



MONITORAMENTO EM TEMPO REAL DA QUALIDADE DE SINAIS DE VIBRAÇÕES, UTILIZANDO LÓGICA FUZZY

Tatiana Meola

Universidade Federal de Uberlândia – Av. João Naves de Ávila, Campus Sta Mônica
Tatiana.meola@gmail.com

Marcus Antonio Viana Duarte

mvduarte@mecanica.ufu.br

Resumo: Com o aumento cada vez mais competitivo no mercado, torna-se necessário otimizar e melhorar os processos de fabricação e a qualidade dos produtos, investindo em novas tecnologias. Através da adoção de técnicas preditivas, é possível antecipadamente detectar e diagnosticar defeitos em desenvolvimento nos equipamentos industriais antes da quebra destes, propiciando a programação pontual das intervenções de manutenção. Associando as técnicas de medições de vibração aos recursos da Internet, obtém-se uma combinação significativa para o controle de integridade dos equipamentos em tempo real, e, por conseguinte, realização da manutenção preditiva. Porém, para a execução desta via monitoramento de vibrações, on line, é necessário observar a integridade do sinal medido, ou seja, verificando se o sensor de vibração está colocado no seu devido lugar, se um cabo encontra-se em perfeita condição de operação, se a instrumentação está ligada ou não e demais problemas relacionados com processos de medições. Consequentemente, para superar tais problemas, serão estudadas, neste trabalho, técnicas que envolvam o raciocínio aproximado, tais como sistemas de inferência fuzzy e redes neurais artificiais. Ambas as técnicas foram aplicadas em uma bancada experimental composta por cinco mancais de rolamento (três centrais e dois de apoio) e um motor elétrico. Monitoraram-se apenas os mancais de apoio (autocompensadores) para verificação da qualidade do sinal. Utilizando-se um Teste de Hipótese Nula para comparação de médias, e análises de gráficos Boxplot, foi realizada uma análise de sensibilidade para filtrar 22 parâmetros de vibração escolhidos como sintomas de qualidade de sinal. Após a seleção dos cinco parâmetros mais sensíveis para cada mancal, os mesmos foram utilizados num Sistema de Inferência Fuzzy, o qual se mostrou apto a classificar os sinais coletados para teste ($\approx 100\%$ de acerto).

Palavras-chave: Monitoramento on line, Qualidade de sinais de vibração, Lógica Fuzzy, Manutenção Preditiva.

1. INTRODUÇÃO

A Manutenção Preditiva assume um papel de grande importância em plantas industriais quando consegue atender às duas prementes demandas do competitivo mercado dos dias de hoje : redução de custos e garantia de disponibilidade (Feres et all, 2004).

Através da adoção de técnicas preditivas, é possível antecipadamente detectar e diagnosticar defeitos em desenvolvimento nos equipamentos industriais antes da quebra destes, propiciando a programação pontual das intervenções de manutenção. Com isto, o estoque de peças sobressalentes e o custo da intervenção são reduzidos, juntamente com a eliminação das perdas de produtos provenientes de uma possível parada não-programada.

Tem-se verificado uma redução de até 40% no volume de troca de rolamentos com a adoção da manutenção preditiva (Tebchirani, 2003). E, por outro lado, garantindo-se a boa condição de

funcionamento dos equipamentos industriais, é possível utilizar-se de toda a vida útil projetada para o equipamento. Por consequência, o número de quebras ou “taxa de falha” é diminuído. Por definição, a confiabilidade é a probabilidade do equipamento funcionar. Se a taxa de falha diminui, então, garante-se a confiabilidade do equipamento. Portanto, pode-se dizer que o equipamento fica mais tempo disponível para a produção, daí o impacto da Manutenção Preditiva no regime de produção das plantas industriais.

Segundo Vaz Pinto (2004) os custos de manutenção, dependendo do tipo de indústria, podem representar entre 15% a 30% do custo dos bens produzidos, sendo que 1/3 dos custos de manutenção é desperdiçado como resultado de manutenção desnecessária ou inadequada. Um levantamento recente em indústrias mostrou que, considerando a potência total da Planta Industrial, se gasta, em média, de US\$ 17,00 a US\$ 18,00 / HP / ano com manutenção corretiva; de US\$ 11,00 a US\$ 13,00 / HP / ano com manutenção preventiva, enquanto que para manutenção preditiva esses números ficam em torno de US\$ 7,00 a US\$ 9,00 / HP / ano.

