

CLASSIFICAÇÃO DO ESTADO DE DESGASTE DO SISTEMA UTILIZANDO MAPAS DE KOHONEN

HERNANI NAOKI NIPPASHI, RENATO VENTURA BAYAN HENRIQUES, CARLOS EDUARDO PEREIRA*

**Universidade Federal do Rio Grande do Sul
GCAR - Grupo de Controle Automação e Robótica
Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil*

Email: hernani.nippashi@gmail.com, rventura@ece.ufrgs.br, cpereira@ece.ufrgs.br

Abstract— There are various types of machinery and equipment vital for industrial processes in the present scenario. The equipment is subject to damage that compromise the safety of employees and the productivity of firms. An unscheduled stop generates costs for the company. To avoid these problems, techniques are used intelligent maintenance based on the analysis of the condition of equipment by monitoring the signals from different types of sensors and the processing of these signals. This method allows to assess the degree of degradation, without needing to interrupt the process before the failure occurs and therefore the execution plan of maintenance. The objective of this work is to analyze current signals and electrical vibration signals of an electric actuator type gate and globe with injection of fault conditions through the use of worn parts and varying the condition of the gear lube. The tool used for the processing of signals was wavelet transform and the classification algorithm was used based on the Kohonen maps which aimed to assess the number of gears and defective lubrication conditions thereof.

Keywords— intelligent maintenance, Wavelet transform, Kohonen maps, sensors, signal processing.

Resumo— Existem diversos tipos de máquinas e equipamentos vitais para os processos industriais no cenário atual. Os equipamentos estão sujeitos a avarias que comprometem a segurança dos colaboradores e a produtividade das empresas. Uma parada não programada gera custos para a empresa. Para evitar esses problemas são utilizadas técnicas de manutenção inteligente baseados na análise da condição dos equipamentos através do monitoramento dos sinais por diferentes tipos de sensores e o processamento destes sinais. Esse método permite avaliar o grau de degradação, sem a necessidade de interromper o processo, antes que a falha ocorra e assim planejar a execução da manutenção. O objetivo deste trabalho é analisar os sinais de corrente elétrica e sinais de vibração de um atuador elétrico tipo gaveta e globo com injeção de condições de falhas através da utilização de peças desgastadas e variando-se a condição de lubrificação das engrenagens. A ferramenta utilizada para o processamento de sinais foi transformada Wavelet e para a classificação utilizou-se algoritmo baseado nos Mapas de Kohonen na qual se buscou avaliar o número de engrenagens defeituosas e as condições de lubrificação das mesmas.

Palavras-chave— manutenção inteligente, transformada Wavelet, Mapas de Kohonen, sensores, processamento de sinais.

1 Introdução

No contexto industrial, o avanço tecnológico alcançado permite que tarefas simples que eram executados por operadores humanos fossem automatizados. Entre os setores beneficiados, destacam-se o químico, petroquímico, siderúrgica, energia e saneamento básico. Esse fenômeno acarretou o surgimento de plantas industriais mais complexas.

Nessas plantas industriais, os equipamentos utilizados estão sujeitos a desgastes e à medida que são utilizados podem resultar numa condição de falha. Contribuem para essa condição danos causados por operadores, corrosão, desgaste, rachaduras e outros problemas que podem agravar a degradação do sistema. Nessa situação, reparos são necessários a fim de não comprometer a cadeia produtiva e manter um desempenho satisfatório do sistema (Lee, 2003).

O funcionamento normal do equipamento diz respeito a uma condição na qual o desempenho é aquele especificado pelo fabricante. A condição de falha ocorre quando o equipamento deixa e desempenhar sua função devido à degradação do

desempenho do sistema. Nessa condição, faz-se a manutenção. Quando se detecta essa situação a tempo, são possíveis um diagnóstico da causa e o planejamento do reparo a ser feito (Djurdjanovic et al., 2003).

