

UM MÉTODO DE CLASSIFICAÇÃO DE FALHAS EM ATUADORES ELÉTRICOS BASEADO EM MAPAS AUTO-ORGANIZÁVEIS

LUIZ F. GONÇALVES*, JEFFERSON L. BOSA*, MARCELO S. LUBASZEWSKI*, CARLOS E. PEREIRA*,
RENATO V. B. HENRIQUES*

*UFRGS - PPGE - Av. Osvaldo Aranha, 103, Bom Fim, CEP:90031-190, Porto Alegre, RS, Brasil

Emails: luizfg@ece.ufrgs.br, jlbosa@inf.ufrgs.br, luba@ece.ufrgs.br,
cpereira@ece.ufrgs.br, rventura@ece.ufrgs.br

Abstract— This paper presents some of the main activities developed for the implementation of an intelligent maintenance embedded system in electric actuators. The main idea is to develop an intelligent maintenance embedded system to evaluate and determine the degradation of the of actuators performance and achieve a forecast and a diagnosis of failures. For this, signal processing techniques and statistical methods, but specifically, the transform Wavelet Packet and the Logistic Regression method are used. Also, the developed a system of failure classification and prediction using self-organizing maps will be conducted. It is expected, with the deployment embedded of this system, to prevent damages in actuators and reduce costs from unexpected failures. The main reasons, objectives and steps for the implementation of this system will also be presented.

Keywords— Classification, Failures, Electric Actuators, Self-Organizing Maps.

Resumo— Este artigo aborda algumas das principais atividades desenvolvidas para a implantação de um sistema de manutenção inteligente embarcado em atuadores elétricos. A idéia principal é desenvolver um sistema de manutenção inteligente embarcado para avaliar e determinar a degradação do desempenho dos atuadores e realizar uma previsão e um diagnóstico de falhas. Para isto, utilizou-se de técnicas de processamento de sinais e métodos estatísticos, mas especificamente a transformada Wavelet Packet e o método de Regressão Logística. Além disso, foi feito o desenvolvimento de um sistema de classificação de falhas usando mapas auto-organizáveis. Espera-se, com a implantação embarcada desse sistema, evitar danos nos atuadores e reduzir os custos provenientes de falhas inesperadas. As principais etapas e objetivos para a implementação desse sistema também são apresentadas.

Palavras-chave— Classificação, Falhas, Atuadores Elétricos, Mapas Auto-Organizáveis.

1 Introdução

Os equipamentos ou processos industriais, a medida que são utilizados, ficam sujeitos a vários tipos de degradação: desgaste, sujeira, corrosão, rachaduras, e outras anomalias. Caso não sejam tomadas algumas medidas corretivas com a intenção de restaurar esses equipamentos, os mesmos começarão a apresentar algum defeito.

Permanecendo o defeito, não sendo realizada nenhuma ação corretiva, o equipamento ou processo poderá falhar, ficando indisponível para desempenhar sua função. A manutenção consiste de uma série de técnicas e medidas de prevenção, correção e predição de falhas.

Essas medidas são praticadas principalmente com a intenção de corrigir ou consertar os danos provocados pela degradação, promover uma maior sustentabilidade, manter os equipamentos em funcionamento, reduzir a probabilidade de falhas e a degradação de componentes.

Assim, a manutenção pode ser dividida, com relação às medidas tomadas perante as falhas, em quatro estratégias: corretiva, preventiva, preditiva e proativa (Lee et al., 2004).

A estratégia de manutenção corretiva apresenta uma maior ênfase no conserto dos equipamentos após a ocorrência de falhas. Portanto, essa técnica tradicional resulta em atrasos de operação, ociosidade do sistema e custos adicionais.

A manutenção preventiva, mais contemporânea, corresponde às ações previstas, preparadas ou programadas antes do provável aparecimento da falha (Djurdjanovic et al., 2003).

Entretanto, o principal inconveniente encontrado nesse tipo de estratégia são as constantes intervenções, muitas vezes desnecessárias em virtude das variações presentes nos materiais, peças, e frequência de uso dos equipamentos.

