# Um Algoritmo para Detecção e Classificação de Faltas em Linhas de Transmissão Baseado em Transformada Wavelet e RNA

K. M. Silva, B. A. Souza, Senior Member, IEEE, N. S. D. Brito, F. B. Costa e K. M. C. Dantas

Abstract—A method for fault diagnosis in transmission lines is presented, which to accomplish the detection step and fault duration time by a set of rules established from the current waveform analysis at the time and wavelet domains. A fault is distinguished from others power quality issues which are common in power systems operation, such as sags and transients. The fault is classified by an artificial neural network, responsible for the pattern recognition of voltages and currents related to each specific type. The method is evaluated for real and simulated faults in transmission lines of Chesf's electrical system and good results in both cases are achieved.

*Index Terms*—Artificial neural networks, wavelet transform, fault diagnosis in transmission lines.

# I. INTRODUÇÃO

As faltas em sistemas elétricos de potência são caracterizadas como desligamentos não programados de seus componentes. Após sua eliminação, uma análise mais detalhada é de extrema importância para prevenir novos defeitos. Nesse momento, destaca-se a importância da *oscilografia*, que consiste do constante monitoramento das tensões e correntes do sistema e do estado dos equipamentos de proteção. Para tanto, são utilizados os registradores digitais de perturbação (RDPs), que quando interligados a computadores dedicados a aquisição de dados configuram as chamadas *redes oscilográficas*.

As redes oscilográficas possuem, em geral, um sistema de verificação e coleta das informações registradas pelos RDPs. Essas informações são coletadas automaticamente e organizadas em registros padronizados, para só então serem transferidas para o *servidor central da oscilografia*, onde são armazenadas e posteriormente compartilhadas na rede corporativa da empresa (Figura 1).

A oscilografia foi concebida principalmente com o intuito de avaliar o desempenho dos sistemas de proteção e dos equipamentos a ele relacionados, quando da ocorrência de uma falta. No entanto, na maioria das vezes esses equipamentos são acionados por distúrbios relacionados à qualidade da energia elétrica (QEE), como afundamentos de tensão e transitórios de chaveamento de banco de capacitores. Dessa forma, uma depuração prévia desses registros é de fundamental importância, a fim de compartilhar apenas informações relacionadas à faltas.



Fig. 1. Representação do processo de coleta automática de registros adquiridos pelos RDPs.

Em relação à etapa de detecção de faltas em linhas de transmissão (LTs), alguns algoritmos utilizando redes neurais artificiais (RNAs) vêm sendo propostos [1], [2], [3]. Por outro lado, a transformada wavelet (TW) também vem sendo largamente empregada [4], [5]. No entanto, os métodos até agora propostos para detecção da falta distinguem-na apenas da situação normal de operação em regime permanente do sistema, não contemplando as demais situações de operação que podem ser registradas pelos RDPs.

Um grande número de algoritmos relacionados à classificação de faltas em LTs utilizam as RNAs [2], [3], [6]. Por outro lado, em [7] empregou-se a TW. Alguns algoritmos híbridos também têm sido propostos, como o em [8], combinando a TW com a RNA; em [9] emprega-se lógica *fuzzy* e RNA; e em [10], [11] foram propostos algoritmos que combinam TW com lógica *fuzzy*. Entretanto, na maioria dos casos, apenas sinais de faltas oriundos de simulações em softwares do tipo EMTP são avaliados, não contemplando sinais de faltas reais.

Nesse artigo, um método de detecção e classificação de faltas em LTs é apresentado. A detecção da falta e de seu intervalo de duração é realizada por um conjunto de regras estabelecidas a partir da análise dos sinais de corrente no domínio do tempo e dos coeficientes wavelet. Na etapa de classificação é empregada uma RNA, cujos sinais de entrada são as tensões e correntes na LT.

O algoritmo de que trata este artigo é resultado de um projeto de P&D da Chesf que foi desenvolvido pela Universidade Federal de Campina Grande. Atualmente, ele encontra-se implementado no sistema de monitoramento da LT 04V4 de 230 kV, localizada entre as subestações de Campina Grande II e Natal II, pertencentes ao subsistema Leste da Chesf.

