



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

GMI - 27  
16 a 21 Outubro de 2005  
Curitiba - Paraná

**GRUPO XII  
GRUPO DE ESTUDO DE ASPECTOS TÉCNICOS E GERENCIAIS DE MANUTENÇÃO EM INSTALAÇÕES  
ELÉTRICAS - GMI**

**APLICAÇÃO DE TÉCNICAS DE RECONHECIMENTO DE PADRÕES PARA O DIAGNÓSTICO DE DEFEITOS  
EM ISOLADORES POLIMÉRICOS**

**José Maurício de B. Bezerra \* Antônio Marcus N. Lima Gurdip Singh Deep Edson Guedes da Costa**

**Universidade Federal de Pernambuco**

**Universidade Federal de Campina Grande**

**RESUMO**

O artigo descreve experimentos realizados em cadeias de isoladores poliméricos previamente submetidos a defeitos internos. Tais experimentos foram implementados em laboratório de descargas parciais da Universidade Federal de Campina Grande. Os dados obtidos a partir dos ensaios foram submetidos a rotinas computacionais específicas que viabilizaram a extração de atributos. O trabalho aplica técnicas de reconhecimento de padrões de tal forma a permitir a classificação dos defeitos originalmente inseridos nas amostras. São descritas análises comparativas entre os algoritmos de classificação analisados. Foi escolhido o percentual de acertos na classificação do estado do isolamento como indicador de desempenho do algoritmo.

**PALAVRAS-CHAVE**

Técnicas de reconhecimento de padrões. Processamento digital de sinais. Diagnóstico de Isolamentos elétricos de alta tensão. Isoladores poliméricos.

**1.0 - INTRODUÇÃO**

As falhas em isolamentos elétricos são as principais responsáveis por interrupções no fornecimento de energia elétrica aos diversos consumidores supridos por um sistema de potência. Para o caso específico de linhas de transmissão, por exemplo, o desempenho das instalações está diretamente relacionado com o desempenho dos seus isoladores (1). A introdução de tecnologias confiáveis que possibilite alertar as equipes de manutenção quanto a processo degenerativo de isolamentos representa, portanto, uma ação estratégica importante, tanto para a operação normal do sistema quanto para a sociedade que será poupada do infortúnio da falta intempestiva da energia.

As análises aqui empreendidas procuram introduzir técnicas de diagnóstico que possam ser utilizadas em ações preditivas voltadas para alertar quanto a necessidade de manutenções especiais antes que os equipamentos ou instalações venham a sofrer dano e/ou interrupção de suas condições normais de operação.

Os tipos de descargas aqui enfocadas (descargas parciais) provocam degradação gradativa internamente a isolantes. Este tipo de descarga ocorre quando o campo elétrico local excede o valor limite, resultando em uma ruptura do meio isolante circunvizinho (2). As descargas parciais são iniciadas devido à presença de defeitos na fabricação ou imposição de elevados estresses advindos de concepções inadequadas de projeto.

As ações preventivas ficam prejudicadas diante das dificuldades nas medições de descargas parciais mescladas com interferências externas (usualmente de amplitude maior do que os sinais de descargas parciais propriamente ditos). Essas interferências estão associadas a: sinais de rádio, pulsos oriundos de componentes de eletrônica de potência, descargas atmosféricas, arcos entre contatos metálicos, corona oriundo de sistemas de potência, arcos entre contatos móveis de máquinas rotativas, etc. (3).

\*Av. Acadêmico Hélio Ramos, s/n, Cidade Universitária, Recife, PE, Brasil.  
Tel.: (081) 2126.8255 - Fax: (081) 2126.8256 - e-mail: jmbb@ufpe.br.

A análise dos dados adquiridos através de sensores utilizados para diagnosticar o estado de isolantes é uma tarefa que requer o suporte de ferramentas matemáticas e computacionais, uma vez que os dados a serem analisados se constituem de sinais, os quais possuem padrões específicos que requerem o tratamento através de técnicas tradicionalmente aceitas e que agilize/automatize o diagnóstico diante da necessidade moderna de monitorações seguras em tempo real. As primeiras tentativas para avaliar tais processos de forma estruturada se concentraram, vários anos atrás, no desenvolvimento de sistemas especialistas (4). A identificação manual e codificação das regras necessárias para construir esses sistemas eram muito difíceis e exaustivas. Dificuldades dessa natureza têm conduzido pesquisadores de diversas áreas a tratar o problema através de técnicas de reconhecimento de padrões. Esse tipo de aplicação já se constitui de uma ferramenta largamente utilizada com sucesso em ramos diversificados da engenharia, paleontologia, química, etc.

