



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

FI/GGH/21
18 a 21 de Outubro de 2015
Foz do Iguaçu - PR

GRUPO -I

GRUPO DE ESTUDO DE GERAÇÃO HIDRÁULICA - GGH

**CARACTERIZAÇÃO DE PADRÕES DE DESCARGAS PARCIAIS EM HIDROGERADORES UTILIZANDO
TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL**

**Medillin Alves(*)
UFPA**

**Marcus Vinícius Nunes
UFPA**

**Fernando Brasil
UFPA**

**Bruno Kanai
UFPA**

**Paulo Vilhena
ELETRONORTE**

**Fernando Conceição
ELETRONORTE**

**Daniel Carvalho
ELETRONORTE**

RESUMO

Grande parte das falhas nos hidrogeradores está associada à presença de descargas parciais nos isolamentos estáticos. Os padrões de descargas parciais indicam o tipo e gravidade dos defeitos, sendo importantes para o auxílio da tomada de decisão pelos especialistas durante as manutenções preventivas. Este trabalho dedica-se a estudar técnicas de inteligência computacional com o intuito de identificar alguns dos padrões de descargas nas máquinas. A importância da aplicação destas técnicas visa a identificação automática destes padrões, para a realização de manutenções nos equipamentos necessárias para não comprometer o fornecimento de energia elétrica.

PALAVRAS-CHAVE

Descargas Parciais, Hidrogeradores, Técnicas de Inteligência Computacional.

1.0 - INTRODUÇÃO

As mudanças pelas quais o cenário energético brasileiro vem passando, exigem cada vez mais que seu sistema opere com aumento da demanda de energia elétrica, para garantir a disponibilidade do ativo de geração ou transmissão, diminuindo os desligamentos não planejados dos equipamentos para realizar manutenções. A fim de atender os procedimentos do Operador Nacional do Sistema e os regulamentos da Agência Nacional de Energia Elétrica, a manutenção preventiva, que se baseia no tempo de vida útil e de uso do equipamento, vem perdendo espaço para manutenção preditiva, desde a última década, que se baseia nas condições de operação do equipamento, possibilitando assim, uma melhor programação das manutenções. Para a realização da manutenção preditiva, é fundamental elaborar técnicas adequadas para a medição, monitoração e diagnóstico dos equipamentos e do sistema elétrico como um todo, para evitar o desligamento não previsto de seus componentes, principalmente daqueles mais importantes de maior custo, como os transformadores e geradores.

Paradas de máquinas não planejadas devido à falta de confiabilidade e falhas de equipamentos incentivaram pesquisadores a estudar as reminiscências destas ocorrências. Para hidrogeradores, um estudo internacional do CIGRE (1) analisou 69 casos de falhas e, concluiu que 56% destas ocorrem nas isolações elétricas das máquinas. Neste mesmo estudo, essas estruturas foram analisadas em detalhes para descobrir quais os tipos de defeitos mais recorrentes. Totalizando 22% de ocorrência, as descargas parciais (DPs) configuram-se no maior tipo de falha elétrica das máquinas rotativas.

Segundo (2), DPs são descargas elétricas localizadas que atingem apenas parcialmente o isolamento entre condutores e que pode ou não ocorrer adjacente a um condutor. A presença de DPs caracteriza um sintoma de fragilidade na suportabilidade dielétrica dos sistemas isolantes que, tende a aumentar a degradação da isolação pelo rompimento dielétrico de novas cavidades, causando a perda das propriedades elétricas e mecânicas do material isolante, cuja evolução pode causar descargas totais que curto-circuitam as partes energizadas dos enrolamentos e o terra, danificando o equipamento. Em vista disso, é imprescindível as medições periódicas de DPs durante o tempo de vida da máquina.

