

PRÉ-PROCESSAMENTO EFICIENTE PARA UM SISTEMA AUTOMÁTICO DE MONITORAMENTO ACÚSTICO DE REGULADORES DE TENSÃO

BERNARDO Y. D. YOSHIDA, EDUARDO F. DE SIMAS FILHO E VITALY F. R. ESQUERRE

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal da Bahia

R. Aristides Novis, 2 – Federação – CEP 40210-630

Salvador – BA - Brasil

E-mails: byyugi@gmail.com, eduardo.simas@ufba.br, vitaly.esquerre@ufba.br

Abstract— The On Load Tap Changers (OLTC) are widely used for voltage regulation in electricity networks. Due to its electromechanical control, the manufacturing and maintenance costs rise. The maintenance procedure is very time consuming as it requires power line shutdown, equipment replacement and transportation. Some non-invasive methods for monitoring the equipment integrity have been proposed in the literature, among them we can mention the acoustic monitoring. In this paper, are investigated different signal processing techniques for analysis and classification of the OLTC acoustic signatures. A simple artificial neural network, the perceptron, and the self-organized map (SOM) were used for automatic OLTC condition monitoring. The techniques are presented and the experimental results indicate that through the proposed approach it is possible to achieve both high efficiency on the detection of damaged electrical contacts and estimation of the wear level.

Keywords— Neural/Fuzzy Techniques in Electrical Systems, Recognition Patterns, Smart Systems Applications in Power Systems.

Resumo— Os comutadores de derivação sob carga (OLTC - *On Load Tap Changers*) são dispositivos utilizados para regular a tensão na rede elétrica. Por envolver um controle eletromecânico, os custos de fabricação e manutenção se elevam. O procedimento de manutenção é demorado, pois envolve o desligamento da rede elétrica, a substituição e o transporte do equipamento. Alguns métodos não invasivos para monitoração da integridade do equipamento têm sido propostos na literatura, entre eles pode-se destacar o monitoramento acústico. Neste trabalho, é proposto um método não invasivo para análise e classificação do estado dos contatos elétricos a partir do sinal produzido pela vibração do OLTC numa comutação. Uma rede neural artificial simples, o perceptron, e o mapa auto-organizável (SOM), foram usados para monitoração das condições do OLTC. As técnicas são apresentadas e os resultados experimentais indicam que é possível, ao mesmo tempo, detectar com alta eficiência os contatos defeituosos e estimar o nível de desgaste dos contatos em condições de uso.

Palavras-chave— Técnicas Neurais/Fuzzy em Sistemas Elétricos, Reconhecimento de Padrões, Aplicações de Sistemas Inteligentes em Sistemas de Potência.

1 Introdução

O OLTC (On Load Tap Changer) é um transformador auto-ajustável que regula a tensão de saída independente da tensão de entrada. O sistema (Figura 1) é composto por um conjunto de contatos imersos em óleo isolante que geram diferentes relações de transformação e que atuam de forma automática para regular a tensão distribuída aos consumidores. O mecanismo de comutação é eletromecânico por meio de “disparadores” com mola que efetuam a rápida transição para evitar a formação de arcos elétricos de alta intensidade e a percepção dessa variação ao consumidor final. Este mecanismo é responsável pelas principais causas de falhas no OLTC: defeito nos contatos ou no mecanismo de posicionamento (Simas Filho et al., 2004).

Durante uma comutação, o choque mecânico dos contatos causa sua erosão, liberando partículas sólidas no óleo isolante. A formação de arco elétrico provoca a queima do óleo e a consequente formação de carbono. A combinação das partículas sólidas no óleo com o aumento da concentração de carbono provoca, gradualmente, a perda da capacidade de isolamento, podendo, num estágio crítico, levar a um curto circuito.



Figura 1: On-Load Tap-Changer (fonte: ABB, 2013).

A manutenção do OLTC é um procedimento que demanda elevado custo, tempo e mobilização de mão de obra. Periodicamente, os transformadores são retirados de seu local de operação e levados para a oficina de manutenção. Em seu lugar, é colocado um novo para evitar a perda no fornecimento de energia. O técnico abre o transformador e faz uma inspeção visual dos contatos e do óleo. Caso necessário, realiza a substituição.