Este artigo procura aplicar técnicas de reconhecimento de padrões no sentido de diagnosticar a presença de defeitos internos a isoladores poliméricos, através da escolha adequada de atributos de sinais de descargas parciais adquiridos em laboratório. Inicialmente são descritas as metodologias de reconhecimento de padrões utilizadas, as técnicas de processamento de sinais e posteriormente são feitas análises e discussões de estudos de caso.

## 2.0 - CONCEITOS PRELIMINARES DE RECONHECIMENTO DE PADRÕES

Um sistema de reconhecimento de padrões pode ser representado, simplificado, em diagrama de blocos, conforme ilustrado na Figura 1. Nesta figura, o padrão de entrada (sinais adquiridos através dos sensores, para o caso analisado neste artigo) constitui o vetor  $r$  ( $r_1, r_2, \dots, r_M$ ), o qual é submetido à rotina de extração de atributos. Os atributos extraídos através da rotina possibilitam a formação do vetor  $x$  ( $x_1, x_2, \dots, x_N$ ) denominado "vetor de atributos" o qual é submetido ao classificador que propiciará a tomada de decisão necessária ao processo (diagnóstico do estado do isolamento para o caso em foco). Neste contexto, um classificador pode ser definido como um dispositivo que agrupa dados em categorias ou classes. Os dados são freqüentemente estruturados em vetores no espaço de atributos (5). Todo ponto neste espaço está diretamente associado com um vetor de atributos. Cada componente  $x_i$  do vetor  $x$  é usualmente uma característica ou propriedade de um objeto, evento ou fenômeno sob análise. Na Figura 2 são ilustradas as regiões de decisão e suas fronteiras (linhas no espaço de atributos  $\Omega_x$ , bi-dimensional).

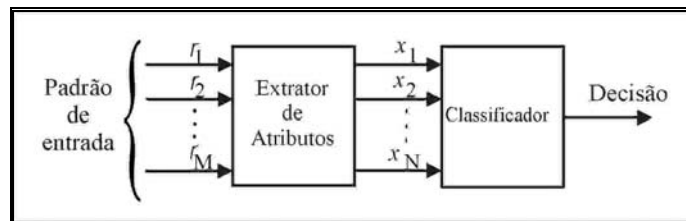


FIGURA 1 – Um sistema de reconhecimento de padrões.

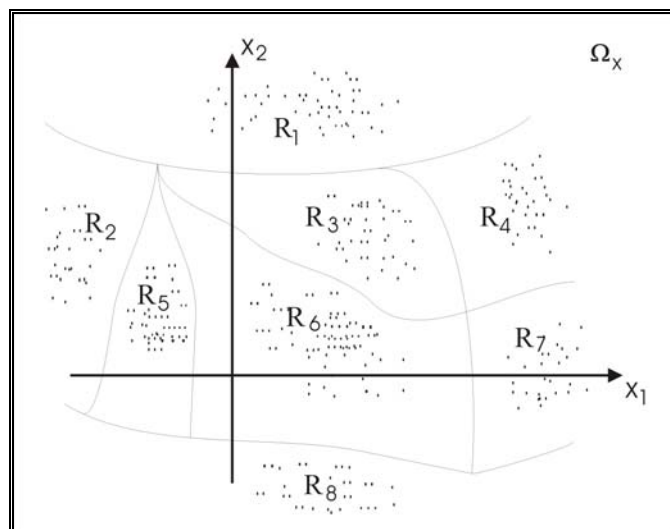


FIGURA 2 - Exemplo de regiões de decisão em um espaço bi-dimensional. Fonte (6).