Sendo assim, monitoramento em tempo real é de suma importância na aplicação das técnicas de manutenção preditiva. O conhecimento da condição de integridade de equipamentos e estruturas sujeitos a danos promovidos pela condição de operação é a grande preocupação e a causa de acidentes. Associando as técnicas de medições de vibração aos recursos da Internet, obtém-se uma combinação significativa para o controle de integridade dos equipamentos em tempo real.

Visando utilizar a Internet como ferramenta de informação e comunicação, é possível avaliar a criticidade e severidade de defeitos quando os equipamentos e estruturas estão submetidos a diferentes condições operacionais, possibilitando uma interação on-line para tomada de decisões de intervenção, retirada ou continuidade operacional (Feres et al, 2004).

Porém, para se realizar a manutenção preditiva, via monitoramento de vibrações, on line, é necessário observar a integridade do sinal medido, ou seja, se o sensor de vibração está colocado no seu devido lugar, se um cabo encontra-se em perfeita condição de operação, se a instrumentação está ligada ou não e demais problemas relacionados com processos de medições (Meola, 2005). Para isso, utilizam-se técnicas que envolvam o raciocínio aproximado obtendo-se soluções mais próximas possíveis ao raciocínio humano, tais como sistemas de inferência fuzzy e redes neurais artificiais.

O conceito da lógica difusa (fuzzy) vem da necessidade de aproximar o raciocínio humano ao da lógica executada pela máquina. Invariavelmente, utilizam-se conceitos subjetivos para classificar ou considerar certas situações como: siga em frente “alguns metros”, o dia está “parcialmente nublado”, a classificação de certos objetos como “largo”, “sujo”, “velho”, “jovem”, e outros. Nesses exemplos os termos entre aspas são fuzzy, devido ao fato de serem conceitos vagos e imprecisos. Entende-se a lógica fuzzy como sendo uma situação em que não se pode responder simplesmente ‘sim’ ou ‘não’, é mais apropriado o uso das palavras ‘talvez’ ou ‘quase’, por exemplo.

O sistema de inferência fuzzy (FIS) utiliza a teoria dos conjuntos fuzzy para mapear entradas (característica, no caso de classificador fuzzy) em saídas (classes, para a situação de classificador), (Ferreira e Paranhos, apud Knapp, 2004).

2. OBJETIVO

Este trabalho tem como objetivo monitorar em tempo real a integridade dos sinais de vibrações coletados para mancais de rolamentos de esferas, para realização da manutenção preditiva. Isso será desenvolvido, utilizando-se redes neurais artificiais e lógica fuzzy.

3. METODOLOGIA

Neste trabalho foi utilizada uma bancada experimental composta por um motor elétrico, o qual movimenta um eixo escalonado; dois mancais de rolamentos autocompensadores de esferas, para se evitar pequenos desalinhamentos, e três mancais de rolamentos rígidos de carreira simples de esferas.

Os elementos da bancada, os quais estão ilustrados na Figura 3.1, foram enumerados para se facilitar análises futuras.

