

## Monitoramento e diagnóstico de pára-raios a ZnO usando redes neurais artificiais

Rex A. C. Medeiros<sup>1</sup>, Raimundo C. S. Freire<sup>1</sup>, Edson G. da Costa<sup>1</sup>, George R. de Lira<sup>1</sup>, Estácio T. W. Neto<sup>1</sup> e Marcelo Maia<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, Brazil,  
emails: [rex, freire, edson, estacio]@dee.ufcg.edu.br. georgelira@ee.ufcg.edu.br

<sup>2</sup>Companhia Hidro Elétrica do São Francisco, Campina Grande, Brazil, mjamaia@chesf.gov.br

**Abstract:** We propose in this work a method for monitoring and diagnostic of ZnO arresters by the usage of artificial neural networks (ANN) and thermal images. The ANN is able to analyze the thermal profile, detect and classify patterns, which could be undetected by a simple visual analysis.

**Keywords:** lighting arresters, thermal images, neural networks.

### 1. INTRODUÇÃO

Os pára-raios de óxido de zinco (ZnO) são equipamentos utilizados na proteção dos sistemas elétricos contra surtos de diversas origens, formas e intensidade. Dessa maneira, eles contribuem decisivamente para o aumento da confiabilidade, economia e continuidade de operação dos sistemas os quais protege. Portanto, é de crucial importância o desenvolvimento e aperfeiçoamento de ferramentas que venham a auxiliar no monitoramento e diagnóstico de falhas em pára-raios, de forma a assegurar que os mesmos estejam em condições adequadas de operação.

Atualmente, duas ferramentas vêm sendo utilizadas no monitoramento de pára-raios em sistemas de alta tensão: a análise de imagens termográficas e a medição da corrente de fuga em pára-raios.

Normalmente, as duas abordagens são utilizadas em conjunto, pois isoladamente produzem resultados pouco confiáveis, uma vez que na análise de imagens térmicas, o diagnóstico se baseia em parâmetros comparativos pré-definidos através de normas. Esses parâmetros não levam em consideração diversas influências que podem mascarar os resultados reais dos valores de temperatura atingidos pelo equipamento. Assim, a simples obtenção da imagem térmica não leva a um diagnóstico preciso. Para o caso do monitoramento da corrente de fuga do pára-raios, utiliza-se um equipamento chamado LCM (Leakage Current Monitor – Monitor de Corrente de Fuga), capaz de medir a corrente que percorre o pára-raios através de sua conexão com a terra. Tal equipamento, apresenta um custo elevado, além de tornar necessária a realização de uma série de adaptações que o tornem adequado para utilização em um clima tropical como ocorre com o Brasil. Além disso, o equipamento apresenta uma baixa exatidão nos valores fornecidos, devido às aproximações feitas no cálculo da corrente de fuga resistiva [1, 2].

Com intuito de superar as limitações existentes na análise de imagens térmicas, é apresentado neste trabalho uma ferramenta (preliminar) baseada no uso técnicas de Inteligência Artificial (IA), em especial Redes Neurais Artificiais (RNA), para identificação e classificação de falhas em pára-raios de ZnO. O método consiste na análise do perfil térmico, ou seja, de como varia a temperatura ao longo do pára-raios. Com isso é realizada (automaticamente pela RNA) uma correlação entre a característica daquele aquecimento com determinado tipo de defeito. Para que isso fosse possível, foi realizada uma série de ensaios em laboratório, onde se simulou alguns defeitos típicos existentes em pára-raios, tais como: perda de estanqueidade, degradação dos varistores, poluição externa e presença de umidade interna. Com base nos resultados dos ensaios foi possível treinar a RNA para identificar defeitos automaticamente. Após os testes foram constadas taxas de acerto elevadas, o que encoraja o uso dessa ferramenta no monitoramento e diagnóstico de falhas em pára-raios de ZnO instalados nas subestações da Chesf.

### 2. PÁRA-RAIOS A ZNO

Os pára-raios ou supressores de surto surgiram como uma alternativa para proteger os sistemas elétricos contra surtos temporários de tensão, evitando que os mesmos se propaguem através das linhas e cheguem aos equipamentos da subestação. Inicialmente, utilizavam-se centelhadores separados pelo ar para a proteção dos sistemas elétricos contra descargas atmosféricas e de manobra. Na década de 1930 surgiram os resistores não-lineares a base de carboneto de silício (SiC). Estes resistores apresentavam uma característica  $V - I$  que, quando associadas a um conjunto de centelha-dores, promoviam a proteção contra surtos de maneira bem mais eficaz em relação aos pára-raios até então utilizados.

Em meados da década de 1970 surgiram os varistores de ZnO, capazes de suportar as elevadas tensões nominais dos sistemas elétricos sem a necessidade de uso de centelhadores. Este novo material, empregado inicialmente na proteção de dispositivos eletrônicos, passou a ser utilizado na composição de supressores de surtos representando um grande avanço dado na proteção dos sistemas elétricos. Com eles, foi possível obter dispositivos com uma capacidade de dissipação de energia duas vezes maior que a promovida pelos dispositivos de carboneto de silício [3].

## 2.1 Características Construtivas

Os pára-raios a óxido de zinco são equipamentos de estrutura simples. Basicamente são constituídos de uma coluna de varistores envolvida por uma coluna de porcelana ou material polimérico, havendo ainda alguns outros componentes estruturais. Sua configuração depende do sistema ao qual será aplicado, mas no aspecto geral, segue o esquema mos-trado na Fig. 1.

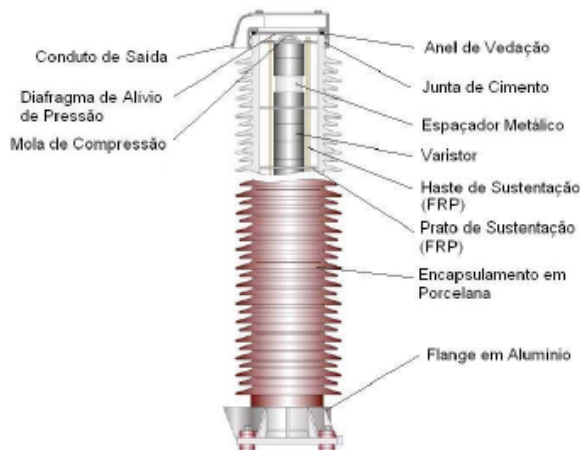


Fig. 1. Estrutura de um pára-raios de ZnO com envólucro de porcelana [4].

