

EXTRAÇÃO DE PARÂMETROS PARA CLASSIFICAÇÃO DE FALHAS EM MOTORES ELÉTRICOS UTILIZANDO BANCO DE FILTROS DAUBECHIES.

MARCUS V. M. VARANIS¹, ROBSON PEDERIVA¹.

1 . *Laboratório de Vibrações e Controle, Departamento de Projeto Mecânico, Universidade Estadual de Campinas.*

E-mails: mvaranis@fem.unicamp.br, robson@fem.unicamp.br

Abstract— Electric motors are very important components in most industrial plant equipment. The many faults occurring in induction machines can generate severe consequences in the industrial process. The main problems are related to high production costs, worsening the conditions of the process and security, and especially poor quality of the final product. Many of these failures appear to be progressive. This work presents a contribution to the study of Implementation Techniques for Signal Processing Based on Wavelet Transform using the Daubechies filters, obtained from vibration signals.

Keywords— Electric Motors, Machinery - Defects, Vibration, Wavelet Transform

Resumo— Motores elétricos são componentes de grande importância na maioria dos equipamentos de plantas industriais. As diversas falhas que ocorrem nas máquinas de indução podem gerar consequências severas no processo industrial. Os principais problemas estão relacionados à elevação dos custos de produção, piora nas condições do processo e de segurança e, sobretudo piora na qualidade do produto final. Muitas destas falhas mostram-se progressivas. Neste trabalho, apresenta-se uma contribuição ao estudo da Implementação de Técnicas de Processamento de Sinais Baseadas na Transformada Wavelet com uso de filtros Daubechies, obtidos a partir de sinais de vibração.

Palavras-chave— Motores elétricos, Máquinas – Defeitos, Vibração, Transformada Wavelet.

1 Introdução

A crescente necessidade de monitoramento e diagnóstico de máquinas e equipamentos industriais, tem alavancado o crescimento de pesquisas de novas técnicas de análise e processamento de sinais com objetivo de obterem-se informações relevantes sobre dados medidos.

Técnicas clássicas de processamento de sinais e análise estatística de sinais e séries temporais, como transformada rápida de Fourier, densidade Espectral de Potencia, métodos de correlação e outras transformadas integrais, têm sido utilizados já há algumas décadas na detecção de falhas de máquinas e componentes. Tais técnicas mostram-se bastante eficientes e estão plenamente consolidadas em soluções de engenharia quando a análise é feito em regime estacionário. Entretanto, os resultados demonstram que esse tipo de análise não é capaz de detectar anomalias não repetitivas ou quando a ocorrência se da em um período de tempo muito curto, e, sobretudo na análise de sinais não estacionários e transitentes.

É amplamente conhecido e discutido na literatura que a análise de sinais do tipo não estacionários ou transitentes, pode ser feitas através de técnicas estatísticas, densidade espectral de potencia, além do uso da transformada De Fourier de tempo curto (Short Time Fourier Transform), que também é utilizada para análises onde é necessária a relação tempo-frequência.

Nas últimas duas décadas, a transformada Wavelet tem sido utilizada, com sucesso em nas mais di-

versas áreas do conhecimento científico, na área de monitoramento e detecção de falhas em sistemas mecânicos e muitos outros campos da engenharia, vários estudos fazem o uso da transformada Wavelet com relativo sucesso, isso pode ser visto nos trabalhos de e também apresenta uma abordagem bastante interessante do tema. O crescente uso de técnicas baseadas na transformada Wavelet pode ser notado dado o número de trabalhos e publicações na área.

Inúmeros trabalhos buscam caracterizar fenômenos transitentes através da utilização de técnicas baseadas na transformada Wavelet, o trabalho de e também o trabalho de Gao demonstram sua eficiência para análise de sinais dessa natureza.

Outra característica importante da transformada Wavelet é a sua eficácia em problemas onde se faz necessário a identificação temporal das frequências presentes em sinal ou série temporal, nesse tipo de abordagem, técnicas baseadas em Wavelet levam grande vantagem sobre outras transformadas integrais e técnicas clássicas, pois, permite a localização do tempo da frequência simultaneamente, sem a necessidade de mudança de domínio.