A mais recente norma internacional sobre medição on-line de descargas parciais em hidrogeradores, (3), reúne os principais padrões de sinais de DPs encontrados em máquinas rotativas. Estes, na maioria das vezes, necessitam do auxílio de um especialista para interpretação e identificação dos padrões, tornando a tarefa sujeita a falhas e atrasos, devido a grande quantidade de dados - da ordem de centenas à milhares - e aos vários outros dados de diversos equipamentos que o operador precisa monitorar, às vezes, com curtos prazos. A caracterização

(*) UFPA/ ITEC/ FEE - Rua Augusto Correa, nº1 - Guamá- CEP 66.075-110 Belém, PA – – Brasil

Tel: (+55 91) 32018350 - Email: medpalves@gmail.com

automática destes padrões além de proporcionar uma análise mais sofisticada dos dados, viabiliza o planejamento das intervenções necessárias. Neste sentido, este trabalho tem como objetivo realizar a caracterização automática dos padrões de DPs em hidrogeradores utilizando métodos de inteligência computacional.

2.0 - DESCARGAS PARCIAIS EM MÁQUINAS ROTATIVAS

Uma falha no isolamento do estator é um caminho de baixa impedância entre os condutores que devem ser isolados uns dos outros, tais como entre espiras, barras, fases ou entre fase e núcleo (3), constituindo-se na parte mais susceptível a danos por envelhecimento e por fatores operacionais (reações químicas, vibrações, descargas elétricas, aquecimento) e ambientais (umidade, poeira).

2.1. Tipos de Descargas Parciais nos Enrolamentos Estatóricos

De acordo com (4) as fontes de DPs em hidrogeradores são classificadas em quatro grupos: descargas internas, descargas de ranhura, descargas na cabeça da bobina e descargas por partículas condutivas.

A norma (5) dividiu as principais fontes de descargas parciais em três níveis de risco, que são apresentados a seguir:

- a. Cavidades internas: são de baixo risco, normalmente não levam ao envelhecimento;
- b. Descargas na cabeça da bobina e de superfície: devido a contaminação ou partículas condutivas, são de risco médio;
- c. Descargas de ranhura, de delaminação no condutor ou internas a isolação: são de alto risco.

2.2. Medições de Descargas Parciais

A medição elétrica pode ser realizada utilizando acopladores capacitivos que detectem as componentes dos sinais dos pulsos de corrente originados pelas descargas que se deslocam através dos enrolamentos do estator (6).

Conforme a referência (7) o capacitor de acoplamento tem a função de transferir o espectro de alta frequência dos sinais de DPs do enrolamento até o dispositivo de acoplamento, e simultaneamente atenua a tensão do sistema para baixas magnitudes. O capacitor de acoplamento deve ser livre de DPs na tensão do sistema e deve possuir baixa indutância para poder transmitir os pulsos de DPs sem oscilações.

O capacitor de acoplamento funciona como um filtro passa alta quando conectado ao enrolamento do estator, e fazendo uma terminação com um resistor, que pode variar de 500 até 2000 Ω . A configuração utilizada neste trabalho consiste de acopladores de 80 pF com uma resistência de 690 Ω . Esta configuração apresenta uma frequência de corte inferior aproximada de 2,88 MHz, o que significa que sinais abaixo desta frequência serão significativamente atenuados. A Figura 1, a seguir, apresenta o esquemático da localização dos sensores no estator (a) e um acoplador instalado no gerador (b):

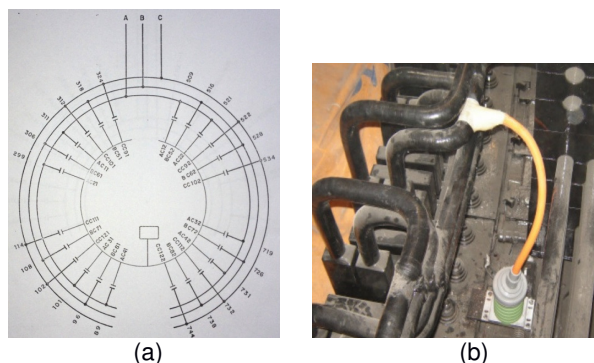


FIGURA 1 – Acoplamento capacitivo: (a) Localização dos sensores no diagrama esquemático do estator; (b) Acoplador capacitivo instalado nos enrolamentos do estator.

2.3. Descargas Parciais Associados à Fase – Mapas Estatísticos

As informações que chegam dos sistemas de medição de DPs são tratadas pelo sistema IMA-DP, que compreende a especificação de um hardware de medição compatível e de um software de processamento digital de sinais capaz de eliminar os diversos tipos de ruídos típicos em medições de DP, bem como filtrar, identificar e quantificar os sinais de DP úteis ao diagnóstico preditivo (8). O sistema IMA-DP foi desenvolvido pelo Cepel em parceria com Eletronorte para medição de DPs.