Os principais componentes do pára-raios são as pastilhas de óxido de zinco – varistores. Seu formato geralmente é cilíndrico, e seu diâmetro é escolhido de acordo com a capacidade de absorção de energia desejada para o equipamento, variando de 30 mm para sistemas de distribuição até 100 mm ou mais para sistemas de alta ou extra-alta-tensão [4]. A altura das pastilhas geralmente varia entre 20 mm e 45 mm, dependendo dos métodos de produção utilizados e sua altura geralmente é limitada pela homogeneidade dos grãos de ZnO – quanto maior as dimensões do varistor mais difícil conseguir uma boa homogeneidade na distribuição interna do óxido de zinco.

As pastilhas varistoras e os outros componentes internos são envolvidos por uma coluna isolante que pode ser constituída de porcelana ou material polimérico. Com isso, evita-se a infiltração de umidade e dificulta-se o acúmulo de sujeira proveniente da poluição. A coluna de porcelana ou polimérica, externamente, apresenta saias ao longo de todo o seu comprimento. Com isso, aumenta-se a distância entre os terminais para o caso de uma descarga superficial, devido à presença de sujeira ou umidade.

## 2.2 Varistores

Os varistores de óxido de zinco são o que se pode chamar de a “alma” do pára-raios. São constituídas, além do ZnO, por outros óxidos aditivos, tais como óxidos de alumínio, antimônio, bismuto e manganês. Estes outros óxidos, principalmente os de bismuto e o de antimônio, são responsáveis pela formação da camada intergranular, ou seja, as camadas entre os grãos de ZnO que proporcionam ao material características exclusivas. As características dos varistores variam em função de sua composição e pureza [5, 6]. Os componentes dos varistores passam por um processo de mistura e moagem até que as partículas atinjam o tamanho adequado (da ordem de  $10^{-6}$  cm). Esta mistura é

prensada no formato de pastilhas e sinterizada em fornos com tempo e temperatura programados. A pastilha já resfriada é então submetida a um processo de metalização de sua superfície e aplicação de um colar isolante em sua lateral. Finalmente, cada varistor é testado nas regiões de baixa e alta corrente, definindo assim as suas características. [7]. A região intergranular apresenta características de materiais semicondutores de modo que a condução elétrica nos varistores pode ser explicada a partir da teoria de formação de barreiras de potencial [8].

## 2.3 Curva característica

A principal característica do pára-raios a ZnO é a sua não-linearidade em relação a curva V - I. Esta característica re-presentou um avanço em relação aos pára-raios convencionais a carboneto de silício, isto porque, sua curva característica, ao contrário do que ocorre com o SiC, permite sua conexão direta com o sistema elétrico gerando apenas uma corrente de fuga desprezível em condições de operação normal. Assim, dispensou-se o uso de centelhadores em série com a coluna de elementos varistores.

Uma curva característica típica, para um pára-raios a ZnO de 420 kV, pode ser vista na Fig. 2, onde são destacados os seus principais aspectos. A parte 1 do gráfico mostra a região de baixa corrente, o pára-raios opera em regime permanente. O primeiro ponto em destaque nesta região é a corrente de fuga. Esta corrente é constituída de uma componente capacitiva e uma pequena corrente resistiva, sendo a componente capacitiva praticamente constante da ordem de 100  $\mu$ A. Nesta região, o ponto de operação contínua do pára-raios corresponde a uma tensão em torno de 340 kV.

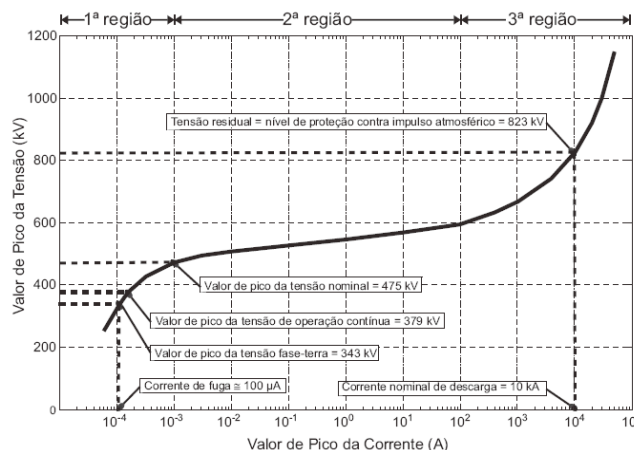


Fig. 2. Curva característica de um pára-raios a ZnO - 420 kV [4].

Um pouco abaixo do joelho da curva fica o ponto de máxima tensão de operação contínua (em torno de 380 kV para este caso). Este ponto representa o nível de tensão na qual o pára-raios opera sem qualquer tipo de restrição. Geralmente, o valor para esta tensão é definido em 5% acima da máxima tensão fase-terra do sistema. Dessa forma, são levados em consideração os possíveis harmônicos presentes na tensão do sistema [4].

A segunda parte do gráfico é a região de alta não-linearidade. Nesta região, o pára-raios conduz uma grande corrente, mesmo para pequenas variações de tensão. O primeiro ponto de interesse é o valor da tensão nominal.

Apesar do que o nome possa sugerir, a tensão nominal do pára-raios não representa a tensão que pode ser aplicada continuamente sobre o mesmo, e sim tensão que pode ser aplicada temporariamente sobre o mesmo (geralmente por um período de 10 s) sem causar danos aos varistores. O valor da tensão nominal corresponde geralmente a 1,25 vezes o valor da máxima tensão de operação.

A terceira parte do gráfico é a região de alta corrente, diretamente relacionada ao nível de proteção oferecida pelo pára-raios. É uma região de condução aproximadamente linear e o seu principal ponto é o nível de proteção contra impulsos atmosféricos, representando a queda de tensão no pára-raios quando uma descarga de corrente nominal flui entre seus terminais.