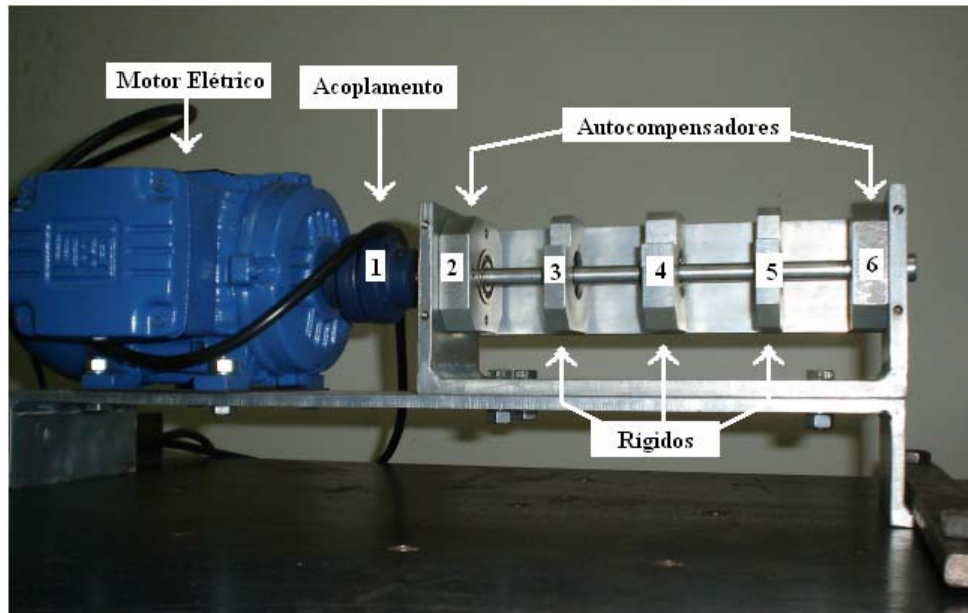


Figura 3.1: Bancada Experimental.

Os sinais foram adquiridos com uma frequência de 16384 Hz, sendo amostrados 40 segundos de sinal, na faixa de frequência de 10 Hz a 10 KHz. Para isso, foram utilizados:

- Um condicionador de sinais Nexus, da B&K, do tipo 2692;
- Um micro computador;
- Dois acelerômetros, da B&K, do tipo 8309;
- Uma placa A/D, da National Instruments, BNC – 2110;

A cadeia de instrumentação está ilustrada na Figura 3.2.

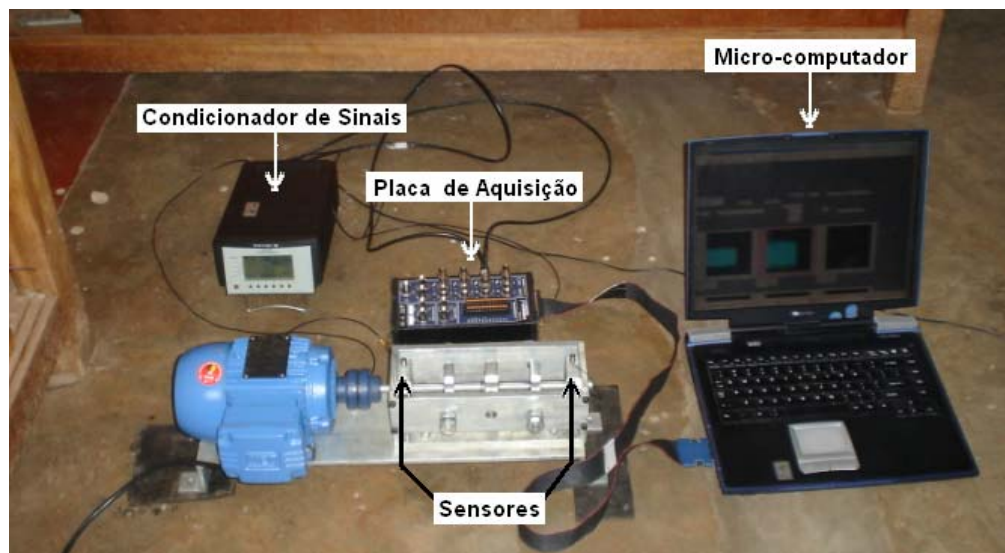


Figura 3.2: Cadeia de instrumentação.

Como o principal objetivo do trabalho é verificar a condição do sinal coletado para fins de manutenção preditiva em tempo real, monitoraram-se os sinais dos mancais 2 e 6, efetuando-se aquisições para o sinal considerado bom, rotulado como “ok”, com os cabos BNC desconectados da

placa de aquisição ou do condicionador, com os cabos dos acelerômetros desconectados do condicionador ou dos sensores, com os cabos BNC danificados, com o condicionador de sinais desligado e para os dois sensores trocados de posição. Algumas aquisições foram feitas para o sistema desligado, objetivando-se estudar a possibilidade de se identificar o evento “máquina desligada”, utilizando-se os sinais de vibração coletados. Os eventos “cabos desconectados”, “condicionador desligado” e “cabos danificados” foram agrupados no evento rotulado de “Problemas de Instrumentação”.