De acordo com (8), o sistema IMA-DP utiliza os mapas de descargas parciais associadas à fase (PRPD, do inglês *Phase Resolved Partial Discharges*) para organizar os pulsos elétricos das DPs, que serão tratados e

armazenados, em matrizes onde: cada linha corresponde aos valores de amplitude do pulso de DP; cada coluna, aos valores de ângulo de fase da tensão aplicada; cada elemento da matriz carrega a informação da quantidade de pulso de DP registrado com os mesmos valores de amplitude e ângulo de fase. Neste trabalho, os dados de DPs analisados possuem matrizes com resolução de 256 x 256, a Figura 2, a seguir, apresenta um exemplo das descargas parciais associadas a fase.

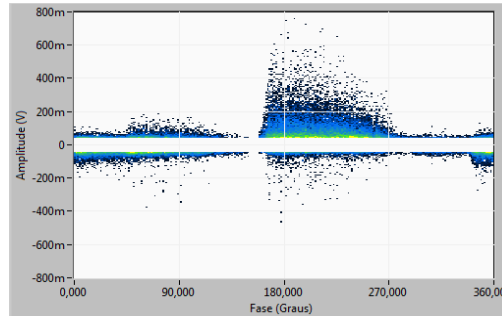


FIGURA 2 - Exemplo de uma medição sob a forma de mapa PRPD bipolar.

A Figura 3, a seguir, apresenta alguns padrões de mapas estatísticos de descargas parciais extraídos das normas internacionais (4) e (9).

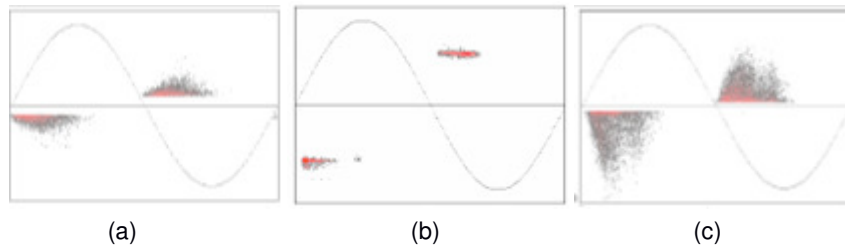


FIGURA 3 - Padrões de descargas parciais. (a) Descargas internas; (b) Entre barras; (c) Delaminação.

3.0 - MONITORAÇÃO ON-LINE DAS DESCARGAS PARCIAIS EM HIDROGERADORES

As unidades geradoras da UHE Tucuruí possuem, devido às suas dimensões, uma quantidade razoável de acopladores capacitivos, algumas com 24, outras com 16 e poucas com somente 12 acopladores. Este fato, peculiar à usina, exige um esforço considerável para o registro das medições. Sendo assim, um mecanismo mais automatizado possível, com facilidades de navegação e rapidez, tornam o processo mais adequado no que tange a sua realização, considerando o total de 23 máquinas a serem avaliadas.

Nesta direção estabeleceu-se o que denominamos de IMA-DP Autônomo. Ele baseia-se na utilização de uma placa de osciloscópio de conexão USB conectada ao Notebook (10). Através de cabos coaxiais interligando os terminais da caixa de conexão ao osciloscópio, pode-se registrar de maneira rápida e eficiente os sinais oriundos de cada terminal, Figura 4.

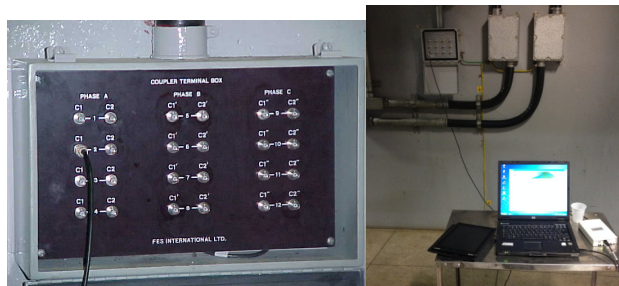


FIGURA 4 – (a) Caixa terminal com as impedâncias de medição; (b) IMA-DP autônomo.

