



**XX SNPTEE  
SEMINÁRIO NACIONAL  
DE PRODUÇÃO E  
TRANSMISSÃO DE  
ENERGIA ELÉTRICA**

Versão 1.0  
XXX.YY  
22 a 25 Novembro de 2009  
Recife - PE

## **GRUPO XIII**

### **ESTUDO GRUPO DE ESTUDO DE SUBESTAÇÕES E EQUIPAMENTOS DE ALTA TENSÃO - GSE**

#### **DIAGNÓSTICO INTELIGENTE DE PÁRA-RAIOS: UMA NOVA ABORDAGEM**

**Carlos A. Laurentys (\*)**  
**UFMG**

**Walmir Matos Caminhas**  
**UFMG**

**Antônio de Pádua Braga**  
**UFMG**

**Helvio J. A. Martins**  
**CEPEL**

## **RESUMO**

Este artigo descreve o sistema DIPRA (**Diagnóstico Inteligente de Pára-Raios**). Com ele diagnostica-se a condição operativa dos pára-raios através de técnicas de termovisão, corrente de fuga, radiointerferência e LCM ("Leakage Current Monitor"). O DIPRA gera dois tipos de diagnósticos: um parcial para cada técnica e um conclusivo. Os parciais utilizam técnicas baseadas em comitês de redes neurais artificiais. O sistema possui módulo de processamento digital de termogramas que permite a segmentação e leitura automática de variáveis do pára-raios. Validou-se o sistema com dados do CEPEL apresentando índice de acerto superior a 90% configurando-se como uma ferramenta para tomada de decisão.

## **PALAVRAS-CHAVE**

Detecção e Diagnósticos de Falhas, Redes Neurais Artificiais, Inteligência Computacional e Bagging.

### **1.0 - INTRODUÇÃO**

Atualmente o Brasil é o país com maior incidência de descargas elétricas atmosféricas (raios) por área no mundo. Segundo estudos do INPE e da NASA, entre 1996 e 2000, a média anual brasileira é em torno de 70 milhões de raios.

Raios são fenômenos da natureza que desde os primórdios intrigam o homem. Descargas elétricas causam grandes distúrbios em linhas de transmissão e distribuição de energia, redes de telefonia, indústrias, telecomunicações e propriedades privadas. Esses efeitos ocorrem devido à alta corrente e tensão dos raios, gerando calor e outros efeitos danosos.

A dimensão dos estragos causados por este fenômeno da natureza, tanto no que tange a perda de vidas humanas, quanto aos prejuízos materiais causados às concessionárias, consumidores e indústrias é conhecida. Segundo o Grupo de Eletricidade Atmosférica do INPE, raios causam um prejuízo anual em torno de R\$ 200 milhões ao país em perdas geradas por incêndios, interrupções no fornecimento de energia elétrica e oscilações na rede elétrica.

Tais efeitos podem ser evitados quando se utiliza um sistema eficiente e cuja operacionalidade possa garantir as propriedades de proteção dos equipamentos, tais como a instalação de pára-raios. Os pára-raios são projetados para proteger os equipamentos instalados numa subestação das sobretensões oriundas de ocorrências no sistema ou de descargas elétricas. Com o uso de pára-raios é possível proteger os equipamentos dos impactos causados pelas descargas atmosféricas, bem como, garantir a confiabilidade, economia e a continuidade de operação dos sistemas.

(\*) Rua Tenente Garro, n° 57 apto 504 – CEP 30.240-360 Belo Horizonte, MG – Brasil  
Tel: (+55 31) 8821-7802 – Fax: (+55 31) 3284-1208 – Email: ka.laurentys@gmail.com

Faz-se necessário um controle sobre o sistema de proteção, com o intuito de verificar se o funcionamento desse sistema apresenta algum tipo de anomalia. Esse controle se traduz na medição e avaliação de variáveis como corrente de fuga, radio interferência e outras que possam indicar o estado de operacionalidade dos pára-raios.

O DIPRA (Diagnóstico Inteligente de Pára-Raios) é um sistema computacional, baseado em redes neurais, que tem por objetivo, gerar um diagnóstico da condição operativa do sistema de pára-raios.