## 2.1 Técnicas Lineares de Reconhecimento de Padrões

Como descrito anteriormente, o conceito de classificação pode ser expresso em termos do particionamento do espaço de atributos. Uma das formas de se realizar este particionamento é através do uso de funções discriminantes. Tais funções são associadas a cada uma das classes e dão uma medida da separação entre elas. Em um classificador linear as funções discriminantes são lineares, representando hiper-superfícies de decisão, as quais são determinadas por um conjunto de funções discriminantes  $\{g_j(x)\}$ , como segue:

$$R_j = \{x \mid g_j(x) \geq g_i(x) \text{ para todo } i\}, \quad (1)$$

sendo  $g_j(x)$  da forma:

$$g_j(x) = w_j^T x + w_{j0}, \quad (2)$$

no qual  $w_j^t = (w_{j1}, \dots, w_{jd})^t$  denota o transposto do vetor peso  $w_j$ , então  $g_j(x)$  é uma função discriminante linear e o classificador é denominado classificador linear (6). Diversas técnicas estão disponíveis na literatura para construção dessas funções discriminantes. Neste artigo foram avaliadas as técnicas de Fisher e Karhunen-Loève (7).

## 2.2 Técnicas não Lineares de Reconhecimento de Padrões

Em diversas situações práticas, os hiperplanos não permitem a desejada separação de tal forma que uma superfície de decisão não linear se torna necessária. A utilização de redes neurais para solucionar os tipos de problema não lineares tem se tornado mais usual ultimamente. Esta técnica busca a modelagem de regras de decisão similares às utilizadas pelos neurônios humanos e a implementação de um novo tipo de classificador através da construção de múltiplas camadas do modelo básico de um neurônio (8).

A conotação não linear da regra de decisão passa pela definição de funções de ativação dos neurônios de tal forma que suavizem a transição entre os estados ativados e não ativados.

A rede é geralmente treinada por um processo denominado "regra delta generalizada" ou "regra backpropagation" a qual requer um conjunto de treinamento que traduza o comportamento esperado da rede – vetor de entrada e vetor objetivo. Durante o processo de treinamento, o vetor peso e o vetor de viés são iterativamente ajustados para melhorar o desempenho da rede. A função desempenho é normalmente traduzida pelo erro médio quadrático entre a saída da rede e o vetor objetivo.

Existem diversos algoritmos de treinamento. Todos eles usam o gradiente da função desempenho para determinar como ajustar os vetores peso e de viés de tal forma a melhorar o desempenho da rede (9). Para a base de dados constituída foram testados diversos desses algoritmos, cujos resultados serão apresentados e discutidos posteriormente.

## 3.0 - TIPOS DE ATRIBUTOS EXTRAÍDOS

Para efeito de montagem dos processos de classificação foram extraídas as distribuições das grandezas relacionadas a seguir (10).

- Número de descargas em cada semi-ciclo da tensão aplicada.
- Tensão de início da descarga em cada semi-ciclo da tensão aplicada.
- Número de descargas por fase (somatório para todos os ciclos de tensão).
- Soma das descargas médias (pC) por fase (somatório para todos os ciclos de tensão).
- Curtose calculada para a distribuição das descargas (integralizada hora a hora), para cada semi-ciclo.
- Assimetria calculada para a distribuição das descargas (integralizada hora a hora), para cada semi-ciclo.
- Fator de correlação modificado, integralizado hora a hora.

Para cada uma dessas distribuições foram extraídos os parâmetros estatísticos média e desvio padrão que passaram a constituir os atributos a serem submetidos ao processo de reconhecimento de padrões.

Uma outra alternativa utilizada para montagem dos classificadores levou a formação dos vetores de atributos a partir diretamente do uso das três últimas distribuições, sem o cálculo adicional dos parâmetros média e desvio padrão. Esta alternativa agrega mais valor ao processo de reconhecimento uma vez que as três últimas distribuições já integram as anteriores (10).

#### 4.0 - MONTAGEM DOS EXPERIMENTOS

Os ensaios de descargas parciais foram implementados a partir do circuito específico ilustrado na Figura 3, em conformidade com a IEC (11).

Este circuito é constituído das seguintes partes: mesa de controle (Ferranti), filtros de linha, transformador de 220 V/100 kV-10 kVA, detector de descargas parciais da Biddle, digitalizador RTD 710A da Tektronix, osciloscópio da Tektronix com duplo traço, capacitor de acoplamento ( $C_k$ ), com capacitância de 170 pF/100 kV e imune a descargas parciais, amostras experimentais ( $C_t$ ), um resistor de 39 k $\Omega$  e um resistor de alta tensão de 280 M $\Omega$  e uma impedância de medição ( $Z_m$ ). Os dois resistores são conectados em série e formam um divisor de tensão resistivo. O divisor de tensão serve para monitorar o nível de tensão aplicado a amostra. Cada 1 V sobre o resistor de 39 k $\Omega$  representa 7180,5 V no circuito de alta tensão.

