

MONITORAMENTO DE FALHAS EM MÁQUINAS ROTATIVAS USANDO A TRANSFORMADA DE WAVELET PACKET

D. F. A Santiago

CEFET-PI / Centro Federal de Educação Tecnológica do Piauí - UNED / Floriano
Rua Francisco Urquiza Machado, 462, CEP 64.800-000 Floriano - PI
E-mail: darley@cefetpi.br, darleyarruda@bol.com.br

R. Pederiva

UNICAMP / Universidade Estadual de Campinas - Faculdade de Engenharia Mecânica
Caixa Postal: 6051, CEP 13.083-970 Campinas - SP
E-mail: robson@fem.unicamp.br

RESUMO

Neste trabalho apresenta-se uma nova metodologia para compactação de dados utilizando a energia contida no sinal em bandas de frequências específicas através da Transformada de Wavelet Packet (WPT) usando sinais reais e simulados. Inicialmente, utilizam-se dois sinais simulados para aplicação da metodologia desenvolvida. O primeiro sinal simulado possui características estacionárias, e o segundo possui características estacionárias e não-estacionárias.

Em seguida, aplica-se a Transformada de Wavelet Packet (WPT) na análise de sinais estacionários e não-estacionários, usando dados reais. Para isto, foi utilizada uma bancada experimental de testes. As falhas introduzidas na bancada de testes foram o desalinhamento e folga mecânica. A condição normal ou sem defeito foi utilizada para efeito de comparação com as condições com falhas. O objetivo deste estudo é mostrar a possibilidade de aplicação da WPT como uma técnica alternativa de extração e compactação de parâmetros, principalmente no diagnóstico de falhas introduzidas numa máquina rotativa. A fórmula da entropia de Shannon é utilizada para quantificar a energia contida no sinal em cada banda de frequência através da wavelet packet, pois a presença de falhas na máquina indica níveis significativos de energia relacionados às frequências do defeito. Os resultados mostram que a análise baseada na decomposição de um sinal através da wavelet packet e na quantificação de sua energia em bandas de frequências específicas permite a extração e obtenção de informações de forma bastante compacta. Estes aspectos são muito importantes, primeiro, no monitoramento das vibrações de sistemas mecânicos, pois pode-se quantificar os valores máximos de energia contidos no sinal de forma compacta e relacioná-los a frequência do defeito ou a presença de impulsos; segundo, em tarefas de reconhecimento de padrões com aplicações em redes neurais visando o monitoramento de vibrações de sistemas dinâmicos.

PALAVRAS-CHAVE: Manutenção preditiva, Máquinas rotativas, Wavelet packet

1. INTRODUÇÃO

O crescimento da competitividade e os novos desafios de aumento de produtividade entre as indústrias têm exigido máquinas cada vez mais complexas e sofisticadas, por isso, o sistema de monitoramento da condição dessas máquinas tem se tornado muito importante. Um sistema confiável de monitoramento da condição de máquinas proporciona os seguintes benefícios: redução do número de falhas e de intervenções não planejadas da manutenção, diminuição do tempo de parada das máquinas, redução dos custos de manutenção e operação, e conseqüentemente, aumento da vida útil dos equipamentos e do nível de segurança dos componentes. Estas razões têm possibilitado o surgimento e o desenvolvimento rápido de novas técnicas ou métodos de diagnóstico de falhas mecânicas. Diversos são os métodos de diagnóstico de falhas, dentre eles, podemos citar a análise de vibrações, técnicas baseadas em modelos, análise estatística e técnicas de inteligência artificial (Edwards *et al.*, 1998).

Muitos programas de manutenção preditiva e sistemas de diagnóstico de falhas utilizam a condição da máquina para identificar e classificar falhas através da análise de vibrações (Zhang *et al.*, 1996). A análise de vibrações tem sido largamente usada no diagnóstico de falhas e monitoramento da condição de máquinas rotativas e é feita, em geral, no domínio do tempo ou no domínio da frequência.

Os métodos no domínio do tempo são geralmente mais sensíveis à análise de sinais de natureza transitória. Características contidas nos sinais com defeitos que estão sendo monitorados podem ser extraídas por esses métodos. Dentre os principais métodos no domínio do tempo, pode-se citar, valor de R.M.S., valor de pico, fator de crista, kurtosis. Estes parâmetros, uma vez caracterizados, freqüentemente fornecem diagnósticos satisfatórios. Contudo, se estas falhas têm comportamento complexo, por exemplo, não-estacionário ou transiente, estes métodos no domínio do tempo não são confiáveis o suficiente para diagnosticá-los.

Os métodos no domínio da frequência e que normalmente são utilizados no monitoramento de máquinas rotativas incluem Análise Espectral, Análise Cepstral e Análise de Envelope. Para sinais estacionários a análise espectral ou transformada de Fourier (FT) é extremamente útil. Entretanto, ela não é muito adequada para a análise de sinais cujo comportamento é de natureza não-estacionária ou transiente. Para tratar estes sinais, várias técnicas de análise em tempo-frequência (Transformada de Gabor, Wigner-Ville, etc.) e tempo-escala (Transformada de Wavelet) foram desenvolvidas. A Transformada de Wavelet (WT) é uma ferramenta efetiva para o processamento de sinais estacionários e não-estacionários. A WT possibilita fornecer informações contidas no sinal simultaneamente no domínio do tempo e frequência (Santiago, 2004).

Neste trabalho apresenta-se uma nova metodologia para compactação de dados utilizando a energia contida no sinal em bandas de frequências específicas através da Transformada de Wavelet Packet (WPT) usando sinais reais e simulados. Inicialmente, utilizam-se dois sinais simulados para aplicação da metodologia desenvolvida. O primeiro sinal simulado possui características estacionárias, e o segundo possui características estacionárias e não-estacionárias. Em seguida, aplica-se a Transformada de Wavelet Packet (WPT) na análise de sinais estacionários, usando dados reais. Para isto, foi utilizada uma bancada experimental de testes. As falhas introduzidas na bancada de testes foram o desalinhamento e folga mecânica. A condição normal ou sem defeito foi utilizada para efeito de comparação com as condições com falhas. O objetivo deste estudo é mostrar a possibilidade de aplicação da WPT como uma técnica alternativa de extração e compactação de parâmetros, principalmente no diagnóstico de falhas introduzidas numa máquina rotativa. A fórmula da entropia de Shannon é utilizada para quantificar a energia contida no sinal em cada banda de frequência através da wavelet packet, pois a presença de falhas na máquina indica níveis significativos de energia relacionados às frequências do defeito. Os resultados mostram que a análise baseada na decomposição de um sinal através da wavelet packet e na quantificação de sua energia em bandas de frequências específicas permite a extração e obtenção de informações de forma bastante compacta. Estes aspectos são muito importantes, primeiro, no monitoramento das vibrações de sistemas mecânicos, pois pode-se quantificar os valores máximos de energia contidos no sinal de forma compacta e relacioná-los a frequência do defeito ou a presença de impulsos; segundo, em tarefas de reconhecimento de padrões com aplicações em redes neurais visando o monitoramento de vibrações de sistemas dinâmicos.