4 – TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

4.1. Técnicas aplicadas à remoção de ruídos

Os sinais de DPs são acompanhados de diversos ruídos com variadas fontes, como dos diferentes equipamentos do sistema de medição, com diversos níveis de amplitude e frequência, o que torna difícil, e pode até impossibilitar, a identificação dos sinais de DPs que estão afetando a máquina. Para isso, algumas técnicas foram aplicadas a fim de reduzir os sinais que dificultam classificar os padrões de DPs.

4.1.1. Análise dos componentes principais

A Análise de Componentes Principais (PCA, do inglês *Principal Component Analysis*), é uma das técnicas mais utilizadas para redução de dimensionalidade. Correlaciona estatisticamente os exemplos, reduzindo a dimensionalidade do conjunto de dados original pela eliminação de redundâncias (12). A PCA decompõe um conjunto de dados multivariados em ordem decrescente de importância, preservando os componentes mais significativos. Matematicamente, o objetivo da PCA é formar um conjunto de vetores ortonormais v_i que melhor descreve a distribuição dos dados de entrada, baseando-se nos autovetores e autovalores da matriz de covariância dos dados. Em (13), seja C a matriz de covariância estimada:

$$C = XX^T = V\Lambda V^T \in R^{n \times m} \quad (1)$$

Onde $\Lambda = \text{diag}\{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}$ é a matriz diagonal de autovalores, v_i é o autovetor associado a λ_i e $\Lambda = V[v_1, \dots, v_n] \in R^{n \times m}$ é a matriz dos autovetores v_i da matriz de covariância:

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & \dots & x_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \dots & x_{nm} \end{pmatrix} \quad (2)$$

onde, X é a matriz dos dados originais, em que $x_{ij} \in R$, $i = 1, \dots, n$ e $j = 1, \dots, m$. A PCA determina uma transformação linear dos elementos de x .

4.1.2. Análise de variância

A Análise de Variância (ANOVA, do inglês *ANALYSIS OF VARIANCE*) é uma técnica de seleção de características que tem o objetivo de identificar as variáveis mais relevantes para a classificação de um conjunto de informações, reduzindo a dimensionalidade para aumentar a eficiência e acurácia na classificação. Em (14) trata-se de um método estatístico que analisa a existência de diferença significativa entre as médias e, também, se os fatores em questão influenciam em alguma variável dependente. Tais fatores podem configurar-se em variáveis qualitativas ou quantitativas, enquanto que, as variáveis dependentes devem ser quantitativas.

Existem condições para o método poder trabalhar de modo eficaz: as amostras devem possuir caráter aleatório, independente, e ser de populações normais desde que estas tenham variâncias iguais. Satisfeitas estas condições, as médias são comparadas para então verificar qual delas é mais significativa. Matematicamente, subdivide-se uma variável dependente em tratamentos, onde estes contribuirão para mensurar a variável dependente. A média geral é dada pela equação 3:

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^K n_i \bar{x}_i \quad (3)$$

Onde n é o número total de observações e \bar{x}_i é a média dos valores observados no i -ésimo grupo.

4.1.3. Análise dos componentes independentes

A Análise dos Componentes Independentes (ICA, do inglês *Independent Component Analysis*) é uma técnica estatística que objetiva identificar e separar fontes estatisticamente independentes entre si e com distribuição de probabilidade não gaussiana, a partir de uma dada mistura de fontes originais (4). O vetor aleatório

$X = [X_1, X_2, \dots, X_n]^T$ comporta uma mistura de n sinais independentes de um vetor aleatório $S = [S_1, S_2, \dots, S_n]^T$. Cada X_i é uma combinação linear de componentes independentes, onde:

$$X_i = a_{i1}S_1 + a_{i2}S_2 + \dots + a_{in}S_n \quad (4)$$

Sendo $i = 1; 2; \dots; n$ e a_{ij} , $j = 1; 2; \dots; n$ são coeficientes reais. Usando notação matricial:

$$X = A.S \quad (5)$$

Onde A é a matriz dos coeficientes a_{ij} das combinações lineares, também denominada como matriz de mistura. a_{ij} e S_n são desconhecidos e estimados a partir da observação dos sinais misturados X_i . Esse modelo descreve como os dados observados são gerados a partir da mistura dos componentes S_n , sendo este modelo chamado modelo generativo (16). Estas considerações podem ser ampliadas com modelos de ICA mais complexos, como o algoritmo FastICA, um método computacional altamente eficiente para estimação de ICA. O FastICA é um método de ponto fixo aplicado para calcular iterativamente a matriz $B = A^{-1}$.