Atualmente é possível transpor os limites impostos pela manutenção corretiva e preventiva e avançar na direção da manutenção proativa, ou inteligente, e adicionando-se tolerância a falhas devido ao desenvolvimento tecnológico dos sensores e dos sistemas computacionais embarcados. São características da manutenção inteligente a rapidez e a precisão da avaliação do equipamento. Essas qualidades possibilitam a detecção, o diagnóstico e a predição de falhas (Bosa, 2009).

A evolução pela qual a indústria vem passando ao longo do tempo, torna possível que sejam realizados diagnósticos e análises mais detalhadas das origens de sua falha e seus efeitos. Essa evolução permite ações proativas sejam tomadas a fim de evitar a ocorrência de alguma falha que possa interromper um processo ou que a diminuição da produtividade ocorra pela degradação do desempenho do sistema.

Essas mudanças são guiadas pela renovação

tecnológica e pelos métodos de detecção, classificação e predição de falhas (Lee et al., 2006) (Yan and Gao, 2005). As principais ferramentas utilizadas para o desenvolvimento desse tipo de manutenção dizem respeito à área de processamento digital de sinais, de inteligência artificial (IA) e de filtragem adaptativa (Gonçalves, 2011).

Neste trabalho fez-se o uso da Transformada Wavelet Discreta (DWT) (Haykin, 2002), com o objetivo de obter a energia do sinal, e dos mapas auto organizáveis, ou mapas de Kohonen (Kohonen, 1998) para a classificação do grau de degradação do sistema. A proposta dos trabalhos de Bosa (2009) e de Gonçalves (2011) é a identificação das condições de falha a partir da análise da posição da abertura, torque, degradação da mola e vibração do rotor.

A contribuição deste trabalho é a análise das condições de operação e a classificação das condições de operação do sistema de engrenagens do atuador elétrico utilizando-se para isso os Mapas de Kohonen. A robustez do método de classificação utilizado pode ser confirmada pela coerência dos resultados obtidos por meio de sensores de vibração localizados em pontos distintos e também pela leitura da corrente elétrica que alimenta o equipamento.

2 Revisão Bibliográfica

As informações sobre algum fenômeno observável são caracterizadas pelos sinais. Pode-se descrever um fenômeno fazendo-se o estudo desses sinais como ocorre em grande parte dos processos industriais. Os sinais são apresentados sob duas formas predominantes: a discreta (por exemplo, informações coletadas de sensores e armazenadas na memória do computador) ou contínua (medidas de temperatura, deslocamento, pressão, etc.). Quando não há variação das propriedades estatísticas é dito que o sinal é estacionário.

É necessário fazer um processamento de sinal para tornar o sinal apropriado para as aplicações de interesse como no caso de fazer uma classificação ou predição de alguma condição, por exemplo. O processamento de sinal se faz por meio da análise ou modificação do sinal, seja de natureza analógica ou digital.

A análise de sinais de natureza digital é de especial interesse deste trabalho. Para a análise ou modificação Para tornar os sinais adequados é necessário um pré-processamento a fim de analisar ou modificá-los. Predição e classificação baseadas em inteligência artificial (IA) são exemplos da aplicação de sinais que passaram por uma fase processamento.

A capacidade dos computadores atuais possibilita a utilização de algoritmos de processamento de sinais sofisticados. Essa ferramenta está presente em aplicações de diversas finalidades, que

vão desde entretenimento à utilização militar. As técnicas baseadas em transformadas são as mais utilizadas. Neste trabalho, utilizou-se a Transformada Wavelet.

Uma das preocupações da inteligência artificial é desvendar a natureza do raciocínio humano com a intenção de aplicá-la em sistemas computacionais, atribuindo a estes a capacidade de aprendizagem e auto ajuste, conforme suas limitações. As redes neurais artificiais (RNA), a lógica nebulosa (LN) e as cadeias de Markov são exemplos de ferramentas baseadas em IA. No presente trabalho, se utilizou as redes neurais artificiais baseadas nos Mapas de Kohonen.

Nos tópicos a seguir, será feita uma breve explanação a respeito desses assuntos abordados.