No sentido de monitoramento e detecção de falhas diversos trabalhos propõe o uso da transformada Wavelet, mesmo em problemas que envolvem sinais do tipo estacionário, isso pode ser constatado nos trabalhos de Gao e também nos trabalhos de Tse.

2 Transformada Wavelet discreta: Analogia com banco de filtros

Uma forma de entendimento da transformada Wavelet, sob a ótica do processamento de sinais, é analogia com banco de filtros que na década 90 foi amplamente divulgada pelos trabalhos de Strang. Porém, varias etapas dessa analogia são pouco exploradas e por vezes omitidas na literatura. O objetivo desse tópico é demonstrar que a estrutura de decomposição da Transformada Wavelet equivale a um banco de filtros passa-baixa e passa-alta.

2.2 Banco de filtros

Seja o mapa $\Omega_{j,0} \rightarrow \Omega_{j+1,0}$, que passa a ser representado pelo operador H, e o mapa $\Omega_{j,0} \rightarrow \Omega_{j+1,1}$, que será representado pelo operador G. Na Figura 1, apresenta-se a ilustração para o esquema de projeção dos operadores G e H.

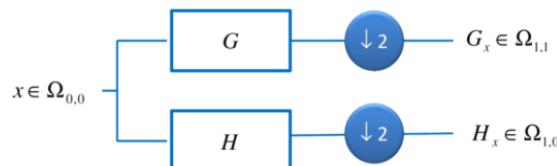


Figura 1 – Esquema de projeção dos operadores H e G.

A operação apresentada na Figura 1 consiste de dois estágios separados onde $g = \{g[n]\}_{n=0}^{L-1}$ e $g = \{g[n]\}_{n=0}^{L-1}$, são filtros do tipo passa-alta e passa-baixa de tamanho L, respectivamente, e operador $\downarrow 2$, implica uma decimação por dois a cada etapa da operação. Nas equações (1) e (2), apresentam-se as expressões que descreve essa operação. A decimação é um processo de descarte espaçado de amostras de um dado sinal discreto, este procedimento equivale a reamostrar o sinal contínuo com uma frequência de amostragem menor (WEEKS, 2011).

$$(Hx)_n = \sum_{k=0}^{L-1} h[k]x[2n-k] \quad (1)$$

$$(Gx)_n = \sum_{k=0}^{L-1} g[k]x[2n-k] \quad (2)$$

Segundo Mallat, operadores G e H são conhecidos com “Quadrature Mirror Filters” (QMF), e devem satisfazer devem satisfazer as condições de ortogonalidade, mostrada nas Equações (3) e (4).

$$HG^* = GH^* \quad (3)$$

$$HH^* = GG^* = I \quad (4)$$

Na Equação 4 * denota o operador adjunto e é representação da matriz identidade.

Na Figura 2, faz-se a ilustração da analogia do código de sub-bandas (subband coding) com a transformada Wavelet Discreta.

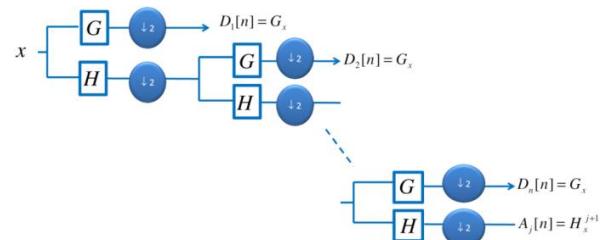


Figura 2 – Subband Coding e Transformada Wavelet.

Os Filtros do tipo QMF (“Quadrature Mirror Filters”) estão relacionados à função Wavelet e a função de escala da forma que segue,

$$h[n] = \langle \varphi(t), \sqrt{2}(2t-n) \rangle \quad (5)$$

$$g[n] = \langle \psi(t), \sqrt{2}(2t-n) \rangle \quad (6)$$

As expressões apresentadas em (5) e (6), discretizam e relacionam os filtros G e H com a função Wavelet e a função escala, respectivamente. Desta forma pode-se entender a transformada Wavelet Discreta como uma operação de filtragem de um sinal, através de bancos de filtros.