Algumas técnicas não invasivas foram propostas para a identificação da necessidade da manutenção sem a retirada de funcionamento do transformador. Em (Simas Filho et. al., 2004) foi realizada uma análise da vibração do equipamento. O processamento foi feito inicialmente com algoritmo RLS (*Recursive Least Square*) para a eliminação dos componentes harmônicos e a classificação do sinal com algoritmo genético para obtenção das principais componentes de frequência, amplitude e envoltória do sinal. Em (Simas Filho e Almeida, 2008) foi proposto um classificador para identificação de níveis intermediários de desgaste com a utilização de Mapa Auto-Organizável (SOM – *Self Organizing Map*). As entradas do SOM foram os coeficientes da transformada Wavelet do sinal. O SOM também foi proposto como classificador para detecção de falhas em (Kang e Birtwhistle, 1998). O sinal foi processado através da transformada Hilbert para obtenção da envoltória, a seguir, o resultado da transformada wavelet foi utilizado como entrada do SOM. Já em (Kang e Birtwhistle, 2001; Rivas et al., 2009 e Rivas et al., 2010) foi proposta a análise de características temporais do sinal como intervalo entre os acionamentos, o número de assinaturas e amplitude do sinal para detectar faltas e o estado do OLTC.

Neste trabalho é utilizado o sinal acústico do equipamento e proposta uma comparação entre a Transformada Rápida de Fourier (FFT) e a Transformada Wavelet Discreta (DWT) como formas de pré-processamento para identificação do estado de desgaste dos contatos do OLTC. O sistema de classificação combina informações de dois discriminadores: um perceptron (Haykin, 2008) e um SOM (Kohonen, 2001). Visando a redução dos custos computacionais e dos recursos de memória para uma futura implementação do sistema em *hardware* dedicado, o sinal de vibração captado pelo acelerômetro foi processado usando a FFT, variando o número de coeficientes no domínio da frequência, e através da DWT, com diferentes níveis de decomposição (a cada decomposição o sinal é subamostrado por um fator igual a 2). O objetivo é verificar qual das duas transformadas permite a obtenção de resultados satisfatórios de classificação com o menor número de coeficientes.

2 Aquisição dos Sinais

A aquisição do sinal de vibração do transformador no momento de comutação dos contatos foi realizada com um acelerômetro. A saída do acelerômetro é um sinal analógico. Esse sinal é filtrado com um filtro analógico rejeita faixa para eliminar as componentes na frequência da rede elétrica (60 Hz). Logo após, o sinal é amplificado e utilizado como entrada na placa de som de um computador que possui um conversor A/D de 16 bits para discretizar o sinal com frequência de amostragem de 44,1 kHz. Desta forma o sinal pode ser processado com o software *MATLAB*[®].

3 Processamento dos Sinais

Exemplos de sinais típicos de contatos novos e desgastados são mostrados na Figura 2. Esse sinal no domínio do tempo foi processado pela Transformada Rápida de Fourier (FFT – *Fast Fourier Transform*) e pela Transformada Discreta Wavelet (DWT – *Discrete Wavelet Transform*). Em seguida, a amplitude dos sinais foi normalizada e esses sinais foram utilizados como entradas de um sistema de classificação. As etapas realizadas no processamento do sinal podem ser vistas na Figura 3.

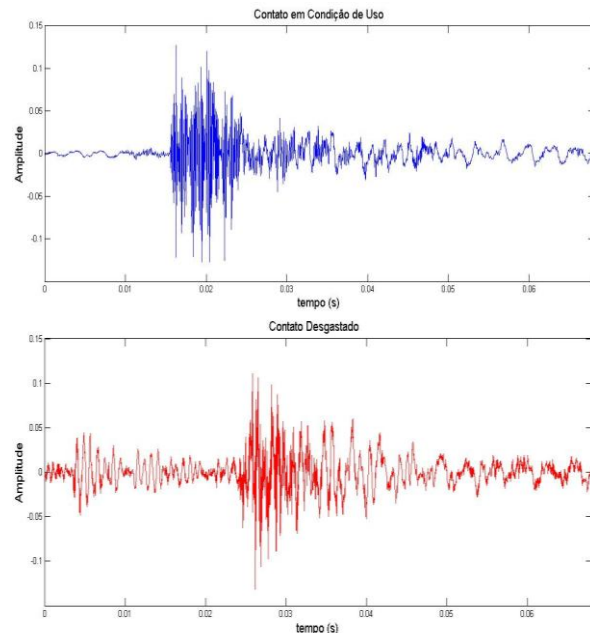


Figura 2: Sinal captado na vibração provocada pela comutação dos contatos: sinais típicos do contato novo (acima) e do contato desgastado (abaixo).

