras K e M, respectivamente;
ZKabc, ZMabc	Representam as linhas e cargas do SEP, vistas pelas barras K e M, respectivamente;
L1, L2	$L1 + L2 =$ Tamanho total da linha de transmissão;
ZFabc	Representa a impedância de falta.

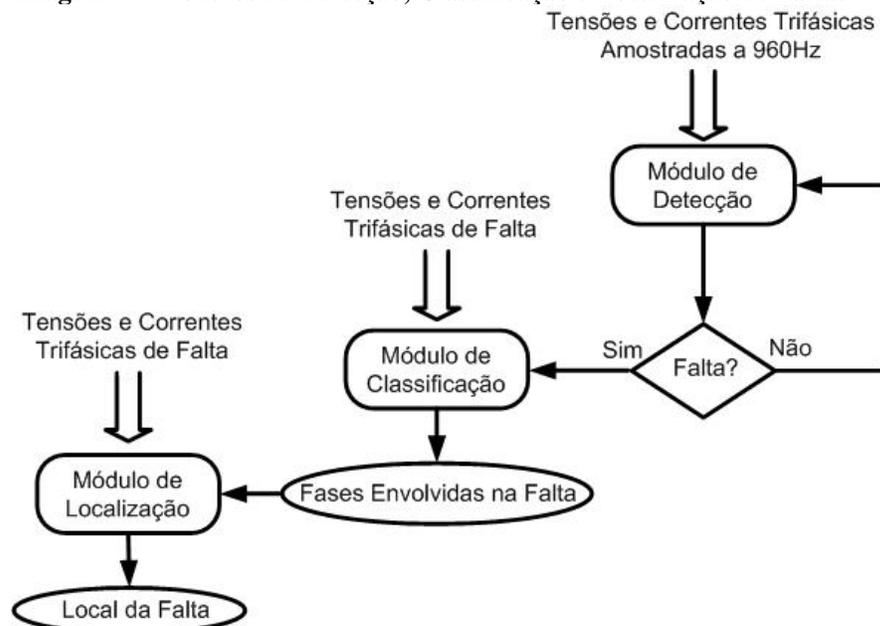
Com relação aos modelos usados no ATP, a linha de transmissão pode ser modelada considerando-se parâmetros concentrados ou distribuídos. A frequência de amostragem dos sinais é de 960Hz e a frequência de corte do filtro anti-alias é de 480Hz 16.

Através das simulações, obteve-se um conjunto de resultados através da variação dos seguintes parâmetros 16:

- Ângulo de incidência de falta;
- Impedância de falta;
- Localização da falta;
- Combinação de fases entre si, e entre fases e terra (AT, BT, CT, AB, BC, AC, ABT, BCT, ACT, ABC).

A estrutura de localização de falta é parte de um esquema de detecção, classificação e localização de falta, como mostrado na Imagem 2. Os módulos de detecção e classificação foram desenvolvidos em 16.

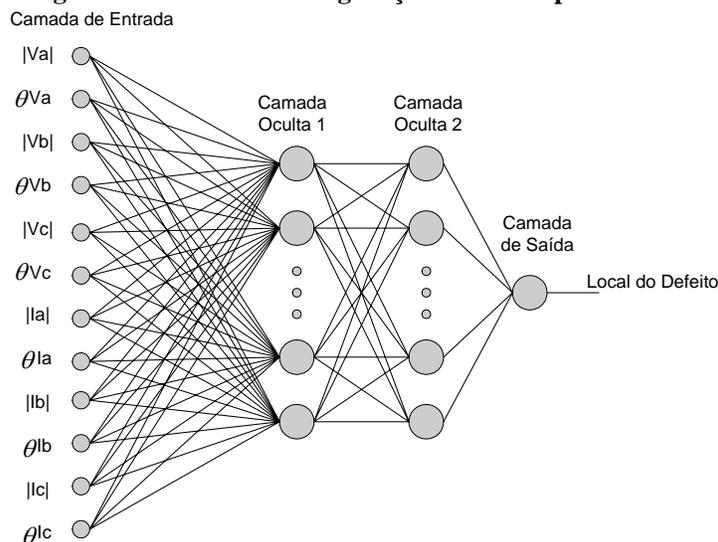
Imagem 2 – Módulos de Detecção, Classificação e Localização de Falta.