Já a manutenção preditiva ocorre quando se aplica uma supervisão contínua dos parâmetros de controle e desempenho (Qiu et al., 2006). A principal desvantagem dessa estratégia é o custo de implementação que é, normalmente, bem elevado.

Em função dos recentes avanços da eletrônica, da computação, e dos sistemas embarcados a manutenção proativa, em especial, também conhecida como manutenção inteligente, vem ganhando força em todo o mundo.

A manutenção proativa é aquela que, além de monitorar o equipamento ou processo, diagnostica e quantifica a perda de desempenho do sistema ao longo do tempo.

A partir disso, torna-se possível que, em função do desgaste identificado (degradação), seja programada a troca das peças deterioradas em momentos de ociosidade do equipamento ou mesmo a reconfiguração automática do sistema de modo a continuar operando, até a troca das peças defeituosas.

Essas grandes transformações permitem um diagnóstico e análise muito maior das origens das falhas e dos seus efeitos, influenciando diretamente as atividades de manutenção, em especial, as preditivas e proativas (Djurdjanovic et al., 2003).

Assim, quando sensores com dispositivos inteligentes estão conectados em um barramento industrial, ou conectados diretamente nos equipamentos, e seus dados são analisados continuamente por sofisticados sistemas embarcados inteligentes é possível ir além da manutenção preditiva, evoluindo para uma predição inteligente (proativa), localizando com exatidão os componentes, peças, ou mecanismos degradados que estão propensos a falhar.

Neste contexto, alguns centros focados na manutenção preditiva vêm sendo criados. O Center for Intelligent Maintenance Systems (IMS Center), em especial, está desenvolvendo uma solução embarcada para avaliação, predição, e diagnóstico de falhas chamada Watchdog Agent (um PC industrial), além de uma interface implementada para o software Matlab, conhecida como Watchdog Agent Toolbox.

O presente trabalho insere-se no contexto da criação de um centro de manutenção inteligente no Brasil, sendo esse uma parceria entre o IMS Center, os Departamentos Nacionais e Regionais da Bahia e do Rio Grande do Sul do SENAI, e a Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Este trabalho apresenta a modelagem, as ferramentas, e resultados da avaliação de desempenho e de classificação de falhas em atuadores elétricos. Os atuadores são oriundos da empresa Coester Automação S.A., ver Fig. 2.

Atuadores, elétricos ou pneumáticos, são equipamentos que permitem motorização de válvulas, *dampers*, comportas e outros equipamentos similares. Os atuadores elétricos, em especial, sofrem diversos processos de degradação, tais como: corrosão, desgaste, e atrito, que irão provocar diferentes tipos de falhas, tais como a quebra de peças. A finalidade do atuador, considerada neste artigo, é realizar o controle do fluxo por meio de uma válvula gaveta.

O principal objetivo deste trabalho, além do aprendizado da metodologia, técnicas e ferramentas desenvolvidas pelo IMS, é a implantação de um sistema embarcado de manutenção inteligente em atuadores elétricos, em conjunto com a empresa Coester Automação S.A.

Espera-se, com a implantação desse sistema: quantificar a degradação do atuador elétrico; realizar uma predição da vida útil; e antecipar falhas inesperadas, por exemplo.

O sistema é composto de três blocos distintos: modelo matemático; ferramentas de processamento de sinais, de extração das características e de avaliação do desempenho; e classificação e predição de falhas, como visto na Fig. 1.

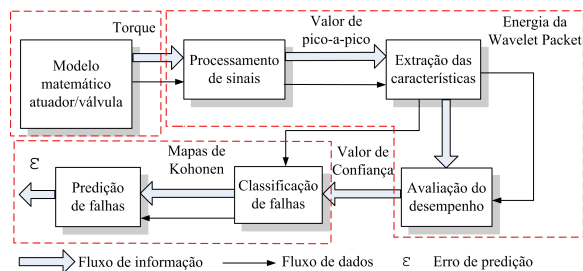


Figura 1: Principais etapas do sistema de classificação e predição de falhas.