Os autores fazem parte do Grupo de Sistema Elétricos da Universidade Federal de Campina Grande, Av. Aprígio Veloso 882, Bodocongó, Campina Grande - Paraíba, CEP:58.109-970. (e-mail: kms, benemar, nubia, flabc, karcius@dee.ufcg.edu.br).

# II. MÉTODO PROPOSTO

O método está divido basicamente em dois módulos: *detecção* e *classificação* (Figura 2).



Fig. 2. Diagrama de blocos do método proposto.

Inicialmente, no módulo de detecção, os campos do registro correspondentes aos canais analógicos do RDP são lidos. Em seguida, a transformada wavelet discreta (TWD) é aplicada apenas às correntes, obtendo-se os coeficientes wavelet da primeira escala de resolução. Em seguida, um conjunto de regras é avaliado para identificar se o registro avaliado é correspondente a uma falta. Essas regras são extraídas a partir da identificação de padrões nas correntes no domínio do tempo e dos coeficientes wavelet, considerando-se diversos distúrbios registrados pelos RDPs. Caso nenhuma falta seja detectada, o algoritmo é finalizado e a transferência do registro até o servidor central não é realizada. Por outro lado, se alguma falta for detectada os instantes inicial e final da falta são identificados, a partir de outras regras estabelecidas para os coeficientes wavelet de detalhe das correntes.

No módulo de classificação, todas as amostras de tensão e corrente referentes ao intervalo de falta delimitado na fase de detecção são normalizadas pelos seus valores máximos no registro. Em seguida, a reamostragem desses sinais é realizada convertendo-os da freqüência de amostragem original do RDP para uma freqüência padrão de 1200 Hz. Um processo de janelamento é empregado ao intervalo de falta já reamostrado e cada janela de amostras obtida é apresentada a uma RNA, que indicará qual é o tipo de falta relacionado àquelas amostras. O tipo de falta que a RNA mais identificou quando da avaliação de todas as janelas de amostras é o que prevalece e assim, o que consta no relatório de saída.

### III. MÓDULO DE DETECÇÃO

#### A. Regras de Detecção

Diversas ocorrências além das faltas são consideradas para estabelecer as regras de detecção, tais como: afundamentos de tensão, transitórios de chaveamento, energizações e desligamentos de LTs. De fato, qualquer registro no qual não seja identificada uma falta é classificado como sem falta e sua transferência até o servidor central não deve ser permitida.

Para a extração das regras são considerados apenas os coeficientes wavelet de detalhe referentes a primeira escala de resolução. A wavelet mãe empregada é a Daubechies 4 [12].

A detecção da falta apenas pela avaliação das correntes no domínio wavelet pode ser falha em alguns situações, como por exemplo em alguns casos de afundamentos de tensão e energizações de LTs, nas quais os coeficientes wavelet relacionados às altas freqüências podem ser da mesma ordem de grandeza que os de uma falta. No entanto, essas duas situações são facilmente identificadas no domínio do tempo. No caso de afundamentos, basta avaliar se as correntes nas fases foram extintas por atuação da proteção. Por outro lado, para identificar energizações de LTs verifica-se as correntes no início e no fim do registro. Dessa forma, além da análise dos coeficientes wavelet, para diferenciar uma falta de um afundamento de tensão e energizações de LTs é necessária análise das correntes no domínio do tempo [13].

A seguir são apresentadas as regras utilizadas na etapa de detecção da falta:

- 1) Se  $I_{pre} \approx 0$  e  $I_{pos} \approx 0$  então o registro não corresponde a uma falta. uma falta.
- 2) Se  $I_{pre} \approx 0$  e  $I_{pos} \gg 0$  então o registro não corresponde a uma falta.
- 3) Se  $C_{max} \leq C^*$  então o registro não corresponde a uma falta.
- 4) Se  $C_{max} > C^*$ ,  $I_{pre} \approx 0$  e  $I_{pos} \gg 0$  então o registro não corresponde a uma falta.
- 5) Se  $C_{max} > C^*$  e  $|I_{pos} I_{pre}| < 0.2max \{I_{pre}, I_{pos}\}$ então o registro não corresponde a uma falta.
- 6) Se  $C_{max} > C^*$  e se as demais regras não foram satisfeitas então o registro corresponde a uma falta.