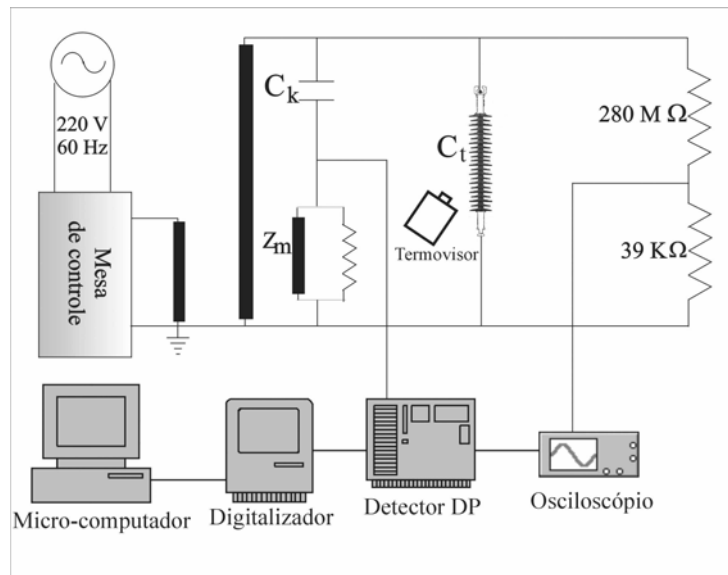


FIGURA 3 – Circuito experimental para medição de descargas parciais

#### 5.0 - PREPARAÇÃO DAS AMOSTRAS

Foram ensaiados isoladores poliméricos utilizados em linhas de transmissão de 69 kV. As avaliações foram feitas em 4 unidades, sendo que uma apresentava total integridade e foi considerada referencial; as demais unidades apresentavam três diferentes tipos de defeitos. Os defeitos descritos e ilustrados na Figura 4 foram basicamente de interface de materiais internos ou superficiais.

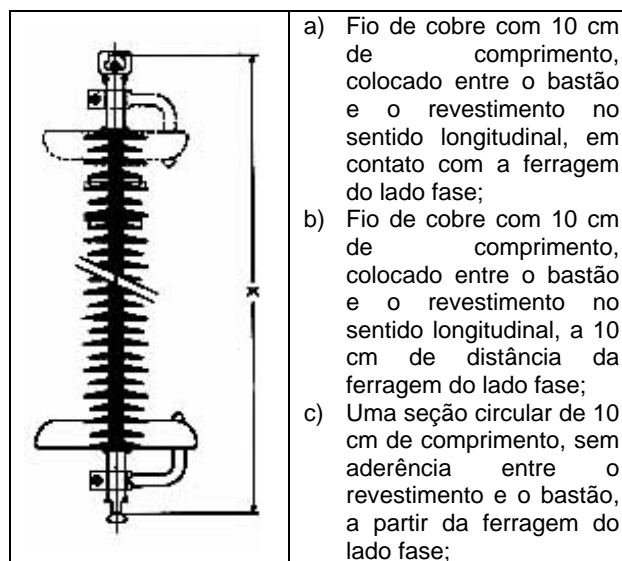


FIGURA 4 – Indicação e descrição dos defeitos em isoladores poliméricos

## 6.0 - PROCESSAMENTO DAS INFORMAÇÕES

Os sinais extraídos foram submetidos a processamentos preliminares que visaram estabelecer ajustes / sincronizações necessárias à extração dos atributos. Com este objetivo foram registrados, para cada ciclo de tensão, três sinais: tensão aplicada à amostra, descargas parciais ocorridas e a senóide referencial do instrumento de descarga.

Definiu-se quatro classes em consonância com os tipos de defeitos pré-estabelecidos. A classe "0" refere-se à unidade sem defeitos. Adquiriu-se 800 sinais (equivalentes a um ciclo de 60 Hz, cada um deles) para cada amostra ensaiada, ao longo de 4 dias (96 horas). A matriz de atributos que será manipulada para formação dos conjuntos de treinamento foi construída a partir dos vetores de atributos ilustrados na Figura 5, na qual as colunas são compostas pelos atributos extraídos para cada amostra analisada.