As principais etapas para a implantação desse sistema de predição de falhas nos atuadores são:

1. Desenvolvimento de um modelo matemático;
2. Simulação das principais falhas;
3. Processamento de sinais;
4. Extração das características;
5. Avaliação da degradação do desempenho;
6. Classificação e predição de falhas;
7. Prototipação em um sistema embarcado.

Inicialmente, desenvolveu-se o modelo matemático do atuador/válvula. A seguir, foram realizadas diversas simulações de comportamento normal e de falha. Após, uma série de análises da degradação do desempenho dessas válvulas, usando as ferramentas desenvolvidas pelo IMS, foram efetuadas. Por fim, uma classificação das falhas e predição da vida útil dos atuadores, foi realizada.

A ferramenta de processamento de sinais e extração das características usada foi a transformada Wavelet Packet. A avaliação de desempenho foi feita através do método de Regressão Logística. Os Mapas Auto-organizáveis foram usados para classificação e predição de falhas.

Fez-se uso de um sistema embarcado de propósito mais ou menos geral, o Watchdog Agent, pois esse apresenta imunidade a ruído, baixo consumo, diversidade de interfaces, ferramentas matemáticas embutidas, opera em tempo real, e possui facilidade de comunicação com a central de controle, por exemplo.

O presente trabalho é organizado da seguinte forma: a seção 2 apresenta o modelo do conjunto atuador/válvula; na seção 3 são descritas as ferramentas de processamento de sinais e de extração das características utilizadas; na seção 4 os métodos de avaliação de desempenho são apresentados; na seção 5 os Mapas Auto-organizáveis são abordados; na seção 6 são visualizados os resultados das simulações; e, por fim, na seção 7 são apresentadas as conclusões finais e os trabalhos futuros, além dos agradecimentos e referências bibliográficas.

2 Modelagem do Atuador

O modelo de atuador CSR25 da Coester e uma válvula tipo gaveta estão sendo utilizados como estudo de caso neste trabalho.

Para avaliar corretamente o comportamento desse atuador, da válvula, e da tubulação nas mais variadas situações é necessário conhecer, se possível, o comportamento de cada componente do conjunto atuador, válvula e tubulação.

Além disso, é necessário obter um conjunto de equações diferenciais e algébricas que represente corretamente o comportamento do atuador, válvula, e tubulação.

2.1 Modelo de Atuador Elétrico

O modelo CSR25 é composto por um conjunto elétrico e mecânico. Seu invólucro apresenta uma carcaça em ferro fundido nodular com tampas em alumínio.

As soluções da linha CSR se aplicam a válvulas tipo gaveta, globo e outros equipamentos similares.

Dentre as principais partes dos atuadores da Coester, Fig. 2, pode se destacar: motor elétrico, cadeia mecânica, acoplamento de saída, sensor de torque, sensor de posição e movimento.

2.2 Forças Envolvidas

No comportamento do atuador elétrico existe uma parte estática que está associada com a determinação da abertura associada com a vazão para essa abertura (ou posição da haste) e outra dinâmica que corresponde a transmissão do torque para que ocorra o movimento do obturador da válvula e por conseguinte a vazão para o processo.

Na modelagem do sistema há uma série de forças que devem ser levadas em consideração, para que ocorra o movimento de abertura/fechamento do obturador da válvula, como visto na Fig. 2, onde a força do atuador é transmitida pelo motor.



Figura 2: Diagrama de forças presentes no modelo de atuador/válvula/tubulação.

2.3 Sistema de Equações

Foi feita a modelagem dos principais componentes do conjunto em um sistema de equações não-lineares.

Uma série de considerações físicas foram adotadas na modelagem para simplificar a representação e conseqüentemente o esforço computacional exigido.

Sendo assim, escolheu-se um modelo de terceira ordem para o motor de indução, pois esse representa bem tanto as condições de regime permanente como os transitórios.