Sendo G e H filtros do tipo QMF, essa característica também permite a reconstrução do sinal através dos coeficientes da transformada Wavelet, ou seja, a operação admite a inversão do processo, o que matematicamente denomina-se construção da Transformada Inversa. Na teoria QMF essa característica é chamada de reconstrução perfeita. Na Figura 3, representa-se o processo de decomposição e reconstrução perfeita do sinal através de banco de filtros.

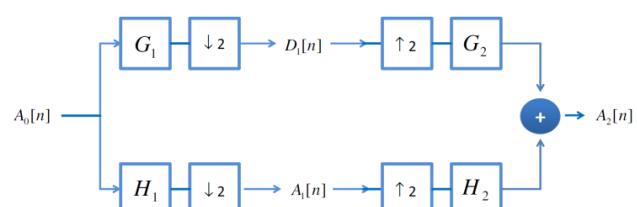


Figura 3 – Decomposição e reconstrução através de banco de filtros.

2.3 Wavelets escritas como Filtros H e G

A escolha do filtro Wavelet no processo de decomposição e reconstrução do sinal também traz algumas discussões, como consequência da escolha do filtro que será crucial para obter-se, ou não, uma perfeita

reconstrução do sinal original. Essa perfeita reconstrução é realmente possível e significativa. É sabido que o downsampling das componentes do sinal executado durante a fase de decomposição introduz uma distorção chamada aliasing, (Strang, 1997) Se escolhermos adequadamente e cuidadosamente os filtros para as fases de decomposição e reconstrução (que são muito parecidas, mas não idênticas), pode-se eliminar os efeitos de aliasing. Em geral tal escolha remete assim a filtros Wavelet com suporte alto. (GUIDO, 2011).

2.4 Resposta ao Impulso

Os filtros digitais FIR são filtros que tem uma resposta ao impulso de duração finita de natureza não recursiva, ou seja, a saída depende apenas da entrada atual e entradas anteriores. A grande vantagem dos filtros digitais FIR é que, uma propriedade inerente os permite realizar uma resposta em frequência com fase linear. Em muitas aplicações, principalmente em aplicações de áudio é importante manter a fase linear do sinal de entrada. Outras características destes filtros são ser sempre estáveis e sem pólos (Strang, 1997).

Uma desvantagem dos filtros FIR é que para realizar as mesmas características de um filtro IIR ele precisar ter uma ordem mais elevada e isto se traduz a um maior gasto computacional.

Neste trabalho serão utilizados os filtros Daubechies.

2.5 Transformada Wavelet Packet

A transformada Wavelet Packet é a generalização do conceito da Transformada Wavelet discreta, onde a decomposição não é feita apenas sobre as bandas de baixa frequência, mas, também sobre as bandas de alta frequência, de forma que a resolução tempo frequência pode ser escolhida de acordo com o sinal.

A transformada Wavelet discreta pode ser implementada como um banco de filtros com melhor resolução em frequência, em baixas frequências e melhor resolução temporal em altas frequências. Na análise discreta os coeficientes Wavelet são divididos em aproximação e detalhe, porém, apenas os coeficientes de aproximação são divididos novamente em coeficientes de aproximação e detalhe, chamado de 2º nível de decomposição. Esse processo pode ser repetido vezes onde representa o tamanho do sinal amostrado (Liu, 2005).

O resultado da decomposição de um sinal através da Transformada Wavelet Packet permite obter-se uma informação muito mais apurada sobre o conteúdo de frequências do sinal.

3 Metodologia

A bancada de teste é composta por um motor de indução trifásico {1}, uma máquina de corrente contínua {4}, um banco de resistência variável, um variavolt trifásico, um sistema de medição e um microcomputador. A máquina de corrente contínua funciona como gerador, alimentando um banco de resistências, atuando como carga para o motor de indução. Variando-se a corrente de excitação do campo do gerador CC ou alterando o banco de resistências, consegue-se, consequentemente, variação da carga do motor. Na Figura 4 tem-se uma visão geral da bancada de testes.