Redes Neurais Artificiais (RNA) têm sido utilizadas com sucesso em diversas áreas como detecção de falhas, controle e processamento de sinais. Métodos baseados em redes neurais têm recebido bastante atenção devido a rápida e robusta implementação além de permitir um mapeamento não linear arbitrário [1].

Esse artigo apresenta uma técnica de diagnóstico que utiliza conjuntos de redes neurais para geração de diagnósticos parciais e um diagnóstico conclusivo. A técnica conhecida como bagging [2] é utilizada para cada diagnóstico parcial, melhorando o poder de generalização do sistema de detecção de falhas [3].

Esse artigo está organizado da seguinte forma: inicialmente, apresenta uma descrição do sistema em estudo, detalhando as variáveis medidas em campo; descreve, a seguir, o método de tratamento dessas variáveis; apresenta a topologia do sistema e, finalmente, mostra os resultados da validação obtida com base num conjunto de dados reais (armazenados em um banco de dados), composto de medições realizadas em subestações.

## 2.0 - DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS UTILIZADAS NO DIAGNÓSTICO

As variáveis utilizadas no processo de diagnóstico podem ser subdivididas em dois grupos: variáveis de medição e variáveis de identificação. As variáveis de medição (emissividade, temperatura ambiente, umidade, corrente de crista, etc.) estão relacionadas às técnicas de diagnóstico; as variáveis de identificação (tensão nominal do pára-raios, fabricante, nível de poluição, etc.) referem-se a características específicas do pára-raios ou da subestação onde este se encontra.

Neste trabalho, são utilizadas quatro técnicas de diagnóstico: termovisão, corrente de fuga, rádiointerferência e LCM. Tais técnicas e suas respectivas variáveis serão detalhadas a seguir.

### 2.1 Variáveis de Termovisão

As variáveis termográficas são coletadas com o auxílio de um equipamento chamado de termovisor. Esse equipamento capta uma imagem térmica através das ondas infravermelhas emitidas pelos pára-raios, como a apresentada na Figura 1.

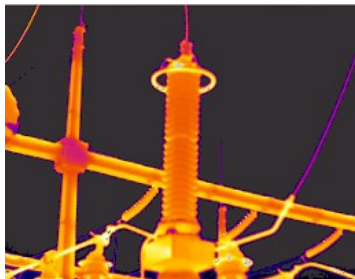


Figura 1 - Foto de termovisão de um pára-raios (Fonte: CEPEL, 2009)

A imagem termográfica, também conhecida como termograma, obtidas durante as medições de campo, fornece o perfil de temperatura superficial ao longo do corpo do pára-raios. Outras variáveis, tais como: umidade relativa do ar (H%), temperatura ambiente ( $T_{amb}$ ) e a distância, também são obtidas durante as medições, através de outros equipamentos como os termo higrômetros e as trenas eletrônicas.

Processando-se digitalmente o termograma com uso do DIPRA, pode-se obter outras 3 importantes variáveis: temperatura máxima ( $T_{máx}$ ), temperatura mínima ( $T_{mín}$ ) e a diferença de temperatura ( $\Delta T$ ) ao longo do corpo do pára-raios.

Para que um termograma seja tratado e analisado com eficiência, o analista necessita de quatro variáveis, que são solicitadas pelo software (distância, emissividade, temperatura ambiente e umidade relativa). Após o tratamento, o software gera os valores de temperaturas máxima e mínima.

O DIPRA possui um módulo de processamento inteligente de imagem que objetiva segmentar o pára-raios do termograma utilizando a Transformada Watershed [5-9] e obter automaticamente a Temperatura Máxima ( $T_{m\acute{a}x.}$ ) e mínima ( $T_{m\acute{i}n.}$ ) no corpo do pára-raios e calcular a diferença de temperatura ( $\Delta T$ ) em seu corpo automatizando o processo de análise do termograma, como ilustra a Figura 2.