Sendo  $C_{max}$  o máximo valor absoluto dentre os coeficientes wavelet de primeira escala das correntes;  $C^*$  um valor pré-estabelecido empiricamente, a partir da observação dos coeficientes wavelet das correntes em diversas situações de operação real do sistema;  $I_{pre}$  e  $I_{pos}$ , respectivamente, os valores de pico das correntes no primeiro e no último ciclos registrados, considerando a freqüência fundamental de 60Hz.

#### B. Regras para a Identificação da Duração da Falta

Analisando-se um registro que corresponda a uma falta, em geral observam-se três situações nas quais os sinais de tensão e corrente se comportam de modos distintos: as etapas de *pré-falta*, *falta* e *pós-falta* (Figura 3) [6].

A etapa de pré-falta consiste nas amostras do registro referentes ao intervalo de tempo no qual o sistema está em operação normal. A segunda etapa consiste no intervalo no qual o sistema encontra-se em situação de falta. A etapa de pós-falta refere-se a parte do registro que indica o comportamento do sistema após a atuação da proteção. A identificação e determinação do intervalo de duração de cada uma dessas etapas não é uma tarefa fácil, o que torna a classificação a partir de registros oscilográficos um processo difícil. No caso de ser identificada uma falta, a próxima etapa é a determinação de sua duração, identificando as amostras de inicial e final. Isso é feito a partir dos coeficientes wavelets dos sinais. Nesse momento, é importante a análise da corrente de seqüência zero, já que no caso das faltas com envolvimento da terra esse sinal possui muita representatividade na determinação do intervalo.



Fig. 3. Registro real com a indicação das etapas de pré-falta, falta e pós-falta.

No método proposto, após a identificação de uma falta, a próxima etapa é a determinação de sua duração. Isso é feito a partir da análise dos coeficientes wavelets relacionados às componentes de mais alta freqüência das correntes (grandezas de fase e de seqüência zero) na primeira escala de resolução da TWD. A componente de seqüência zero tem importância crucial, visto que no caso das faltas com envolvimento da terra esse sinal possui muita representatividade na determinação do intervalo.

Para aumentar a precisão na determinação da duração da falta, os coeficientes wavelet são filtrados empregando-se a técnica de *hard wavelet treshold*, considerando-se um limiar de 10% do maior coeficiente de cada uma das correntes.

Para determinar as amostras inicial e final do distúrbio foi elaborado o seguinte algoritmo:

- Identificar o índice do primeiro coeficiente diferente de zero para cada uma das correntes de fase e de seqüência zero.
- O índice do coeficiente inicial da falta é definido como sendo aquele relacionado ao maior índice, dentre os determinados no passo 1.
- Identificar o índice do último coeficiente diferente de zero para cada uma das correntes de fase.
- 4) Identificar o índice do último coeficiente diferente de zero para a componente de seqüência zero das correntes.
- O índice do coeficiente final da falta é definido como sendo o menor índice entre os encontrados nos passos 3 e 4.
- 6) As amostras inicial e final da falta são determinadas, respectivamente, como o dobro do índice dos coeficientes inicial e final da falta (processo de sobre amostragem).

Na figura 4 são apresentados os coeficientes wavelet correspondentes às correntes apresentadas anteriormente na figura 3, após a etapa de filtragem. Nesse caso, os instantes inicial e final da falta foram determinados corretamente como sendo, respectivamente, 30 ms e 85 ms.



Fig. 4. Coeficientes wavelet de detalhe das correntes: (a) Fase A; (b) Fase B; (c) Fase C; (d) Componente de seqüência zero.

## IV. MÓDULO DE CLASSIFICAÇÃO

# A. Normalização

Todas as amostras das tensões e correntes no domínio do tempo, referentes ao intervalo de falta, são normalizadas pelos respectivos valores máximos no registro. Dessa forma, os padrões de entrada da RNA oriundos de faltas simuladas e reais são uniformizados. Essa etapa é muito importante porque, não há variedade de faltas nos registros de uma determinada LT. Desta forma, registros de faltas em outra LTs, mesmo de classe de tensão diferentes, podem ser incluídos na base de dados.