### 3. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

#### 3.1. Introdução

Uma rede neural artificial (RNA) ou simplesmente, rede neural, é uma estrutura de processamento computacional inspirada no funcionamento do cérebro humano. Assim como, o cérebro humano a RNA são sistemas de processamento não-lineares, paralelos e distribuídos compostos por unidades de processamento denominados *neurônios*, os quais estão interligados através de *sinapses*.

A estrutura de um neurônio artificial é mostrada na Fig. 3. Basicamente, o modelo de neurônio é composto por três estruturas principais – as sinapses (e respectivos pesos sinápticos), o somador (junção aditiva) e a função de ativação.

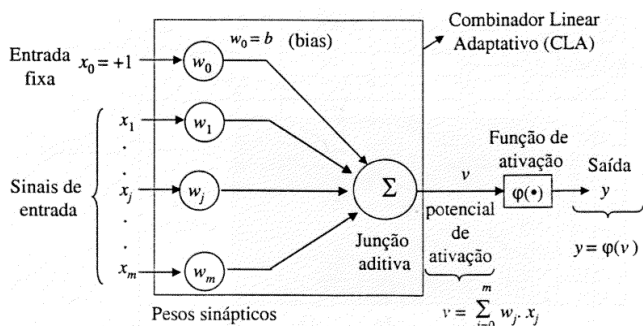


Fig. 3. Modelo de neurônio.

As sinapses, responsáveis pela transmissão dos sinais de entrada são caracterizadas por um peso sináptico que, de maneira simplificada, indica o grau de importância do sinal de entrada. Os sinais de entrada, que em uma rede biológica são representados por impulsos elétricos, aqui são representados por valores numéricos, geralmente numeração binária, que podem ser processados pelo computador. Os pesos sinápticos permitem que a RNA se adapte ao meio ambiente através do surgimento de novas sinapses entre os neurônios, ou modificação das sinapses existentes (plasticidade), durante a fase de aprendizagem ou treinamento da rede. Dessa forma, a RNA é capaz de se adaptar a novas situações. O somador, que tem a função de realizar uma combinação linear dos sinais de entrada, ponderados pelos respectivos pesos sinápticos de suas ligações. A função de ativação, ou função restritiva, tem por objetivo limitar o valor da saída da rede, chamado de campo local induzido. Dessa forma, os valores obtidos estarão

sempre dentro de um intervalo máximo permissível, o qual geralmente é  $[0, 1]$  ou  $[-1, 1]$ .

#### 3.2. Perceptron de Múltiplas Camadas

O perceptron, estrutura proposta por [9], foi o primeiro modelo de RNA a utilizar a aprendizagem supervisionada. Basicamente, consiste de um único neurônio com pesos sinápticos ajustáveis e bias (ver Fig. 3), sendo utilizado para a classificação de padrões linearmente separáveis (aplicações de menor complexidade) [10].

Os perceptrons de múltiplas camadas (*multilayer perceptron* - MLP) possuem uma camada sensorial ou camada de entrada, composta de tantos nós de entrada quantos forem os sinais de entrada, uma ou mais camadas ocultas de neurônios e uma camada de saída com o número de neurônios igual ao número de sinais de saída. O sinal de entrada se propaga para frente através das camadas até a camada de saída, ou seja, é uma rede alimentada para frente (*feed-forward network*). Dessa forma, a MLP é uma generalização da rede perceptron, conforme pode ser observado na Fig. 4.

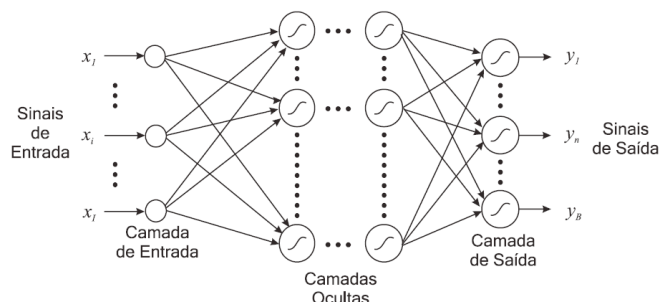


Fig. 4. Diagrama fluxo de sinal de uma rede MLP genérica.

#### 3.3. Técnicas de Aprendizagem

As redes neurais artificiais se destacam devido a sua propriedade primordial que é a habilidade de aprender a partir de seu ambiente e de melhorar o seu desempenho através da aprendizagem [11].

O processo de aprendizagem das RNA é feito através de uma etapa chamada de treinamento, na qual a rede “aprende” os diversos parâmetros utilizados para a classificação dos padrões. Para isto utiliza-se um algoritmo de aprendizagem, constituído por um conjunto de regras pré-estabelecidas para a solução de um determinado problema. Uma das formas simples de processo de aprendizagem é a aprendizagem por correção de erro.

Na aprendizagem por correção de erro, um banco de dados, contendo sinais de entrada e a resposta desejada para estes sinais, é utilizado. Inicialmente um sinal de entrada é utilizado pela rede uma primeira vez e o resultado gerado é comparado com a resposta desejada. Com isso, um sinal de erro é gerado e aciona um mecanismo de controle com a finalidade de aplicar um ajuste corretivo aos pesos sinápticos e bias do neurônio. Cada um desses ajustes tem a finalidade de fazer com que em um novo processamento do sinal de entrada, a resposta se aproxime da resposta desejada, o que é obtido com a minimização da função erro.

O algoritmo de aprendizagem utilizado neste trabalho foi *resilient propagation* (RPROP) [12], o qual é uma evolução



do algoritmo *backpropagation* tradicional. O algoritmo RPROP apresenta uma série de vantagens em relação a outros algoritmos, em especial ao *backpropagation*. Entre elas destacam-se: maior velocidade, precisão e robustez; é de fácil implementação computacional; pouco susceptível a problemas numéricos [13]. Detalhes da implementação do RPROP podem ser obtidos em [14].