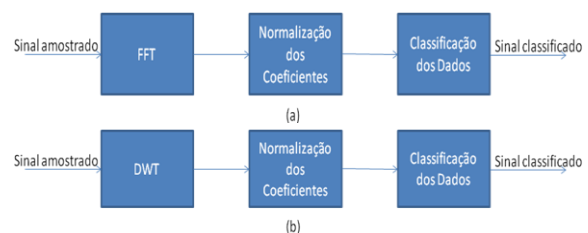


Figura 3: Etapas de processamento do sinal (a) com FFT (b) com DWT.

3.1 O Sistema de Classificação Proposto

Neste trabalho será utilizado um sistema automático de monitoramento que combina a informação de dois classificadores. Um perceptron é utilizado para decidir se os contatos do OLTC estão em condição de uso ou desgastados, fazendo uma classificação binária (em duas classes). Um mapa auto-organizável é utilizado para produzir uma classificação em mais níveis, permitindo a identificação de estágios graduais de desgaste. Deste modo é possível monitorar o equipamento após a manutenção e acompanhar a evolução

do nível de desgaste dos contatos novos. O diagrama da Figura 4 ilustra o método proposto.

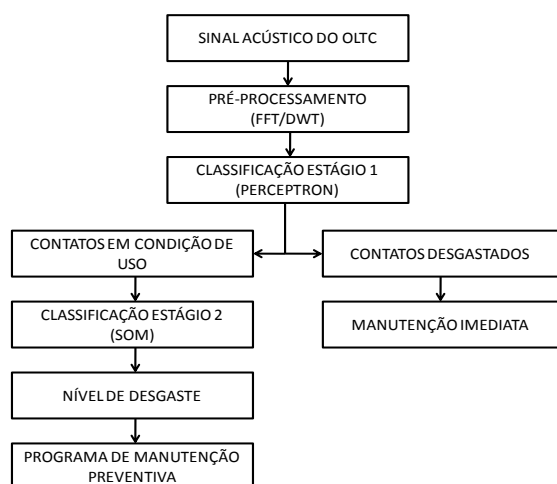


Figura 4: Metodologia proposta.

3.2 Transformada Rápida de Fourier

A Transformada Rápida de Fourier é um método eficiente para calcular a Transformada Discreta de Fourier (DFT) baseada no método de dobramentos sucessivos. A DFT pode ser expressa por:

$$F(X) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \times e^{-j2\pi/N} \quad (1)$$

A FFT decompõe a DFT de N pontos em transformadas mais curtas, minimizando os recursos computacionais necessários para o cálculo de F(X) (Ifeachor e Jervis, 2002).

3.3 Transformada Wavelet

A transformada wavelet é um método que decompõe um sinal em diferentes componentes que são bem localizadas em tempo (via translação) e escala (via dilatação/contração) utilizando um conjunto de funções bases, chamadas wavelets, permitindo assim, a análise tempo-escala (Mallat, 2008).

Para sinais discretos no tempo, a DWT (*Discrete Wavelet Transform*) pode ser realizada de modo eficiente através de filtragens sucessivas do sinal discreto $x[k]$. Considerando dois filtros digitais com sequência de resposta ao impulso finitas $g[k]$ (passa baixas) e $h[k]$ (passa altas), o sinal $x[k]$ é decomposto em coeficientes de aproximação (y_{LOW}) e em coeficientes de detalhes (y_{HIGH}) respectivamente (ver equação 2 e Figura 5).

$$y_{LOW}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} X[k]g[2n-k] \quad (2)$$

$$y_{HIGH}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} X[k]h[2n-k]$$



Figura 5: Representação gráfica da DWT.

A saída $y_{LOW}[n]$ contém apenas a primeira metade dos componentes de frequência do sinal $x[k]$ e $y_{HIGH}[n]$ apenas a segunda metade. A cada decomposição, o sinal é subamostrado pelo fator 2. Para se alcançar uma melhor análise do sinal, pode-se utilizar decomposições sucessivas.