Do ponto de vista da modelagem do sistema, composto por um motor assíncrono, sistema de engrenagens, válvula e tubulação, foi considerada a dinâmica do motor e da haste da válvula, enquanto o sistema de engrenagens e a tubulação foram descritos por relações estáticas, Equações (1), (2), e (3).

As equações diferenciais ¹ que descrevem o motor assíncrono (tensões e escorregamento), a posição, velocidade e a aceleração da haste são dadas por:

$$\dot{s} = \frac{1}{2H}(T_e - T_m) \quad (1a)$$

$$\dot{V}'_d = \frac{-1}{T_0} [V'_d - I_{qs}(X_s - X'_s)] + s\omega_s V'_q \quad (1b)$$

$$\dot{V}'_q = \frac{-1}{T_0} [V'_q + I_{ds}(X_s - X'_s)] - s\omega_s V'_d \quad (1c)$$

$$\dot{a} = v_a \quad (1d)$$

$$\dot{\tilde{a}} = a_a \quad (1e)$$

As equações algébricas que descrevem o motor assíncrono, a força exercida pelo fluido, a força de atrito, a força da mola, e a força e torque transmitido para a haste são ²:

$$V_{ds} = V'_d - R_s I_{ds} + X'_s I_{qs} \quad (2a)$$

$$V_{qs} = V'_q - R_s I_{qs} - X'_s I_{ds} \quad (2b)$$

$$T_e = V'_d I_{ds} + V'_q I_{qs} \quad (2c)$$

$$T_h = -T_m K_R T_{mb} \quad (2d)$$

$$F_h = \frac{T_h}{R_h \cos \theta} \quad (2e)$$

$$F_f = \frac{W^2 A_v}{\rho N_R^2 (100 - a)^2 C_v^2} \quad (2f)$$

$$F_a = C_a v_a \quad (2g)$$

$$F_m = K_m a \quad (2h)$$

$$a_a = \frac{1}{M_h} (F_h - F_f - F_a - F_m) \quad (2i)$$

Ainda, há uma série de equações auxiliares dadas por:

¹Modelo de 5ª ordem
² $\theta=90^\circ$

$$T_0 = \frac{L_r + L_m}{\omega_s R_r} \quad (3a)$$

$$X_s = L_s + L_m \quad (3b)$$

$$X_s' = L_s + L_m - \frac{L_m^2}{L_r + L_m} \quad (3c)$$

$$K_R = K_1 K_2 K_3 \quad (3d)$$

2.4 Simulação das falhas

Fez-se necessário, na fase de simulação, uma ferramenta que fosse aberta e que permitisse incluir distintos modelos de válvulas e atuadores.

As rotinas dessa ferramenta deveriam apresentar uma flexibilidade na alteração da estrutura e da modelagem do sistema, permitindo a simulação de qualquer sistema e a análise de vários parâmetros, atuadores e válvulas, bem como de diversas situações que possam ocorrer.

Assim, utilizou-se um simulador de dinâmica de sistemas não-lineares, adaptado de (Gonçalves, 2004), para simular o modelo.

Esse simulador foi desenvolvido com base no Matlab, pois esse apresenta as características mencionadas anteriormente.

O modelo proposto ainda não está validado. Contudo, já é possível realizar simulações de comportamento normal e das conseqüências das principais falhas observadas no conjunto, tais como um aumento gradual do torque devido a alterações nos parâmetros do modelo, e assim observar a curva de degradação.

Foram realizadas uma série de simulações onde, inicialmente, gerou-se uma série de curvas de torque para o modelo de atuador CSR25 cujo comportamento era normal, Fig. 3 (torque máximo igual a 250Nm ou 1pu).

Após, efetuaram-se outras simulações de comportamento de degradação e de falha. Nessas simulações, aumentou-se gradualmente certos parâmetros do modelo.

Como conseqüência, o valor de torque para abrir/fechar a válvula aumentou até atingir o valor de 275Nm (10% de sobretorque, ou 1.1 pu) definido como máximo valor de sobretorque admissível.