#### 4. METODOLOGIA DESENVOLVIDA

A metodologia desenvolvida consiste na obtenção de várias imagens termográficas de pára-raios a ZnO, com defeitos típicos, produzidos intencionalmente [1]. De posse, desses dados constrói-se uma base de dados com os perfis térmicos dos pára-raios defeituosos. A base de dados por sua vez é utilizada no treinamento da RNA, para que em um momento futuro, ela possa diagnosticar, automaticamente, o estado de um determinado pára-raios baseado no seu perfil térmico.

##### 4.1. Termovisão de pára-raios a ZnO

A monitoração de pára-raios através de termografias fornece um perfil de temperaturas ao longo de toda a superfície externa do seu invólucro. A análise detalhada deste perfil térmico pode indicar que tipo de problema está ocorrendo com o pára-raios de acordo com a variação do perfil térmico em relação ao perfil apresentado por um equipamento em bom estado. Isto pode ser visto nas Figs. 5 e 6, nas quais são mostrados um pára-raios em bom estado e um pára-raios com perda de estanqueidade.

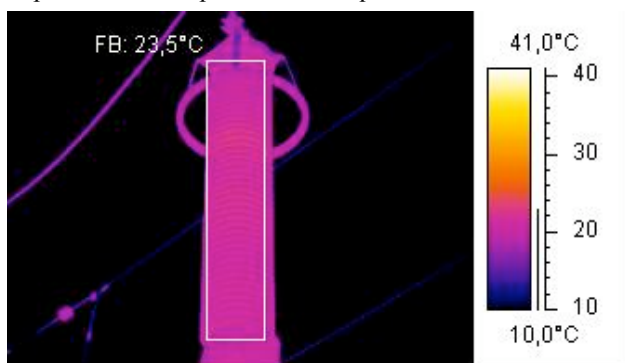


Fig. 5. Pára-raios em operação.

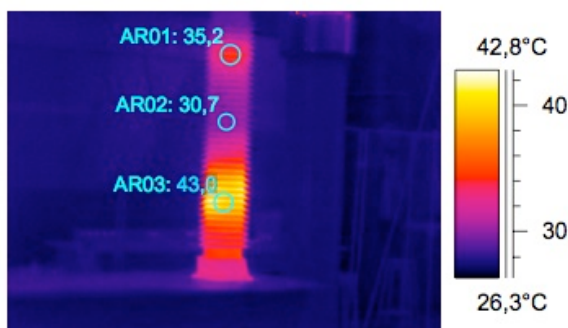


Fig. 6. Pára-raios defeituoso.

De acordo com empresas de energia, esta técnica tem se mostrado consistente para o diagnóstico do estado de pára-raios, tendo como principal vantagem o fato de ser uma técnica não-destrutiva e não-invasiva realizada a distância, indicada para o monitoramento de equipamentos operando

sob altos níveis de tensão ou conduzindo uma corrente elevada. A dificuldade de utilização deste método consiste em determinar com exatidão o valor de temperatura a partir do qual um determinado projeto de pára-raios pode ser considerado como defeituoso. O emprego da técnica aqui desenvolvida pretende superar as dificuldades encontradas no monitoramento de pára-raios por termovisão.

##### 4.2. Defeitos nos pára-raios a ZnO

Além dos problemas relacionados à falhas nos pára-raios, também, são poucos os dados relativos ao comportamento dos varistores de ZnO diante do seu envelhecimento natural. Isto porque a vida útil estimada para os pára-raios a ZnO é de 30 anos, de forma que esse é o tempo de instalação aproximado dos primeiros equipamentos nos sistemas elétricos.

Um fato curioso é o procedimento tomado pela maioria das companhias de transmissão de energia quando alguma anormalidade é detectada por meio do termovisor. Normalmente, quando não se trata de um caso crítico, executa-se a limpeza do equipamento seguida de sua reenergização. No caso do comportamento anormal voltar a ocorrer, ou em casos críticos, o pára-raios simplesmente é substituído. Nenhum estudo posterior é feito no sentido de se avaliar o problema causador da anormalidade detectada, seja ela proveniente do sistema, seja ela no próprio equipamento. Isso resulta em um número muito reduzido de informações sobre o estado dos pára-raios retirados do sistema elétrico após o defeito, dificultando a realização de estudos relativos ao diagnóstico destes equipamentos em subestações.

Diante disso, foi realizado um estudo sobre os principais defeitos em pára-raios de ZnO com a finalidade de produzi-los em laboratório, e com isso obter uma base de dados que possibilite correlacionar perfis térmicos com tipos de defeitos.

##### 4.2.1. Produção de Defeitos Comuns

De modo geral, quando se disponibiliza alguns equipamentos para análise após sua retirada do sistema, ou quando são realizados ensaios de degradação e envelhecimento, há uma série de defeitos cuja ocorrência é observada com mais frequência. Dentre os defeitos observados, sem dúvida alguma, o mais freqüente é a perda de estanqueidade. Observando-se ainda defeitos referentes à degradação dos varistores, há ainda a poluição externa, a presença de umidade interna e o desalinhamento da coluna de varistores. Além disso, o aquecimento anormal do pára-raios muitas vezes é também detectado como resultado da distribuição irregular de tensão ao longo do seu comprimento.

Alguns dos defeitos citados podem ainda ser considerados decorrências de outros defeitos: por exemplo, perda de estanqueidade pode permitir a entrada de umidade, sendo que um alto teor de umidade pode causar degradação prematura dos varistores. Dessa forma, é preciso ter um cuidado especial na análise de cada uma das ocorrências de falhas em pára-raios a fim de que se possa distinguir com mais precisão qual o principal defeito presente, bem como as suas causas. Uma decorrência disto é que alguns destes defeitos podem não apresentar características bem definidas,

de modo que é possível que as consequências por eles trazidas, na forma do aquecimento excessivo do pára-raios, sejam semelhantes ao serem detectados pelo termovisor. Espera-se com o resultado final deste trabalho que a RNA desenvolvida para classificação de imagens térmicas possa distinguir estes diferentes defeitos, ou grupos de defeitos que apresentem uma causa em comum.