O módulo de detecção recebe amostras de tensão e corrente da linha de transmissão e executa verificações contínuas do estado operativo do sistema. Quando uma falta é detectada, um sinal é enviado para o disjuntor e o módulo de classificação é ativado, recebendo sinais do SEP com o objetivo de identificar os condutores envolvidos na falta. Após esta identificação, o módulo de localização é então ativado os mesmos sinais de tensão e corrente que alimentaram a rede de classificação passam a alimentar a rede de localização especializada na identificação do tipo de falta.

A Imagem 3 apresenta a estrutura da RNA de localização de faltas.

Imagem 3 – RNA com Configuração 12-X-X-1 para Localização de Faltas.



Observa-se da Imagem 3 que a rede escolhida para localização é do tipo diretamente alimentada, a qual possui excelente desempenho para reconhecimento de padrões. Os módulos das tensões e correntes trifásicas, bem como os respectivos ângulos, são normalizados dentro do intervalo $[-1,1]$. A função de ativação das camadas ocultas é a tangente sigmóide. Na camada de saída utiliza-se uma função linear, com valores definidos entre “0” e “1”. O valor “0” indica falta localizada na barra onde é feita a amostragem do sinal, e o valor “1” indica falta no outro terminal da linha. O mesmo número de neurônios é mantido nas duas camadas ocultas. A função de treinamento usada foi a de retropropagação elástica (*resilient backpropagation*) 17. Como paradigma de aprendizagem optou-se pelo método supervisionado por lote (*batch mode*), no qual a atualização dos pesos sinápticos ocorre quando todo o conjunto de treinamento é apresentado à RNA. O critério de convergência escolhido foi o de validação cruzada 18.

O conjunto de treinamento é composto por faltas AT, BT, CT, AB, BC, AC, ABT, BCT, ACT, ABC (10), impedâncias de falta variando de 0Ω to 100Ω , com passo de 5Ω (21), localizações de falta variando de 0 a 100%, com passo de 5% (21). Um total de 16 janelas é armazenado por falta (16) e as simulações incluem, além do caso base, três níveis de sobrecarga e três contingências (7), resultando em um total de 493920 amostras para a rede sob falta. Para a rede sob condições normais, utilizam-se 200000 amostras. O conjunto de amostragem, o qual associa as medidas na linha sob falta e em condições normais, foi subdividido aleatoriamente em treinamento (50%), validação (25%) e teste (25%).

Uma vez identificado o tipo de falta, os sinais do sistema são apresentados para o módulo de localização. Estes sinais são os mesmos que alimentam a RNA de classificação. Como os condutores envolvidos na falta são conhecidos, RNA especialistas para cada tipo de falta se encarregam da localização. Isto significa que o módulo de localização possui uma rede especialista para cada tipo de falta: AT, BT, CT, AB, BC, AC, ABT, BCT, ACT, ABC.

3. Resultados

De forma a testar a metodologia proposta, uma linha de 138kV, modelada com parâmetros distribuídos, com 10km de extensão, foi usada nas simulações 15. Foi criado um conjunto extra de dados, com os seguintes parâmetros:

- Zf: 3, 27, 48, 67, 84, 103, 123 ohms;
- Localização da falta: 3,11,19,26,52,65,83,91,99%;
- Ângulo de incidência de falta: escolhido aleatoriamente;
- Tipos de falta simuladas: AT, BT, CT, AB, BC, AC, ABT, BCT, ACT, ABC.