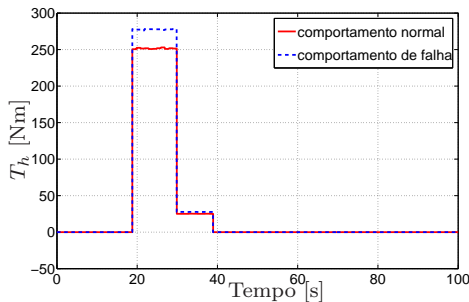


Figura 3: Curvas de torque da haste.

Foram realizados 2 tipos de simulações de comportamento de falha, ver Tabela 1.

Tabela 1: Faixa e taxa de variação de K_2 e K_m .

Parâmetro	Faixa	Taxa
K_2	11.00 - 12.00	0.010
K_m	4.215 - 5.215	0.010

Foram geradas 100 amostras para cada tipo de degradação (variando-se gradualmente os parâmetros K_2 e K_m do modelo) e falha, e 100 parâmetros normais.

As falhas do tipo K_2 correspondem a falhas no segundo sistema de redução cinemática. Mais especificamente, trata-se da quebra do sem-fim.

A falha do tipo K_m corresponde a degradação da mola, equivalente a perda de elasticidade da mola, alterando a sua ação.

3 Ferramentas de Processamento de Sinais e Extração das Características

Os sinais de torque do atuador foram analisados utilizando a transformada Wavelet Packet (Qiu et al., 2006).

Os valores de densidade espectral, divididos em bandas, obtidas a partir da transformada Wavelet Packet foram obtidos a seguir.

3.1 Transformada Wavelet Packet

A transformada Wavelet Packet é uma generalização do conceito da transformada Wavelet discreta. Nessa, o sinal também é dividido em coeficientes de aproximação e detalhamento sucessivamente.

Contudo, ao contrário da transformada Wavelet, os coeficientes de detalhamento também são sucessivamente divididos, decompondo o sinal em forma de árvore binária, chamada Wavelet Packet.

Essa técnica foi usada para extrair características relevantes de sinais, melhorando o desempenho dos classificadores ao obter características importantes por meio da decomposição do sinais em distintas bandas de frequências, com diferentes resoluções.

3.2 Energia da Wavelet Packet

A energia total de um sinal pode ser decomposto em um somatório de componentes de energia da WP que correspondem a diferentes bandas de frequência.

Neste trabalho, fez-se se uso da energia das componentes da Wavelet Packet, E , para realizar a extração das características dos sinais de torque e a classificação de falhas, com $E = \mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_{2N})$, onde N é o número de bandas de frequência, $N = 10$.

4 Avaliação do Desempenho

Os valores de Energia foram utilizados como entradas para o algoritmo do método de Regressão Logística, que foi usado para realizar a avaliação do desempenho do atuador.

4.1 Método de Regressão Logística

O método de Regressão Logística faz parte de uma categoria de modelos estatísticos chamados de Modelos Generalizados Lineares (Djurdjanovic et al., 2003).

Esse método permite obter uma saída discreta, bem como uma classificação, em um grupo de conjunto de dados que pode ser contínuo, discreto, ou binário.

Geralmente a resposta possui dois estados como: presença/ausência ou normal/falha. A Regressão Logística tenta ajustar um mapeamento do espaço de dimensão N para um espaço de saída de uma única dimensão.

O estado do sistema é medido através de um indicador de semelhança entre o comportamento normal (e de falha) e o comportamento recentemente observado de equipamentos e sistemas, conhecido como Valor de Confiança (VC).

A avaliação de desempenho, e o cálculo do VC, de peças e equipamentos feita pelo WA é realizada extraíndo-se as características de degradação e de comportamento normal dos dispositivos a ele conectados.

Assim, pode-se dizer que VC é um indicador quantitativo da qualidade do sistema. Esse, é determinado a partir da análise dos sinais de desempenho observados durante o funcionamento e uso do sistema em questão.