A seguir, serão analisados os principais defeitos detectados nos pára-raios a ZnO. Os defeitos aqui apresentados foram selecionados a partir da análise de alguns estudos realizados e divulgados no meio acadêmico. Dessa forma, espera-se que este grupo de defeitos atenda, satisfatoriamente, ao que se espera que seja observado em campo.

#### *4.2.2. Perda de estanqueidade*

A perda de estanqueidade é caracterizada pela perda do isolamento físico entre o meio ambiente e o meio interno do pára-raios, possibilitando a troca de gases entre eles. Este problema geralmente é causado por desgaste da borracha de vedação ou por oxidação das partes metálicas que compõem o sistema de alívio de pressão, ou ainda, em casos mais raros, pela deterioração do cimento ou enxofre, responsáveis pela fixação dos terminais e vedação do pára-raios.

A falta de vedação no pára-raios provoca alterações no seu padrão de aquecimento devido ao favorecimento da circulação de gases. É sabido que, com o aumento de temperatura, há um aumento da pressão interna do pára-raios. Se houver uma fissura ou falha na vedação, o gás que constitui o meio interno do pára-raios estará livre para circular. Uma decorrência desse efeito é a diminuição do nível de segurança na atuação do equipamento. Isto porque, como há um escape contínuo de gases, o sistema de proteção contra explosões se torna ineficiente, podendo até mesmo não atuar frente a um aquecimento excessivo.

#### *4.2.3. Entrada de umidade*

A umidade interna em um pára-raios a ZnO pode decorrer de duas causas principais. A primeira seria um problema de fabricação, resultado de alguma falha ocorrida durante o fechamento do mesmo. A causa seria a perda de estanqueidade ou falha na vedação do equipamento, como visto anteriormente. O principal problema causado pela umidade é a ocorrência de descargas parciais, causadas pela formação de vapor de água no meio interno. O acúmulo de água na base do pára-raios pode se transformar em vapor, seja por aquecimento externo (radiação solar), seja por aquecimento interno (efeito joule). Como resultado, podem ocorrer descargas tanto ao longo da coluna de varistores, como entre os varistores e o invólucro do pára-raios. Além disso, em períodos em que a temperatura interna do pára-raios esteja mais amena, como no período noturno, o vapor de água acumulado no interior do pára-raios pode condensar. Esta condensação ocorre com a formação de gotículas que se acumulam sobre a superfície dos varistores ou da porcelana, formando-se então, um caminho úmido o qual favorece a falha no isolamento seguida de ruptura elétrica.

Na simulação desse defeito os pára-raios foram abertos e água limpa foi borrifada sobre a coluna de varistores. Em seguida, vedou-se o pára-raios.

#### *4.2.4. Poluição superficial*

A poluição superficial é um problema comum não apenas em pára-raios, mas em grande parte dos equipamentos ou estruturas que necessitam prover um nível mínimo de distância de isolamento entre terminais energizados e terminais aterrados, como é o caso de isoladores e buchas de equipamentos em geral.

A poluição superficial pode também provocar o surgimento de bandas secas na superfície da porcelana. Essas bandas secas geram descargas superficiais na porcelana alterando o campo elétrico na região e provocando o aquecimento dos varistores localizados na altura em que essas bandas secas são formadas. Este aquecimento favorece a estabilização das mesmas de modo que elas podem se manter mesmo em condições de umidade elevada. Como resultado há o aquecimento excessivo em uma região limitada do pára-raios e a influência na distribuição de tensão ao longo da coluna de varistores.

Para simular este defeito vaporizou-se uma mistura salina por toda superfície do pára-raios.

#### *4.2.5. Degradação dos varistores*

A degradação dos varistores pode ser resultado do seu envelhecimento natural, do seu envelhecimento precoce ou mesmo da sua fratura. Entretanto, em muitos casos, ao se fazer o diagnóstico de um varistor degradado, são encontrados vestígios de vários fatores que podem ter causado a sua degradação.

A degradação precoce dos varistores é um fator que pode contribuir para que um pára-raios entre em processo de avalanche térmica. A avalanche térmica é uma condição intrínseca na qual qualquer pára-raios de óxido metálico chegará ao fim de sua vida útil, sendo que algumas condições operacionais podem acelerar este processo. Este processo é caracterizado por um aumento da corrente de fuga e, conseqüentemente, da temperatura. O aumento da temperatura, por sua vez, propicia o aumento da corrente de fuga, de modo que essas duas grandezas estão diretamente ligadas.

Para simular, em laboratório, a degradação de varistores um ou mais varistores de uma coluna foram submetidos a estresses elétricos através da aplicação de impulsos de corrente provocando, assim, a degradação acelerada dos mesmos. Estes varistores foram, então, repostos na coluna em posições pré-determinadas para a realização dos ensaios.

#### *4.2.6. Desalinhamento da coluna ativa*

O desalinhamento dos varistores ao longo da coluna é um defeito pouco comum, embora seja observado em alguns equipamentos após sua abertura. Geralmente é resultado do transporte e armazenamento inadequado do equipamento, mas pode também ser decorrente de uma falha durante a montagem do equipamento. Esta última possibilidade, no entanto, apresenta uma probabilidade de ocorrência muito baixa, já que a maioria dos fabricantes de pára-raios de alta tensão apresenta um alto nível de controle de qualidade no processo de montagem. O desalinhamento dos varistores provoca o surgimento de caminhos condutivos preferenciais nas regiões em que eles fazem contato, de forma que há um

sobreaquecimento nessas regiões provocando o seu desgaste prematuro. Para reduzir o risco de ocorrência deste problema, é importante observar com rigor as condições de transporte e armazenamento dos pára-raios, principalmente aqueles que já estão há algum tempo em estoque.

Na simulação deste defeito foram realizados descolamentos nos varistores com a finalidade de simular tanto o efeito da acomodação horizontal, devido à armazenagem inadequada, quanto o efeito das trepidações durante o transporte.

#### 4.2.7. Distribuição irregular de tensão

A distribuição irregular de tensão é característica de equipamentos elétricos que apresentam um maior comprimento, havendo um maior distanciamento entre os terminais de alta e baixa tensão. Nos pára-raios, ela se caracteriza pela ocorrência de níveis mais altos de tensão para os varistores próximos ao terminal de alta tensão, enquanto que os varistores mais próximos do terminal aterrado são submetidos a níveis menores de tensão.