$$B \leftarrow E\{xg(B^T x) - E\{g'(B^T x)\}\} \quad (6)$$

Onde $E\{\cdot\}$ é o operador esperança e $g(y)$ uma função não-linear.

4.2. Técnicas aplicadas à remoção das DPs

4.2.1. K-vizinhos mais próximos

O método k -vizinhos mais próximos (k -NN, do inglês *k-Nearest Neighbors*) considera a proximidade entre os dados para realização de predições. O algoritmo classifica um objeto com base nos exemplos do conjunto de treinamento que são próximos a ele, sendo que k representa a quantidade de objetos do conjunto de treinamento mais próximo do ponto de teste x^t . Quando k é maior que 1, para cada ponto de teste são obtidos k vizinhos (12). Estes vizinhos, que representam uma classe, classificam o ponto de teste pela sua moda ponderada. Neste método, a distância euclidiana é a métrica mais utilizada para calcular as distâncias entre dois pontos. Na equação 1, x_i e x_f são dois objetos representados por vetores no espaço \mathbb{R}^d , x_i^l e x_f^l são elementos desses vetores, que correspondem aos valores da coordenada l atributos.

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{l=1}^d (x_i^l - x_j^l)^2} \quad (7)$$

4.2.2. Floresta randômica

Floresta randômica (do inglês, *Random Forest*) é uma estratégia de aprendizagem de máquina, para classificação e regressão, que pertence a uma classe maior de algoritmos de aprendizado de máquina chamados métodos *ensemble* e, baseia-se em um conjunto de árvores de decisão geradas aleatoriamente. Os métodos *ensemble* combinam vários modelos para resolver um problema de predição. Eles funcionam gerando múltiplos classificadores que quando combinados obtêm um melhor desempenho preditivo do que os modelos de maneira isolada. Cada árvore é gerada por um subconjunto de treinamento. Para cada nó da árvore é selecionado m variáveis aleatoriamente, sendo m muito menor que o número de variáveis do classificador. Depois é escolhida a variável que realiza a melhor divisão, de acordo com uma métrica. No próximo nó, outras m variáveis são aleatoriamente escolhidas e repete-se o mesmo procedimento. O algoritmo realiza a classificação considerando a classe escolhida por cada árvore. A classe selecionada é a que foi escolhida pelo maior número de árvores (17).

4.2.3. Máquina de vetores de suporte

A Máquina de Vetores de Suporte (SVM, do inglês *Support Vector Machine*), baseia-se em aprendizagem estatística para reconhecimento de padrões. Pode ser utilizado para diferentes aplicações, que dependem da escolha da função kernel para cada caso. É um método que encontra funções de um conjunto de dados de treino rotulados, onde cada conjunto de dados pode ser descrito por um vetor, cuja dimensão depende do número de recursos escolhidos para representá-lo (18). Na Figura 5 são ilustrados dois grupos de variáveis:

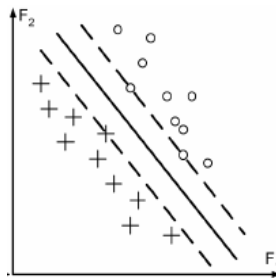


FIGURA 5: O hiperplano ótimo e suas margens (18).

A fronteira que separa os dois conjuntos é denominada hiperplano. Entre estes hiperplanos existe um hiperplano ótimo que se distingue pela margem máxima de separação entre qualquer ponto da formação e do hiperplano (18). Esse é um caso de SVM linear, onde a separação dos dois conjuntos de variáveis são linearmente separáveis. Para casos de SVM não-linear, onde a separação das variáveis não ocorre de modo linear, emprega-se uma função kernel, que recebe dois pontos no espaço de entrada para calcular o produto escalar dos objetos, o que confere uma boa capacidade de representar espaços abstratos. Os kernels mais utilizados são os polinomiais, sigmoidais e os de função base radial.