2. TRANSFORMADA CONTÍNUA DE WAVELET

Um dos objetivos da análise de sinais é extrair informação relevante de um sinal, seja ele estacionário ou não-estacionário. Geralmente, isto é feito utilizando-se alguma transformação. Para sinais estacionários a análise espectral ou transformada de Fourier (FT) é extremamente útil porque a frequência contida no sinal é de grande importância.

A Transformada de Fourier de um sinal estacionário $x(t)$ é dada pela seguinte expressão:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot e^{-i2\pi ft} dt \quad (2.1)$$

A análise dos coeficientes $X(f)$ define a frequência global f do sinal $x(t)$. Por outro lado, muitos sinais têm natureza não-estacionária e transiente tais como, impactos, choques, início e fim de eventos, etc. Estes sinais possuem características, que são freqüentemente, a parte mais importante do sinal e a transformada de Fourier não é muito adequada para detectá-las (Rioul & Vetterli, 1991; Lee *et al.*, 1999). Num esforço para corrigir esta deficiência, Dennis Gabor em 1946 foi quem primeiro adaptou a transformada de Fourier para analisar somente uma pequena seção do sinal no tempo (Misiti *et al.*, 1997). Essa técnica de janelamento do sinal é conhecida como Transformada de Fourier de Curta Duração (STFT). Matematicamente, a STFT pode ser definida como uma transformada de Fourier com janela e é função da frequência f e da posição b :

$$STFT(f, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot g(t-b) e^{-i2\pi ft} dt \quad (2.2)$$

onde, $g(t)$ é uma função janela do sinal $x(t)$ cuja posição é transladada no tempo por b . A STFT transforma um sinal no domínio do tempo em uma função bidimensional no domínio tempo-frequência (f, b) , a qual pode ser representada através de um espectograma.

Existem algumas limitações associadas a STFT. Uma delas diz respeito à largura da janela, cujo valor é constante para todas as frequências, como mostra a Figura 2.1(a). Uma janela larga (maior número de amostras) permite uma boa resolução no domínio da frequência, mas resolução pobre no domínio do tempo, e vice versa (Misiti *et al.*, 1997). Então, com a STFT não é possível obter uma boa resolução no domínio do tempo e da frequência, simultaneamente. Em situações práticas, chega-se a um compromisso entre as duas resoluções, ou seja, escolhe-se uma janela que possibilite a obtenção de informações no domínio do tempo e frequência. Essas informações têm precisão limitada devido à largura da janela (Gaul & Hurllebus, 1997). Assim, a transformada de Fourier de curta duração introduz uma escala, a qual é dada pela largura da janela, e analisa o sinal do ponto de vista dessa escala. Se o sinal possui detalhes importantes fora dessa escala, têm-se problemas na análise.

Para resolver esse problema da transformada de Fourier de curta duração, deve-se definir uma transformada que seja independente da escala. Essa transformada não deve usar uma escala fixa na análise, mas sim variar a escala para evitar compromisso com uma escala específica. Essa transformada é conhecida como Transformada de Wavelet (WT). Ela possibilita que um sinal seja analisado com boa resolução no tempo ou frequência, como mostra a Figura 2.1(b). Por exemplo, para uma janela estreita, tem-se uma boa resolução no tempo e baixa resolução em frequência. Por outro lado, para uma janela larga, tem-se boa resolução em frequência e baixa resolução no tempo.

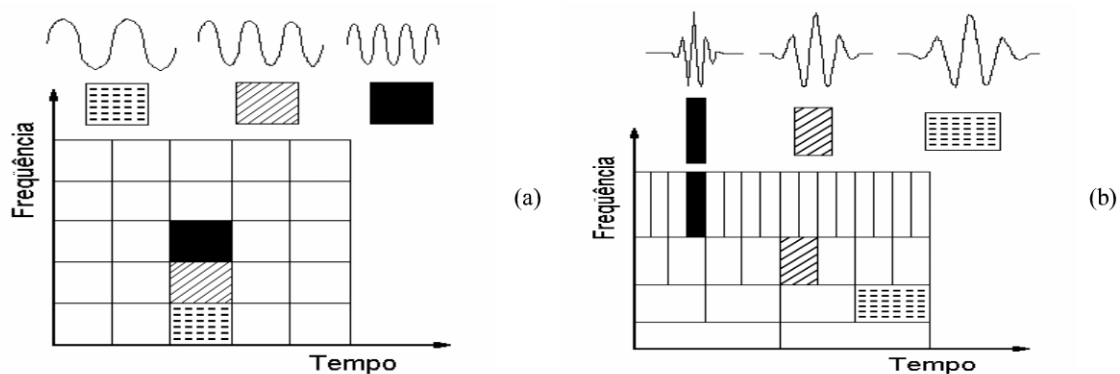


Figura 2.1 - Resoluções tempo-frequência da (a) STFT e (b) CWT

A Transformada de Wavelet (WT) representa um avanço em relação a STFT, pois ela é uma técnica que usa escalas variáveis. A análise por wavelet permite o uso de uma escala menor quando se deseja maior resolução da informação contida no sinal em alta frequência, e uma escala maior quando se deseja maior resolução da informação contida no sinal em baixa frequência. As quantidades frequência e escala são inversamente relacionadas, isto é, uma escala menor implica uma alta frequência e vice-versa (Staszewski & Tomlinson, 1994; Satish, 1998).

A noção de escala na WT foi introduzida como alternativa para frequência, levando-a a uma decomposição tempo-

escala. Isto significa que um sinal pode ser mapeado num plano tempo-escala, através de um escalograma. Isto é equivalente ao mapeamento tempo-frequência, usado na STFT, através de um espectograma. De fato, existe uma correspondência entre escala e frequência e a transformada de wavelet pode ser considerada como sendo uma representação em tempo-frequência (Mori *et al.*, 1996; Ruzzeno *et al.*, 1997; Adewusi & Al-Bedoor, 2001).

A Transformada Contínua de Wavelet (CWT) de um sinal $x(t)$ é definida por:

$$CWT(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt, \quad a \text{ e } b \in \mathbb{R}, a \neq 0 \quad (2.3)$$

onde $\psi(t)$ é a wavelet mãe, $\psi^*(t)$ é o conjugado complexo de $\psi(t)$ e $\psi_{a,b}(t) = 1/\sqrt{|a|} \psi((t-b)/a)$ são as wavelets filhas. O parâmetro a , chamado de escala, escalona uma função por compressão ou dilatação; e b é o mesmo da STFT chamado de coeficiente de translação e simplesmente avança ou atrasa a posição da wavelet no eixo do tempo. A diferença básica entre a STFT e a CWT é que na CWT usa-se uma escala a variável, ao invés de uma frequência f variável na STFT. Matematicamente atrasar uma função $f(t)$ de t_d , significa representá-la por $f(t-t_d)$. O fator $1/\sqrt{|a|}$ utilizado na expressão (2.3) é usado para garantir que a energia das wavelets escalonadas pelo fator a sejam as mesmas da wavelet mãe (Chan, 1996; Chen *et al.*, 1999).