Para simular este defeito serão utilizadas diferentes configurações de montagem com e sem anéis equalizadores. Adicionalmente, serão utilizados condutores metálicos para provocar o curto circuito em seções internas e externas do pára-raios a fim de se provocar uma alteração no campo elétrico que o envolve.

#### 4.3. Construção da base de dados

Na construção da base de dados (conjunto de perfis térmicos) foram utilizados 5 pára-raios de 96 kV da SIEMENS, 1 pára-raios de 192 kV da Tridelta, 1 pára-raios de 550 kV da ASEA (dividido em dois módulos) e 2 pára-raios de 96 kV da Tranquel.

Para cada um dos pára-raios utilizados, foi feita uma análise do seu estado e comportamento elétrico antes de sua abertura, ou seja, no estado em que foram entregues ao laboratório. Para cada um deles foi feito o levantamento da curva característica, a análise térmica e a análise do estado da coluna de varistores. Com isso, foi possível construir a base de dados correspondente aos pára-raios sem defeitos.

Após a inserção dos defeitos descritos na seção anterior, cada um dos pára-raios foi submetido a ensaios de tensão de operação, ou seja, foram submetidos a sua tensão de operação e, em seguida, foram realizadas uma série de termovisões (ver Fig. 7) em cada um deles, de onde se pode obter seus perfis térmicos (normalizado com relação à menor temperatura medida na coluna), conforme mostrado na Fig. 8. Dessa forma, foi possível construir a base de dados correspondente aos pára-raios com defeitos.

O perfil de temperaturas obtido, mostrado na Fig. 8 representa bem o resultado esperado a partir da imagem térmica, apresentando regiões de maior e menor aquecimento de acordo com a distribuição dos varistores ao longo da coluna. Como dito anteriormente, as regiões de maior aquecimento estão ligadas a uma maior concentração de varistores. Para o perfil de temperatura, percebe-se no gráfico gerado uma série de pontos de valor máximo e mínimo. Estas variações são justificadas pela presença das aletas na superfície de porcelana. Os pontos de máxima temperatura representam as regiões entre as aletas, enquanto

que os pontos de mínima temperatura representam as extremidades das aletas.

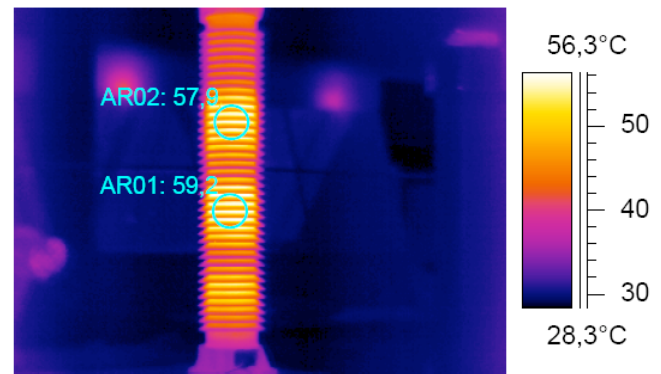


Fig. 7. Imagem térmica para pára-raios PR1.

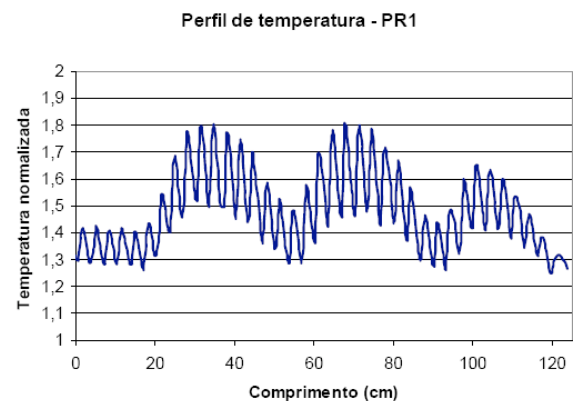


Fig. 8. Perfil de temperaturas para o pára-raios PR1.

O perfil de temperaturas obtido, mostrado na Fig. 8 representa bem o resultado esperado a partir da imagem térmica, apresentando regiões de maior e menor aquecimento de acordo com a distribuição dos varistores ao longo da coluna. Como dito anteriormente, as regiões de maior aquecimento estão ligadas a uma maior concentração de varistores. Para o perfil de temperatura, percebe-se no gráfico gerado uma série de pontos de valor máximo e mínimo. Estas variações são justificadas pela presença das aletas na superfície de porcelana. Os pontos de máxima temperatura representam as regiões entre as aletas, enquanto que os pontos de mínima temperatura representam as extremidades das aletas.

#### 4.4. Treinamento da RNA: o software AnaTermo©

Para realizar o treinamento da RNA do tipo MLP, mostrada anteriormente, e o diagnóstico de pára-raios a ZnO foi desenvolvido, pelo Grupo de Sistemas Elétricos da Universidade Federal de Campina Grande, o software AnaTermo. A interface principal do AnaTermo é mostrada na Fig. 9.

No AnaTermo é possível o usuário configurar a arquitetura da rede através dos parâmetros: números de camadas, de entradas, de neurônios ocultos e de saídas. É possível, também, determinar o nome do arquivo de treinamento da rede, ou seja, a base de dados a ser utilizada no treinamento, assim como, a quantidade máxima de épocas de treinamento.

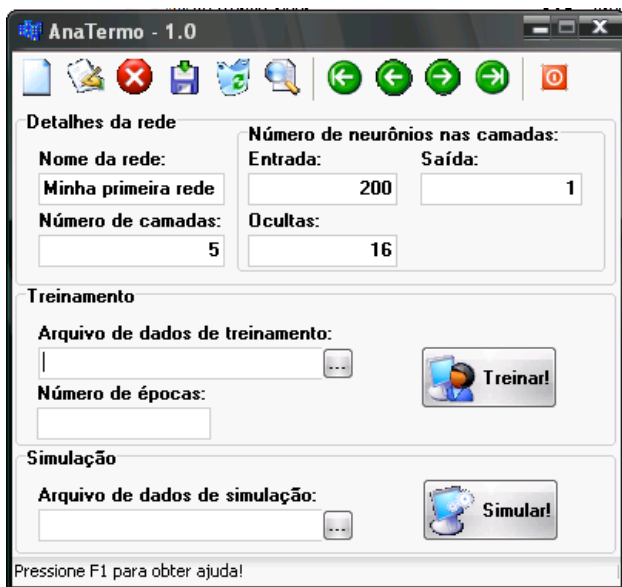


Fig. 9. Janela principal do AnaTermo.