Foram adquiridos 31 sinais considerados “ok”, para os mancais 2 e 6. Os sinais com problemas de instrumentação se deram num total de 22 e 24, para os mancais 2 e 6, respectivamente. E os sinais de sensores trocados de posição foram de 23 e 22, respectivamente.

Principalmente em ambientes industriais, as máquinas não operam isoladamente. Com a máquina monitorada estando desligada, tem-se possibilidade de adquirir os sinais advindos das vibrações de outros equipamentos. Portanto, foram coletados 30 dados com a bancada experimental desligada e um ventilador radial operando do lado da mesma com velocidade de rotação de 2204 rpm. A este evento deu-se o nome de “máquina desligada”.

Para se averiguar a influência de eventos transientes externos à operação da bancada, na integridade dos sinais, realizaram-se 26 ensaios, nos quais pancadas aleatórias foram aplicadas na estrutura do sistema, durante a aquisição dos dados, o que resultou no evento chamado de “evento aleatório”.

3.1. Determinação de Parâmetros Indicativos da Qualidade do Sinal

Para o monitoramento da qualidade dos sinais coletados nos mancais 2 e 6, estimaram-se 22 parâmetros a serem selecionados como os mais sensíveis à anomalias. Esses parâmetros são representados na forma de símbolos, dados por RMS_i e RSR . Onde $i = 1, 2, \dots, 21$.

O RMS_1 é o nível de energia global do sinal, o qual foi estimado principalmente para se detectar sinal medido com máquina desligada.

Os RMS_i , com $i = 2, 3, \dots, 7$, tratam-se dos níveis de energia nas bandas de frequências para os casos definidos como Banda de 1 até 6 (Tabela 3.1), respectivamente. Esses parâmetros foram determinados com a finalidade de serem possíveis indicativos de sensores trocados de posição, uma vez que representam características distintas de cada um dos dois mancais. Portanto, propõe-se que o nível do sinal na região característica de baixa energia para um mancal aumente quando o sensor for trocado de lugar.

Tabela 3.1: Regiões Características dos mancais 2 e 6.

Casos	Bandas de Frequências [Hz]
Banda 1	566 – 640
Banda 2	7055 – 7376
Banda 3	10 – 60
Banda 4	800 – 900
Banda 5	1600 – 1700
Banda 6	2300 – 2600

Os casos de bandas indicadas de 1, 3, 4 e 5 são faixas de frequências de baixa energia vibratória para o mancal 2, e as bandas 2 e 6 são para o mancal 6.

Para se estimar o RMS_8 , o qual é o nível de energia do sinal na banda de 3300 a 4000 Hz, analisou-se o espectro dos sinais adquiridos com a bancada experimental desligada e o ventilador radial ligado. O espectro, em escala logarítmica, está mostrado na Figura 3.3.

Escolheu-se esta faixa de frequência com o objetivo do parâmetro distinguir o sinal de máquina desligada do com problema de instrumentação, principalmente quando o condicionador de sinais

encontra-se desligado. Justifica-se a determinação de tal parâmetro, pois se espera que os níveis nesta banda, decrescerão quando houver problemas de instrumentação.

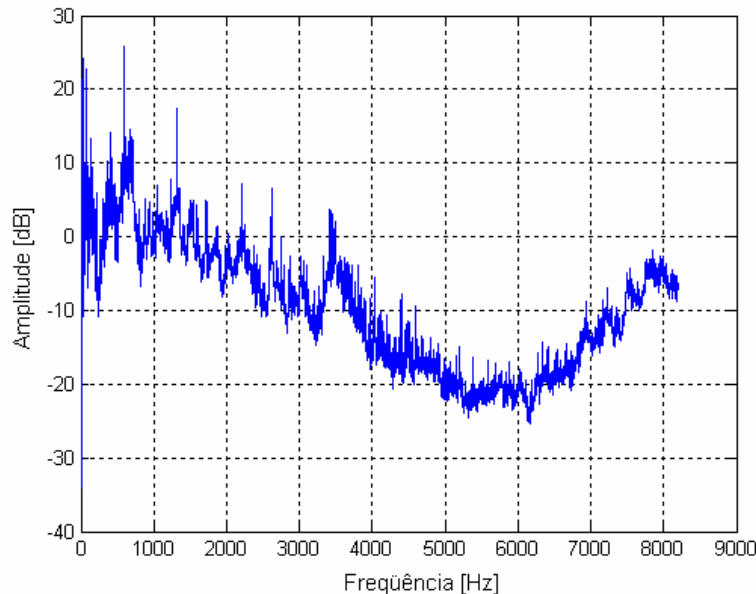


Figura 3.3: Espectro dos sinais adquiridos com a bancada experimental desligada e o ventilador radial ligado.

