

Diagnóstico Automático de Reguladores de Tensão Utilizando Algoritmos Genéticos e Redes Neurais

Eduardo F. Simas F., L. A. L. de Almeida e Antonio C. de C. Lima

Departamento de Engenharia Elétrica - Universidade Federal da Bahia,
R. Aristides Novis, 2, Federação, CEP 40210-630, Salvador, Bahia, Brasil.
Tel: +55 71 32039760, e-mail: eduardosimas@gmail.com

Abstract – *On Load Tap Changers (OLTC) are widely used for voltage regulation in electricity networks. Non-invasive vibration methods for condition monitoring of internal electrical contacts have been recently proposed in the literature. The vibration signals emitted during the tap changes are usually recorded and post-processed using spectral analysis and some pattern classifier technique. To reduce the complexity of the Neural classifier, a new technique based on Genetic Algorithm is proposed in this paper. A description of the data acquisition system and the corresponding collected experimental data are presented. The proposed technique is detailed and preliminary experimental results are discussed.*

Keywords – *OLTC, Vibration Analysis, Genetic Algorithms, Neural Networks Signal Processing.*

I. INTRODUÇÃO

Os reguladores de tensão são dispositivos eletromecânicos utilizados nas redes de distribuição na tentativa de manter a tensão fornecida o mais próximo possível da tensão nominal. São transformadores onde, a partir da análise das tensões de entrada ou de saída, pode-se variar a relação entre o número de enrolamentos no primário e no secundário através de uma chave rotativa. Os reguladores são compostos basicamente do transformador e do módulo comutador de derivação sob carga (OLTC - *On Load Tap-Changer*). Cada posição deste módulo corresponde a uma relação de transformação.

Por ser um dispositivo comutador eletromecânico, o OLTC é a parte mais cara e vulnerável do sistema regulador. As causas mais frequentes de falhas num OLTC são defeitos nos contatos ou no mecanismo de posicionamento [1]. Cada vez que ocorre uma mudança de posição há surgimento de arco elétrico, essa descarga provoca a queima do óleo e, com isso, a formação de carbono. Percebe-se da Figura 1 que as descargas, juntamente com o atrito, provocam também o desgaste físico dos contatos e, conseqüentemente, a liberação de partículas de material condutor no óleo. Com o aumento da concentração de carbono e o acúmulo de partículas condutoras o óleo perde sua capacidade isolante, permitindo a formação de arcos mais intensos, de maior duração e em casos extremos um curto circuito do transformador.

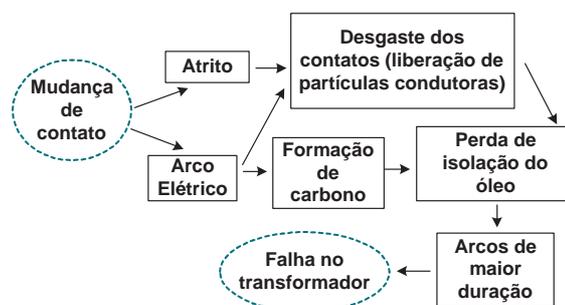


Fig. 1. Processo de desgaste dos contatos elétricos do OLTC.

O procedimento de manutenção além de dispendioso é demorado e requer manobras na rede elétrica para o desligamento do regulador. Na fornecedora de energia elétrica local (Companhia de Eletricidade do Estado da Bahia - COELBA), o processo de manutenção dos OLTC é realizado periodicamente, ou na ocorrência de falhas. Por falta de um sistema de monitoramento, algumas vezes, os equipamentos que vão para a manutenção periódica estão em boas condições e poderiam continuar em funcionamento por mais tempo [2]. Já os equipamentos em condição de falha podem comprometer a qualidade do sistema de distribuição.

Na literatura existem duas abordagens frequentemente empregadas no monitoramento de reguladores de tensão, uma delas utiliza a análise de imagens térmicas do OLTC no espectro infravermelho [3]. Esta técnica é chamada DGA (*Dissolved Gas in Oil*) e permite associar a mudança da concentração de certos gases dissolvidos no óleo às condições de falha do equipamento. Outros trabalhos fazem uso da vibração emitida pelo equipamento a cada comutação. O sensor de vibração é posicionado na carcaça do equipamento e os dados adquiridos são tratados com transformada *wavelet* [4], [5], [1], ou convolução de Hilbert [6] para a detecção da envoltória. Redes neurais sofisticadas são utilizadas na classificação do estado do OLTC através da análise da envoltória do sinal.

O objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de um sistema não-invasivo de monitoramento, através da análise da vibração emitida pelo equipamento a cada mudança de contato, sendo proposta uma modelagem do sinal de vibração utilizando Algoritmos Genéticos. Um algoritmo

RLS (*Recursive Least Square*) é utilizado na etapa de pré-processamento do sinal. Com o monitoramento será possível determinar o estado do OLTC e programar as paradas para manutenção, prolongando ao máximo o tempo de uso dos reguladores, sem por em risco a qualidade da tensão fornecida ao consumidor final. Foram desenvolvidos um módulo de aquisição de dados com filtragem analógica e a rotina de tratamento do sinal. A condição de funcionamento do equipamento será determinada, de forma indireta, através da obtenção do nível de desgaste dos contatos elétricos. Em comparação com os métodos acústicos existentes, o processo de classificação é simplificado, por ter sido realizado utilizando-se um número limitado de parâmetros, e não a envoltória do sinal. Após a obtenção dos valores dos parâmetros, uma rede neural simples é utilizada para a classificação do estado dos contatos.

II. AQUISIÇÃO DE DADOS

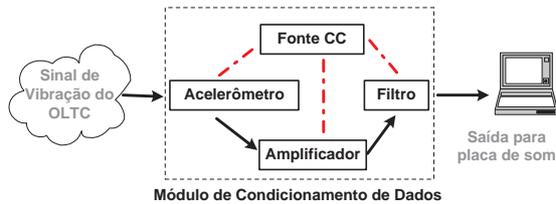


Fig. 2. Esquema do módulo de condicionamento de sinais.

Para a aquisição do sinal de vibração foi desenvolvido o Módulo de Condicionamento de Sinais. Conforme pode-se verificar no esquema da Figura 2, o mesmo é composto por: sensor, circuito de polarização do acelerômetro, amplificador de ganho ajustável, filtro rejeita-faixa tipo dente (*notch*) centrado em 60Hz e fonte CC de ± 12 volts. Como sensor de vibração utilizamos um acelerômetro com faixa de operação de 5Hz a 12kHz. O filtro e o amplificador foram implementados com amplificadores operacionais de baixo ruído (TL-072). A fonte CC que alimenta os circuitos citados, pode ser ligada na rede elétrica a 110 ou 220 volts. O Módulo de Condicionamento tem como entrada o sinal de vibração medido pelo acelerômetro e sua saída é conectada a um microcomputador através da placa de som. O sinal pode ser, então, amostrado com a frequência desejada e salvo em formato de arquivo de som, para ser tratado e analisado posteriormente no MATLAB (*The Mathworks Inc.*). Não foi necessária a implementação de um filtro *anti-aliasing*, que já está presente nas placas de som utilizadas. Uma descrição mais detalhada do módulo de condicionamento de sinais, dos reguladores de tensão testados e do processo de mudança de contato pode ser encontrada em [7].

A. Filtragem Adaptativa

Os sinais acústicos adquiridos estão contaminados por um alto nível de ruído, uma vez que, a coleta de dados é realizada em ambiente com forte poluição sonora e elétrica. O próprio acelerômetro pode se tornar uma fonte de ruído, caso não seja fixado corretamente na superfície ou ocorram erros no dimensionamento do circuito de polarização.

Um algoritmo RLS (*Recursive Least Square*) foi utilizado na configuração de cancelador adaptativo de ruído, considerando que o mesmo seja composto de componentes harmônicas de 60Hz que não foram eliminadas pelo filtro analógico (ver Figura 3).

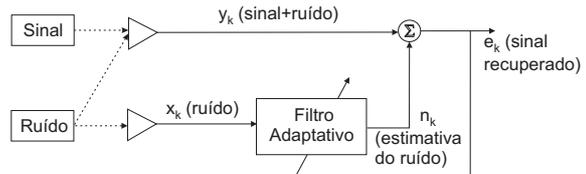


Fig. 3. Esquema do filtro adaptativo na configuração cancelador de ruído.

O algoritmo de filtragem adaptativa RLS se baseia no conhecido método dos mínimos quadrados, onde a saída discreta y_k , medida no instante k , em resposta às entradas $x_k(i)$ é obtida do seguinte modelo [8]:

$$y_k = \sum_{i=0}^{n-1} p(i)x_k(i) + e_k, \quad (1)$$

onde e_k representa os erros de medição, e $p(i)$ o peso da i -ésima entrada contido na saída.