O VC varia de zero a um, onde um valor mais elevado indica que o desempenho está mais perto do normal e um valor mais próximo do zero indica uma maior proximidade da ocorrência de algum tipo de falha, como visto na Fig. 4.

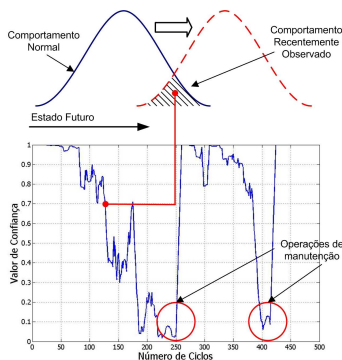


Figura 4: Gráfico do valor de confiança.

Conforme o equipamento degrada, os sinais atuais de desempenho do equipamento vão se diferenciando dos sinais de comportamento normal, reduzindo o VC.

O Valor de Confiança, quando se usa o método de Regressão Logística, é obtido a partir da seguinte expressão:

$$CV(\mathbf{X}) = \frac{1}{1 + e^{-(\lambda_0 + \lambda_1 X_1 + \dots + \lambda_k X_k)}} \quad (4)$$

Após os parâmetros do modelo serem obtidos a partir de amostras de treinamento, o CV do sistema pode ser calculado.

5 Classificação das falhas: Mapas Auto-organizáveis

Os Mapas Auto-organizáveis (MAO), ou mapas de Kohonen, pertencem a uma classe de redes neurais baseadas em um paradigma de aprendizagem não supervisionado e que utilizam técnicas de competição, cooperação e adaptação.

Nos MAO, existe uma interação e competição entre os neurônios dentro de certa vizinhança. Como resultado, apenas um neurônio é declarado como vencedor (Kohonen et al., 1995).

Formalmente, a principal função de um mapa auto-organizável é realizar um mapeamento de dados de entrada dispostos em um espaço \mathcal{R}^n em uma matriz bidimensional, formando uma rede, mantendo a topologia ordenada.

O vetor de entradas (energia das componentes da Wavelet Packet) \mathbf{X} é selecionado aleatoriamente no espaço de entrada (onde $\mathbf{X} = [X_1, X_2, \dots, X_{2N}]^T$) e o vetor peso sináptico do neurônio j será representado por \mathbf{W}_j , $\mathbf{W}_j = [W_{j1}, W_{j2}, \dots, W_{j2N}]^T$, com $j = 1, 2, \dots, L$, onde L é o número total de neurônios na grade.

O processamento interno dos algoritmos do MAO pode ser dividido, simplificada, em três etapas distintas:

- Inicialização: os pesos sinápticos da grade são inicializados.
- Treinamento: é realizada a aquisição do conhecimento pelo mapa;
- Recuperação: os dados de entrada são classificados no mapa.

A etapa de treinamento, pode ser dividida, simplificada, em três fases distintas:

1. Competição: nessa fase procura-se encontrar o melhor casamento (minimizando a distância euclidiana entre os vetores \mathbf{X} e \mathbf{W}_j) do vetor de entrada com os vetores de pesos sinápticos.
2. Cooperação: o neurônio vencedor determina a localização espacial de uma vizinhança topológica de neurônios excitados, fornecendo assim a base para a cooperação entre os neurônios vizinhos.
3. Adaptação: o vetor de pesos sinápticos $\mathbf{W}_j(n)$, no tempo n , é atualizado de forma a se aproximar mais do vetor \mathbf{X} .

Na etapa de recuperação, são avaliadas as formações topológicas dos agrupamentos de neurônios. O método mais usado para realizar essa avaliação é a Matriz de Distâncias Unificada (MDU).

O resultado gerado a partir da MDU sobre o mapa é uma imagem em duas (ou três dimensões), onde o nível de intensidade de cada pixel corresponde a uma distância calculada.

Na imagem, a coloração dos pixels varia de acordo com a intensidade de cada componente da MDU. Regiões que apresentam baixos valores (vales) agrupam neurônios com padrões similares, e as regiões com valores altos (picos) correspondem a fronteiras entre os agrupamentos.