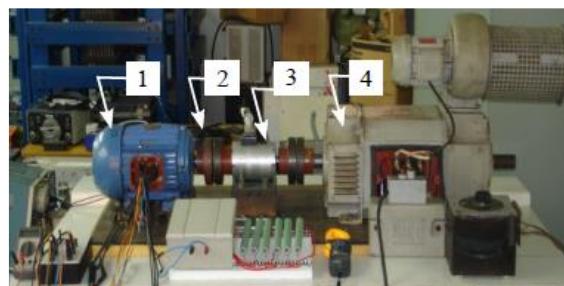


Figura 4 – Bancada de Testes.

Para detecção de falhas elétricas foi proposto a seguinte esquema de aquisição e processamento.

1. Faz-se a aquisição do sinal de aceleração de partida do motor no domínio do tempo, inicialmente com 20480 pontos, com frequência de amostragem de 5000 Hz, a partir de 4 acelerômetros, posicionados motor de indução trifásico mostrado na Figura 4 .
2. Reduz-se o tamanho do sinal com 8196 pontos, número de pontos suficientes para analisar-se apenas o regime transiente.
3. Aplica-se a Transformada Wavelet Packet, ate o 4 º nível de decomposição, resultando em 16 packets.
4. Calcule-se a Energia de cada Packet.
5. Cacula-se a energia normalizada de cada Packet.
6. Monta-se o vetor de energia e fazem-se as análises dos resultados.

4 Resultados

Dos ensaios realizados, mediram-se os sinais de aceleração do motor em três condições: Normal, Desequilíbrio de Fase e Curto-circuito. Para cada condição foram realizadas 30 medições, das quais se escolheu aleatoriamente 8 sinal de cada condição para análise. A seguir apresentam-se os resultados para cada condição do motor.

4.1 Condição Normal

Para condição Normal utilizou-se 8 sinais, aquisitados e escolhidos aleatoriamente. Para efeito de comparação utilizou-se em todos os testes três tipos de filtros Wavelets: Daubechies-5, Daubechies-10 e Daubechies-20.

Na Figura 5 apresentam-se os sinais de partida do motor de indução trifásico, com 8196 pontos, em condição normal.

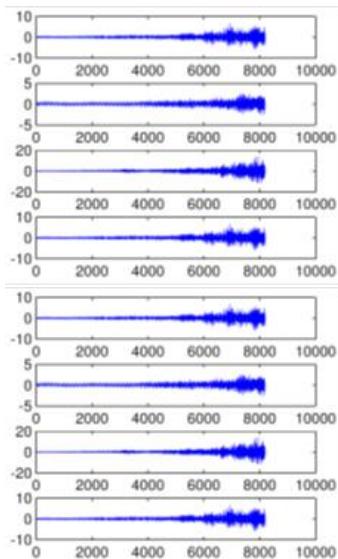


Figura 5 – Sinal de partida do motor em Condição Normal
Amostra de 8192 pontos

Na Figura 6 apresentam-se as análises de energia normalizada do sinal transformado, e percebe-se que existe maior concentração de Energia nos Packets 3 e 7, essa assinatura pode ser vista em todos os resultados, para tal análise utilizou-se o Filtro Daubechies-5.

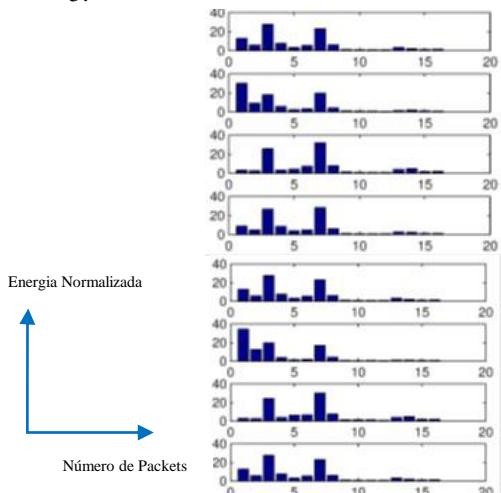


Figura 6 – Condição Normal análise de Energia Daubechies-5

4.2 Desequilíbrio de fase

O desequilíbrio de fase ou desbalanceamento de tensão é caracterizado pela existência de níveis de tensão diferentes entre duas fases. Ele é geralmente identificado através da análise da corrente do motor elétrico. No entanto, como a técnica de análise de vibração é normalmente aplicada em plantas industriais, à detecção do desequilíbrio de fase através dessa técnica torna-se uma importante contribuição para os programas de manutenção preditiva.