III. ANÁLISE DE VIBRAÇÃO

As estimações espectrais a partir da PSD (*Power Spectral Density*) e da própria FFT (*Fast Fourier Transform*) são bastante utilizadas para sinais estacionários, porém, como toda a teoria de Fourier, não são capazes de detectar as singularidades, variações e amortecimento dos fenômenos não-estacionários [9]. Como pode-se perceber na Figura 4 o sinal de vibração adquirido tem características não estacionárias e é fortemente amortecido. Neste trabalho, numa tentativa de superar estas limitações, foi desenvolvido um modelo para os dados adquiridos que leva em consideração não somente a amplitude e frequência das componentes, mas também o amortecimento e o atraso temporal.

Para modelar o sinal de vibração foi considerado inicialmente um sistema em movimento amortecido com apenas um grau de liberdade, este movimento é regido pela seguinte equação diferencial [10]:

$$m \frac{d^2x}{dt^2} + c \frac{dx}{dt} + kx = 0, \quad (2)$$

sendo m a massa do sistema, c o coeficiente de amortecimento, e k o coeficiente de restauração. Após análise experimental, verificou-se que o sistema a ser modelado é sub-amortecido. A equação diferencial descrita na equação 2 para sistemas sub-amortecidos tem como resposta temporal [11]:

$$x(t) = X_m e^{-\alpha t} \text{sen}(\omega t + \phi_x). \quad (3)$$

sendo X_m (m) a amplitude, α (s^{-1}) o coeficiente de amortecimento, ω (rad/s) a frequência angular e ϕ_x (rad) a fase do sinal.

Na análise proposta utilizou-se como entrada um sinal de aceleração. Considerou-se que o sinal a ser estimado é formado de um somatório de n funções, e atribui-se a cada componente i um instante inicial to_i . O objetivo é estimar os parâmetros A_i , α_i , ω_i e to_i da equação abaixo:

$$a(t) = \sum_{i=1}^n A_i e^{-\alpha_i(t-to_i)} \cos(\omega_i(t-to_i)), \quad (4)$$

é fácil mostrar que a aceleração de um sistema que possui o deslocamento descrito pela equação 3 tem a forma das componentes da equação 4.

As frequências ω_i são obtidas, separadamente, após um estudo da resposta em frequência de contatos novos e desgastados, traçando a *Power Spectral Density* (PSD), utilizando o método de *Burg* [12], conforme procedimento descrito posteriormente.

O objetivo é minimizar o erro quadrático médio dado pela expressão:

$$e(\mathbf{x}, t) = \overline{(f(\mathbf{x}, t) - f_e(\mathbf{x}, t))^2} \quad (5)$$

A função estimada, $f_e(\mathbf{x}, t)$, é obtida a partir do somatório da equação 4, onde \mathbf{x} é o vetor de parâmetros, composto por A_i , α_i , ω_i e to_i . Os valores de $f(\mathbf{x}, t)$ são obtidos a partir dos dados adquiridos no módulo de condicionamento de sinais, conforme exposto anteriormente.

Através de análise experimental verificou-se que a função a ser minimizada é não-linear e multi-modal ou, seja, apresenta vários mínimos/máximos locais. Devido ao grande número de parâmetros e à natureza não-linear da função objetivo, a ferramenta computacional utilizada para aproximação foi um Algoritmo Genético.

Uma vez que as frequências f_i são obtidas separadamente, para cada função i do somatório da equação 4, restaram três parâmetros a serem aproximados, gerando-se um espaço de busca de dimensão $3 \times n$. Para a determinação do número de componentes do somatório fez-se uma série de simulações utilizando valores de n entre 2 e 6. Verificou-se que para $n > 3$ o processamento se

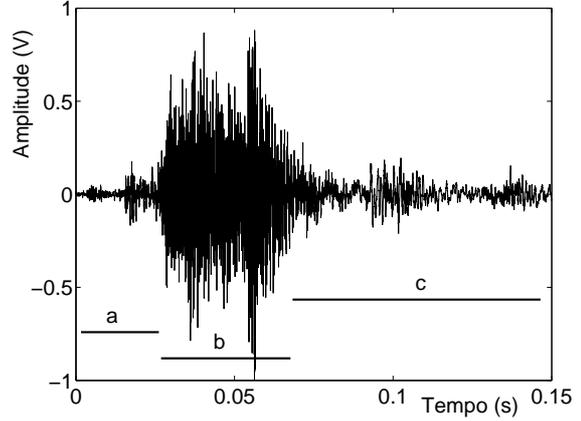


Fig. 4. Intervalos de tempo do sinal.

tornava muito lento, sem haver um ganho de precisão considerável, já para $n < 3$ perde-se na precisão dos valores encontrados. A partir desta análise, foi utilizado, em geral, $n = 3$, implicando em espaços de ordem 12.