## B. Reamostragem

As características relevantes para a classificação de faltas estão presentes principalmente nas componentes de baixa freqüência dos sinais de tensão e corrente. As componentes de alta freqüência têm pouca utilidade no diagnóstico [14]. No entanto, a maioria dos RDPs empregados atualmente possuem taxas de amostragem típicas como 5400 Hz e 15360 Hz. Dessa forma, é incluída uma etapa de reamostragem dos sinais com o intuito de facilitar a classificação. Com a reamostragem, são mantidas amostras apenas na quantidade suficiente para que a RNA consiga distinguir cada tipo de falta.

A reamostragem é aplicada aos sinais de tensão e corrente, referentes apenas ao intervalo de falta delimitado. Ela consiste da conversão da freqüência de amostragem original (freqüência do RDP) para uma freqüência padrão. Como 1200 Hz é a menor freqüência de amostragem dos RDPs da Chesf, ela foi escolhida como a freqüência padrão.

#### C. Janelamento

O processo de janelamento consiste em agrupar 5 amostras consecutivas das tensões e correntes, em grandezas de fase e de seqüência zero, em um único padrão de entrada da RNA. A janela de dados percorre as amostras dos sinais referentes ao intervalo de falta delimitado, deslocando-se ao passo de uma amostra [6].

# D. Classificação

Nessa etapa, cada janela obtida no processo de janelamento é apresentada a uma RNA do tipo MLP, que deve identificar o tipo de falta correspondente àquelas amostras. O processo consiste basicamente em verificar o tipo mais identificado ao avaliar todas as janelas. Essa estratégia garante que, mesmo que a RNA cometa erro para algumas janelas, na grande maioria das vezes o diagnóstico do registro seja correto.

Para treinar a RNA, são necessários exemplos que representem significativamente a aplicação, ou seja, um conjunto de sinais de tensão e corrente correlato a uma grande variedade de situações de faltas. Como essa diversidade não é encontrada em registros reais, casos de faltas simulados são utilizados.

Além dos casos simulados, também foram selecionados registros reais de faltas em diversas LTs do sistema Chesf para serem incorporados à base de dados da RNA. Com essa estratégia se tenta fazer com que a RNA consiga classificar corretamente as situações simuladas e reais.

Um esquema de codificação binário é empregado para a indicação da saída desejada da RNA referente a cada padrão de entrada dos conjuntos de treinamento, validação e teste (tabela I).

#### V. CONCEPÇÃO E AVALIAÇÃO DO MÉTODO

Na concepção do método proposto, no que diz respeito as regras de detecção e identificação da duração da falta, foram considerados registros em diversas LTs de 230 kV. No entanto, para simular as faltas que foram incorporadas à base de dados da RNA foi considerada em especial a LT 04V4 (figura 5).

TABLE I Esquema de codificação da saída desejada da RNA.

Tipo de Falta	Fase A Saida 1	Fase B Saida 2	Fase C Saida 3	Terra Saida 4
AT	1	0	0	1
BT	0	1	0	1
CT	0	0	1	1
AB	1	1	0	0
AC	1	0	1	0
BC	0	1	1	0
ABT	1	1	0	1
ACT	1	0	1	1
BCT	0	1	1	1
ABC	1	1	1	0



Fig. 5. Representação simplificada do sistema Leste da Chesf.

O valor da constante  $C^*_{max}$  foi estabelecido como 70 para as LT de 230 kV, por ser um valor que distingue a maioria dos registros de faltas daqueles relacionados a distúrbios de QEE e a operações de rotina na manutenção do sistema.

O software ATP foi utilizado na simulação das faltas na LT 04V4. Consideram-se os parâmetros do sistema distribuídos e independentes da freqüência [15]. A base de dados foi construída considerando-se como variáveis: a localização da falta, o ângulo de incidência, a resistência de falta, os tipos de falta e a freqüência de amostragem (tabela II).