O resultado da transformada contínua de wavelet é uma matriz $CWT(a,b)$ de coeficientes reais ou complexos, os quais são função da escala e posição. A $CWT(a,b)$ pode ser melhor representada através de um mapa tempo-frequência ou tempo-escala, sendo que as linhas e colunas referem-se a variação de escala (frequência) e tempo, respectivamente. Esses coeficientes podem ser divididos em parte real, $R\{CWT(a,b)\}$, e parte imaginária, $I\{CWT(a,b)\}$; ou amplitude, $|CWT(a,b)|$, e fase, $\tan^{-1}[I\{CWT(a,b)\}/R\{CWT(a,b)\}]$. Finalmente, pode-se definir o espectro de potência da wavelet como, $|CWT(a,b)|^2$.

Para que a função $\psi(t)$ seja uma função wavelet ou wavelet mãe, é necessário que a seguinte condição de admissibilidade seja respeitada (Chui, 1992; Vidakovic, 1999):

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\psi(w)|^2}{|w|} dw < \infty \quad (2.4)$$

onde $\psi(w)$ é a transformada de Fourier de $\psi(t)$. A restrição matemática (2.4) imposta a wavelet no domínio da frequência permite que $\psi(w)$ deve se anular na origem e implica em:

$$\psi(0) = 0 \quad (2.5)$$

E que por sua vez, implica que a wavelet deve ser oscilante e ter média igual a zero no domínio do tempo, dada por:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (2.6)$$

Estas restrições, são as razões pelas quais a função $\psi(t)$ é chamada de “wavelet”, possui duração limitada e média igual a zero (Misiti *et al.*, 1997, Chui, 1992). Basicamente, pode-se definir uma wavelet como sendo uma onda pequena oscilante com média igual a zero e que tem decaimento rápido tendendo a zero.

Existem diversas funções wavelets reais ou complexas que podem ser usadas como wavelet mãe, dentre elas destacam-se as wavelets de Haar, Morlet, Daubechies, Meyer, Coiflet, Gabor, Cauchy, Bessel, Marr ('Mexican hat'), Poisson, Bessel, Shannon, Franklin, etc. Maiores detalhes sobre estas wavelets podem ser encontrados nos seguintes livros (Chui, 1992; Strang, 1996; Mallat, 1998; Flandrin, 1999). Neste trabalho, utilizam-se as wavelets de Morlet e Daubechies porque elas são disponibilizadas no *toolbox de wavelet do software Matlab®*.

A função wavelet de Morlet é definida no domínio do tempo como uma onda senoidal multiplicada por uma função Gaussiana (Wang & McFadden, 1996):

$$\psi(t) = ce^{-\sigma^2 t^2} e^{iw_o t} \quad (2.7)$$

onde c , σ e w_o são parâmetros positivos; σ determina a largura da wavelet e w_o é a frequência de oscilação da wavelet ou frequência central. O parâmetro c pode ser unitário ou escolhido a partir da relação $c = \sigma / \sqrt{\pi}$ (Nikolaou & Antoniadis, 2002).

No cálculo da CWT o parâmetro escala e posição muda continuamente. Contudo, o cálculo dos coeficientes da wavelet para toda escala possível pode representar um considerável esforço computacional e uma quantidade de dados muito grandes para posteriormente serem analisados. Assim sendo, o uso da Transformada Discreta de Wavelet (DWT) torna-se importante, pois ela permite a discretização da wavelet numa escala baseada na potência de dois, ou seja, na escala 2^j , chamada de escala diádica. O uso dessa escala torna a implementação computacional mais rápida e a análise dos dados bastante eficiente. Portanto, os parâmetros a e b da expressão (2.3) são substituídos por 2^j e $k2^j$, respectivamente, e a DWT é definida por (Chui, 1992):

$$DWT(j, k) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{j,k}^*(t) dt, \quad j \text{ e } k \in \mathbb{Z}, \quad (2.8)$$

onde, $\psi_{j,k}(t) = 1/\sqrt{2^j} \psi((t - k2^j)/2^j)$ são funções wavelets ortogonais, as quais constituem uma base ortonormal de $L^2(\mathbb{R})$ (Daubechies, 1988).

Semelhante a Transformada Rápida de Fourier (FFT), existe um algoritmo para implementação da DWT baseado na decomposição Rápida da Transformada de Wavelet (FWT), que é normalmente utilizado, e conhecido como Análise de Multiresolução (MRA) ou Algoritmo Piramidal de Mallat, o qual foi desenvolvido por Mallat em 1988 (Misiti *et al*, 1997; Mallat, 1989). Este algoritmo utiliza um processo especial de filtragem para decompor o sinal, onde, o conteúdo do sinal em baixa frequência é chamado de *aproximação*, e o de alta frequência é chamado de *detalhe*. Este processo de filtragem decompõe o sinal original em *aproximações* e *detalhes*, e podem ser interpretados como filtros passa-baixa e passa-alta, respectivamente, como mostra a Figura 2.2.

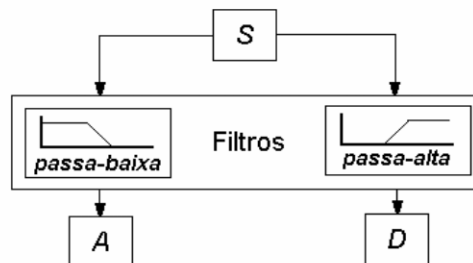


Figura 2.2 - Diagrama esquemático da análise de multiresolução

A análise de multiresolução consiste basicamente em decompor um sinal em j -ésimas resoluções ou níveis. A função wavelet $\psi_{j,k}(t)$ é correlacionada com um filtro passa-alta para fornecer os detalhes (coeficientes) do sinal em diferentes níveis. Na análise multiresolução surge uma função adicional $\phi_{j,k}(t)$, chamada de função de escala, a qual é correlacionada com o filtro passa-baixa para fornecer as aproximações do sinal em diferentes níveis. As funções wavelet $\psi_{j,k}(t)$ e de escala $\phi_{j,k}(t)$ são mostradas nas Figuras 2.4 e 2.5, respectivamente, e explicadas mais adiante. Quando $j = 0$, $\phi_{j,k}(t)$ é o mesmo que o sinal original. Nesta análise, $A_j[x(t)]$ é chamada de aproximação e $D_j[x(t)]$ de detalhe do sinal, cujas expressões são dadas por:

$$A_j[x(t)] = x(t) * \phi_{j,k}(t) \quad (2.9)$$

$$D_j[x(t)] = x(t) * \psi_{j,k}(t) \quad (2.10)$$

Onde, $\phi_{j,k}(t) = 1/\sqrt{2^j} \phi((t - k2^j)/2^j)$ são as funções de escala ortogonais e $*$ denota a operação de convolução. Como, $\phi_{j,k}(t)$ e $\psi_{j,k}(t)$ são correlacionadas através de um par de filtros $h(t)$ e $g(t)$, elas podem ser definidas por:

$$\phi_{j,k}(t) = h(t) * \phi_{j-1,k}(t) \quad (2.11)$$

$$\psi_{j,k}(t) = g(t) * \phi_{j-1,k}(t) \quad (2.12)$$

Resolvendo $h(t)$ e $g(t)$ das expressões (2.11) e (2.12) e combinando com as expressões (2.9) e (2.10), a DWT é obtida por:

$$A_j[x(t)] = h(t) * A_{j-1}[x(t)] \quad (2.13)$$

$$D_j[x(t)] = g(t) * A_{j-1}[x(t)] \quad (2.14)$$

Ou, reescrevendo-as com outra notação obtém-se:

$$A_0[x(t)] = x(t) \quad (2.15)$$

$$A_j[x(t)] = \sum_n H(n-2t) * A_{j-1}[x(t)] \quad (2.16)$$

$$D_j[x(t)] = \sum_n G(n-2t) * A_{j-1}[x(t)] \quad (2.17)$$

O cálculo da DWT é feito utilizando estas expressões de decomposição do sinal, as quais são obtidas com o algoritmo de Mallat baseadas na análise de multiresolução. Onde, $n = 1, 2, \dots, N$; $j = 1, 2, \dots, J$; $H(n)$ e $G(n)$ são os filtros passa-baixa e passa-alta, respectivamente (Wu & Du, 1996).

Resumindo, a teoria de multiresolução permite decompor um sinal da seguinte forma: primeiro, um sinal original discreto S é decomposto no primeiro nível em duas componentes A_1 e D_1 por um filtro passa-baixa e um passa-alta, respectivamente. O A_1 , é chamado de aproximação do sinal e D_1 , é chamado de detalhe do sinal. Para o segundo nível, a aproximação A_1 é agora decomposta em uma nova aproximação, A_2 , e um detalhe D_2 . Este procedimento pode ser repetido para o terceiro nível, quarto, etc. A Figura 2.3 mostra a árvore de decomposição da wavelet de um sinal em três níveis.

Um tipo de wavelet bastante utilizada no cálculo da DWT de um sinal, baseado na análise de multiresolução é a wavelet de Daubechies. A seguir, descreve-se de forma resumida somente um pouco de sua teoria, já que a teoria sobre o assunto é bastante extensa e, para não apresentar inúmeras expressões e teoremas, prefere-se citar algumas referências onde essa teoria pode ser encontrada (Chui, 1992, Strang & Nguyen, 1996, Mallat, 1998).

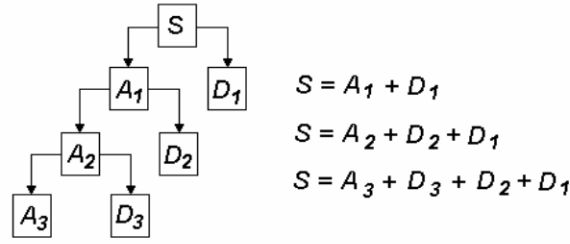


Figura 2.3 - Árvore de decomposição da wavelet de um sinal em três níveis.

Em 1987, Ingrid Daubechies construiu as bases das wavelets de suporte compacto (duração finita no tempo). A função escala $\phi_{j,k}(t)$ e wavelet $\psi_{j,k}(t)$ são computadas a partir da resposta impulsiva dos filtros $H(n)$ e $G(n)$, respectivamente, também de suporte compacto (Mallat, 1998). Esses filtros de $2n$ coeficientes são projetados a partir de um polinômio de ordem n . Por isso, as wavelets da família Daubechies do tipo dbn , são conhecidas também como filtros de Daubechies de ordem n . As Figuras 2.4 e 2.5 mostram, respectivamente, as funções wavelets e de escala de Daubechies de orden 2 e 10. O parâmetro n das wavelets de Daubechies são responsáveis pela regularidade das funções escala $\phi_{j,k}(t)$ e wavelet $\psi_{j,k}(t)$.

A wavelet ou o filtro de Daubechies do tipo D_4 , chamado *db2* no *toolbox de wavelet do Matlab®* é definido pelos seguintes coeficientes:

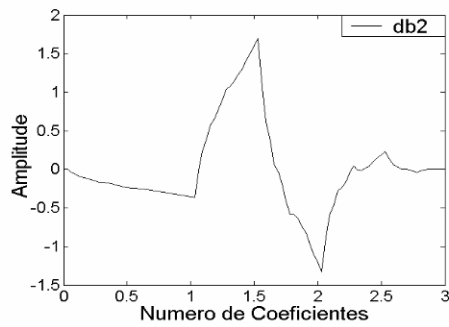
$$\begin{aligned}
 h(0) &= (1 + \sqrt{3}) / 4\sqrt{2}, \quad h(1) = (3 + \sqrt{3}) / 4\sqrt{2}, \quad h(2) = (3 - \sqrt{3}) / 4\sqrt{2}, \\
 h(3) &= (1 - \sqrt{3}) / 4\sqrt{2}, \quad g(n) = (-1)^n h(3 - n)
 \end{aligned}
 \tag{2.18}$$

As wavelets de Daubechies não têm uma expressão definida como a wavelet de Morlet, exceto a *db1* que é a wavelet de Haar (Chui, 1992). A função wavelet de Haar é definida por:

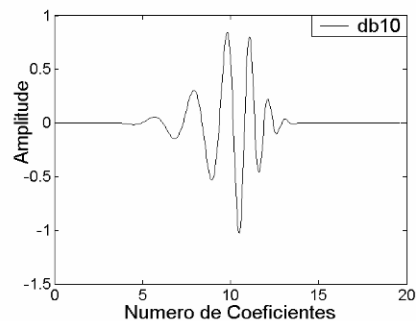
$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \in [0, 1/2) \\ -1 & \text{se } x \in [1/2, 1) \\ 0 & \text{se } x < 0 \text{ ou } x > 1 \end{cases}
 \tag{2.19}$$

Esta função satisfaz a condição de admissibilidade dada pela expressão (2.4). Neste trabalho, utiliza-se a wavelet do tipo *db10* (Misiti et al., 1997) já disponibilizada no *toolbox de wavelet do Matlab®*.

Por outro lado, a Transformada de Wavelet Packet (WPT) é uma generalização da transformada discreta de wavelet. Enquanto a DWT mostrada na Figura 2.6(a) decompõe o sinal somente em baixas frequências, a WPT mostrada na Figura 2.6(b) decompõe o sinal em baixas e altas frequências. Cada vetor A_j possui $N_t / 2^j$ coeficientes, onde N_t é o comprimento do sinal S , e fornece informação a respeito de uma banda de frequência $[0, F_s / 2^{j+1}]$, e F_s é a frequência de amostragem do sinal. Cada nó ou packet WPT é indexado por um par de inteiros (j, k) , onde j é o nível correspondente de decomposição e k é a ordem da posição do nó em um nível específico. Em cada nível j , existe 2^j nós e sua ordem é $k = 0, 1, \dots, 2^j - 1$. Por exemplo, no nível três ($j = 3$), existem 8 nós ou packets. Um vetor de coeficientes da wavelet packet $c_{j,k}$ corresponde a cada nó (j, k) e o seu comprimento é aproximadamente $N_t / 2^j$.