Devido à subamostragem, para o nível de decomposição k , o sinal original $x[k]$ tem uma redução de 2^k no número de amostras.

3.4 Perceptron

O perceptron é o tipo mais simples de Rede Neural Artificial (RNA) (Haykin, 2008) formada por apenas um neurônio. Sua representação pode ser vista na Figura 6. Cada entrada " x_i " é associada a um peso sináptico " ω_i ". São definidos também um sinal de desvio b (*bias*) e a uma função de ativação " ϕ ".

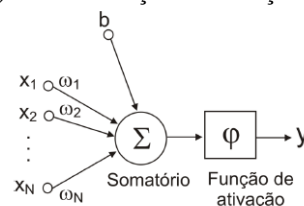


Figura 6: Modelo do Perceptron

O modelo pode ser descrito pela equação:

$$y = \phi \left(\sum_{n=1}^N \omega_n x_n + b \right) \quad (3)$$

O perceptron é capaz de resolver problemas de classificação linearmente separáveis, ou seja, onde há uma fronteira de decisão linear entre as duas classes no espaço de características do problema.

3.5 Mapa Auto-Organizável

O Mapa Auto-Organizável de Kohonen (Kohonen, 2001) é uma RNA com duas camadas (de entrada e de saída, Figura 7) baseada em modelo de competição. A aprendizagem competitiva é um processo adaptativo onde os neurônios, tornam-se gradualmente sensíveis a diferentes categorias de entrada e a conjuntos de amostras num domínio específico do espaço de entrada.

Os mapas auto-organizáveis utilizam treinamento não supervisionado, onde a rede busca encontrar similaridades baseando-se apenas nos padrões de entrada. O principal objetivo do SOM é formar agrupamentos de neurônios topologicamente organizados de acordo com a semelhança entre os dados de entrada, formando grupos denominados *clusters*, onde cada grupo é responsável por responder a uma classe de estímulos.

Durante o processo de auto-organização do mapa, a unidade do *cluster* cujo vetor de pesos mais se aproxima do vetor dos padrões de entrada é escolhida como sendo a vencedora. Após esta etapa, é definida a vizinhança desde neurônio, e então os vetores de pe-

Os sinais para o neurônio vencedor e de sua vizinhança são ajustados para reforçar a resposta do neurônio vencedor.

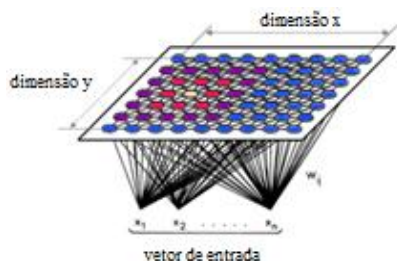


Figura 7: Estrutura do Mapa Auto-Organizável (SOM) (fonte: Lohninger, 2013).

Esta técnica de agrupamento fornece a representação visual da estrutura topológica dos dados através do posicionamento espacial dos grupos. Quando aplicada aos sinais do OLTC, o SOM organiza as estradas dos diferentes sinais correspondentes a contatos em condições de uso ou contatos desgastados nos extremos do mapa e as regiões intermediárias, correspondem a desgastes moderados.

4 Resultados Obtidos

A partir dos procedimentos de aquisição dos dados, foram obtidos 96 sinais correspondentes a contatos em condição de uso e 96 correspondentes a contatos desgastados. Devido à reduzida quantidade de sinais, foi adotado o critério de 50% dos sinais para treinamento dos classificadores, 25% para validação e 25% para teste.

4.1 Processamento do Sinal

O resultado obtido pela aplicação da FFT ao sinal capturado na comutação dos contatos do OLTC é mostrado na Figura 8. A linha tracejada representa os coeficientes da FFT para um sinal típico dos contatos em condições de uso e a linha contínua representa os coeficientes dos contatos desgastados. A FFT foi calculada para 64, 128, 256, 512 e 1024 pontos no domínio da frequência.