Na Figura 7 apresentam-se os sinais de partida do motor de indução trifásico, com 8196 pontos, em desequilíbrio de fase.

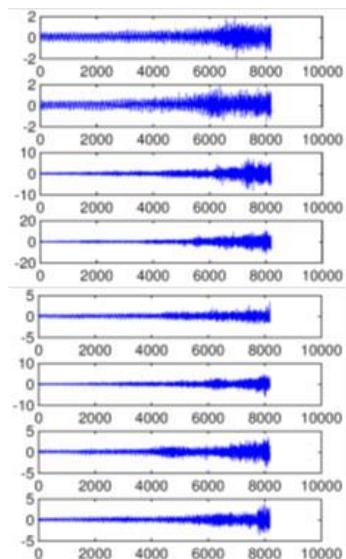


Figura 7 – Sinais de partida do motor em desequilíbrio de fase – amostra 8192 pontos

A análise de energia proposta, assim como na condição normal também utilizou três tipos de filtros Wavelets: Daubechies-5, Daubechies-10 e Daubechies-20. Utilizou-se 8 sinais aquisitados e escolhidos aleatoriamente. Os resultados são apresentados na Figura 8. Pode-se visualizar a que a maior concentração de Energia normalizada não se encontra nos Packets 3 e 7, percebe-se uma distribuição maior nos Packets iniciais, essa assinatura foi fortemente verificada nas medições.

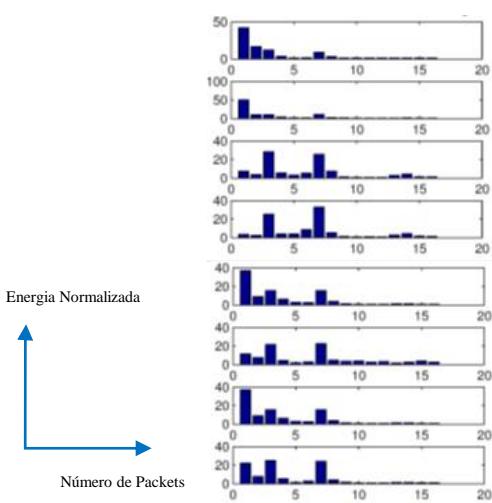


Figura 8–Desequilíbrio de Fase análise de Energia Daubechies-5

4.3 Curto-circuito

Este tipo de falha no isolamento é tipicamente causado por contaminação do enrolamento, abrasão, vibração ou surtos de tensão, podendo ser agravada por falhas ou ineficiência do processo de impregnação, incluindo-se aí a utilização de condutores e verniz ou resina de má qualidade, mal preservados, ou incompatíveis com a classe térmica e tensão do equipamento.

Na Figura 9, apresentam-se os sinais de partida do motor de indução trifásico, com 8196 pontos, em curto circuito.

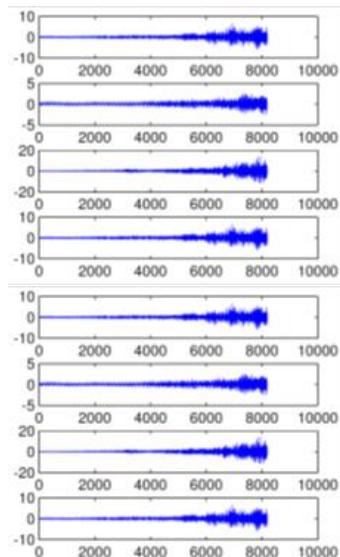


Figura 9 – Sinais de partida do motor em curto-circuito – amostra 8192 pontos

A análise de energia proposta, assim como na condição normal também utilizou três tipos de filtros Wavelets: Daubechies-5, Daubechies-10 e Daubechi-

es-20. Utilizou-se 8 sinais aquisitados e escolhidos aleatoriamente.

Os resultados são apresentados na Figura 10.