2.1 Transformada de Fourier

Segundo o Barão Jean Baptiste Joseph Fourier (1768-1830), qualquer forma de onda pode ser representada como uma soma infinita de ondas senoidais de diferentes frequências. Atualmente, aplica-se a análise de Fourier em muitas áreas de pesquisa e muitas disciplinas científicas tais como Física, Estatística, Criptografia, Acústica entre outras.

Uma função periódica pode ser decomposta por uma série de ondas senoidais puras com frequências distintas e múltiplas da frequência fundamental, constituindo o espectro de frequência (Brigham, 1974) (Marçal and Susin, 2005). Dessa forma, a transformada de Fourier é tida como a decomposição de sinal em todo domínio do tempo de $x(t)$ num somatório de funções periódicas, mostrando o espectro de frequências que compõe o sinal (Lathi, 1998) (Oppenheim and Gehler, 1989).

2.2 Transformada Wavelet

Métodos de Fourier são geralmente aplicados em análise e em projeto de sistemas de telecomunicação moderno, radar e sistemas de processamento de imagens. Métodos de Fourier clássicos assim como as séries de Fourier e a integral de Fourier são aplicados em sinais temporais contínuos. Novos métodos de Fourier foram desenvolvidos, dentre eles a transformada de Fourier de tempo discreto e a transformada de Fourier.

No entanto, a Transformada de Fourier não é adequada para a análise de dados em que os sinais apresentam grande variação de frequência, quando maior resolução temporal é necessária. Neste caso, se deve analisar uma amostra maior através da Transformada Wavelet, que faz uso da técnica de janelamento variável. Ela utiliza uma janela temporal maior para análise de sinais de baixa frequência e uma menor para as de alta frequência (Valins, 2005). Assim, a Transformada Wavelet aplica-se para o estudo de fenômenos tran-

sitórios, não estacionários ou variantes no tempo (Crovato, 2004).

A análise de wavelet consiste na aproximação e detalhes dos coeficientes. Ela pode ser aplicada a partir da construção de diferentes bases ortogonais (Swearingen et al., 2007). As componentes de baixa frequência são obtidas a partir de valores aproximados e as componentes de alta frequência a partir de aumento no detalhamento.

2.3 Mapas de Kohonen

As redes neurais artificiais formam um conjunto de conexões na qual a informação fica distribuída. Os neurônios que compõem essas conexões apresentam funções semelhantes na qual se executa a soma ponderada de suas entradas e transformações lineares ou não lineares são efetuadas (Huang et al., 2007).

A maior parte dos processos encontrados no mundo real seguem padrões. As redes neurais artificiais têm a capacidade de reconhecer esses padrões (CASTRO, 2001).

Nos mapas de Kohonen, ou mapas auto-organizáveis (MAO), os neurônios são representados por estruturas matriciais semelhantes às redes neurais. No entanto, os neurônios estão dispostos em forma de uma grade bidimensional como mostra a figura 1.

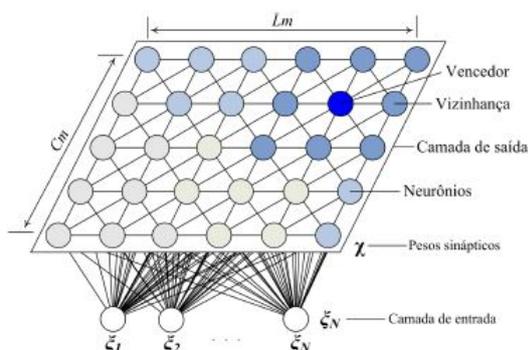


Figura 1: Estrutura dos mapas auto-organizáveis.

A principal característica dos mapas de Kohonen é o modo de treinamento não-supervisionado. Neste treinamento, a rede busca similaridades com base nos padrões de entrada e sem o conhecimento prévio dos dados. Essa característica torna-se interessante para caracterizar um sistema desconhecido. Portanto, após o treinamento, é possível efetuar uma classificação no mapa baseando-se nos padrões já existentes e mapeados (Gonçalves, 2011).