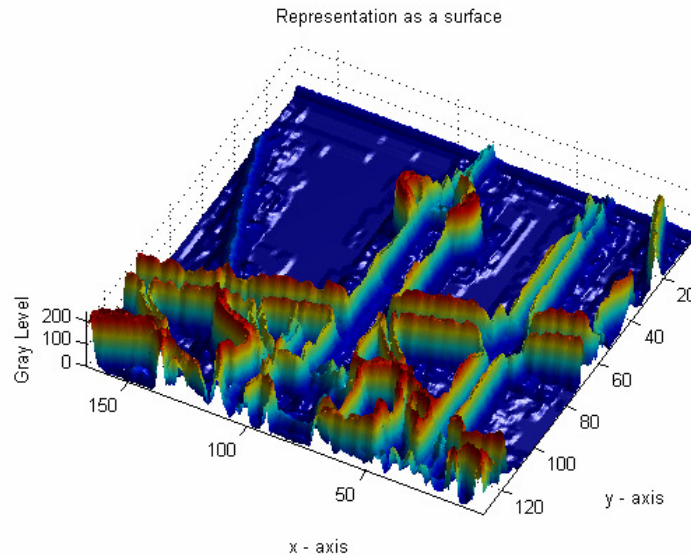


Figura 2 – Segmentação de um pára-raios (Fonte: CEPEL, 2009)

## 2.2 Variáveis de Corrente de Fuga

Esse grupo de variáveis é obtido após a aquisição do sinal senoidal da corrente de fuga durante as medições de campo.

A medição da corrente de fuga consiste na medição da corrente que flui através do pára-raios estando o mesmo energizado pela tensão fase-terra nominal do sistema [4]. Um sinal típico de corrente de fuga de um pára-raios é apresentado na Figura 3.

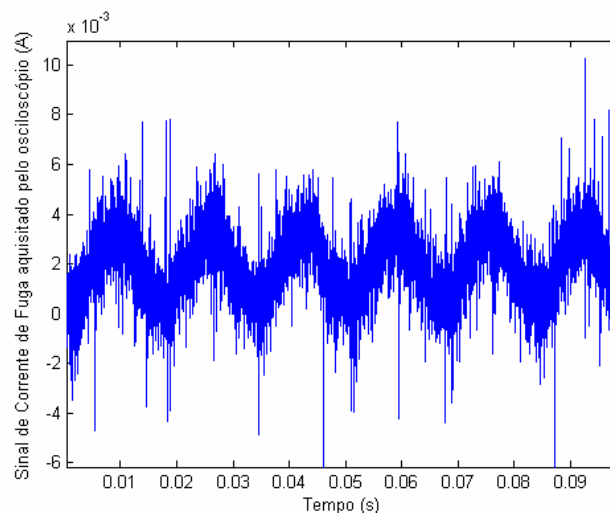


Figura 3 - Corrente de Fuga de um pára-raios obtida pelo osciloscópio (Fonte: CEPEL, 2009)

O sinal é obtido com o auxílio de um osciloscópio digital e processado digitalmente para obtenção dos parâmetros. Esse processamento gera as seguintes variáveis:

- Corrente de Crista ( $I_{cr}$ ): essa variável corresponde à metade do valor da corrente de pico a pico,

- Corrente Eficaz (I<sub>ef</sub>): Este dado corresponde ao valor de AC RMS,
- Razão entre Corrente de Crista e Corrente Eficaz (I<sub>cr</sub>/ I<sub>ef</sub>): obtido pela divisão simples da corrente de crista e da eficaz,
- 3º harmônico (3oharm): corresponde a amplitude 3º harmônico do sinal de medição de corrente.

### 2.3 Variável de Radiointerferência

A aquisição dos valores correspondentes à radio interferência de um pára-raios consiste na medição de sinais de alta frequência gerados pelo mesmo [4].

Esses sinais são captados por um transformador de corrente tipo janela (TC), cujo valor absoluto é fornecido por meio de um medidor portátil de radiointerferência com frequência de sensibilização de 1MHz. Esse grupo é constituído somente dessa variável.

### 2.4 Variável de LCM

A obtenção dos dados utilizando o LCM objetiva disponibilizar ao sistema de diagnóstico inteligente uma ferramenta complementar para identificação de falhas em pára-raios.

Os valores absolutos obtidos pelo LCM se aproximam da componente resistiva da corrente de fuga [4]. Com a medição através da utilização do LCM é possível efetuar análises comparativas ao longo do tempo de vida útil do pára-raios.