Os parâmetros RMS_i , com $i = 9, 10, 11$ e 12 , representam, respectivamente, os níveis de energia nas frequências de rotação do eixo da bancada (56.3 Hz), de rede (60 Hz), de 33.8 Hz e de 37.4 Hz e respectivos harmônicos. As análises harmônicas centradas nestas três últimas frequências foram realizadas com intuito de se verificar possíveis problemas na instrumentação. Acredita-se que os níveis para a frequência de 60 Hz e seus harmônicos aumentarão quando houver algum cabo estragado ou desconectado, por exemplo.

Optou-se pela análise harmônica nas frequências de 33.8 e 37.4 Hz, para que se possa diferenciar o sinal com problemas de instrumentação dos sinais “ok” e de máquina desligada. A determinação dessas frequências foi efetuada, via análise espectral dos sinais adquiridos de ambos os mancais (2 e 6), Figura 5.13. As ordens destas frequências contemplam dois picos de amplitudes significativas, o primeiro para o mancal 6 e o segundo para o mancal 2. Espera-se que a energia nestas frequências básicas somadas com as energias de seus harmônicos respectivos harmônicos, decresça para a máquina desligada com relação ao sinal “ok” e que sejam menores ainda para problemas de instrumentação, principalmente por não coincidirem com a frequência de rede.

Os RMS_i , com $i = 13, 14, \dots, 21$ são, respectivamente, os mesmos que os RMS_i , com $i = 2, 3, \dots, 12$, porém normalizados em relação nível de energia global do sinal. Isso é devido ao fato de se tentar evitar que os parâmetros sejam sensíveis à evolução de falhas nos rolamentos.

O RSR, por sua vez, representa a relação sinal ruído, ou seja, é a razão entre o nível de energia para os harmônicos de 60 Hz e o nível global do sinal.

3.2. Análise de Sensibilidade

Realizou-se uma análise de sensibilidade, para se verificar quais dos 22 parâmetros são melhores indicativos da integridade do sinal. Tal análise foi efetuada via Teste de Hipótese Nula, com confiança de 95% , comparando-se as médias dos valores dos parâmetros de sinal “ok” com as médias dos com problemas de instrumentação, dos de sensores trocados e dos de máquina desligada, separadamente.

Para se rejeitar a hipótese de que as médias dos valores são iguais, selecionaram-se, em princípio, os parâmetros com razão entre t_0 e t_α , maiores do que 1.5, para cada um dos mancais.

Desses parâmetros, escolheram-se os mais sensíveis às possíveis anomalias de sinais, para ambos os mancais, via análise visual, utilizando-se gráficos Boxplot. Na Figura 3.4 está mostrado um exemplo desses gráficos.

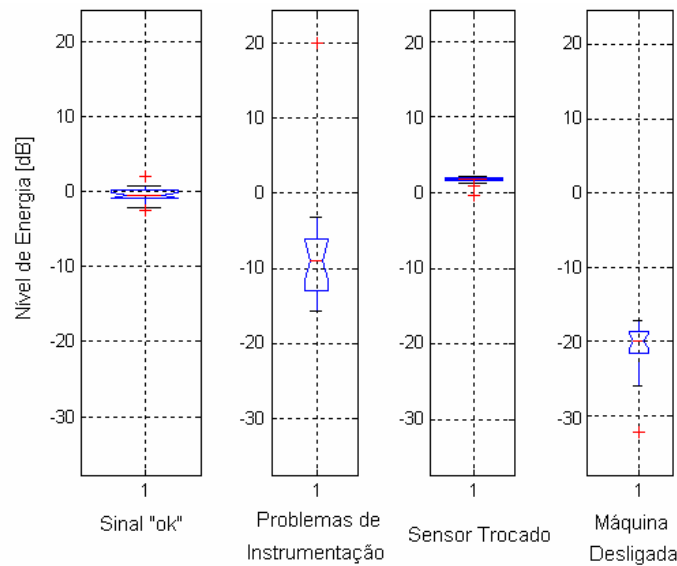


Figura 3.4: Exemplo de gráficos Boxplot para quatro categorias de sinal

Preocupou-se, com os parâmetros que apresentassem maiores distinções entre as quatro classes, ou pelo menos que fossem significativas para diferenciar de duas a três delas. Na Figura 3.4, pode-se verificar que apenas duas classes de sinal têm valores próximos, porém não iguais. Portanto, o parâmetro com estas características pode ser selecionado.