3 Metodologia

Este trabalho faz parte do projeto de manutenção inteligente que está sendo desenvolvido na

Universidade Federal do Rio Grande do Sul com o objetivo de classificar as principais falhas que ocorrem num atuador elétrico. A ferramenta utilizada para esse propósito baseia-se em inteligência artificial.

Para se utilizar esse tipo de ferramenta é necessário ter um conjunto de dados que representem as condições de operação. Os dados foram obtidos por meio de ensaios realizados num conjunto válvula/atuador montado no Laboratório de Sistemas de Controle, Automação e Robótica (LASCAR). O conjunto é exibido na figura 2.

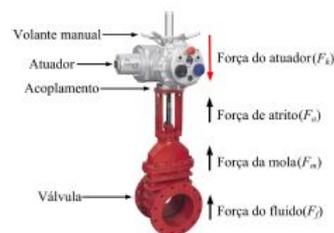


Figura 2: Conjunto válvula/atuador.

Os dados foram coletados a partir de sensores de vibração posicionados no motor e no eixo sem-fim do atuador elétrico. Fez-se o teste com a abertura da válvula quanto com o fechamento. Para se determinar a condição de lubrificação do conjunto de engrenagens utilizou-se dados de corrente elétrica com o sistema sem carga. A figura 3 detalha as engrenagens do conjunto.

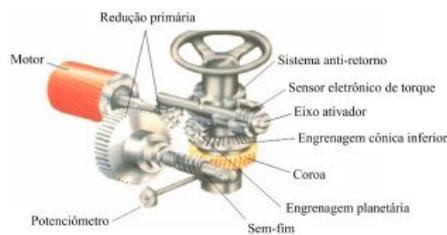


Figura 3: Principais partes do atuador.

Foram inseridas condições de falha no sistema através da substituição das engrenagens por outras com dentes quebrados. Assim, tem-se a condição de sistema com engrenagens desgastadas e com engrenagens com dente quebrado. Utilizou-se como ferramenta de classificação dessa condição os Mapas de Kohonen.

No teste em que se avaliou a condição de lubrificação das engrenagens, fez-se a leitura da corrente elétrica. Iniciou-se o teste com a condição de lubrificação que apresentava. Em seguida, removeu-se a graxa presente das engrenagens e fez-se novas medições de corrente elétrica. Logo após, aplicou-se uma nova lubrificação e foi feita nova coleta de dados. A localização das engrenagens está indicada na figura 4.

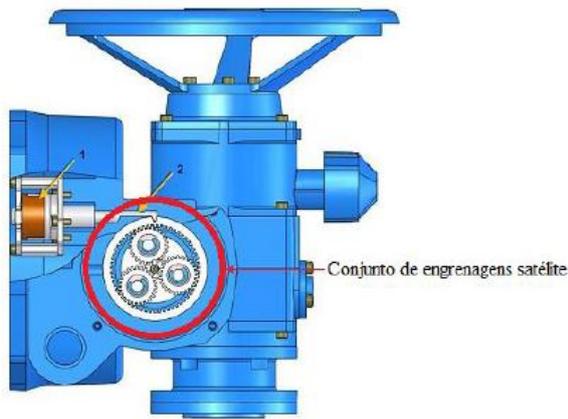


Figura 4: Engrenagens em destaque.

Para a classificação utilizando os Mapas de Kohonen, extraiu-se o pacote de energia dos dados coletados utilizando a *Transformada Wavelet*. Buscou-se o número de pacotes na qual cada condição avaliada ficasse bem caracterizada.

Foram realizados dois testes. O primeiro foi feito com dados coletados dos sensores durante a abertura e fechamento da válvula. No segundo, foi feita a leitura da corrente de linha. O trabalho foi desenvolvido no *software Matlab*®.

4 Resultados

Utilizou-se diferentes quantidade de pacotes de energia para a simulação com o objetivo de caracterizar cada condição avaliada nos mapas-autorganizáveis. A classificação para cada caso foi obtida em seguida.