Os dados obtidos via processamento de corrente de fuga podem ser empregados tanto para pára-raios de SiC quanto para pára-raios de ZnO. Entretanto, quando se utiliza o LCM, somente é possível empregá-lo para a aquisição do valor da corrente de fuga dos pára-raios do tipo ZnO sem gap, sendo que internamente esse equipamento possui um microprocessador que separa a componente resistiva da corrente de fuga.

Os dados medidos por meio do LCM, são comparados a uma base de dados interna ao equipamento, tendo por base as curvas dos pára-raios fabricados pela ABB. Não é necessário um tratamento computacional específico, pois o valor final é fornecido diretamente pela tela do equipamento. Esse grupo constitui-se de somente dessa variável.

Cabe ressaltar, que devido à base de dados interna do LCM estar referenciada às curvas dos pára-raios fabricados pela ABB, não é possível afirmar que sua eficiência seja a mesma para outros fabricantes.

### 2.5 Variáveis de Identificação dos Pára-raios

As variáveis de identificação dos pára-raios agem como separadores, estando presentes em todas as medições e representando características específicas do pára-raios ou da subestação onde este se encontra. Neste sistema, foi utilizado um grupo de quatro variáveis de identificação como entrada para as redes neurais. Esse grupo constitui-se das seguintes variáveis:

- Material: pode ser SiC (porcelana) ou de ZnO sem centelhadores (porcelana ou polimérico);
- Tensão Nominal do pára-raios;
- Fabricante: refere-se à empresa que projetou e fabricou o pára-raios.
- Índice de poluição: é uma variável característica da subestação e é obtido a partir da medição (em mg/cm<sup>2</sup>) das partículas de poluição presentes no ar. Na Tabela 1, são apresentados os quatro níveis de poluição definidos.

TABELA 1 - Os quatro níveis definidos para a variável índice de poluição  
Fonte: International Electrotechnical Commission IEC Report – Publication 815 – First Edition – 1986

<b>Faixa</b>	<b>Classificação</b>
< 0,06 mg/cm <sup>2</sup>	Leve
Entre 0,06 mg/cm <sup>2</sup> e 0,1 mg/cm <sup>2</sup>	Médio
Entre 0,1 mg/cm <sup>2</sup> e 0,2 mg/cm <sup>2</sup>	Pesado
> 0,2 mg/cm <sup>2</sup>	Muito Pesado

### 3.0 - TOPOLOGIA DO SISTEMA

Cada grupo de variáveis das medições é usado para a geração de um diagnóstico parcial do pára-raios. Ressalta-se que, além do uso de variáveis de medição, também são usadas variáveis referentes à identificação do pára-raios e da subestação.

Cada um dos módulos de diagnóstico parcial utiliza um conjunto de redes MLP para processar as suas variáveis de entrada. Cada rede tem a seguinte estrutura: nodos da camada de entrada (um para cada variável ou parâmetro de entrada), três nodos na camada escondida, quatro nodos na camada de saída (cada um representando uma classificação). A título de exemplo, a estrutura básica das redes utilizadas para implementação das técnicas de diagnóstico é apresentada na Figura 4.

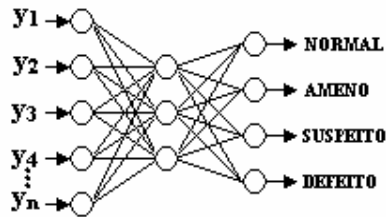


Figura 4 - Estrutura básica das redes utilizadas para implementação dos métodos de diagnóstico.

Obtém-se o diagnóstico conclusivo pela pior condição detectada nos diagnósticos parciais, conforme evidencia a topologia mostrada na Figura 5. O diagnóstico conclusivo classifica o pára-raios segundo a sua condição operacional, podendo assumir os seguintes valores:

- pára-raios em condição amena (AMENO),
- pára-raios em condição normal (NORMAL),
- pára-raios em condição suspeita (SUSPEITO),
- pára-raios em condição defeituosa (DEFEITO).