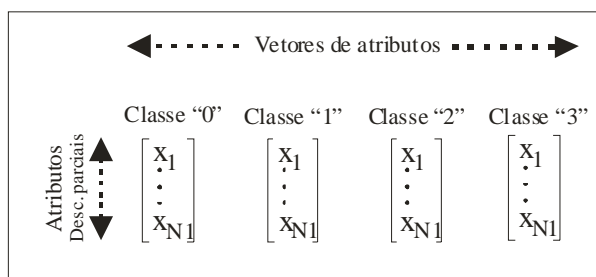


FIGURA 5 – Vetores de atributos para formação da matriz de atributos.

## 7.0 - ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS OBTIDOS

A título de ilustração as Figuras 6 a 11 apresentam as evoluções das três últimas distribuições para duas amostras ensaiadas, ao longo dos quatro dias de ensaio. A aplicação das técnicas de classificação conduz aos resultados apresentados na Tabela 1, na qual as técnicas lineares e não lineares são comparadas a partir do percentual de acertos no diagnóstico dos defeitos presentes nos isoladores ensaiados. Nesta tabela são utilizados os parâmetros representativos das distribuições mencionadas anteriormente (média e desvio padrão).

TABELA 1 – Análise comparativa entre as técnicas de classificação (a partir dos parâmetros estatísticos das distribuições)

Classes	Percentual de acertos	
	Modelo linear	Modelo não linear
Sem defeito	17	81
Defeito tipo (a)	33	80
Defeito tipo (b)	100	77
Defeito tipo (c)	100	76

Na Tabela 2 são apresentados os resultados obtidos a partir da utilização direta das três últimas distribuições apresentadas. Observa-se que a aplicação de técnicas de reconhecimento de padrões às três últimas distribuições apresentou um percentual de acertos elevado na classificação dos defeitos presentes nas amostras analisadas.

TABELA 2 - Análise comparativa entre as técnicas de classificação (a partir do uso direto das três últimas distribuições)

Classes	Percentual de acertos	
	Modelo linear	Modelo não linear
Sem defeito	100	75
Defeito tipo (a)	100	76
Defeito tipo (b)	100	77
Defeito tipo (c)	100	92

Evidentemente, os resultados obtidos em laboratório, apesar de alvissareiros, requerem consolidações adicionais através da inclusão de amostras retiradas de sistemas de transmissão de energia em operação.

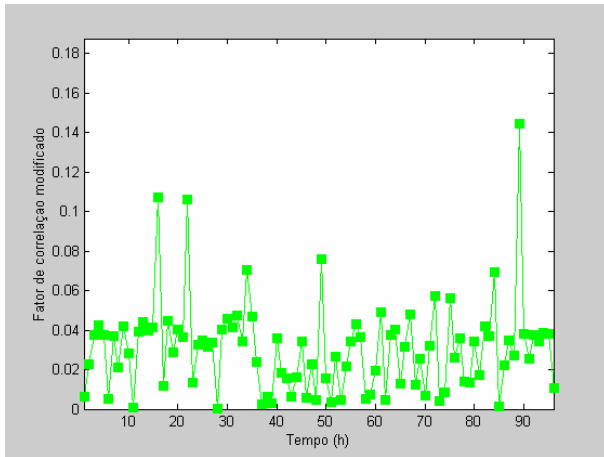


FIGURA 6 – Evolução do fator de correlação modificado para o isolador sem defeito.

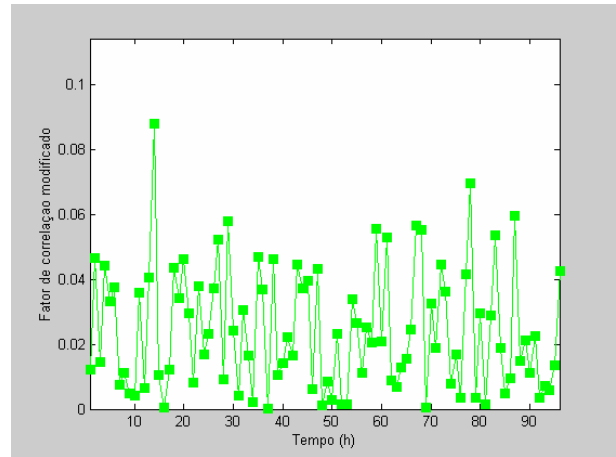


FIGURA 7 – Evolução do fator de correlação modificado para o isolador com defeito do tipo (a).