Na Fig. 10 é apresentada a janela do AnaTermo com os dados da arquitetura e do treinamento realizados neste trabalho. Mas especificamente, foi utilizada uma rede do tipo MLP com 200 pontos de entrada, 3 camadas ocultas com 16 neurônios cada e uma camada de saída com apenas um sinal de saída. Vale ressaltar que foi utilizada, no treinamento, uma base de dados com 255 padrões, ou seja, 255 conjuntos de entrada e saída, em que as entradas correspondem ao perfil térmico do pára-raios e a saída corresponde ao defeito simulado.

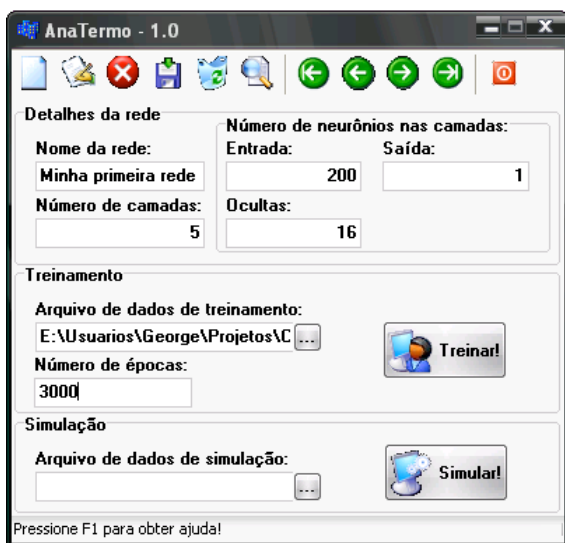


Fig. 10. Janela principal do AnaTermo com dados da rede e do treinamento desejados.

## 5. RESULTADOS

Na Fig. 11 é apresentado um resultado típico de um treinamento realizado no AnaTermo. Na Fig. é possível observar a evolução do erro médio quadrático com relação às épocas de treinamento. O erro diminui à medida que a quantidade de épocas aumenta, alcançando no final um valor de  $5,597E-2$ . Quanto menor for o erro obtido melhor a qualidade do treinamento. Modificações na arquitetura da rede tais como, quantidade maior de camadas ou mais neurônios nas camadas ocultas, podem resultar em erros

ainda menores. Uma das maneiras de saber se o erro obtido foi razoável ou não é realizar o processo de validação e teste.

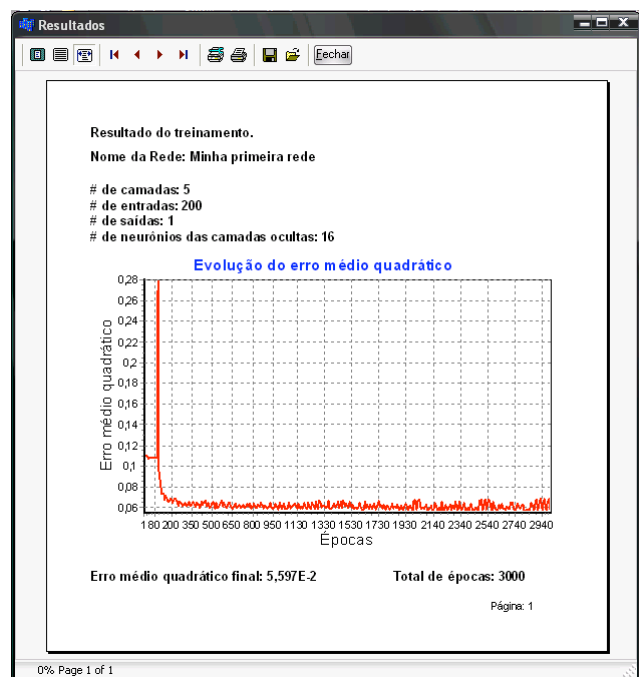


Fig. 11 – Resultados do treinamento da RNA.

O procedimento de validação e teste do treinamento foi realizado através da base de dados de teste, que nada mais é do que um conjunto de 155 pares de entradas (perfil térmico) e saídas (estado do pára-raios) distintos daqueles empregados no treinamento.

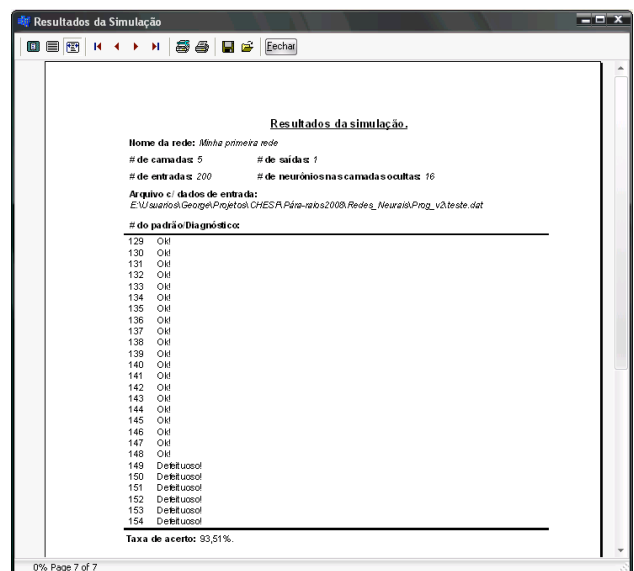


Fig. 12. Resultados do teste/validação da RNA.