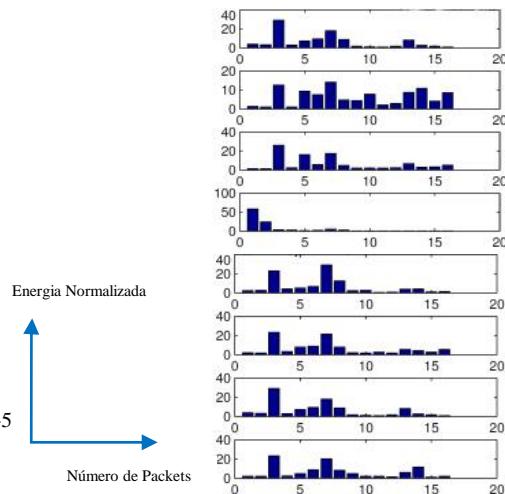


Figura 10– Curto-circuito análise de Energia Daubechies-10

5 Conclusões e discussões

Não se detectou variações significativas nos resultados do cálculo das Energias dos packets resultantes da decomposição Wavelet usando diferentes filtros Daubechies, porém, em todas as aplicações para o conjunto de sinais testados em regime transitório notou-se um padrão característico da distribuição de energia normalizada. Tais parâmetros de energia podem ser entregues posteriormente a um Classificador estatístico ou a uma rede neural artificial.

Outra possibilidade seria o uso da técnica de análise em componentes principais para redução da dimensão do conjunto de parâmetros extraídos.

A eficiência da extração está fortemente associada à escolha do filtro Wavelet. Os filtros de Daubechies mostram-se bastante eficientes para análise de sinais de vibração.

Talvez apenas parâmetro de energia normalizada não seja suficiente para classificação da falha, pode-se então utilizar outros parâmetros associados à transformada Wavelet como a Entropia para melhora do percentual de acertos na posterior classificação.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao Capes pelo apoio financeiro.

Referências Bibliográficas

- B. Liu. (2005). Selection of wavelet packet basis for rotating machinery fault diagnosis, *Journal of Sound and Vibration* 284 567–582. DOI: [10.1016/j.jsv.2004.06.047](https://doi.org/10.1016/j.jsv.2004.06.047)
- C. Wang, R .Gao. (2003). Wavelet transform with spectral post-processing for enhanced feature extraction, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 52 (4) 1296–1301. DOI: [10.1109/TIM.2003.816807](https://doi.org/10.1109/TIM.2003.816807)
- D. Zhao, J. Yan. (2011). Performance prediction methodology based on pattern recognition, *Signal Processing* 91 2194–2203.
- G. Strang, T. Nguyen. (1997). *Wavelets and Filters Banks* Wellesley-Cambridge Press, Wellesley, USA.
- I. Daubechies. (1992). “Ten Lectures on Wavelets,” Society for Industrial and Applied Mathematics SIAM. DOI: [10.1137/1.9781611970104](https://doi.org/10.1137/1.9781611970104)
- M. Weeks. (2011). *Digital Signal Processing Using Matlab and Wavelets*. Jones and Barlett Publishers, Boston.
- P. W. Tse, W. Yang, H .Y. Tam. (2004). Machine fault diagnosis throughan effective exact wavelet analysis, *Journal of Sound and Vibration* 277 1005–1024. DOI: [10.1016/j.jsv.2003.09.031](https://doi.org/10.1016/j.jsv.2003.09.031)
- R. C. Guido. (2011). “A note on a practical relationship between filter coefficients and scaling and wavelet functions of Discrete Wavelet Transforms,” *Applied Mathematics Letters*, Volume 24, Issue 7, Pages 1257-1259, July 2011. DOI: [10.1016/j.aml.2011.02.018](https://doi.org/10.1016/j.aml.2011.02.018)
- R. Yan, R. Gao. (2009) . Wavelet transform: a mathematical tool for non-stationary signal processing, *IEEE Instrumentation and Measurement Magazine* 12 (5) 35–44. DOI: [10.1109/MIM.2009.5270529](https://doi.org/10.1109/MIM.2009.5270529)
- S Mallat. (2009). *A Wavelet Tour of Signal Processing*, Third Edition: The Sparse Way. Elsevier.