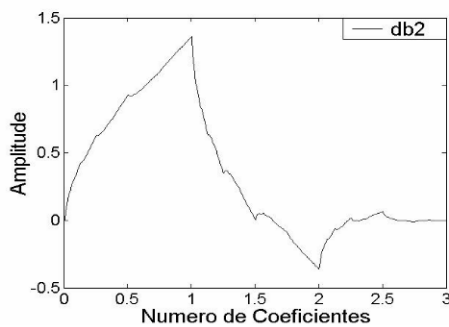


(a)

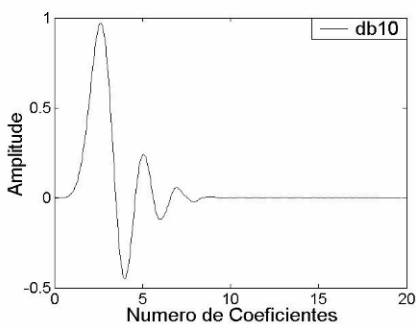


(b)

Figura 2.4 - Funções wavelets de Daubechies $\psi_{j,k}(t)$ de ordem 2 e 10; (a) *db2* e (b) *db10*

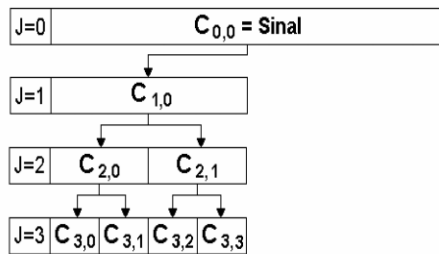


(a)

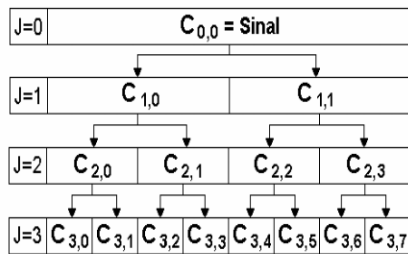


(b)

Figura 2.5 - Funções escala de Daubechies $\phi_{j,k}(t)$ de ordem 2 e 10; (a) *db2* e (b) *db10*



(a)



(b)

Figura 2.6 - Decomposição do sinal original com, (a) DWT e (b) Wavelet Packet

Observando-se a Figura 2.6(b), os vetores $c_{j,k}$ contém informação do sinal original em diferentes bandas de frequências. Por exemplo, se a frequência de amostragem do sinal é 16000 Hz, então a banda de frequência de análise relacionada ao vetor $c_{0,0}$ é de 0-8000 Hz. Para $c_{1,0}$ de 0-4000 Hz, para $c_{1,1}$ de 4000-8000 Hz e para $c_{3,0}$ de 0-1000 Hz, e assim por diante. Uma vantagem da WPT durante a decomposição do sinal é que ela permite analisar as informações contidas no sinal, sejam elas estacionárias ou não-estacionárias em diferentes resoluções tempo-frequência. Outra vantagem da WPT diz respeito à compactação da informação contida no sinal. Por exemplo, para $j = 3$ e $N_t = 1024$ amostras, o vetor $c_{3,0}$ possui $N_t / 2^j = 128$ amostras e banda de frequência igual a 0-1000 Hz.

Nota-se que cada packet $c_{j,k}$ da WPT retém informação do sinal original de forma compacta. Este fato é muito importante na análise e processamento de sinais, principalmente na área de diagnóstico de falhas, pois podemos reter informação do sinal somente naquela banda de frequência onde as frequências da falha aparecem. Na prática, normalmente escolhem-se os packets que retém mais informação do sinal original e se descarta os packets que contém

ruído e informações menos importantes. Para isso, utilizam-se alguns critérios de seleção desses packets ótimos. Um critério bastante usado é o critério baseado na quantificação da energia contida no sinal (Scheffer & Heyns, 2001).

Neste trabalho, é usada a fórmula da entropia normalizada de Shannon para estimar a energia contida no sinal e em cada nó da wavelet packet (Misiti et al, 1997), a qual é dada por:

$$E_n(s) = - \sum_i s_i^2 \log(s_i)^2 \quad (2.20)$$

onde, s é o sinal e s_i é a amostra do sinal no instante i .

Portanto, conclui-se que a aplicação da Transformada de Wavelet Packet baseada na quantificação da energia do sinal original em bandas de frequências específicas permite a extração e a obtenção de informações bastante compactas. Isto pode ser muito importante em tarefas de reconhecimento de padrões com aplicações em redes neurais.

3. ANÁLISE NUMÉRICA E EXPERIMENTAL

Nesta seção apresenta-se uma nova metodologia para compactação de dados utilizando a energia contida no sinal em bandas de frequências específicas através da Transformada de Wavelet Packet (WPT) usando sinais reais e simulados. Inicialmente, utilizam-se dois sinais simulados para aplicação da metodologia desenvolvida na seção 2. O primeiro sinal simulado, mostrado na Figura 3.1(a) possui características estacionárias; e o segundo mostrado na Figura 3.1(b), possui características estacionárias e não-estacionárias. As funções do primeiro e do segundo sinal são dadas pelas expressões (3.1) e (3.2), respectivamente.

$$x_3(t) = \text{sen}(2\pi 20t) + \text{sen}(2\pi 300t) \quad (3.1)$$

$$x_4(t) = 2\text{sen}(2\pi 20t) + 2\text{sen}(2\pi 300t) + [\text{sen}(2\pi 20t)]e^{-50\pi(t-0.5)^2} + 1 \text{ impulso (de amplitude igual a 4.5 em 0.65s)} \quad (3.2)$$

Para simulação dos dois sinais mostrados nas Figuras 3.1(a) e 3.1(b), foram utilizadas 1024 amostras, tempo de aquisição de 1 segundo e frequência de amostragem de 1024 Hz. As Figuras 3.2(a) e 3.2(b) mostram uma representação da distribuição de energia da WPT em função das bandas de frequências e do número de packet, respectivamente, de acordo com a Figura 2.6(b), mostrada na seção 2. Neste estudo, utilizou-se a wavelet do tipo db10, da família Daubechies dbN (Misiti et al., 1997) já implementada e disponibilizada no *toolbox de wavelet do software Matlab®*, a qual foi mostrada na seção 2, nas Figuras 2.4(b) e 2.5(b).

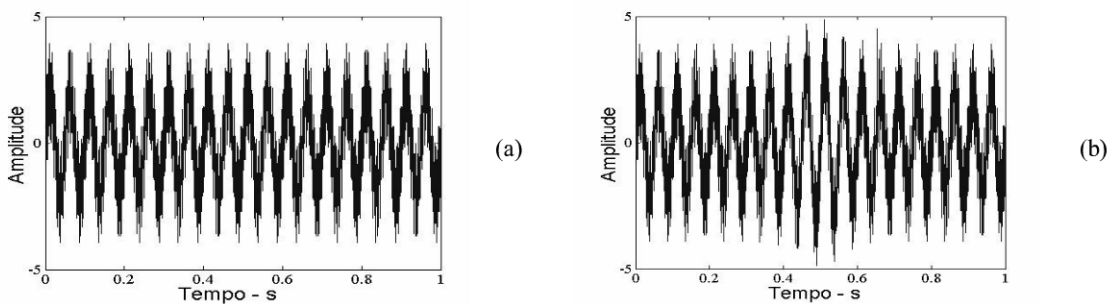


Figura 3.1 - Sinal no domínio do tempo, (a) Estacionário e (b) Estacionário e Não-estacionário.