Assim, as condições de comportamento normal, de degradação, e de falha de um sistema podem ser visualizadas em distintos agrupamentos.

6 Resultados

Os resultados gráficos dos VC e dos MAO, para cada um dos tipos de falhas, são vistos na Fig. 5. Pode-se observar que os gráficos do VC obtidos a partir das ferramentas WP e RL, retratam fielmente as condições de comportamento normal, degradação, e falha simuladas.

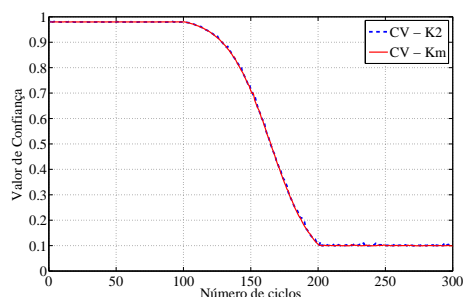


Figura 5: VC - falha do tipo K_2 e K_m .

Através do resultado da recuperação dos MAO, Fig. 6, pode-se observar as três regiões de comportamento: normal, degradação e falha.

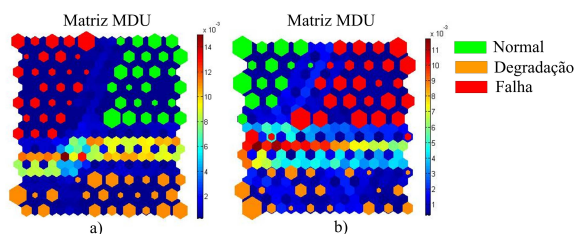


Figura 6: MAO - a) falha do tipo K_2 e b) K_m .

Pode-se observar na Fig. 6 que os dados foram mapeados corretamente. São vistas, na figura, três regiões de comportamento bem distintas. Também é visível a concentração dos dados de degradação no vale inferior e dos dados normais e de falha na parte superior do mapa.

Além disso, os dados de falhas, K_2 e K_m , foram mapeados em diferentes lugares no mapa, o que nos permite fazer uma classificação quanto ao tipo de falha que ocorreu.

7 Conclusão

Este trabalho abordou algumas das atividades desenvolvidas para a implantação de um sistema de manutenção inteligente embarcado nos atuadores elétricos da empresa Coester Automação S.A.

Para tal, fez-se uso das técnicas de processamento de sinais e métodos estatísticos desenvolvidas pelo IMS, mas especificamente a transformada WP e o método de RL. Além disso, foi realizado o desenvolvimento de um sistema de classificação e predição de falhas utilizando-se MAO.

Os resultados gráficos dos VC e dos MAO, para dois tipos de falhas, também foram exibidos. Pode-se observar, através dos resultados, o comportamento normal, de degradação, e de falha corretamente.

Espera-se, no futuro, estimar o tempo de vida útil do atuador. Para isto, pretende-se utilizar algoritmos que tratam da análise temporal nos MAOs como o Temporal Kohonen Map ou o Recurrent Self-Organizing Map, por exemplo.

Referências

- Djurđjanovic, 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**: 109–125.
- Gonçalves, L. F. (2004). *Contribuições para o estudo teórico e experimental de sistemas de geração distribuída*, Master's thesis, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Rio Grande do Sul, Porto Alegre.
- Kohonen, T., Hynninen, J., Kangas, J. and Laksonen, J. (1995). *The self-organizing map program package*, 3.1 edn, Springer (Springer Series in Information Sciences), Rakentajanaukio, Finland.
- Lee, J., Qiu, H., Ni, J. and Djurđjanovic, D. (2004). Infotronics technologies and predictive tools for next-generation maintenance systems, *International Federation of Automatic Control (IFAC)*.
- Qiu, H., Lee, J., Lin, J. and Yu, G. (2006). Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics, *Journal of Sound and Vibration* **289**: 1066–1090.