5.0 – METODOLOGIA

Os sinais de DPs utilizados para análise foram coletados de modo *on line* na Usina Hidrelétrica de Tucuruí, em parceria com Eletronorte e Cepel, no ano de 2014, totalizando 1960 dados. Cada dado de DPs foi analisado por especialista, a fim de identificar visualmente quais dados poderiam ser classificados conforme a norma (3). Os dados utilizados foram apenas do tipo bipolar devido aos padrões que estão especificados em norma (3) serem do tipo bipolar. Foram identificados 159 dados do tipo descarga interna, 72 dados do tipo delaminação e 66 dados do tipo gap. Então, do conjunto de dados do tipo descarga interna e delaminação foram utilizados 66 dados de cada tipo, com o objetivo de equiparar as quantidades de cada tipo estudado, para que as técnicas inteligentes tivessem o mesmo nível de análise entre cada tipo.

A linguagem de programação utilizada foi Python. Constitui-se numa linguagem de script, de propósito geral, de altíssimo nível, que prioriza a legibilidade do código. Seu modelo de desenvolvimento é comunitário, aberto e possui diversas bibliotecas e ambientes para computação científica (19).

O ambiente computacional utilizado foi o software IPython Notebook baseado na web, onde, em um único documento, podem ser combinados códigos, textos, gráficos, cálculos e outros. Atende tanto a programação de base como a programação científica avançada. O documento pode ser convertido para outros formatos, podendo também ser compartilhado ao público, como uma página web estática, com maior flexibilidade em seu uso.

6.0 – RESULTADOS

Os 66 dados de cada tipo de DP (descarga interna, delaminação e entre barras) passaram por uma etapa de pré-tratamento antes de serem analisados pelas técnicas inteligentes de classificação. Os arquivos continham informações de tensão, fase e número de ocorrência da DP correspondentes àqueles parâmetros. Essas informações foram distribuídas em matrizes de ocorrências da DP, do mesmo modo que os mapas PRPD de cada DP. Cada matriz de dimensão 256 x 256 foi transformada em vetores de dimensão 1x 65536, logo, cada arquivo de DP foi representado como um dado de 65536 variáveis.

Primeiramente foram aplicadas as técnicas classificadoras KNN, floresta randômica e SVM. Cada classificador utilizou 75% dos dados de cada tipo de DP para treinar o algoritmo para o reconhecimento dos padrões, e 25% dos dados foram usados para testar o treinamento.

Para a técnica de SVM foi utilizado o kernel do tipo linear, por melhor adequar-se ao problema proposto. Em KNN o número K atribuído foi 3, por apresentar melhor desempenho ao problema. Para floresta randômica, o número de árvores utilizado foi de 100, por apresentar-se como uma quantidade adequada à classificação. Os resultados de acurácia dos testes foram de 96,07% para SVM, 94,11% para Floresta Randômica e de 78,43% para KNN.

A matriz de confusão apresenta o desempenho dos classificadores, onde as colunas representam as classes previstas, e as linhas representam as classes verdadeiras. No experimento realizado, verificou-se que alguns dados do tipo cavidade interna foram confundidos com o tipo entre barras, para os três classificadores. Alguns dados do tipo delaminação foram confundidos com o tipo cavidade interna, para os classificadores Floresta Randômica e KNN. Nenhum dado do tipo entre barras foi confundido, para os três classificadores. Seguem as matrizes de confusão dos classificadores SVM, Floresta Randômica e KNN, respectivamente, na Tabela 1:

TABELA 1 - Matrizes de confusão de cada classificador. As letras C, D e E representam, respectivamente, Cavidade interna, Delaminação e Entre Barras.

	Matrizes de Confusão								
	SVM			Floresta Randômica			KNN		
	C	D	E	C	D	E	C	D	E
C	15	0	2	15	0	2	8	0	9
D	0	17	0	1	16	0	2	15	0
E	0	0	17	0	0	17	0	0	17

O SVM apresentou a melhor classificação, desse modo, novos experimentos foram realizados na tentativa de alcançar melhores resultados ou desempenho. As técnicas de ICA, PCA e ANOVA foram utilizadas em conjunto com SVM, onde adotou-se 75% dos dados para treino e 25% dos dados foram usados para teste.