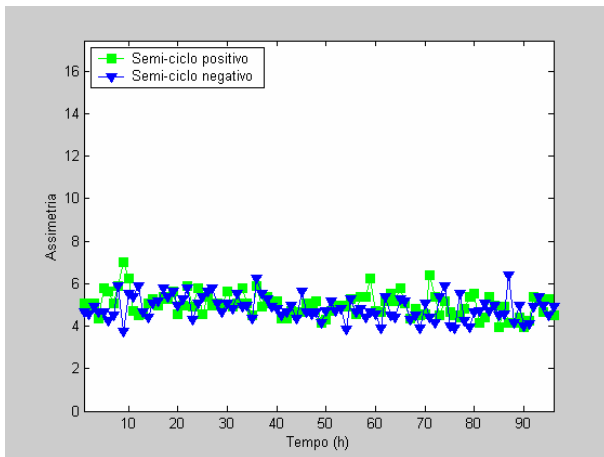


FIGURA 8 – Evolução da assimetria para o isolador sem defeito.

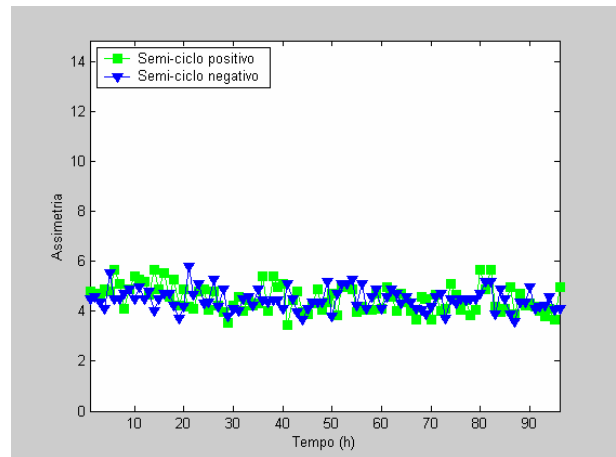


FIGURA 9 – Evolução da assimetria para o isolador com defeito do tipo (a).

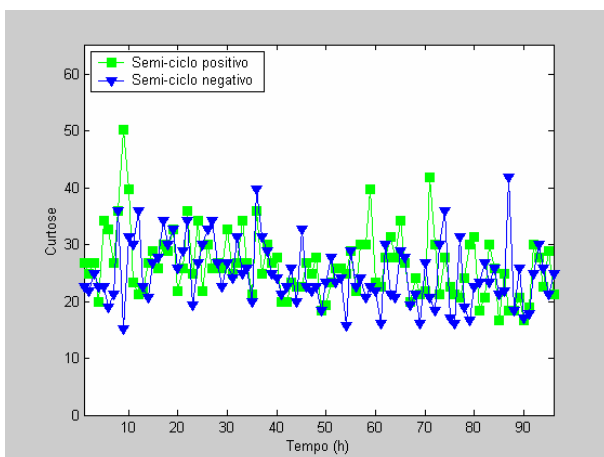


FIGURA 10 – Evolução da curtose para o isolador sem defeito.

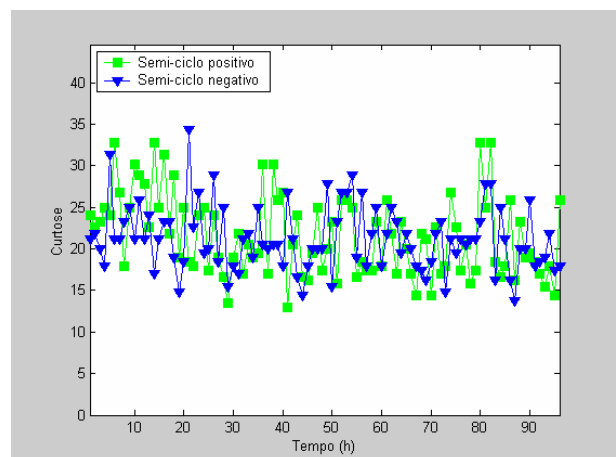


FIGURA 11 – Evolução da curtose para o isolador com defeito do tipo (a).

## 8.0 - CONCLUSÕES

As análises apresentadas ao longo deste artigo permitem concluir que o uso combinado da extração dos atributos dos sinais de descarga parciais descritos juntamente com técnicas de reconhecimento de padrões permite implementar processo de diagnóstico com elevado desempenho, representando uma ferramenta que pode ser implementada para subsidiar aferições operacionais de sistemas reais, com as devidas adequações. Torna-se importante inserir instrumentos sensores adicionais, preferencialmente não invasivos (termovisor, sensor de ultra som, etc.), de tal forma a expandir os processos de diagnóstico que podem ser testados e aplicados para monitoração de isoladores poliméricos em tempo real.