Para analisar a estrutura de localização de faltas, o qual é composto de redes especialistas para cada tipo de falta (AT, BT, CT, AB, BC, AC, ABT, BCT, ACT, ABC.), o gráfico de probabilidade acumulada mostra os resultados obtidos para os subconjuntos de treinamento, validação, teste e o conjunto extra. Uma breve análise dos resultados é feita, a partir de um gráfico representativo de cada tipo de falta. Optou-se por exibir os resultados das redes especialistas nas seguintes faltas: AT, AB, ABT e ABC. O erro de localização foi calculado a através da equação 1:

$$Erro\% = \frac{|D - S|}{L} \times 100\% \quad 1$$

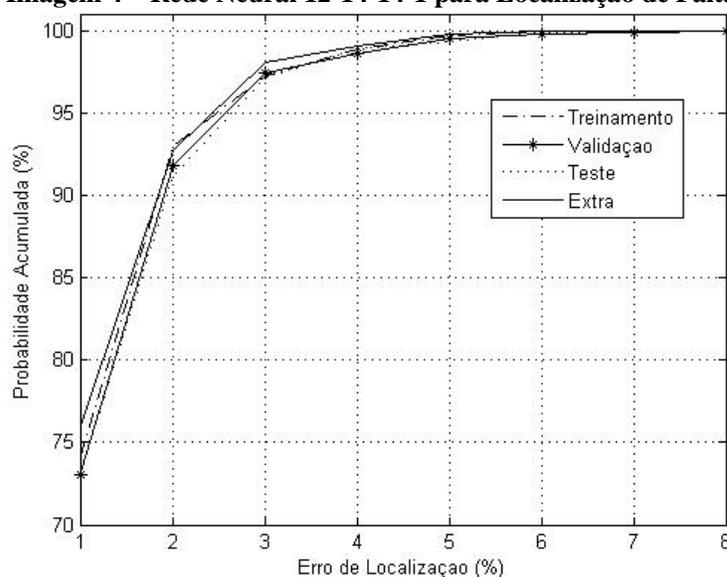
Onde:

D, S Representam as saídas desejadas e obtidas para as redes neurais, respectivamente;

L Representa o comprimento da linha de transmissão

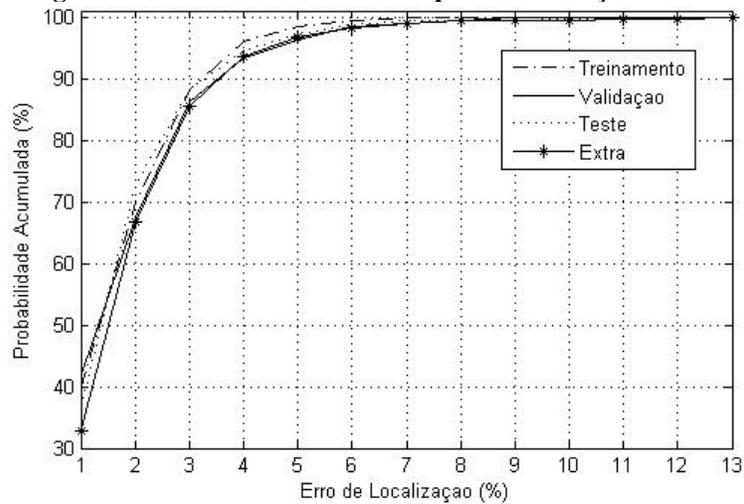
A Imagem 4 mostra a curva de probabilidade acumulada para os erros de localização da rede neural especializada em curtos fase AT. Pode ser observado que o erro de localização foi menor que 8% para 100% das amostras analisadas, até mesmo para o conjunto extra de dados e menor que 3% para aproximadamente 98% das amostras analisadas.

Imagem 4 – Rede Neural 12-14-14-1 para Localização de Faltas AT.