O algoritmo FastICA foi usado para remover possíveis ruídos provenientes dos hidrogeradores, no entanto, os dados do experimento foram extraídos de diferentes fontes de hidrogeradores, o que não é adequado para o uso

desta técnica. Consequentemente, o classificador teve uma acurácia de apenas 31,31%.

O uso de PCA teve como objetivo aumentar o desempenho do classificador com a extração das principais características dos dados de DP's. Foram realizados testes verificando o valor da acurácia com diferentes números de componentes, de 1 a 300 componentes. Alcançou-se 94,11% de acurácia com 120 componentes, tal como mostrado na Figura 6.

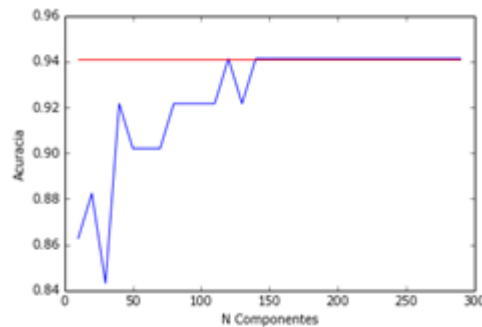


FIGURA 6: Testes de acurácias com n componentes.

Os testes com ANOVA teve como objetivo reduzir o número de variáveis para aumentar o desempenho na classificação. Os dados originais possuíam 65536 variáveis, e o objetivo foi reduzir a dimensionalidade de modo que não prejudicasse a acurácia. A técnica permitiu reduzir em mais da metade o número de variáveis. Com 30000 variáveis selecionadas alcançou-se 94,11% de acurácia no experimento. O resultado do classificador SVM em conjunto com a técnica FastICA foi de 31,31%. O resultado do SVM em conjunto com PCA e ANOVA foi de 94,11%, para ambos os casos.

7.0 CONCLUSÕES

Este trabalho teve como objetivo geral a classificação automática dos padrões de DP's, através de técnicas computacionais de inteligência artificial. Os dados foram provenientes de medições on-line em 23 unidades geradoras da UHE Tucuruí, através do sistema IMA-DP Autônomo, nos meses de março e setembro de 2014. Foram analisados 1960 dados de DP's, onde foram encontrados três tipos de DP's.

As técnicas escolhidas são recentemente as mais utilizadas na literatura e que possuem alto grau de acerto em casos de classificação. O classificador SVM foi a técnica que apresentou a melhor acurácia (96,07%). As técnicas de PCA e ANOVA mostraram bons resultados quando aplicados aos mapas de DP's antes de serem classificados pelo SVM. No entanto, a acurácia de 94,11% não foi maior à aplicação apenas do SVM nos sinais de DP's. Isso se deve, provavelmente, à perdas de informações que não provinham de fontes ruidosas. Os sinais de DP's e de ruídos são intermitentes e de diferentes amplitudes, o que dificulta ao PCA e ANOVA a retirada de somente informações que interferem na leitura dos sinais de DP's, chamados ruídos.

A técnica SVM constitui-se na melhor técnica inteligente classificadora para este caso. Sua análise baseada na separação de padrões por vetores adequou-se otimamente a esta aplicação, dados os três diferentes padrões de DP's encontrados no conjunto de dados. No entanto, a redução do número de variáveis feita pelo PCA e ANOVA, proporcionou uma classificação com acurácia menor, mesmo assim ainda com caráter significativo, mas que tem a vantagem de diminuir o esforço computacional do sistema.