A melhor configuração da RNA encontrada possui 40 neurônios na camada de entrada, devido ao janelamento empregado, 30 na camada oculta e 4 neurônios na de saída, por conta da codificação utilizada. O tempo de treinamento foi de cerca de 49 min emum PC 1.0 GHz - 384 Mb. O algoritmo empregado foi o RPROP [16]. Foram necessárias 426 épocas de treinamento para atingir um erro médio quadrático de 0,02 para o conjunto de validação e 99,83% de acerto na classificação dos padrões do conjunto de teste.

O método proposto foi avaliado com registros em três situações:

- Simulados na LT 04V4.
- Reais da LT 04V4.
- Reais de outras LTs do sistema Chesf.

TABLE II Variáveis utilizadas na simulação da LT 04V4.

Variáveis de Simulação	Treinamento	Validação	Teste
Locais de falta (km)	20-30-50 60-80-90 110-120-140-150	10-70 130-160	40-100 160-180
Resistência de falta $(\Omega)$	Fase-Fase: 1 e 10 Fase-Terra: 50 e 100		
Ângulo de Incidência (°)	60-150		
Tipos de falta	AT-BT-CT-AB-AC-BC ABT-ACT-BCT-ABC		
Freqüência de amostragem	1200Hz		

TABLE III Variáveis utilizadas na simulação da LT 04V4.

Variáveis de Simulação	Cenários de Falta		
Locais de falta (km)	10-20-30-40-50-60-70-80-90 100-110-120-130-140-150-160-170-180		
Resistência de falta ( $\Omega$ )	Fase-Fase: 0,1 e 5 Fase-Terra: 30 e 80		
Ângulo de Incidência (°)	30-120		
Tipos de falta	AT-BT-CT-AB-AC-BC ABT-ACT-BCT-ABC		
Freqüência de amostragem	1200Hz		

# A. Registros Simulados na LT 04V4

Para essa avaliação, o software ATP foi utilizado para simular 720 cenários de faltas distintos dos que foram utilizados na fase de aprendizado da RNA (tabela III). Cada um deles foi avaliado e obteve-se um percentual de acerto de 100% na classificação do tipo de falta para todo o conjunto.

#### B. Registros Reais da LT 04V4

Os registros utilizados nessa avaliação em sua grande maioria não contêm nenhuma falta. Na tabela IV, são apresentados os resultados da avaliação do método no diagnóstico de faltas reais na LT 04V4.

Atribui-se a indicação sem defeito perceptível àqueles registros relacionados a distúrbios de alta freqüência que não são identificados visualmente, mas que de alguma forma foram registrados pelos RDPs. As oscilações de carga são ocasionadas por variações abruptas nas correntes devido a saída de cargas de grande porte do sistema. Os registros de transitórios são de fato manobras de chaveamentos de bancos de capacitores e compensadores estáticos. Notadamente, só foi encontrado um registro com falta para a LT 04V4, que foi classificado corretamente.

TABLE IV Resultados para os registros reais na LT 04V4.

Diagnóstico Real	Diagnóstico Obtido	Nº de Registros	Diagnósticos Corretos
Sem defeito perceptível	Sem falta	115	115
Oscilações de carga	Sem falta	12	11
Afundamentos de tensão	Sem falta	21	20
Transitórios	Sem falta	16	16
Desligamento	Sem falta	18	18
Energização	Sem falta	18	18
Falta CT	Falta CT	1	1
		201	199

# C. Registros Reais de Outras LTs

Para avaliar o desempenho do método para outras LTs, foram utilizados registros de faltas reais em outras LTs, de outras áreas do sistema Chesf e até mesmo de outros níveis de tensão. Os resultados para as LTs de 230 kV e 500 kV são apresentados, respectivamente, nas tabelas V e VI.

Observou-se que mesmo com as regras sendo elaboradas tomando por base LTs de 230 kV, a detecção de faltas em LTs de 500 kV foi correta. As regras para a determinação da duração da falta em alguns casos foi imprecisa, principalmente na indicação do instante final. Mesmo assim, a classificação não foi comprometida em nenhum dos casos testados.

TABLE V Resultados para outras LTs de 230 kV.