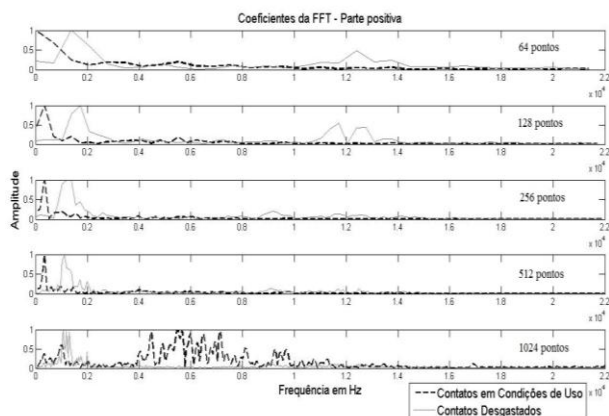


Figura 8: FFT normalizada do sinal amostrado

Pode-se observar a diferença na representação no domínio da frequência para os sinais típicos dos contatos em condição de uso e dos contatos desgastados.

Os sinais dos contatos em condições de uso apresentam picos em frequências menores que o sinal dos contatos desgastados. Devido aos pequenos valores dos coeficientes obtidos na FFT, da ordem de 10^{-3} , e para obter um sistema mais robusto à variação de amplitude, realizou-se a normalização dos coeficientes antes de sua apresentação aos classificadores.

Já a Figura 9 mostra os coeficientes de detalhes da DWT com a função wavelet "daubechies4". Os coeficientes de detalhes apresentaram melhor resultado na separação das classes do que os coeficientes de aproximação. Os coeficientes de alta frequência do sinal foram decimados até 7 vezes (d1 a d7) para avaliação dos resultados. A linha tracejada representa o sinal típico dos contatos em condições de uso e a linha contínua o sinal típico dos contatos desgastados.

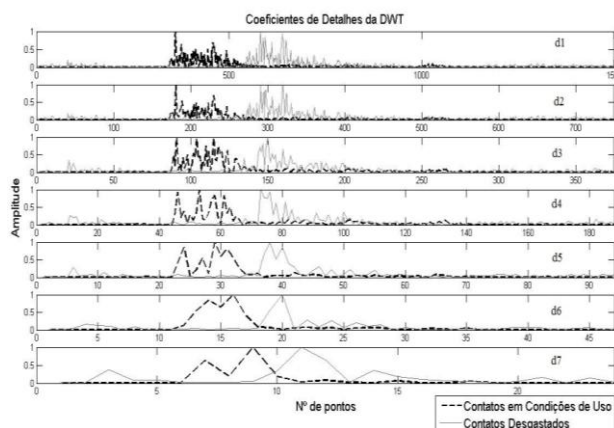


Figura 9: DWT normalizada do sinal amostrado.

4.2 Classificação com Perceptron

Os sinais de entrada foram associados às saídas alvo com valor 1 para a classe de contatos em bom estado e valor -1 para contatos desgastados e a função de ativação utilizada foi a tangente hiperbólica. Após a simulação da rede com os valores de teste dos coeficientes da FFT, foi obtido o resultado da Figura 10.

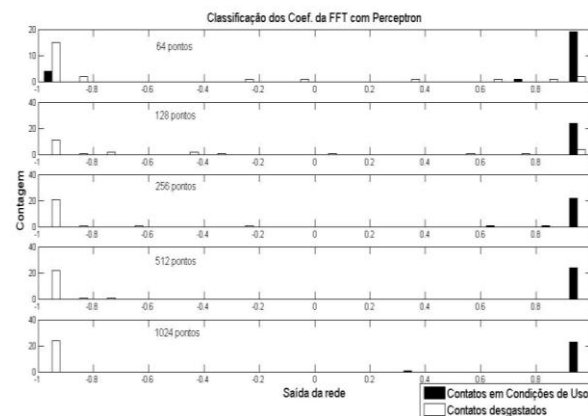


Figura 10: Histograma das saídas do perceptron para os coeficientes da FFT.

Pode-se observar que utilizando a FFT com 256 coeficientes, é possível estabelecer um patamar de decisão para a classificação ótima do estado dos contatos. Para uma quantidade de pontos menor que 256,

o classificador não consegue interpretar corretamente a qual classe o sinal pertence (há erro de classificação). Uma quantidade maior de pontos, embora também produza classificação sem erros, gera maior custo de processamento e armazenamento de dados.