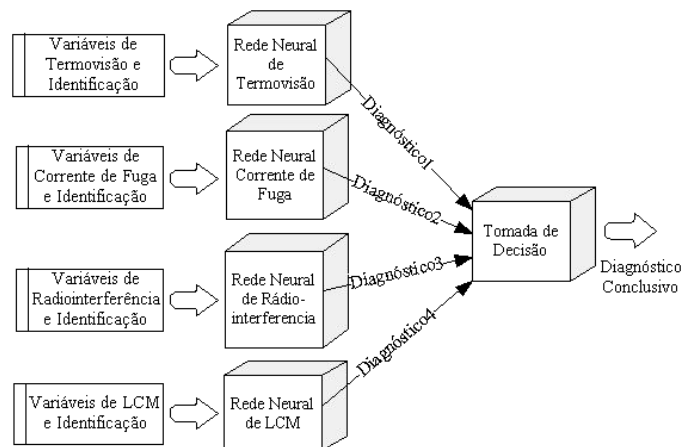


Figura 5 - Topologia do Sistema de Detecção e Diagnóstico de Pára-Raios

Cada técnica de diagnóstico é implementada por um conjunto de redes neurais de mesma estrutura. Obtém-se o diagnóstico parcial por meio do voto majoritário de todas as redes neurais MLP que implementam esse método diagnóstico. Caso haja empate o pior diagnóstico é selecionado.

Utilizando-se dessa técnica para cada diagnóstico parcial é possível melhorar o poder de generalização da rede neural [3]. Para se determinar o número de redes neurais em cada diagnostico parcial, foi utilizado o algoritmo visualizado no fluxograma da Figura 6.

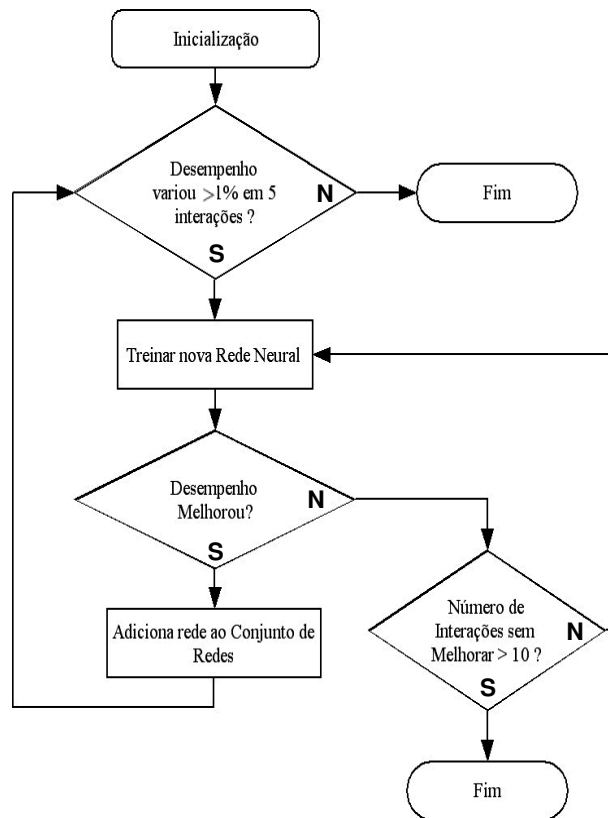


Figura 6 - Algoritmo para criação do conjunto de redes neurais de cada diagnóstico parcial.

Evidencia-se na Figura 7 a evolução do desempenho em função do número de redes para o diagnóstico de termovisão, até que o número de redes fosse definido em 23.

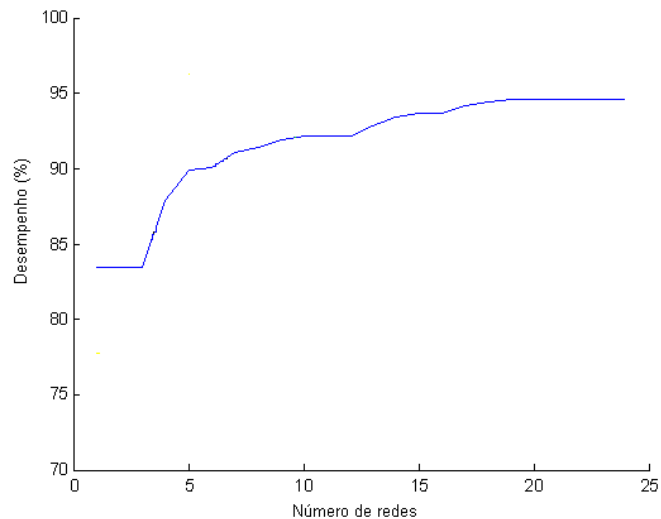


Figura 7 - Evolução do desempenho em função do número de redes para o diagnóstico de termovisão.