4.1 1º teste

No 1º teste foram utilizados dados coletados durante a abertura e fechamento da válvula. Nesse teste, foram utilizados 1000 pacotes de energia extraídos da *transformada wavelet*. Nas figuras a seguir são apresentados os mapas como resultado das *distncias euclidianas*. A figura 5 mostra o primeiro caso avaliado.

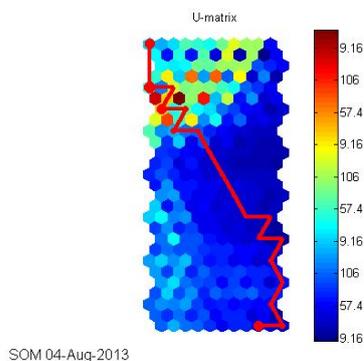


Figura 5: Somente com engrenagens desgastadas.

Essa figura mostra o mapa que caracteriza as leituras dos sensores de vibração quando se apresenta com as 3 engrenagens desgastadas do conjunto válvula/atuador. A linha vermelha indica o caminho dos neurônios vencedores. Em seguida, houve a troca de uma das peças do conjunto e um novo mapa foi obtido, como mostra a figura 6.

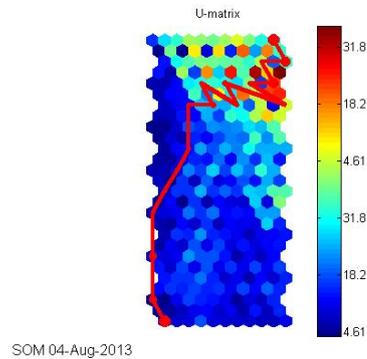


Figura 6: 2 engrenagens gastas e 1 quebrada.

Esse novo mapa indica o caso em que uma engrenagem gasta é substituída por uma engrenagem quebrada. Após o treinamento, obteve-se uma rede 14x6. Também é indicado o caminho dos neurônios vencedores. Começa-se a observar uma tendência na organização do mapa em relação ao caso anterior. Outras peças foram substituídas e o novo mapa obtido é mostrado na figura 7.

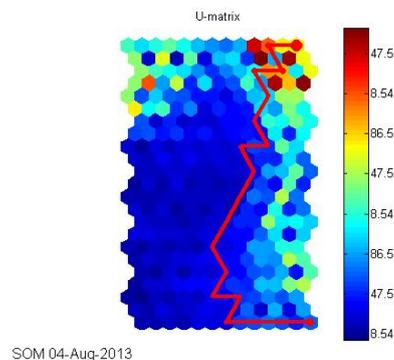


Figura 7: 3 engrenagens quebradas.

Nesse mapa está representado o caso em que todas as engrenagens foram substituídas por engrenagens quebradas e o caminho dos neurônios vencedores para o mapa obtido. Nota-se que uma região fica bem definida, onde os valores mais altos concentram-se na borda do mapa.

Após o reconhecimento dos padrões para os três casos avaliados, fez-se a classificação de cada condição utilizando os *mapas de Kohonen*. O resultado da classificação é mostrado na figura 8.

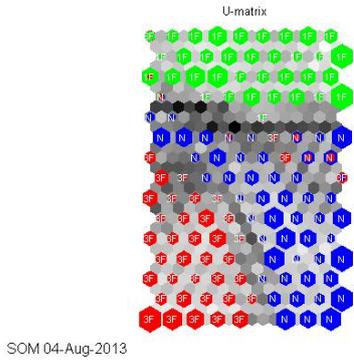


Figura 8: Condições das engrenagens mapeadas.

A região azul indica a condição em que há apenas engrenagens desgastadas. O verde indica a região em que uma dessas engrenagens foi substituída por uma que está quebrada. O vermelho representa o caso em que as três engrenagens foram substituídas por engrenagens quebradas.