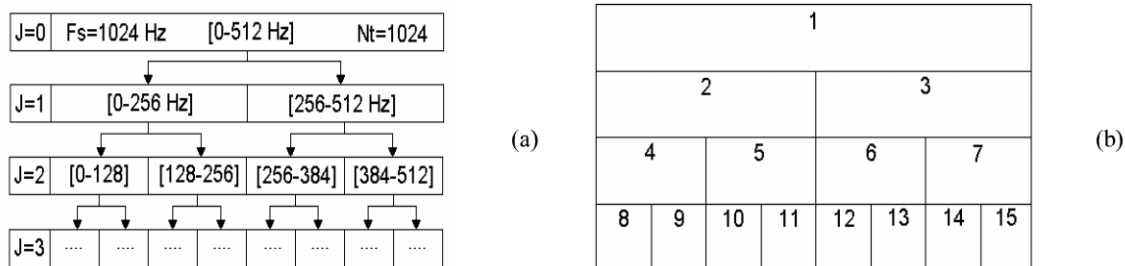


Figura 3. 2 - Wavelet Packet, (a) Bandas de frequência, (b) Número de nós ou packets.

A Figura 3.3(a) mostra no nó 1 (banda de frequência igual a 0-512 Hz, Figura 3.2), o sinal original composto pelas frequências de 20 e 300 Hz. Segundo a teoria de multiresolução, o sinal original é decomposto no primeiro nível por um filtro passa-baixa e um passa-alta, em duas componentes de frequência mostrados nos nós 2 (20 Hz) e 3 (300 Hz), respectivamente. Observa-se nos nós 4 e 8, decomposições do sinal em bandas de frequência que contém informações contidas no sinal original em 20 Hz e no nó 3 a frequência de 300 Hz. Por outro lado, a Figura 3.3(b) mostra claramente as informações estacionárias contidas no sinal original referentes a 20 Hz e 300 Hz, e mais evidentemente nos nós 2 e 4 o efeito da informação não-estacionária contida no sinal original com frequência de 20 Hz. Como se observa na Figura 3.3, o efeito do impulso adicionado ao sinal aparece claramente evidenciado nos nós 3, 5, 6, 12, etc. Portanto, observando-se estas figuras, conclui-se que é possível identificar o efeito de eventos estacionários e não-estacionários contidos no sinal original através da árvore da wavelet packet em bandas de frequência independentes. As Figuras 3.4(a) e 3.4(b), mostram a distribuição de energia contida no sinal compactado pela expressão (2.20) em função do número do packet ou de bandas de frequências específicas. Comparando-se a energia contida no nó 1 para os dois sinais, verifica-se que houve um aumento da energia devido os efeitos não-estacionários adicionados ao segundo sinal, bem como nos demais nós ou packets.

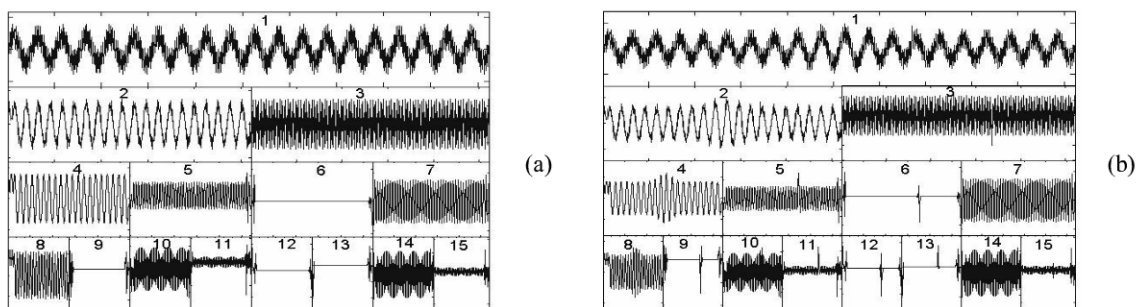


Figura 3. 3 - Wavelet Packet; (a) Sinal Estacionário e (b) Sinal Estacionário e Não-estacionário.

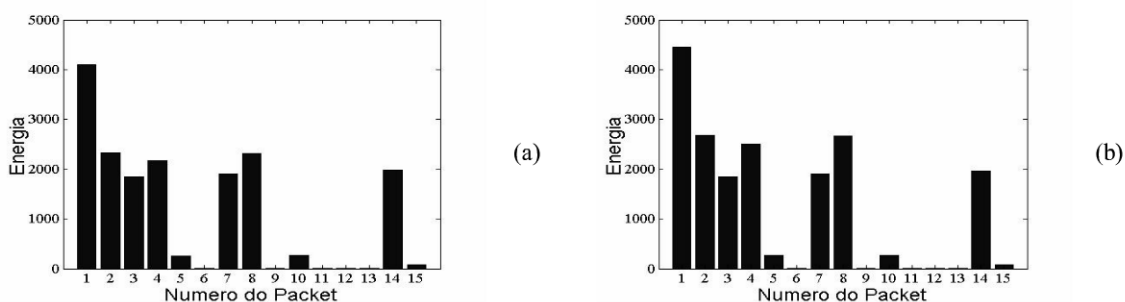


Figura 3.4 - Energia, (a) Sinal Estacionário e (b) Sinal Estacionário e Não-estacionário.

A seguir, mostra-se uma aplicação da Transformada de Wavelet Packet (WPT) na análise de sinais estacionários, usando dados reais. O objetivo deste estudo é mostrar a possibilidade de aplicação da WPT como uma técnica alternativa de extração e compactação de parâmetros, principalmente no diagnóstico de falhas introduzidas numa

máquina rotativa. Para realização deste estudo, utilizou-se a bancada experimental de testes mostrada na Figura 3.5 e um Analisador de Sinais da CSI (ULTRASPEC 2000). Foram introduzidas na bancada as falhas de desalinhamento e folga mecânica. A condição normal ou sem defeito foi considerada, para efeito de comparação com as condições com falhas. A bancada de testes consiste de um motor elétrico de 0.5 CV, um rotor fixado ao eixo do motor e suportado em ambas as extremidades por dois mancais de rolamentos, os quais estão fixados na base através de molas flexíveis. A frequência de rotação da máquina é de 28.5 Hz (1X). As frequências harmônicas da rotação são iguais a 2X (57 Hz), 3X (85.5 Hz), 4X (114 Hz), etc. Durante a fase de aquisição dos sinais de falhas, foi utilizado 1024 amostras e tempo de aquisição de 1,332 segundos.