São descritas, a seguir, as entradas presentes em cada um dos conjuntos de redes.

- **Diagnóstico Parcial de Termovisão:** a rede tem como entrada seis variáveis de medição mais quatro variáveis de identificação, totalizando dez entradas. Com essa estrutura, a rede foi capaz de, durante o treinamento, relacionar devidamente as variáveis de entrada de forma a produzir a saída

desejada para a rede.

- Diagnóstico Parcial de Corrente de Fuga: o tratamento das variáveis desse método é diferente dos demais, cada variável do método de corrente de fuga representa, por si só, um método de diagnóstico. Assim sendo, para o método de corrente de fuga, foram criadas quatro redes, sendo que cada uma delas tem como entrada uma das variáveis de medição do método mais quatro variáveis de identificação.
- Diagnóstico Parcial de Radiointerferência: a rede tem como entrada a variável do método mais quatro variáveis de identificação.
- Diagnóstico Parcial de LCM: para esse método de diagnóstico, assim como para o método de radiointerferência, a rede tem como entradas uma variável de medição mais as quatro variáveis de identificação.

#### 4.0 - RESULTADOS

A topologia do sistema de detecção de falhas foi implementada em C++, acessando um banco de dados MySQL. A base de dados utilizada para implementação da topologia do detector de falhas constituía-se de 764 medições, obtidas em subestações pertencentes a seis clientes do CEPEL. Foram separados 2 grupos de dados: um para executar o treinamento e outro para a validação de cada método de detecção de falhas proposto.

Procurou-se manter um equilíbrio na amostragem de dados, tanto em relação à classe de diagnóstico (normal, ameno, suspeito, defeito) quanto em relação às subestações de origem das medições. Utilizou-se esse equilíbrio para que as redes neurais não ficassem tendenciosas a diagnosticar uma condição de falha ou de normalidade de um pára-raios.

Foram reservados cerca 10% dos dados iniciais para validação geral do sistema. Os resultados da validação final são apresentados na Tabela 2.

TABELA 2 - Índices de acerto obtidos na validação

Método	Índice de acerto
Termovisão	92,2%
Corrente de Fuga	89,2%
Radiointerferência	92,3%
LCM	91,3%

O índice de acerto do método corrente de fuga consiste na média de acerto das quatro variáveis de medição desse método. Pode-se verificar um acerto médio global superior a 90%.

#### 5.0 - CONCLUSÃO

Este artigo apresentou uma ferramenta para detecção e diagnóstico de falhas em pára-raios. A topologia implementada por esse sistema é baseada em 4 diagnósticos parciais: Termovisão, Corrente de Fuga, Radiointerferência, LCM e um diagnóstico conclusivo.

O sistema foi validado utilizando-se dados reais, presentes num banco de dados, e apresentou índice de acerto superior a 90%. A aplicação de conceitos sólidos e modelos adequados propiciaram a implementação de uma estrutura eficiente e modular.

O DIPRA mostrou-se uma ferramenta extremamente poderosa, sendo atualmente utilizada pelo CEPEL como sistema auxiliar de geração de diagnósticos de pára-raios.

## 6.0 - REFERÊNCIAS

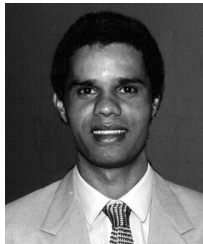
- (1) Y. Maki and K. Loparo "A Neural Network approach to fault detection and Diagnosis in Industrial Process" IEEE, 1997.
- (2) P. Sollich and A. Krogh, "Learning with ensembles: how over-fitting can be useful", In D. S. Touretzky, M. C. Mozer, and M. E. Hasselmo eds., Advances in Neural Information Processing Systems 8, Denver, CO, MIT Press, Cambridge, MA, pp.190-196, 1996.
- (3) L. K. Hansen and P. Salamon, "Neural network ensembles", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12(10):993-1001, 1990.
- (4) J. T. Barreto Junior, S. G. de Carvalho, J. M. de Oliveira, R. J. M. Torres. "Diagnóstico de campo da condição operativa de pára-raios de óxido de zinco em subestações de 138Kv". ANEEL, 2004.
- (5) Kenneth R. Castleman. Digital Image Processing. Prentice Hall, 1 edition, 1996.
- (6) William K. Pratt. Digital Image Processing. John Wiley e Sons, INC., 2 edition, 1991.
- (7) Jean Ponce David A. Forsyth. Computer Vision: A Modern Approach.
- (8) Jos B.T.M. Roerdink and Arnold Meijster. The watershed transform: Definitions, algorithms and parallelization strategies. Technical report, Institute for Mathematics and Computing Science University of Groningen, 2001.
- (9) [http://www.mathworks.com/company/newsletters/news\\_notes/win02/watershed.html](http://www.mathworks.com/company/newsletters/news_notes/win02/watershed.html)