A título de refinamento das pesquisas é proposta a incorporação de unidades de isoladores retirados do campo para serem testados e/ou incorporados ao processo de treinamento a depender de resultados de testes laboratoriais que apresentem conformidade ou não em relação ao diagnóstico esperado.

É importante considerar a utilização de Transformadas Wavelets, principalmente na etapa de adequação dos modelos para uso no campo, no sentido de minimizar os efeitos dos ruídos presentes.

## 9.0 - AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a CAPES pela bolsa de pesquisa fornecida para alguns deles e ao PRONEX/CNPq pelo apoio financeiro para desenvolvimento das pesquisas aqui relatadas.

## 10.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) NIGRI, A. I., Desempenho de Linhas de Transmissão. Ponto de Vista da Manutenção. XV-SNPTEE – Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, Foz do Iguaçu, PR, Brasil, anais em CD. 1999.
- (2) SATISH, L. e GURURAJ, B. I., Partial Discharge Pattern Classification Using Multilayer Neural Networks. IEE Proceedings – A., Vol. 140, pp 323 – 330. 1993.
- (3) SATISH, L. e NAZNEEN, B., Wavelet-based Denoising of Partial Discharge Signals Buried in Excessive Noise and Interference. IEEE Transaction on Dielectrics and Electrical Insulation, pp 354 – 367. abril/2003.
- (4) DANIKAS, M. G.; GAO, N. e ARO, M., Partial Discharge Recognition Using Neural Networks: a Review. Electrical Engineering. Springer-Verlag, pp 87-93. 2003.
- (5) DUDA, R. O. e HART, P. E., Pattern Classification and Scene Analysis. John Wiley & Sons, New York, NY, USA. 1973.
- (6) SLANSKY, J. e WASSEL, G. N., Pattern Classifier and Trainable Machines. Spring – Verlag New York Inc., NY, USA. 1981.
- (7) ANDERSON, T. W., An Introduction to Multivariate Statistical Analysis. John Wiley & Sons, Inc. 1960.
- (8) BEALE, R. e JACKSON, T., Neural Computing. Adam Hilger, Bristol, Philadelphia and New York, 1991.
- (9) MATLAB, The Language of Technical Computing. Version 6.0. 2000.
- (10) GULSKI, E. e KREUGER, F. H., Computer-aid Recognition of Discharge Sources. IEEE Transactions on Electrical Insulation, Vol. 27, N<sup>o</sup> 1, pp 82-92. 1992.
- (11) IEC 60270, High-voltage Test Techniques – Partial Discharge Measurements. IEC. 2000.

## 11.0 - DADOS BIOGRÁFICOS



**José Maurício de Barros Bezerra** nasceu em Recife/PE, em 1953, é engenheiro eletricitista, formado pela Universidade Federal de Pernambuco, em 1975, pós-graduado em Análise de Sistemas de Potência, em 1982, pela Escola de Engenharia de Itajubá/MG, mestrado em Engenharia de Sistemas, em 1995, pela Universidade Federal de Pernambuco e doutorado em Engenharia Elétrica, pela Universidade Federal de Campina Grande/PB, em 2004.



**Antônio Marcus Nogueira Lima** é engenheiro eletrícista, formado pela Universidade Federal da Paraíba, em 1981, mestrado em Engenharia Elétrica pela mesma universidade, em 1985 e doutorado em Engenharia Elétrica pelo Institut National Polytechnique de Toulouse, INPT, França, em 1989.



**Gurdip Singh Deep** é engenheiro eletrícista, formado pelo Indian Institute of Technology, Kharagpur, Índia, em 1959, mestrado em Engenharia Elétrica pelo Indian Institute of Science, Bangalore, Índia, em 1961 e Doutorado em Engenharia Elétrica pelo Indian Institute of Technology, Kanpur, Índia, em 1971.



**Edson Guedes da Costa** é engenheiro, formado pela Universidade Federal da Paraíba, em 1978, mestrado em Engenharia Elétrica pela mesma universidade, em 1981 e doutorado em Engenharia Elétrica pela mesma universidade em 1999.