Para uma melhor aproximação, o sinal de vibração do regulador foi dividido nos intervalos a , b e c , conforme mostrado na Figura 4. O erro da equação 5 deve ser minimizado em cada um dos intervalos. A divisão é importante para garantir que informações relevantes presentes em apenas um espaço de tempo do sinal sejam consideradas. Conforme descrito em [13] a duração dos intervalos foi escolhida de acordo com a ocorrência dos fenômenos elétricos e mecânicos de uma mudança de contato.

A. O Algoritmo Genético Utilizado

O algoritmo Genético usado é semelhante ao SGA (*Simple Genetic Algorithm*) proposto por *Goldberg* em [14]. Sabe-se que, utilizando-se um SGA, para uma boa amostragem do espaço de busca é interessante usar populações grandes, mas, isso eleva muito o tempo de processamento. Na impossibilidade de fazer uso de um grande número de indivíduos foi preciso implementar soluções alternativas. Numa tentativa de corrigir este e outros problemas do SGA empregou-se alguns procedimentos:

Escalonamento de Aptidão: procedimento também proposto por *Goldberg* em [14], realiza o ajuste da pressão seletiva do AG.

Elitismo: garante que os melhores indivíduos estejam presentes na geração seguinte, sem o risco de serem perdidos nos processos de *crossover* e mutação.

Recombinação uniforme: para populações pequenas, age de modo mais eficiente que a de ponto único, facilitando a exploração das diversas regiões do espaço de busca.

Genocídio periódico: também visando evitar uma amostragem incompleta e a rápida

perda de diversidade em populações pequenas, utilizou-se este procedimento de fácil implementação [15]. A um intervalo conveniente de gerações, aumenta-se o número de indivíduos de N para $\kappa \times N$, sendo κ um inteiro positivo, e depois, através de uma seleção rigorosa elimina-se os $(\kappa - 1)N$ de menor aptidão.

Escolheu-se como função objetivo a expressão do erro quadrático médio da equação 5. Como o AG foi desenvolvido para selecionar os indivíduos com maiores valores da função *fitness* ($fit(\mathbf{x})$), utilizou-se:

$$fit(\mathbf{x}) = \frac{1}{e(\mathbf{x}, t) + \zeta} \quad (6)$$

onde a constante ζ impede que $fit(\mathbf{x})$ assumam valores muito elevados à medida que o erro $e(\mathbf{x}, t)$ diminui.

Utilizou-se como parâmetros de entrada do AG uma população de 100 indivíduos, codificou-se cada variável com 20 bits, utilizou-se 70% de probabilidade de crossover e 5% de mutação.

IV. CLASSIFICAÇÃO DO ESTADO DOS CONTATOS ELÉTRICOS

Após a obtenção dos valores dos parâmetros A_i , α_i , ω_i e t_{oi} que minimizam o erro $e(\mathbf{x}, t)$ da equação 5, é preciso associar estes valores à condição dos contatos elétricos. Para realizar o processo de classificação utilizou-se uma rede neural. Um *perceptron* de camada única é capaz de classificar entradas linearmente separadas [16]. Dentre os parâmetros obtidos foram escolhidos os oito onde os valores correspondentes a contatos bons podiam ser separados dos valores para contatos desgastados por uma reta (linearmente separados). Estes valores foram usados como entrada de uma rede neural de camada única (*perceptron*) ver Figura 5.

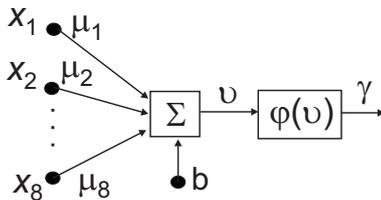


Fig. 5. Rede neural utilizada na classificação do estado dos contatos elétricos.