O resultado do mesmo procedimento para classificação, desta vez com os coeficientes da DWT é mostrado na Figura 11. Pode-se verificar que, com os sinais obtidos após até 5 decimações, é possível estabelecer o patamar de decisão para classificação ótima. Isto significa que são necessários $3001/2^5 = 94$ coeficientes.

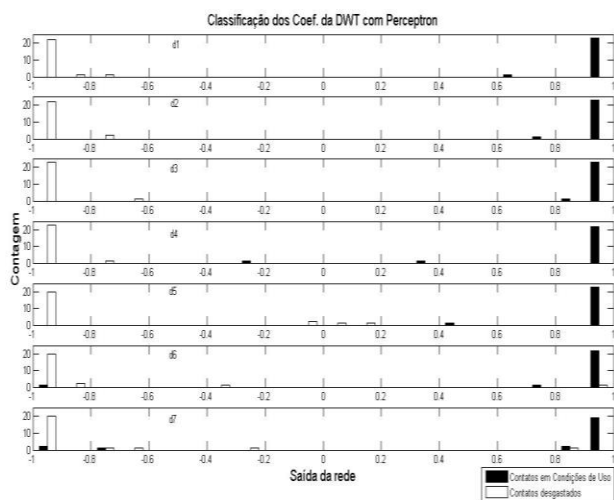


Figura 11: Histograma do resultado obtido com perceptron para os coeficientes da DWT.

4.3 Classificação com SOM

Considerando que o treinamento do SOM é não supervisionado, foram utilizados aproximadamente 70% dos sinais disponíveis para treinamento e 30% para teste.

Os mesmos coeficientes (da FFT e da DWT) foram utilizados como entradas do SOM em busca de estabelecer uma classificação dos contatos em níveis intermediários de desgaste. Os sinais foram classificados em 6 *clusters* (usando um SOM com uma grade de 2x3 neurônios). Esta foi encontrada como a melhor configuração do SOM, pois usando menos de 6 *clusters* não é possível estabelecer níveis intermediários de classificação e com mais de 6 *clusters*, passam a existir neurônios sem saídas atribuídas a eles.

O resultado do SOM para os coeficientes da FFT é mostrado na Figura 12. Pode-se observar que a FFT com 256 pontos conseguiu o melhor resultado na classificação. Porém, a maior concentração não ocorreu nos extremos como era esperado. Já para a FFT com 128 pontos, há uma confusão na classificação nos *clusters* 3, 4 e 5.

Para os coeficientes da DWT (Figura 13), Até a 6ª decimação foi possível estabelecer 4 níveis de desgaste. Os *clusters* 3 e 4 apresentaram confusão na classificação e portanto não devem ser considerados. Isto significa que são necessários $3001/2^6 = 47$ coeficientes.

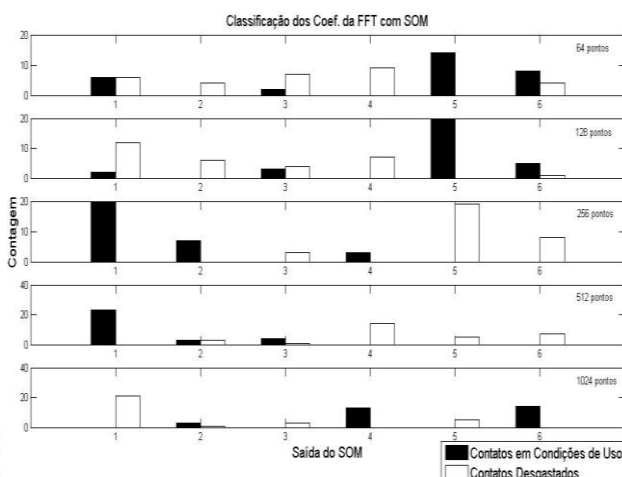


Figura 12: Histograma do resultado obtido com SOM para os coeficientes da FFT.