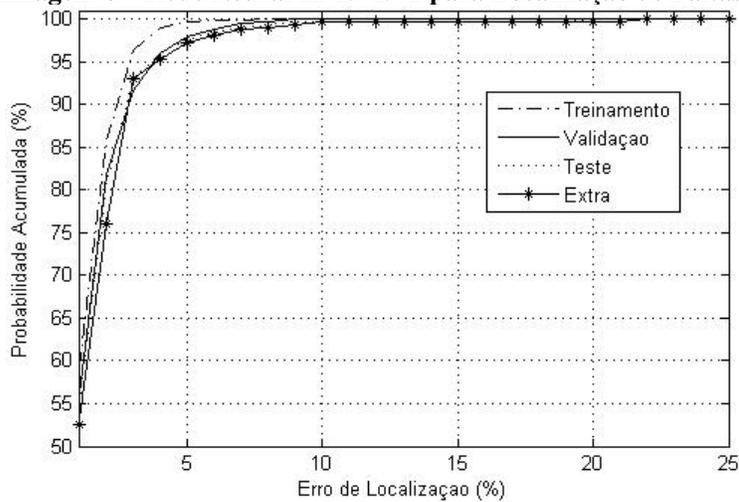
A Imagem 5 mostra a curva de probabilidade acumulada para redes neurais especializadas em faltas do tipo AB. Analisando a Imagem 5, pode ser observado que o erro máximo erro de localização foi 13% e que o erro foi menor que 5% para aproximadamente 95% dos conjuntos de amostras analisadas.

Imagem 5 – Rede Neural 12-15-15-1 para Localização de Faltas AB.



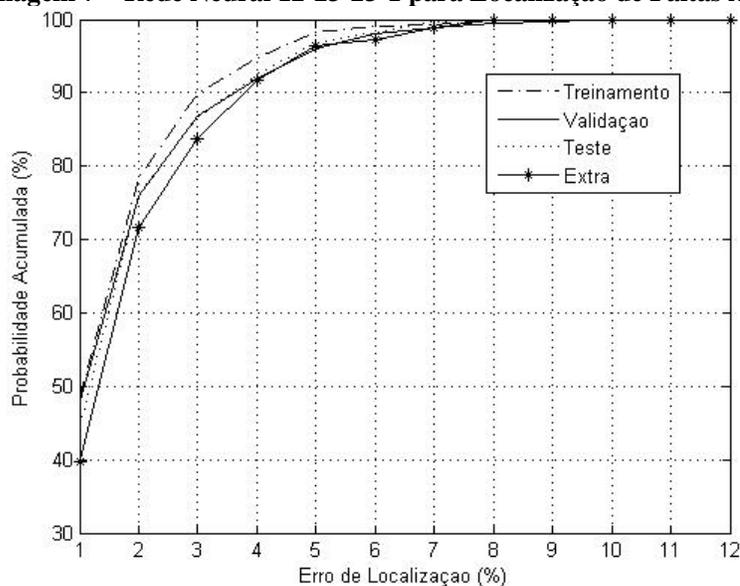
A Imagem 6 mostra a curva de probabilidade acumulada para a rede neural especialista em faltas do tipo ABT. O erro de localização foi menor que 10% para aproximadamente 99% das amostras analisadas.

Imagem 6 – Rede Neural 12-19-19-1 para Localização de Faltas ABT.



A Imagem 7 mostra a curva de probabilidade acumulada para a rede neural especialista em faltas do tipo ABC. Pode ser observado que o erro foi menor que 10% para 100% das amostras analisadas e que o erro foi menor que 5% para aproximadamente 95% dos dados analisados.

Imagem 7 – Rede Neural 12-23-23-1 para Localização de Faltas ABC.



Uma importante característica do tipo de apresentação dos resultados (curvas de probabilidade acumulada) é que esse tipo de gráfico não omite nenhum tipo de informação relacionada à performance da rede neural, diferentemente de resultados mostrados através de tabelas onde, na pode-se mostrar somente parte dos resultados obtidos.

4. Conclusões

Neste artigo foi desenvolvida uma estrutura para localização de faltas em linhas de transmissão, usando redes neurais artificiais. Todas as redes convergiram por parada antecipada, garantindo alta capacidade de generalização, provada por sua eficiência.

A rede que apresentou melhores resultados foi a rede especializada em faltas do tipo fase-terra, representadas no presente trabalho pelas falta tipo AT. Levando-se em consideração que mais de 70% das faltas em linhas de transmissão são do tipo fase-terra 19, pode-se concluir que a estrutura para localização de faltas apresentou uma performance excelente, apesar da variação dos parâmetros da linha.