Diagnóstico Real	Diagnóstico Obtido	N <sup>o</sup> de Registros	Diagnósticos Corretos
Sem defeito perceptível	Sem falta	6	6
Afundamentos de tensão	Sem falta	18	17
Transitórios	Sem falta	2	2
Desligamento	Sem falta	2	2
Energização	Sem falta	2	2
Falta AT	Falta AT	1	1
Falta BT	Falta BT	3	3
Falta CT	Falta CT	3	3
Falta AB	Falta AB	1	1
		38	37

TABLE VI Resultados para outras LTs de 500 kV.

Diagnóstico Real	Diagnóstico Obtido	N <sup>o</sup> de Registros	Diagnósticos Corretos
Afundamentos de tensão	Sem falta	10	10
Transitórios	Sem falta	2	2
Desligamento	Sem falta	1	1
Energização	Sem falta	1	1
Falta AT	Falta AT	3	3
Falta BT	Falta BT	2	2
		19	19

# VI. CONCLUSÕES

Um método de diagnóstico de faltas foi desenvolvido e implementado para LTs de 230 kV do sistema de transmissão da CHESF. Contudo, seu desempenho também foi avaliado para outras LTs de níveis de tensão diferentes e resultados satisfatórios foram obtidos.

A principal contribuição do método está relacionada à préanalise e triagem dos registros capturados pelos RDPs. De fato, um novo conceito de oscilografia foi considerado. Além da situação normal de operação em regime permanente do sistema, as faltas foram diferenciadas de distúrbios associados à QEE e de operações de manobra para manuntenção do sistema.

O algoritmo de determinação da duração da falta foi sempre bem sucedido na indicação do instante inicial. No entanto, em alguns casos, a determinação do instante final apresentou erro significativo. Mesmo assim, a classificação não foi comprometida nesses casos.

Apesar dos resultados evidenciarem uma possível generalização das regras de detecção, elas ainda não podem ser tidas como gerais. Outras regras devem ser incorporadas ao método, contemplando outros tipos de distúrbios em diferentes LTs, tornando seu diagnóstico mais robusto.

# VII. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao CNPq e a Chesf pelo apoio financeiro para a realização dessa pesquisa. Agradecem também a engenheira Sandra S. B. Silva pelo seu apoio técnico.

#### **REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

- M. Kezunovic and I. Rikalo, "Detect and classify transmission line faults using neural nets," *IEEE Computer Applications in Power*, vol. 9, no. 4, pp. 42–47, Oct 1996.
- [2] 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," SBA Controle & Automação, vol. 14, no. 02, 2003.
- [3] R. N. Mahanty and P. B. D. Gupta, "Application of rbf neural network to fault classification and location in transmission lines," *IEE Proceedings* of Generation, Transmission and Distribution, vol. 151, no. 2, Mar 2004.
- [4] M. Solanki, Y. H. Song, S. Potts, and A. Perks, "Transient protection of transmission line using wavelet transform," *Developments in Power System Protection*, no. 479, pp. 299–302, 2001.
- [5] C.-H. Kim, H. Kim, Y.-H. Ko, S.-H. Byun, and R. K. A. A. T. Johns, "A novel fault-detection technique of high-impedance arcing faults in transmission lines using the wavelet transform," *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 17, no. 4, pp. 921–929, Oct 2002.
- [6] B. A. Souza, N. S. D. Brito, S. S. B. Silva, K. M. Silva, F. B. Costa, and A. C. M. Melo Filho, "Um classificador de faltas para análise de ocorrências no sistema Chesf," *Congresso Brasileiro de Automática*, Gramado, Set 2004.
- [7] O. A. S. Youssef, "Fault classification based on wavelet transforms," *Transmission and Distribution Conference and Exposition*, vol. 1, pp. 531–536, Nov 2001.
- [8] K. H. Kashyap and U. J. Shenoy, "Classification of power system faults using wavelet transforms and probabilistic neural networks," *Proceedings of the 2003 International Symposium on Circuits and Systems*, May 2003.
- [9] S. Vasilic and M. Kezunovic, "An improved neural network algorithm for classifying the transmission line faults," *IEEE PES Winter Meeting*, New York, New York, Jan 2002.
- [10] O. A. S. Youssef, "Combined fuzzy-logic wavelet-based fault classification technique for power system relaying," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 19, no. 2, Apr 2004.