8.0 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) CONSEIL INTERNATIONAL DES GRANDS RÉSEaux ÉLECTRIQUES, "CIGRÉ 392 Survey of Hydrogenerator Failures", Working Group A1.10, 2009.
- (2) INTERNACIONAL ELETROTECHNICAL COMMISSION. IEC 60270 High Voltage Test Techniques – Partial Discharges Measurements. Suíça, 2000.
- (3) BRASIL, F.S., VILHENA, P.R.M., SILVA, J.S. Avaliação da Isolação dos Enrolamentos Estatóricos de Hidrogeradores através da Monitoração On-Line de Descargas Parciais; CIGRÉ; São Paulo, 2014.
- (4) INTERNACIONAL ELETROTECHNICAL COMMISSION, "IEC 60034-27-2 Rotating Electrical Machines – Part 27-2: On-line Partial Discharges Measurements on the Stator Winding Insulation of Rotating Electrical Machines". Suíça, 2012.
- (5) HUDON, C., BÉLEC, M., "Partial Discharges Signal Interpretation for Generator Diagnostics", IEEE Transaction on Dielectrics and Electrical Insulation, vol. 12, No. 2, 2005, pp. 297-319.
- (6) INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONIC ENGINEERS, "IEEE Std 1434 Guide to Measurement of Partial Discharge in Rotating Machinery", USA, 2000.

- (7) CONSEIL INTERNATIONAL DES GRANDS RÉSEAUX ÉLECTRIQUES, "CIGRÉ 366 Guide for Partial Discharges Measurements in Compliance to IEC 60270". Working Group D1.33, 2008.
- (8) CARVALHO, A.T. "Sistema de Monitoramento Intensivo de Descargas Parciais em Hidrogeradores", Décimo Sexto Encontro Regional Ibero Americano do Cigre, XVI ERIAC, Puerto Iguazu, Argentina, 2015.
- (9) INTERNACIONAL ELETROTECHNICAL COMMISSION. IEC 60034-27-1 Rotating Electrical Machines – Part 27-2: Off-line Partial Discharges Measurements on the Stator Winding Insulation of Rotating Electrical Machines. Suíça, 2012.
- (10) AMORIM, H. P., TOMAZ, A. C., BRASIL, F.S., VILHENA, P.R., "Avaliação de Sete Unidade Geradoras da UHE Tucuruí Através das Descargas Parciais com o IMADP", Sexto Encontro Nacional de Máquinas Rotativas, VI ENAM, Taubaté, 2014.
- (12) FACELI, K. LORENA, A.C. GAMA, J. CARVALHO, A.C.P.L.F. Inteligência Artificial: Uma Abordagem de Aprendizado de Máquina. Rio de Janeiro: LTC, 2011.
- (13) DINIZ, F.A. NETO, F.M.M. JÚNIOR, F.C.L. FONTES, L.M.O. RedFace: um sistema de reconhecimento facial baseado em técnicas de análise de componentes principais e autofaces: comparação com diferentes classificadores. Revista Brasileira de Computação Aplicada (ISSN 2176-6649), Passo Fundo, v. 5, n. 1, p. 42-54, abr. 2013.
- (14) PINTO, F.S.T. Métodos para Seleção e Avaliação de Assessores Sensoriais. Tese de Doutorado, Programa Pós-Graduação de Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, Brasil, 2013.
- (15) DANTAS, R.D. Método SVD: Análise Wavelets-Mãe na Extração de Textura Aplicadas em Mamogramas. Conferência Brasileira de Dinâmica, Controle e Aplicações. Águas de Lindóia, SP: 2011.
- (16) LEITE, I.C.C. Análise de Componentes Independentes Aplicada a Avaliação de Imagem Radiográfica de Sementes. Tese de Doutorado, Programa de Pós-Graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária, Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2013.
- (17) BREIMAN, L. Random Forests. Kluwer Academic Publishers. Manufactured in The Netherlands. Machine Learning, 45, 5–32, 2001.
- (18) HAO, L. LEWIN, P.L. Partial Discharge Source Discrimination using a Support Vector Machine. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation Vol. 17, No. 1; February 2010.
- (19) WATT, D. A. Programming Language Design Concepts. Glasgow, Scotland, UK: John Wiley & Sons, LTD: 2004.

9.0 DADOS BIOGRÁFICOS



Medillin Pereira Alves, nascida em Belém-PA no ano de 1990.

Possui graduação em Engenharia de Controle e Automação pelo Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará (2013). Atualmente é aluna de mestrado em Engenharia Elétrica na Universidade Federal do Pará (UFPA/PPGEE).