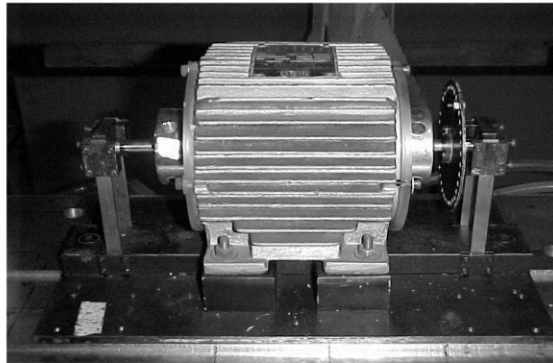


Figura 3.5 - Bancada Experimental de Testes

As falhas foram introduzidas na bancada de testes separadamente, e, em seguida foram feitas às aquisições dos sinais de vibrações (velocidade) utilizando um acelerômetro fixado no mancal do lado esquerdo do motor e posicionado na direção vertical. A seguir, descrevem-se algumas características particulares de cada tipo de falha, bem como mostram-se na Figura 3.6 seus respectivos espectros. Condição normal é aquela considerada sem defeito; o desalinhamento foi introduzido a partir do desalinhamento angular entre o rotor e o estator e a folga mecânica foi introduzida na bancada de testes a partir do afrouxamento dos parafusos de fixação entre o motor elétrico e a base da bancada.

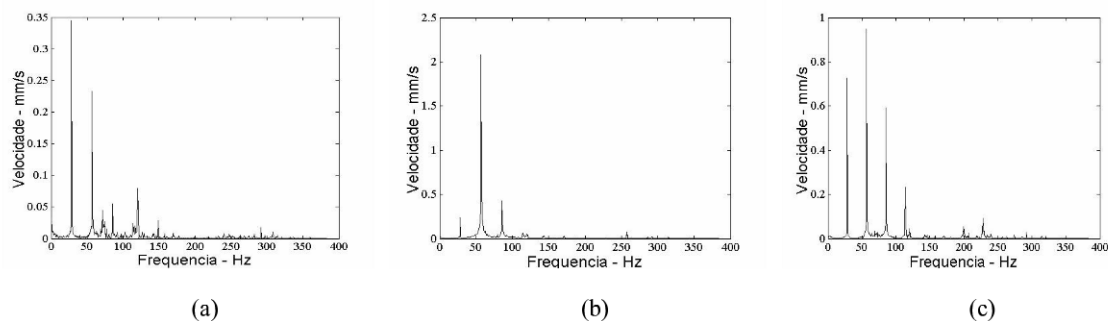


Figura 3.6 - Espectros, (a) Condição Normal, (b) Desalinhamento e (c) Folga Mecânica.

Para condição normal, a Figura 3.7(a) mostra no nó 1, o sinal original composto por frequências iguais a 1X, 2X, 3X, 4X etc. Verifica-se no nó 3, que o sinal mostrado apresenta somente as componentes em alta frequência e na Figura 3.7(b) nota-se como essas frequências excitam a máquina com pouca energia. A Figura 3.7(b) mostra uma representação global da distribuição de energia em todas as bandas de frequências específicas, conforme diagrama da WPT mostrado na Figura 2.6(b), seção 2. Observa-se que a energia contida nos nós 2, 4 e 8 são maiores, pois se relacionam com a frequência de rotação da máquina. Enquanto que a energia contida no nó 9 relaciona-se com a harmônica 2X.

Da mesma forma, as Figuras 3.8(a) e 3.8(b) mostram a wavelet packet e a distribuição de energia devido à falha de desalinhamento. Observa-se neste caso que a energia contida nos nós 2, 4 e 9 devidas a excitação por desalinhamento (2X), são bem significativas, quando comparadas com a situação sem defeito; e que a energia no nó 8 relacionada a harmônica 1X é de valor baixo. Isto mostra como o desalinhamento influencia no nível de energia dos nós relacionados a sua frequência de excitação 2X.

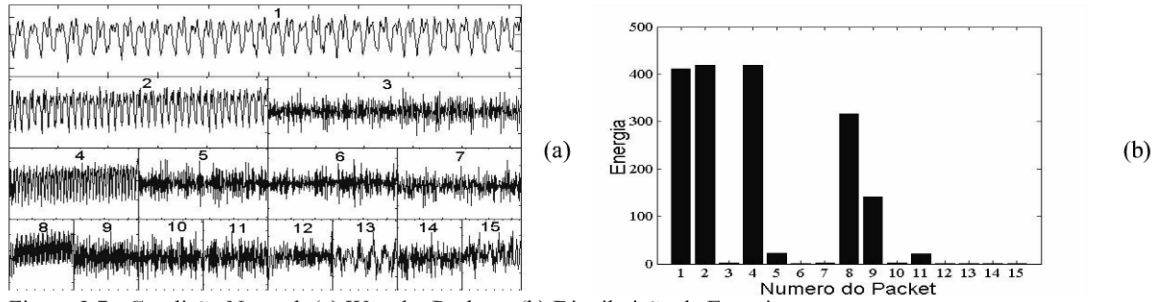


Figura 3.7 - Condição Normal, (a) Wavelet Packet e (b) Distribuição de Energia.

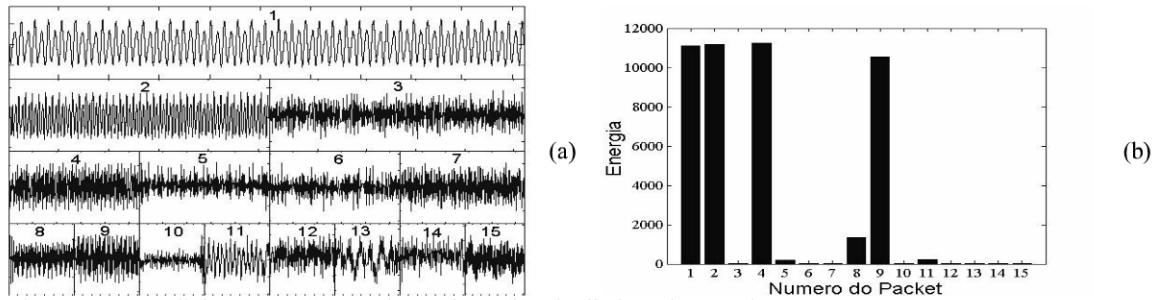


Figura 3.8 - Desalinhamento, (a) Wavelet Packet e (b) Distribuição de Energia.

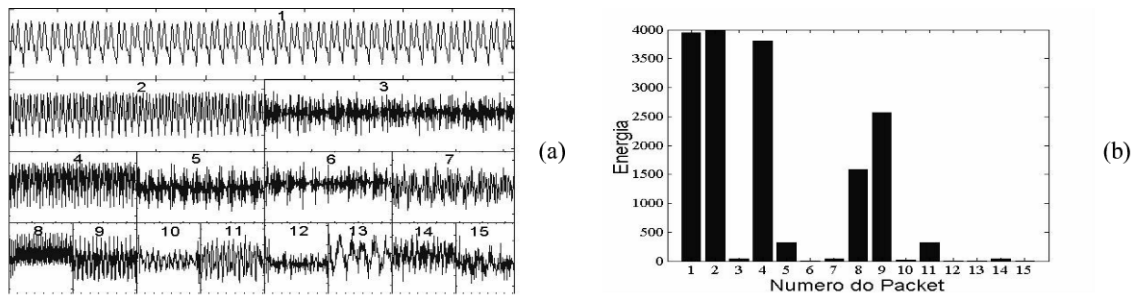


Figura 3.9 - Folga Mecânica; (a) Wavelet Packet e (b) Distribuição de Energia.