As áreas de classificação ficaram bem definidas no mapa de classificação obtido. Portanto, os resultados obtidos a partir de dados de vibração do motor e do eixo sem-fim mostram que o objetivo foi alcançado.

4.2 2º teste

Neste teste, foram utilizados dados de corrente de linha do conjunto válvula/atuador. Foram utilizadas apenas engrenagens desgastadas e foi avaliada a condição de lubrificação das mesmas. Utilizou-se 800 pacotes de energia neste teste. O mapa obtido para essa condição é mostrado na figura 9.

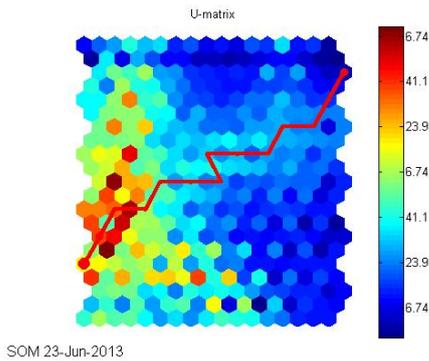


Figura 9: Engrenagem com lubrificação gasta.

Essa figura foi obtida pela leitura do sensor de corrente de linha do conjunto válvula/atuador quando as engrenagens apresentam uma lubrificação desgastada. A linha vermelha indica o caminho dos neurônios vencedores. É mostrado na figura 10 a pior condição de lubrificação das engrenagens:

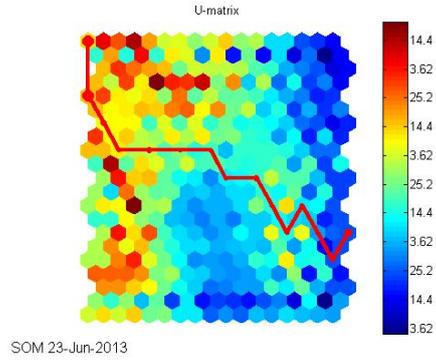


Figura 10: Engrenagens sem lubrificação.

Nesse mapa mostra o caso em que a lubrificação foi removida. Também é indicado o caminho dos neurônios vencedores. O nível de ordenamento desse mapa é menor em relação ao caso anterior, não havendo nenhuma região bem definida. Fez-se uma simulação em que houve uma recuperação da lubrificação das engrenagens. A figura 11 mostra o mapa obtido.

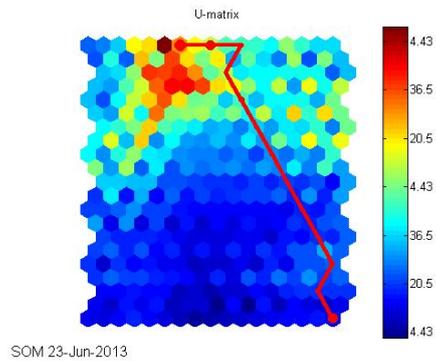


Figura 11: Engrenagens com lubrificação nova.

Esse mapa mostra o caso em que foi aplicada uma lubrificação nova às engrenagens. Nesse caso, as regiões topográficas estão melhor definidas se comparado ao primeiro caso. Buscou-se fazer em seguida um mapa que classificasse cada condição avaliada, como mostra a figura 12.

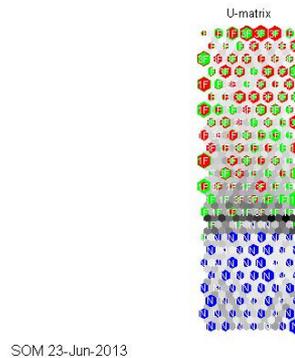


Figura 12: Condições das engrenagens mapeadas.

Nesse mapa, a região azul indica a condição em que foi feita uma nova lubrificação. O verde indica a região em que a lubrificação de encontra deteriorada. O vermelho representa o caso em que a lubrificação foi removida.

Pode-se uma observar a condição de librficação mais crítica do conjunto válvula/atuador se concentra na parte superior do mapa. Logo abaixo se nota uma região com uma condição intermediária. A região com lubrificação nova ficou bem delineada. Dessa forma, foi cumprida de forma satisfatória a classificação a partir dos dados de corrente elétrica.