A saída γ é obtida de: $\gamma = \varphi(v)$, onde v é uma função das entradas x_i , dos pesos μ_i e do *bias* b :

$$v = \sum_{i=1}^8 \mu_i x_i + b. \quad (7)$$

A função não linear φ utilizada foi a função de grau unitário (*hard-limit function*), sendo possível a classificação dos contatos elétricos em dois grupos: novos e desgastados. Para contatos novos foi

atribuído o valor "um" ($\gamma = 1$) e para os desgastados "zero" ($\gamma = 0$). A rede foi treinada com os parâmetros de quatro contatos, dois novos e dois desgastados. O ajuste dos pesos μ_i foi realizado visando a minimização da diferença entre a saída γ e o valor real correspondente ao estado de desgaste do contato.

V. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

A partir do sinal de vibração coletado foram separados os intervalos a , b e c conforme mostrado na Figura 4. Foi realizado o procedimento de análise inicialmente no sinal como um todo e depois em cada intervalo separadamente. As frequências $\omega_i = 2\pi f_i$ foram encontradas a partir de uma estimação espectral via PSD (*Power Spectral Density*), utilizando o método de *Burg* [12].

A respeito dos resultados obtidos deve-se considerar alguns fatos:

1. a medição dos contatos desgastados foi realizada em equipamentos que estavam em processo de manutenção, não é possível garantir que os contatos estejam uniformemente desgastados;
2. a diferença de posição dos contatos no comutador faz com que os sinais de vibração adquiridos na carcaça do OLTC apresentem características particulares devido aos múltiplos caminhos de propagação através do óleo isolante, sofrendo reflexões e refrações nas estruturas internas do equipamento;
3. procurou-se buscar parâmetros que pudessem ser usados para o diagnóstico de todos os contatos, independente da posição;
4. os sinais, antes de processados, tem a amplitude normalizada, fazendo-se sempre o valor máximo igual a 1.

A. Obtenção das Frequências Principais f_i

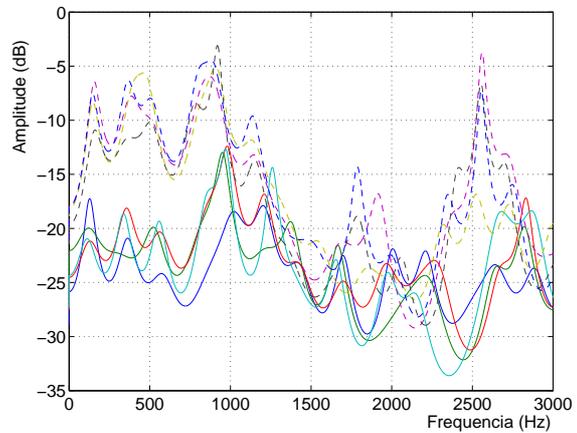


Fig. 6. Comparação entre a PSD de contatos novos (linha tracejada) e desgastados (linha contínua)

Intervalo	f_1 (Hz)	f_2 (Hz)	f_3 (Hz)
a	200	440	740
b	150	450	1000
c	480	900	-

TABLE I
FREQÜÊNCIAS f_i PARA CADA INTERVALO DE TEMPO.

Inicialmente traçou-se o gráfico da PSD para o sinal completo de contatos desgastados e contatos novos. Pôde-se perceber que os desgastados, independente da posição no comutador, apresentam comportamento semelhante para frequências menores que 1000Hz, apenas com algumas variações de amplitude, o mesmo acontecendo com os novos. Para frequências maiores que 1000Hz é difícil separar as amplitudes dos contatos novos e dos desgastados. Optou-se, então, por concentrar a busca em frequências menores que 1000Hz.

Foram escolhidos aleatoriamente 5 contatos novos e outros 5 desgastados, o AG foi executado 3 vezes para cada amostra, num total de 30 execuções, considerando um somatório de 3 componentes ($n=3$). O AG não foi capaz de encontrar uma solução ótima para o problema, mas sim soluções quasi-ótimas, próximas da solução ótima. Por isso, para diferentes execuções do AG num mesmo sinal, foi possível encontrar soluções quasi-ótimas diferentes. A partir dos 90 valores de f encontrados, escolheu-se os que ocorreram mais vezes. Estes valores serviram de entrada para o AG, que buscou, para os ω_i especificados, os parâmetros A_i , α_i e to_i de todos os contatos. A busca foi realizada nos intervalos a , b e c , conforme descrito na Figura 4.