Na Fig. 12 é apresentada a saída do AnaTermo para os dados de validação e teste. Para cada um dos padrões, a RNA treinada classificou os padrões de entrada (perfis térmicos) como defeituosos ou não. A resposta fornecida pela rede foi comparada com a resposta desejada, isto é, -1 em caso de defeito e 1 em caso contrário. A partir desta comparação foi calculada a taxa de acerto do teste. Para esse caso, foi obtida uma taxa de acerto de mais de 93%, ou seja, em de 93% dos casos a RNA treinada forneceu uma resposta similar a desejada.

Taxas de acerto ainda maiores podem ser obtidas se a base de dados for ampliada. Para isso pretende-se adquirir novos pára-raios para realização de novos ensaios, e assim obter, novas imagens termográficas. Com isso, espera-se que seja possível tanto determinar a existência ou não de defeitos com mais precisão, como também classificar o defeito quanto ao seu tipo.

## 6. CONCLUSÕES

O trabalho desenvolvido atingiu o objetivo proposto de desenvolver uma metodologia/ferramenta (o AnaTermo) para análise e classificação de imagens térmicas de pára-raios a ZnO. Partindo dos resultados obtidos com a realização dos ensaios, concluiu-se que através da análise das imagens térmicas e dos perfis de temperatura na superfície de um pára-raios, é possível detectar irregularidades que geralmente estão associadas a defeitos ou falhas provocadas por meios externos, como a poluição. Estas irregularidades geralmente são percebidas ao se fazer a comparação entre perfis térmicos, considerando-se o pára-raios defeituoso e o mesmo tipo de pára-raios em bom estado operacional.

Para a realização deste trabalho, foram utilizados cinco pára-raios de 96 kV, retirados de serviço pela Chesf por apresentarem-se fora do padrão utilizado pela empresa após a realização de inspeções térmicas; um pára-raios de 192 kV, um de 550 kV e dois de 96 kV cedidos pela Eletrosul. Estes pára-raios foram submetidos a ensaios de caracterização, nos quais foi constatada a presença de problemas que justificaram a sua retirada da operação. Diversos defeitos foram criados propositadamente com a finalidade de se analisar as variações no seu comportamento.

A utilização de redes neurais artificiais mostrou-se um recurso adequado para o reconhecimento dos padrões térmicos em pára-raios a ZnO. Os resultados obtidos confirmam a eficiência das redes neurais na classificação dos padrões, já que mais 93% dos padrões foram classificados corretamente entre defeituosos e não-defeituosos. Tal resultado é animador, levando-se em conta ainda que para o diagnóstico completo do pára-raios não se deve descartar o seu histórico e a própria experiência dos engenheiros de manutenção.

Os resultados obtidos através do AnaTermo representam a confirmação de que a inspeção térmica através da termovisão é um método adequado para prevenção e detecção de falhas que, apesar de não ser utilizado em todo o seu potencial, pode ser aprimorado de modo a se tornar mais eficiente e preciso. Neste sentido, este trabalho é o passo inicial para o desenvolvimento de uma ferramenta poderosa de análise e diagnóstico baseado na leitura das imagens térmicas obtidas. É importante destacar ainda que, sendo este um trabalho pioneiro e que se encontra em andamento, muito ainda pode ser feito no intuito de se melhorar os resultados obtidos, principalmente em relação à classificação dos padrões de acordo com o tipo de defeito.

Buscando aperfeiçoar e consolidar os resultados aqui obtidos é possível tentar melhorar a classificação das imagens de acordo com o tipo de defeito ensaiado. Entretanto, a maior dificuldade encontrada para se obter esta melhoria é a falta de dados em número suficiente para um treinamento adequado da rede neural. Dessa forma, uma

quantidade maior de ensaios se faz necessária para se obter uma base de dados mais representativa.

## AGRADECIMENTOS

Os autores externam seus agradecimentos ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq, INCT/CNPq e PRONEX/FAPESQ) e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes) pelo suporte financeiro em forma de apoio a pesquisa e bolsas. A Eletrosul, na pessoa do Eng. Lúcio Galvani, pela doação dos pára-raios tão importantes para a realização dos ensaios.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] E. T. Wanderley Neto, "Monitoramento e diagnóstico de pára-raios a ZnO através de redes neurais artificiais". Tese de Doutorado, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2007.
- [2] R. T. Souza, "Medição e análise harmônica da corrente de fuga resistiva em varistores de ZnO". Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2004.
- [3] E. C. Sakshaug, "A Brief History of AC Surge Arresters". IEEE Power Engineering Review, August, 1991.
- [4] V. Hinrichsen, Metal-Oxide Surge Arresters Fundamentals. 1st Edition. Siemens – Power Transmission and Distribution Power Voltage Division, Berlin, 2001.
- [5] ABB Switchgear, "Physical properties of zinc oxide varistors". ABB Power Technology Products AB, 2001.
- [6] J. L. Franco, "Estudo das propriedades elétricas dos varistores de ZnO na região de baixas tensões aplicadas". Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal da Paraíba, Campina Grande, 1993.
- [7] E. G. Costa, "Análise do Desempenho de Pára-Raios de Óxido de Zinco". Tese de Doutorado Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal da Paraíba, Campina Grande, 1999.
- [8] T. K. Gupta, "Application of zinc oxide varistors". J. Am. Ceram. Soc., vol. 73, n° 7, pp. 1817-1840, 1990.
- [9] F. Rosenblatt, "The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain", Psychological Review, vol. 65, pp. 386-408, 1958.
- [10] S. Haykin, Redes Neurais Artificiais: Princípios e prática, 2. ed., Porto Alegre: Bookman, 2001.
- [11] A. S. Pandya., R. B. Macy, Pattern recognition with neural network in C++. CRC Press, 1996.
- [12] M. Riedmiller, H. Braun, "A direct adaptive method for faster back-propagation learning: The RPROP algorithm". in Proc. 1993 IEEE Int. Conf. on Neural Networks, pp. 586-591.
- [13] C. Igel, M. Husken, "Empirical evaluation of the improved Rprop learning algorithms" Neurocomputing, vol.50 pp.105 – 123, 2003.
- [14] M. Riedmiller, "Rprop – Description and Implementation Details" Institut für Logik, Komplexität und Deduktionssystem, University of Karlsruhe, Technical Report. Jan. 1994.