Por fim, desenvolveu-se um sistema de inferência fuzzy para classificação da condição do sinal. Para isso, utilizaram-se cerca de 80 % dos dados para cada categoria de sinal, sendo os outros 20 % separados para teste.

No desenvolvimento da lógica fuzzy, utilizou-se o método de Mandani. As funções de pertinência utilizadas foram do tipo triangular para as quatro saídas do sistema de inferência. No caso das entradas, as funções foram trapezoidais para os parâmetros com poucas dispersões e gaussianas de dois lados para os com maiores dispersões.

Vale ressaltar que os limites das funções de pertinência do sistema de inferência fuzzy foram determinados utilizando-se, também, análise visual de gráficos boxplot. Atribuíram-se os valores 0, 1, 2 e 3, nas funções triangulares, para as saídas de sinal “ok”, problemas de instrumentação, sensores trocados e máquina desligada, respectivamente, como mostrado na Figura 3.5.

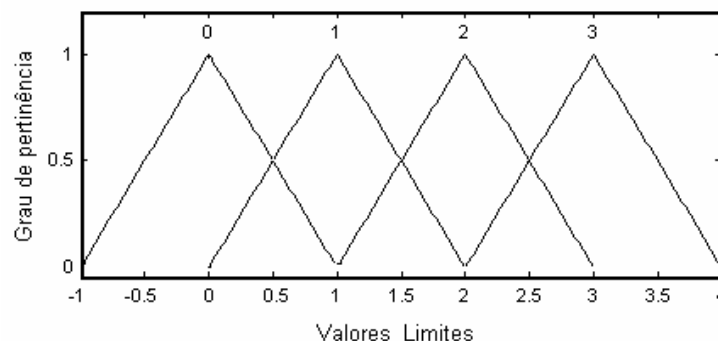


Figura 3.5: Funções de pertinência triangulares para as saídas do sistema de inferência

Para as funções trapezoidais, os limites foram baseados nos valores superiores dos bigodes dos gráficos boxplot de dados considerados de baixos níveis e nos bigodes inferiores dos gráficos de dados com altos níveis. Estas funções estão representadas na Figura 3.6.

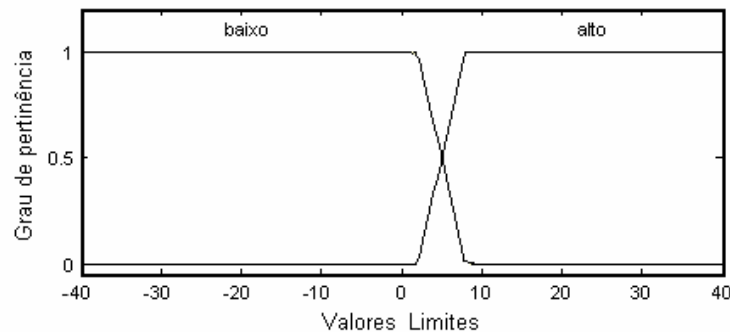


Figura 3.6: Funções de pertinência trapezoidais para as entradas do sistema de inferência com dados sem dispersões significativas

Para as funções gaussianas de dois lados, optou-se por utilizar as medianas dos gráficos Boxplot e 3 vezes o desvio padrão. As funções de pertinência estão representadas na Figura 3.7.