5 Conclusões

No contexto industrial, uma parada não prevista gera grandes prejuízos, sejam eles financeiro, produtivo ou humano. Quando uma parada é necessária, ela deve ser planejada para minimizar os custos. Assim, deve-se saber o momento em que deve haver a parada para comprometer menos possível a segurança do sistema e a produtividade.

Neste trabalho, utilizando-se a *transformada wavelet* e os *mapas de Kohonen* obteve-se uma ferramenta para a classificação das condições de operação do conjunto válvula/atuador. A robustez do método pode ser confirmada pelos resultados obtidos a partir de sensores de vibração e de corrente elétrica.

Para trabalhos futuros, pode-se estender a aplicação da ferramenta utilizada neste trabalho a um sistema mais complexo e com mais variáveis. Além da classificação, pode-se também fazer modelagem preditiva com a degradação do sistema ao longo do tempo.

Agradecimentos

Agradeço aos professores Carlos Eduardo Peireira e Renato Ventura o opoio necessário para realizar este trabalho. Sou grato aos colegas Felipe Faccin e Leonardo Piccoli que compartilharam comigo os dados coletados.

Referências

- Bosa, J. L. (2009). Sistema embarcado para a manutenção inteligente de atuadores elétricos.
- Brigham, E. O. (1974). *The Fast Fourier Transform*, Prentice Hall, New Jersey.
- CASTRO, M. C. (2001). *Predição não-linear de séries temporais usando redes neurais RBF por decomposição em componentes principais*, PhD thesis, Tese de Doutorado, UNICAMP, Dept. de Engenharia Elétrica, São Paulo.
- Crovato, C. D. P. (2004). Classificação de sinais de voz utilizando a transformada wavelet packet e redes neurais artificiais.
- Djurdjanovic, D., Lee, J. and NI, J. (2003). Watchdog agent: an infotronics-based prognostic approach for product performance degradation assessment and prediction, *Advanced Engineering Informatics* **17**(3): 109–125.
- Gonçalves, L. F. (2011). Desenvolvimento de um sistema de manutenção inteligente embarcado.
- Haykin, S. (2002). *Adaptative Filter Theory*, 4 edn, Prentice Hall, Upper Saddle River.
- Huang, R., Xi, L., Li, X., Richard Liu, C., Qiu, H. and Lee, J. (2007). Residual life predictions for ball bearings based on self-organizing map and back propagation neural network methods, *Mechanical Systems and Signal Processing* **21**(1): 193–207.
- Kohonen, T. (1998). The self-organizing map, *Neurocomputing* **21**(1): 1–6.
- Lathi, B. P. (1998). *Modern Digital and Analogic Communication System*, 3 edn, Oxford University Press, New York.
- Lee, J. (2003). *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, Elsevier, Milwaukee, WI, USA.
- Lee, J., Ni, J., Djurdjanovic, D., Qiu, H. and Liao, H. (2006). Intelligent prognostic tools and e-maintenance, *Computers in Industry* **57**(6): 476–489.
- Marçal, R. F. and Susin, A. A. (2005). Detectando falhas incipientes em máquinas rotativas, *Revista Gestão Industrial* **1**(2).
- Oppenheim, A. V. and Gevafer, R. W. (1989). *Discret-Time Signal Processing*, Prentice Hall, New Jersey.
- Swearingen, K., Majkowski, W., Bruggeman, B., Gilbertson, D., Dunsdon, J. and Sykes, B. (2007). An open system architecture for condition based maintenance overview, *Aerospace Conference, 2007 IEEE*, pp. 1–8.
- Valins, T. F. (2005). *Relé digital de distância baseado na teoria de ondas viajantes e transformada Wavelet*, PhD thesis.
- Yan, R. and Gao, R. X. (2005). An efficient approach to machine health diagnostic based on harmonic wavelet packet transform, *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* **21**(4): 291–301.