- [11] A. K. Pradhan, A. Routray, S. Pati, and D. K. Pradhan, "Wavelet fuzzy combined approach for fault classification of a series-compensated transmission line," *IEEE Transaction on Power Delivery*, vol. 19, no. 4, Oct 2004.
- [12] I. Daubechies, *Ten Lectures on Wavelets*. Philadelphia: CBMS-NSF Regional Conference Series, SIAM, 1992.
- [13] K. M. Silva, "Diagnóstico de faltas em linhas de transmissão baseado em redes neurais artificiais e transformada wavelet," Master's thesis, Universidade Federal de Campina Grande, 2005.
- [14] W. L. A. Neves, N. S. D. Brito, B. A. Souza, A. V. Fontes, K. M. C. Dantas, A. B. Fernades, and S. S. B. Silva, "Influência da freqüência de amostragem dos registradores digitais de perturbação no diagnóstico de faltas," *Transmission and Distribution Latin America Conference*, São Paulo, Ago 2004.
- [15] N. S. D. Brito, W. L. A. Neves, B. A. Souza, K. M. C. Dantas, A. V. Fontes, F. B. Costa, A. B. Fernades, and S. S. B. Silva, "Influência do modelo de linhas de transmissão no diagnóstico de faltas," *Transmission and Distribution Latin America Conference*, São Paulo, Ago 2004.
- [16] M. Riedmiller and H. Braun, "A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The rprop algorithm," *Proceedings of the IEEE Int. Conf. on Neural Networks*, pp. 586–591, San Franscisco, 1993.

**K. M. Silva** nasceu em João Pessoa, Brasil, 1980. Recebeu os títulos de engenheiro e M.Sc. em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande, Brasil, em 2004 e 2005, respectivamente. Atualmente é aluno do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da mesma universidade, com a previsão de obtenção do título de D.Sc. em Engenharia Elétrica para 2008. Tem especial interesse nas áreas de planejamento, operação e controle de sistemas de elétricos, bem como por técnicas de inteligência artificial aplicadas a sistemas de potência.

**B. A. Souza** nasceu em Crato, Brasil, 1954. Recebeu os títulos de engenheiro, M.Sc. e D.Sc. em Engenharia Elétrica da Universidade Federal da Paraíba, Brasil, em 1977, 1981 e 1995, respectivamente. Atualmente, é professor do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande, Brasil. Suas atividades de pesquisa estão concentradas principalmente em métodos de otimização aplicados a sistemas de potência, transitórios eletromagnéticos, e operação e planejamento de sistemas elétricos.

**N. S. D. Brito** nasceu em Antenor Navarro, Brasil, 1965. Recebeu os títulos de B.Sc. e Ph.D. em Engenharia Elétrica da Universidade Federal da Paraíba, Brasil, em 1988 e 2001, respectivamente. Em 1996 recebeu o título de M.Sc. em Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Campinas, Brasil. Atualmente, é professora do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande, Brasil. Suas atividades de pesquisa estão concentradas principalmente na área de Qualidade da Energia, em especial nas aplicações envolvendo detecção e classificação de faltas no sistema elétrico.

F. B. Costa nasceu em Salvador, Brasil, 1978. Recebeu o título de B.Sc. em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2005. Atualmente é aluno do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da mesma universidade, com a previsão de obtenção do título de M.Sc. em Engenharia Elétrica para 2006. Suas atividades de pesquisa estão relacionadas principalmente com Qualidade da Energia, em especial nas aplicações envolvendo detecção e classificação de faltas no sistema elétrico via redes neurais artificiais e transformada wavelet.

**K. M. C. Dantas** nasceu em Campina Grande, Brasil, 1980. Recebeu seu título de B.Sc. em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2005. Atualmente é aluno do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da mesma universidade, com a previsão de obtenção do título de M.Sc. em Engenharia Elétrica para 2006. Suas áreas de interesse são transitórios eletromagnéticos e operação e planejamento de sistemas elétricos.