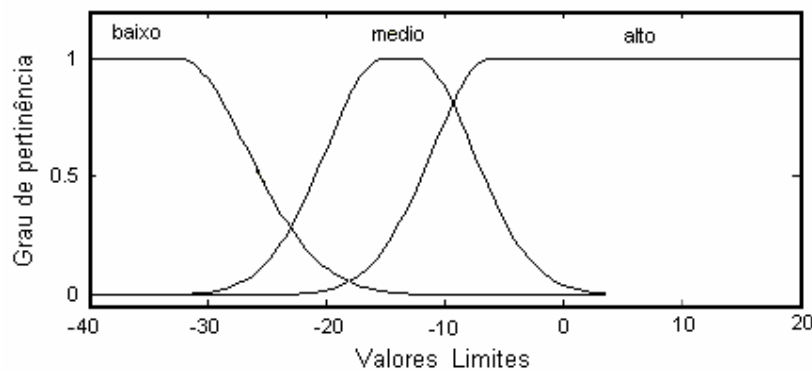


Figura 3.7: Funções de pertinência gaussianas de dois lados para as entradas do sistema de inferência de dados com dispersões significativas

4. RESULTADOS E ANÁLISES

Como era de se esperar, o evento “eventos aleatórios” não implicou em variações significativas nos valores dos parâmetros estudados, quando comparados com o evento “sinal ok”, na realização do Teste de Hipótese nula. Tal fato confirma que qualquer incidente eventual ocorrido no sistema não interfere na qualidade do sinal coletado, uma vez que os parâmetros analisados são referentes a valores médios.

Os parâmetros relacionados com ruído de rede, tais como o nível de energia dos harmônicos de 60 Hz (RMS_{10}) e a relação sinal ruído (RSR) para ambos os mancais, não se mostraram muito eficientes na identificação de sinais com problemas de instrumentação, possivelmente, devido à frequência de rotação da bancada ser próxima a 60 Hz e harmônicos.

Da análise completa de sensibilidade, os parâmetros selecionados para indicar a qualidade dos sinais adquiridos para ambos os mancais 2 e 6, estão mostrados na Tabela 4.1 e 4.2, respectivamente.

Tabela 4.1: Melhores parâmetros indicativos da qualidade do sinal para o mancal 2

Símbolo	Parâmetros
RMS_1	Nível de energia global do sinal
RMS_6	Nível de energia nível de energia na banda de frequência de 1600 a 1700 Hz (Banda 5)
RMS_{18}	Nível de energia normalizado em relação ao nível global do sinal na banda de 2300 a 2600 Hz (Banda 6)
RMS_{19}	Nível de energia normalizado em relação ao nível global do sinal na banda de 3300 a 4000 Hz
RMS_{21}	Nível de energia dos harmônicos de 37.4 Hz normalizado em relação ao nível global.

Tabela 4.2: Melhores parâmetros indicativos da qualidade do sinal para o mancal 6

Símbolo	Parâmetros
RMS_1	Nível de energia global do sinal
RMS_{16}	Nível de energia normalizado em relação ao nível global do sinal na banda de frequências de 800 a 900 Hz (Banda 4)
RMS_{18}	Nível de energia normalizado em relação ao nível global do sinal na banda de 2300 a 2600 Hz (Banda 6)
RMS_{19}	Nível de energia normalizado em relação ao nível global do sinal na banda de 3300 a 4000 Hz
RMS_{21}	Nível de energia dos harmônicos de 37.4 Hz normalizado em relação ao nível global.

Com esses parâmetros foram desenvolvidos os sistemas de inferência fuzzy para ambos os mancais. Nas Tabelas 4.3 e 4.4, estão mostrados os resultados da fuzzy para os mancais 2 e 6 respectivamente.

Tabelas 4.3: Resultados da lógica fuzzy para o mancal 2.

Tipo de Sinal	Número de Testes	Número de Erros da Lógica Fuzzy
“ok”	6	1
Problemas de Instrumentação	5	0
Sensores Trocados	5	0
Máquina Desligada	6	0

Tabelas 4.4: Resultados da lógica fuzzy para o mancal 6

Tipo de Sinal	Número de Testes	Número de Erros da Lógica Fuzzy
“ok”	6	0
Problemas de Instrumentação	5	0
Sensores Trocados	5	0
Máquina Desligada	5	0

Pode-se observar nas Tabelas 4.3 e 4.4 que os resultados para ambos os mancais apresentaram 100 % de acerto, mostrando a eficiência dos sistemas de inferência fuzzy para classificação de sinais.