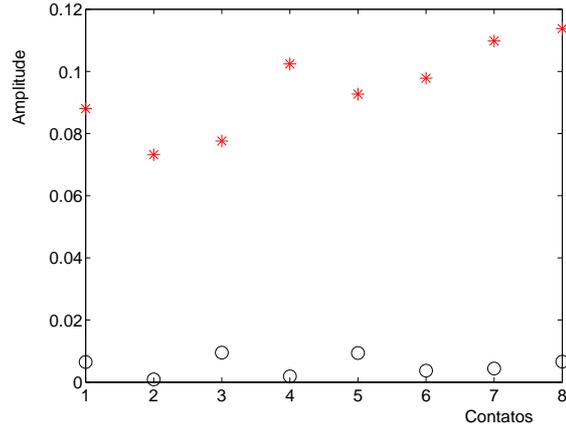
Na tabela I pode-se verificar os valores das frequências principais f_i encontrados pelo AG para cada um dos intervalos de tempo.

B. Conjunto de parâmetros obtidos para cada intervalo

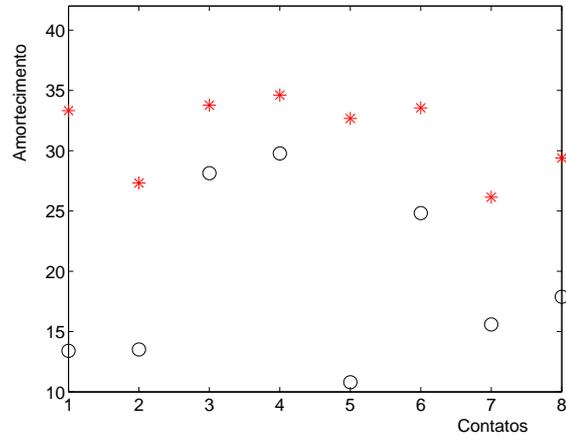
A divisão em intervalos é importante para localizar as variações intermediárias do sinal, que passariam despercebidas numa análise do sinal completo.

O intervalo a é composto pelos primeiros pontos amostrados, nele acontecem o arraste e a formação do arco elétrico. Este intervalo mostrou-se ser o mais apropriado para a identificação do estado dos contatos, contendo quatro dos oito parâmetros utilizados no sistema classificador. A Figura 7 mostra os parâmetros correspondentes a $f_i = 740\text{Hz}$, onde os valores da amplitude A e do tempo de atraso to são linearmente separados para contatos novos e desgastados. Somente parâmetros linearmente separados foram utilizados no sistema classificador.

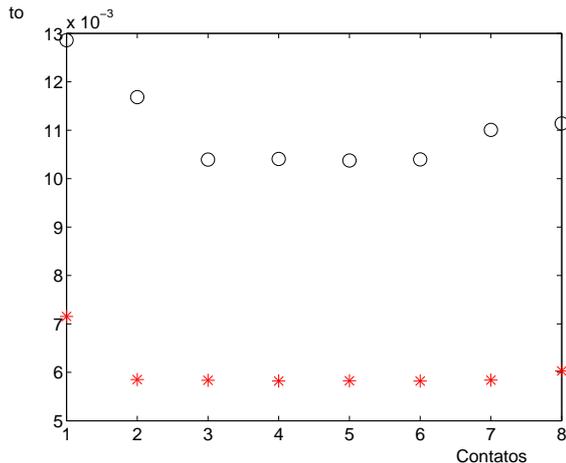
De cada um dos intervalos b e c foram utilizados 2 parâmetros, contabilizando as oito entradas



(a)



(b)



(c)

Fig. 7. Amplitude (m/s^2), Fator de Amortecimento ($1/\text{s}$) e Tempo de Atraso (s) para $f = 740\text{Hz}$, intervalo a .

da rede neural da Figura 5. Nos intervalos b e c apenas as amplitudes A_i apresentaram separação linear para contatos novos e desgastados.

Para automatizar o processo de classificação do estado dos contatos a partir dos dados estimados pelo AG utilizou-se uma rede neural de oito entradas, uma única camada e um degrau unitário como função de ativação. A partir do treinamento com os parâmetros obtidos de 4 contatos (dois novos e dois desgastados), a rede neural utilizada foi capaz de classificar com 100% de acerto as outras doze amostras.