Finalmente, mostram-se nas Figuras 3.9(a) e 3.9(b) a wavelet packet e a distribuição de energia devido à folga mecânica. Observa-se novamente, que a energia contida nos nós 2, 4 e 8 são bem significativas, quando comparadas com a situação sem defeito; e que a energia no nó 9 relacionada com as harmônicas 2X e 3X é também de valor significativo. Isto mostra como a folga mecânica influencia no nível de energia dos nós relacionados as suas frequências de excitação 1X, 2X, 3X e 4X.

4. CONCLUSÕES

Os resultados mostram que a análise baseada na decomposição de um sinal através da Transformada de Wavelet Packet (WPT) e na quantificação da energia do sinal em bandas de frequências específicas permite a extração e a obtenção de informações bastante compactas. Estes aspectos são muito importantes, primeiro, no monitoramento das vibrações de sistemas mecânicos, pois pode-se quantificar os valores máximos de energia contidos no sinal de forma compacta e relacioná-los a frequência do defeito ou a presença de impulsos; segundo, em tarefas de reconhecimento de padrões com aplicações em redes neurais. A WPT retém informação do sinal original de forma compacta. Este fato é muito importante na análise e processamento de sinais, principalmente na área de diagnóstico de falhas, pois pode-se reter informação do sinal somente naquela banda de frequência onde as frequências do defeito aparecem. Na prática, normalmente escolhem-se os packets que retém mais informação do sinal original e se descarta os packets que contém ruído e informações menos importantes. Neste trabalho, apresentou-se uma nova metodologia de diagnóstico de falhas em máquinas rotativas. Finalmente, mostrou-se a possibilidade de aplicações práticas deste trabalho no auxílio, por exemplo, a manutenção preditiva de equipamentos, e através do monitoramento de suas condições de operação prever e diagnosticar possíveis falhas não desejáveis.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Adewusi, S. A., Al-Bedoor, B. O. **Wavelet Analysis of Vibration Signals of an Overhang Rotor With a Propagating Transverse Crack**. Journal of Sound and Vibration, v.246, (5), pp. 777-793, 2001.

Chan, Y. T. **Wavelet Basics**. Kluwer Academic Publishers, 1996.

Chen, B. H., Wang, X. Z., Yang, S. H., McGreavy, C. **Application of Wavelets and Neural Networks to Diagnostic System Development, 1, Feature Extraction**. Computers and Chemical Engineering, v.23, pp. 899-906, 1999.

Chui, C. K. **Wavelet Analysis and Its Applications, Vol. 1: An Introduction to Wavelets**. Boston, Academic Press, 1992.

Daubechies, I. **Orthonormal Bases of Compactly Supported Wavelets**. Comm. Pure Appl. Math. v.41, pp. 909-996, 1988.

Edwards, S., Lees, A. W., Friswell, M. I. **Faults Diagnosis of Rotating Machinery Monitoring Systems**. Shock and Vibration Digest, v.30, (1), pp. 4-13, 1988.

Flandrin, P. **Time-Frequency, Time-Scale Analysis**. Academic Press, USA, 1999.

Gaul, L., Hurlebaus, S. **Identification of The Impact Location on a Plate Using Wavelets**. Mechanical Systems and Signal Processing, v.12, (6), pp. 783-795, 1997.

Lee, J. J., Lee, S. M., Kim, I. Y., Min, H. K., Hong, S. H. **Comparison Between Short –Time Fourier and Wavelet Transform For Feature Extraction of Heart Sound**. IEEE Tencon. Pp. 1547-1550, 1999.

Mallat, S. G. **A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation**. IEEE Pattern Analysis and machine Intelligence, v.11, (7), pp. 674-693, 1989.

Mallat, S. G. **A Wavelet Tour of Signal Processing**. Academic Press, San Diego, USA, 1998.

Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G., Poggi, J.-M. **Wavelet Toolbox – User’s Guide**. The MathWorks, Inc. 1997.

Mori, K., Kasashima, N., Yoshioka, T., Ueno, Y. **Prediction of Spalling on a Ball Bearing by Applying The Discrete Wavelet Transform to Vibration signals**. Wear, v.195, pp. 162-168, 1996.

Nikolaou, N. G., Antoniadis, I. A. **Demodulation of Vibration Signals Generated By Defects In Rolling Element Bearings Using Complex Shifted Morlet Wavelets**. Mechanical Systems and Signal Processing, v.16, (4), pp. 677-694, 2002.

Rioul, O., Vetterli, M. **Wavelets and Sigantl Processing**. IEEE SP Magazine, pp. 14-38, 1991.

Ruzzene, M., Fasana, A., Garibaldi, L., Piombo, B. **Natural Frequencies and Damping Identification Using Wavelet Transform: Application to Real Data**. Mechanical Systems and Signal Processing, v.11, (2), pp. 207-218, 1997.

Santiago, D. F. A. **Diagnóstico de Falhas em Máquinas Rotativas Utilizando Transformada de Wavelet e Redes Neurais Artificiais**. Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, Tese de Doutorado, 2004.

Satish, L. **Short-Time Fourier and Wavelet Transforms For Fault Detection In Power Transformers During Impulse Tests**. IEE Proceedings Sciences Measurement Technology. v.145, (2), pp. 77-84, 1988.

Scheffer, C., Heyns, P. S.. **Wear Monitoring in turning Operations Using Vibration and Strain Measurements**. Mechanical Systems and Signal Processing. v.15, (6), pp. 1185-1202, 2001.

Staszewski, W. J., Tomlinson, G. R. **Application of The Wavelet Transform to Fault Detection in a Spur Gear**. Mechanical Systems and Signal Processing. v.8, (3), pp. 289-307, 1994.

Strang, G., Nguyen, T. **Wavelets and Filter Banks**. Wellesley-Cambridge Press, 1996.

Vidakovic, B. **Statistical Modeling by Wavelets**, John Wiley & Sons, Inc., USA, 1999.

Wang, W. J., McFadden, P. D. **Applcation of Wavelets to gearbox Vibration Signals for Fault Detection**. Journal of Sound Vibration, v.192, (5), pp. 927-939, 1996.

Wu, Y., Du, R. **Feature Extraction and Assessment Using Wavelet Packets For Monitoring of Machining Processes**. Mechanical Systems and Signal Processing, v.10, (1), pp. 29-53, 1996.

Zhang, S., Ganesan, R., Xistris, G. D. **Self-Organising Neural Networks for Automated Machinery Monitoring Systems**. Mechanical Systems and Signal Processing, v.10, (5), pp. 517-532, 1996.