5. CONCLUSÕES

As principais conclusões deste trabalho são:

- Os resultados obtidos via lógica fuzzy mostraram-se eficientes na classificação de sinais monitorados em tempo real.
- Os parâmetros que se destacaram para ambos os mancais como melhores indicativos da qualidade dos sinais foram o nível de energia global do sinal (RMS_1), os níveis de energia normalizado em relação ao nível global do sinal nas bandas de 2300 a 2600 Hz (RMS_{18}) e de 3300 a 4000 Hz (RMS_{19}) e o nível de energia dos harmônicos de 37.4 Hz normalizado em relação ao nível global.
- É imprescindível uma análise de sensibilidade para se determinar os melhores parâmetros indicativos da integridade de sinais adquiridos de um sistema.
- Para este procedimento, o Teste de Hipótese Nula e a análise estatística via gráficos Boxplot se mostraram expressivamente eficazes.
- Como era de se esperar, os parâmetros de sinais com eventos aleatórios aplicados à bancada não se mostraram sensíveis, comprovando que qualquer incidente eventual ocorrido no sistema não interfere na qualidade do sinal coletado.
- Os parâmetros relacionados com ruído de rede, tais como o nível de energia dos harmônicos de 60 Hz (RMS_{10}) e a relação sinal ruído (RSR) para ambos os mancais, não se mostraram muito eficientes na identificação de sinais com problemas de instrumentação, possivelmente, devido à frequência de rotação da bancada ser próxima a 60 Hz e harmônicos.

6. REFERÊNCIAS

- Feres, P. F., “Monitoramento Contínuo Remoto Baseado em Internet”, Anais do 7o COTEQ, setembro de 2003. Anais em CD.
- Ferreira, A. L. G., Paranhos, J. P. de S., 2004, “Controle em Tempo Real por Lógica Fuzzy”, Projeto Final de Curso, Associação Educacional Dom Bosco, disponível em: <http://www.aedb.br/faculdades/eng/disciplinas/ano6/>
- Meola, T., 2005, “Monitoramento em Tempo Real da Qualidade de Sinais de Vibrações, Utilizando Inteligência Artificial”, Dissertação de Mestrado.
- Pinto, L. A. V., 2004, “Análise de Vibração de Máquinas em Navios e Plataformas Offshore”, Anais do 20º Congresso Nacional de Transportes Marítimos, Construção Naval e Offshore, COPPE/ UFRJ.
- Tebchirani, T. L., 2003, “Manutenção Classe Mundial – Manutenção Preditiva por Análise de Vibrações”, disciplina Projetos V, CEFET – PR. 40 páginas.

REAL TIME MONITORING OF VIBRATION SIGNALS QUALITY USING FUZZY LOGIC

Tatiana Meola

Universidade Federal de Uberlândia – Av. João Naves de Ávila, Campus Sta Mônica
Tatiana.meola@gmail.com

Marcus Antonio Viana Duarte

mvduarte@mecanica.ufu.br

Abstract: *With the increase in competition, it is necessary to optimize and improve the manufacturing procedures and the quality of the products, investing in new technologies and new procedures. Through techniques of prediction, it is possible to detect and identify beforehand developing defects in industrial equipments before the breakdown. Thus, allowing its maintenance. The use of vibration measurements and communication by Internet, it makes possible the control of the integrity of the equipments and the operating conditions of the machines and measuring instruments in real time. However, remote monitoring presents difficulty of checking the integrity of the signal received, such as due to a misplaced vibration sensor, a defective cable, a disconnected machine, etc. Therefore to overcome such problems, this paper studies the use of techniques that involve reasoning, such as fuzzy inference systems to obtain solutions close to human reasoning to verify signal integrity in predictive maintenance. This technique was applied to a experimental setup compound by five ball bearings (three are central and two are to support) and an electric motor. Only the supported bearings (self-aligning ball) were monitored. A Null Hypothesis Test for average comparison and a Boxplot graphics analysis were used to filter the 22 chosen vibration parameters in order to select the best sensitivity of the signals set. After identifying of the five more sensible parameters for each ball bearing, they have been used into a Fuzzy Inference System. The classification tool showed good results close to 100 % of success with a test set.*

Keywords: *Real Time Monitoring Signal, Quality of Signal, Logic Fuzzy, Predictive Maintenance.*