Comparados com outros métodos de análise de vibração de OLTC's, o método proposto apresenta a vantagem de poder utilizar apenas a informação extraída de oito parâmetros. O tempo de processamento é reduzido e o sistema classificador simplificado, pois não há a necessidade de processar envoltória do sinal, como proposto em [6],[1],[4] e [5].

VI. CONCLUSÕES

O sistema de monitoramento proposto apresenta baixo custo, é de fácil implementação, não exige grandes recursos computacionais e pode ser aplicado a outros modelos de reguladores. Para isto é necessário apenas repetir a análise inicial do sinal, a obtenção das frequências principais e a estimação dos parâmetros com o AG. Os resultados experimentais obtidos são bastante animadores. O algoritmo genético desenvolvido conseguiu aproximar de modo satisfatório o sinal de vibração capturado no módulo de aquisição de dados. Comparada com as principais pesquisas existentes nesta área [6],[1],[4] e [5], a modelagem utilizada foi desenvolvida visando uma diminuição do esforço computacional. Fazendo uso somente dos parâmetros extraídos simplifica-se o processo de identificação do estado de desgaste dos contatos, utilizando-se um *perceptron* como sistema classificador.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à CAPES por recursos na forma de bolsa de estudo, à FAPESB (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado da Bahia) e à COELBA-ANEEL pelo apoio financeiro e suporte técnico para o desenvolvimento deste projeto.

REFERÊNCIAS

- [1] J. D. Pengju Kang, David Birtwhistle and D. McCulloch, "Non-invasive on-line condition monitoring of on load tap changers," *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*, vol. 3, pp. 2223–2228, Jan. 2000.
- [2] A. G. Kay, "The monitoring and protection of on load tap changers," *IEE Colloquium on Condition Monitoring of Large Machines and Power Transformers (Digest No: 1997/086)*, pp. 5/1–5/9, 1997.

- [3] H. Wang, Y. Liu, and P. Griffin, "Artificial intelligence in oltc fault diagnosis using dissolved gas-in-oil information," *IEEE Power Engineering Society Summer Meeting*, vol. 4, pp. 2422 – 2427, July 2000.
- [4] P.Kang and D. Birtwhistle, "Condition monitoring of power transformer on-load-tap-changers. part 1: Automatic condition diagnostics," *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*, vol. 148, no. 4, pp. 301–306, 2001.
- [5] P.Kang and D. Birtwhistle, "Condition monitoring of power transformer on-load-tap-changers. part 2: Detection of ageing from vibration signatures," *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*, vol. 148, no. 4, pp. 307–311, 2001.
- [6] M. Foata, R. Beauchemin, and C. Rajotte, "On-line testing of on-load tap changers with a portable acoustic system," *IEEE 9th International Conference on Transmission and Distribution Construction, Operation and Live-Line Maintenance Proceedings*, pp. 293 – 298, Oct. 2000.
- [7] E. F. de Simas Filho, F. A. Wegelin, L. A. L. de Almeida, and A. C. de C. Lima, "Monitoramento de comutadores de derivação em transformadores utilizando análise de vibração," *XV Congresso Brasileiro de Automática-CBA2004, Gramado-RS*, September 2004.
- [8] E. C. Ifeachor and B. W. Jervis, *Digital Signal Processing, a practical approach*. Addison Wesley, 1993.
- [9] S. Mallat and W. L. Hwang, "Singularity detection an processing with wavelets," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 38, no. 2, 1992.
- [10] F. Beer and R. Johnston, *Mecânica Vetorial para Engenheiros*. Makron, Mc Graw-Hill, 1991.
- [11] J. Rao, *Vibratory Condition Monitoring of Machines*. CRC Press, Narosa, 2000.
- [12] J. P. Burg, "Maximum entropy spectral analysis," *Proceedings of the 37th Meeting of the Society of Exploration Geophysicists*, 1967.
- [13] E. F. de Simas F, L. A. L. de Almeida, and A. C. de C. Lima, "Vibration monitoring of on-load tap changers using a genetic algorithm," *Paper accepted for publication at the Instrumentation and Measurement Technology Conference, Ottawa, Ontario, Canada, May 2005*.
- [14] D. E. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. Addison-Wesley, 1989.
- [15] J. Tanomaru, "Motivação, fundamentos e aplicações de algoritmos genéticos," *II Congresso Brasileiro de Redes Neurais, III Escola de Redes Neurais*, 1995.
- [16] S. Haykin, *Redes Neurais, Princípios e Prática*. Bookman, 2001.