## 7.0 - BIOGRAFIAS



Carlos Laurentys de Almeida: Nascido em Belo Horizonte, Minas Gerais no dia 11 Fevereiro de 1980. Graduou-se na Universidade Federal de Minas Gerais em Engenharia de Controle e Automação (2003). Recebeu prêmio de honra ao mérito em setembro de 2003 como aluno de destaque. Mestrado em setembro de 2004 na UFMG em na linha de pesquisa de Otimização. Encontra-se atualmente em programa de Doutorado na UFMG.



Walmir Matos Caminhas: Engenheiro Eletricista formado pela UFMG em 1987, tendo obtido os graus de Mestre em Engenharia Elétrica pela mesma universidade em 1989 e doutor em Engenharia Elétrica pela UNICAMP em 1997. É professor do Departamento de Engenharia Elétrica da UFMG desde 1988. As principais áreas de interesse são: Sistemas Nebulosos (Fuzzy); Redes Neurais Artificiais e Detecção e Diagnóstico de Falhas em Sistemas Dinâmicos. Já orientou/co-orientou 8 alunos de mestrado e 1 de doutorado. Atualmente orienta 4 e co-orienta 3 alunos de doutorado e orienta 5 alunos de mestrado no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da UFMG. Já participou de vários projetos de pesquisa financiados pelo CNPq, FAPEMIG e FINEP. Vêm desenvolvendo projeto de pesquisa e desenvolvimento com CEMIG, CEPEL, Petrobras, Açominas e outras.



Antônio de Pádua Braga: Engenheiro Eletricista (1987) e mestre em Ciências da Computação pela UFMG. Fez o seu doutorado em Engenharia Elétrica na Universidade de Londres (Imperial College) na área de Redes Neurais Artificiais. É atualmente professor adjunto do DELT-UFMG, onde orienta vários alunos de doutorado, mestrado e graduação na área de Redes Neurais. Publicou vários trabalhos em periódicos e em anais de conferências nacionais e internacionais na área de redes neurais. Foi coordenador geral do V Simpósio Brasileiro de Redes Neurais e é coordenador da Comissão Especial de Redes Neurais da Sociedade Brasileira de Computação. É atualmente co-editor chefe do periódico internacional "International Journal of Computational Intelligence and Applications", publicado pela editora Imperial College Press, Londres, Inglaterra.



Helvio Jailson Azevedo Martins: Nasceu em Nova Friburgo – RJ, em 1955. Graduado em Engenharia Elétrica (sistemas de potência) pela UFRJ, 1979, onde também obteve o grau de Mestrado em Engenharia Elétrica (Alta Tensão), 1987; e Doutor em Engenharia Elétrica em 2007, desenvolvendo tese sobre monitoramento de deslocamentos geométricos de enrolamentos de transformadores de potência utilizando a resposta em frequência associada a algoritmos de inteligência artificial. Iniciando experiência profissional na ex-PTEL-Projetos e Estudos de Engenharia, participando de estudos de planejamento da interligação do sistema elétrico brasileiro e projetos de subestações. No CEPEL desde 1985, atuando no desenvolvimento de técnicas de ensaios aplicadas a avaliação de equipamentos elétricos de AT. Atualmente desenvolve pesquisas relacionadas a métodos e técnicas para monitoramento, avaliação e diagnóstico de equipamentos elétricos. É autor de diversos trabalhos nacionais e internacionais, participando ativamente de alguns grupos de trabalho do Cigré.