5. Referências

- 1 LI, H. Y. & SOUTHERN, E. P. & CROSSLEY, P. A. & POTTS, S. & PICKERING, S. D. A. & CAUNCE, B. R. J. & WELLER, G. C. A New Type of Differential Feeder Protection Relaying Using the Global Positioning System for Data Synchronization. In: IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 12, No.3, July. 1997.
- 2 LIN, Y-H. & LIU, C-W. & JIANG, J-A. & YANG, J-Z. An Adaptive Fault Locator for Transmission Lines Tapped with a Source of Generation – Using Synchronized Voltage and Current Phasors. In: IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, Vol.3, pp.1379 – 1383, July. 2000.
- 3 IEEE Power System Relaying Committee, Synchronized Sampling and Phasor Measurement for Relaying and Control. In: IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 9, No. 1, pp 442-452, January. 1994.
- 4 PHADKE, A. G. Synchronized Phasor Measurements in Power Systems. In: IEEE Computer Applications in Power Journal, April. 1993.

- 5 TAKAGI, T. & YAMAKOSHI, & YAMAURA, M. & KONDOW, R. & MATSUSHIMA, T. Development of a new type fault locator using the one-terminal voltage and current data. In: IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. PAS 101, n. 8, august. 1982.
- 6 RANJBAR, A. M. & CORY, B. J. An Improved method for the Digital Protection of High voltage transmission Line. In: IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS 94, No.2, pp.554-560, 1975.
- 7 WESTLIN, S. E. & BUBENKO, J. A. Newton-Raphson Technique Applied to the Fault Location Problem. In: IEEE PES Summer Meeting. 1976.
- 8 PHADKE, A. G. Computer Relaying: Its Impact on Improved Control and Operation of Power Systems. In: IEEE Computer Applications In Power Journal. 1988.
- 9 SIDHU, T. S. & SINGH, H. & SACHDEV, M. S. Design, Implementation and Testing of an Artificial Neural Network Based Fault Direction Discrimination for Protecting Transmission Lines. In: IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 10, No.2, April. 1995.
- 10 DAS, R. & KUNSMAN, S. A. A Novel Approach for Ground fault Detection. In: 57th Annual Conference for Protective Relay Engineers, Texas, Texas A & M University, April. 2004.
- 11 QI, W. & SWIFT, G. W. & MACLAREN, P. G. & CASTRO, A. V., An Artificial Neural Network to Distance Protection. In: Intelligent Systems Applications to Power Systems. Proceedings, ISAP '96, International Conference, pp.226-230, February. 1996.
- 12 COURRY, D. V. & JORGE, D. C., Artificial Neural Network Approach to Distance Protection of Transmission Lines. In: IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 13, No.1, January. 1998.
- 13 OTHMAN, M. F. & MAHFOUF, M. & LINKENS, D. A., Transmission Lines fault detection, Classification and Location Using an Intelligent Power System Stabilizer. In: IEEE International Conference on Electric Utility Deregulation, Restructuring and Power Technologies, Hong Kong, April. 2004.
- 14 ATP - Alternative Transient Program. *Rule Book*. Leuven EMTP Center (LEC), 1987.
- 15 BRAHMA, S. M. & GIRGIS, A. A., Fault Location on a Transmission Line Using Synchronized Voltage Measurements. In: IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 19, No. 4, October. 2004.
- 16 OLIVEIRA, A. R. & GARCIA, P. A. N. & SILVA, H. A. & PEREIRA, J. L. R. & OLIVEIRA, L.W., Redes Neurais Artificiais Aplicadas na Detecção e Classificação de Faltas em Linhas de Transmissão. VI CLAGTEE, Mar Del Plata, Argentina, 2005.
- 17 RIEDMILLER, M. & BRAUN, H., A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation Learning: The RPROP Algorithm. In: IEE International Proceedings on Neural Networks, pp.586-591, San Francisco, USA. 1993.
- 18 HAYKIN, S., Neural Networks: A comprehensive Foundation. Ed. Bookman, 2001.
- 19 STEVENSON JUNIOR, W. D., Elements of Power System Analysis. New York, Ed. McGraw-Hill, 1982.