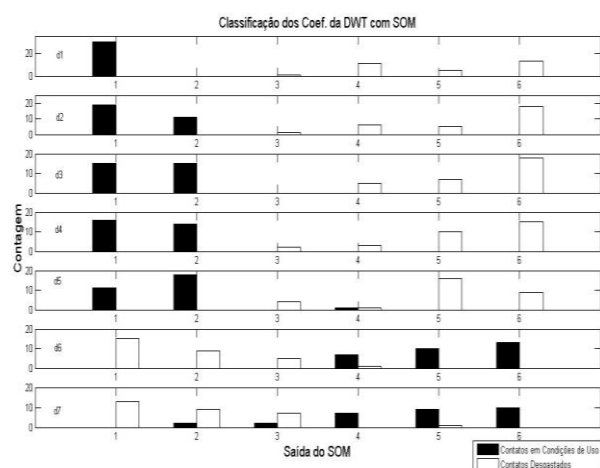


Figura 13: Histograma do resultado obtido com SOM para os coeficientes da DWT.

5 Conclusão

Foram propostas técnicas para identificação do estado dos contatos do OLTC utilizando redes neurais artificiais, tendo como entradas os coeficientes da DWT e da FFT do sinal das assinaturas acústicas do OLTC.

Dentre as técnicas utilizadas para processamento digital de sinais, a DWT apresentou melhor resultado na classificação dos sinais do que a FFT, em se tratando de quantidade de coeficientes necessários para a distinção dos tipos de contatos analisados, necessitando assim, de uma menor capacidade de armazenamento em banco de dados. A DWT é uma ferramenta interessante para a análise de sinais não periódicos e com duração finita, como os sinais analisados neste trabalho. O perceptron permitiu um mapeamento entrada-saída obtendo a classificação dos contatos em dois níveis, contatos em condições de uso ou contatos desgastados. Já a técnica empregada utilizando o SOM permitiu a identificação de até 4 níveis diferentes de desgaste dos contatos. A combinação destas técnicas obteve um resultado eficiente tanto na distinção do estado dos contatos entre contatos em condições de

uso e contatos desgastados quanto na identificação dos níveis intermediários de desgastes.

Referências Bibliográficas

- Asea Brown Boveri - ABB. Disponível em: <<http://www.abb.com.br>>. Acesso em 01 jun 2013.
- Haykin, Simon. (2008). *Neural Networks and Learning Machines*, Prentice Hall, 3a Edição, Nova Jersey, Estados Unidos.
- Ifeachor, Emmanuel C., Jervis, Barrie W. (2002). *Digital Signal Processing: A Practical Approach*, Prentice Hall, 2a Edição, pp. 121-134
- Kang, P., Birtwhistle, D. (1998). Analysis of Vibration Signals for Condition Monitoring of Power Switching Equipment Using Wavelet Transform. *IEEE*, pp. 437-440, Brisbane, Australia.
- Kang, P., Birtwhistle, D. (2001). Condition Assessment of Power Transformer On-Load Tap Changers Using Wavelet Analysis. *IEEE Transaction on Power Delivery*, vol. 16, nº 3, pp. 394 - 400, Brisbane, Australia.
- Kohonen, Teuvo. (2001). *Self-Organizing Maps*, Springer, 3a Edição, Berlim, Alemanha.
- Mallat, Stéphane (2008). *A Wavelet Tour of Signal Processing: the sparse way*, Elsevier, 3a Edição.
- Rivas, E., Burgos, J. C., García-Prada, J. C. (2009). Condition Assessment of Power OLTC by Vibration Analysis Using Wavelet Transform. *IEEE Transaction on Power Delivery*, vol. 24, nº 2, pp. 687-694, Madri, Espanha.
- Rivas, E., Burgos, J. C., García-Prada, J. C. (2010). Vibration Analysis Using Envelope Wavelet for Detecting Faults in the OLTC Tap Selector. *IEEE Transaction on Power Delivery*, vol. 25, nº 3, pp. 1629-1636, Madri, Espanha.
- Simas Filho, E. F., Wegelin, F. A., Almeida, L. A. L. de, Lima, A. C. de C. (2004). Monitoramento de Comutadores de Derivação em Transformadores Utilizando Análise de Vibração. CBA – Congresso Brasileiro de Automação, pp. 1-6.
- Simas Filho, E. F., Almeida, L. A. L. de (2008). Self-Organized Classification of On-Load Tap Changers Acoustic Signatures. *IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference*, pp. 1051-1056, Victoria, Canadá.
- Software Development Lohninger. Disponível em: <www.lohninger.com> . Acesso em 01 jun 2013.