

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
COMISSÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA**

**Diagnóstico de Falhas em Máquinas Rotativas Utilizando
Transformada de Wavelet e Redes Neurais Artificiais**

**Autor: Darley Fiácrio de Arruda Santiago
Orientador: Prof. Dr. Robson Pederiva**

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
COMISSÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA
DEPARTAMENTO DE PROJETO MECÂNICO**

Diagnóstico de Falhas em Máquinas Rotativas Utilizando Transformada de Wavelet e Redes Neurais Artificiais

Autor: Darley Fiácrio de Arruda Santiago
Orientador: Prof. Dr. Robson Pederiva

Curso: Engenharia Mecânica
Área de Concentração: Mecânica dos Sólidos e Projeto Mecânico

Tese de doutorado apresentada à comissão de Pós Graduação da Faculdade de Engenharia Mecânica, como requisito para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Mecânica.

Campinas, 2004
S.P. - Brasil

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

Sa59d Santiago, Darley Fiácrio de Arruda
Diagnóstico de falhas em máquinas rotativas
utilizando transformada de wavelet e redes neurais
artificiais / Darley Fiácrio de Arruda Santiago.--
Campinas, SP: [s.n.], 2004.

Orientador: Pederiva, Robson.
Tese (Doutorado) - Universidade Estadual de
Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica.

1. Falha de sistema. 2. Rotores. 3. Processamento de
sinais. 4. Wavelets (matemática). 5. Redes neurais
(computação). I. Pederiva, Robson. II. Universidade
Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia
Mecânica. III. Título.

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
COMISSÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA
DEPARTAMENTO DE PROJETO MECÂNICO**

TESE DE DOUTORADO

**Diagnóstico de Falhas em Máquinas Rotativas Utilizando
Transformada de Wavelet e Redes Neurais Artificiais**

Autor: Darley Fiácrio de Arruda Santiago
Orientador: Robson Pederiva

Prof. Dr. Robson Pederiva, Presidente
Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP/FEM/DPM

Prof. Dr. Valder Steffen Junior
Universidade Federal de Uberlândia - UFU

Prof. Dr. Humberto Camargo Piccoli
Fundação Universidade Federal do Rio Grande - FURGS

Prof. Dr. José Manoel Balthazar
Universidade Estadual Paulista - UNESP/Rio Claro e UNICAMP/FEM/DPM

Prof. Dr. Milton Dias Junior
Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP/FEM/DPM

Campinas, 17 de Fevereiro de 2004.

A meus pais Dioclécio e Zélia por acreditarem na educação de uma pessoa como o seu maior patrimônio, e a meus irmãos pelo apoio e incentivo dados durante todos os momentos de minha vida acadêmica.

Agradecimentos

A Deus, pois sem Ele, eu nada seria, eu nada poderia.

Ao meu orientador, Professor Dr. Robson Pederiva pelo apoio, ensinamentos e orientação sempre presentes, e por ser além de orientador um amigo.

À Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP e ao Centro Federal de Educação Tecnológica do Piauí - CEFET-PI por terem me dado a oportunidade de realizar este trabalho.

Ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Unicamp, que possibilitou e viabilizou a execução deste trabalho. Aos funcionários do Departamento de Engenharia Mecânica - DPM, pela atenção e auxílio durante a montagem da bancada e realização dos ensaios experimentais.

A diretora geral do CEFET-PI, Professora Rita Martins de Cássia e ao Professor Santílio Alves da Costa Filho (*in memorian*) pelo apoio e estímulo às minhas atividades profissionais.

Aos professores e funcionários do CEFET-PI / UNED - Floriano pelos incentivos que me foram dados.

À Maria Edileide Alencar Oliveira, em especial, pelo carinho, estímulos e pela compreensão durante a realização deste trabalho.

Aos amigos e colegas do Departamento de Projeto Mecânico - DPM e do Departamento de Mecânica Computacional - DMC pela amizade e pela troca de experiências profissionais e de vida durante minha agradável estadia em Campinas.

A todos que, de alguma forma, contribuíram e ajudaram de forma direta e indireta na conclusão deste trabalho.

*Deus é a minha fortaleza e a minha força e ele perfeitamente
desembaraça o meu caminho.*

II Samuel 22:33

*“Talvez não tenhamos conseguido fazer o melhor,
Mas lutamos para que o melhor fosse feito...
Não somos o que deveríamos ser,
Não somos o que iremos ser.
Mas, graças a Deus, não somos o que éramos antes”.*

Martin Luther King

Resumo

SANTIAGO, Darley Fiácrio de Arruda, *Diagnóstico de Falhas em Máquinas Rotativas Utilizando Transformada de Wavelet e Redes Neurais Artificiais*, Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 2003. 117 p. Tese (Doutorado).

Neste trabalho, apresenta-se uma nova metodologia de diagnóstico de falhas em máquinas rotativas válida para o regime estacionário e transiente utilizando técnicas alternativas como transformada de wavelet e redes neurais. Num primeiro momento, aplica-se a Transformada Contínua de Wavelet (CWT) na resposta estacionária e transiente com fins de diagnosticar falhas introduzidas numa bancada experimental de testes usando sinais de vibração estacionário e transiente. O sinal transiente é obtido durante a partida, parada e passagem pelas velocidades críticas. E num segundo momento, classificam-se essas falhas utilizando a energia contida no sinal em bandas de frequências específicas através da Transformada de Wavelet Packet (WPT) em conjunção com Redes Neurais Artificiais (ANN). Os resultados obtidos confirmam a viabilidade e eficiência de aplicação da CWT no diagnóstico de falhas introduzidas em ensaios experimentais durante o regime estacionário e transiente. Neste estudo, é utilizada uma nova metodologia para classificação de falhas em máquinas rotativas, chamada *Wavelet Packet Neural Network* (WPNN), a qual é fundamentada na teoria de transformada de wavelet em conjunção com redes neurais artificiais. Os resultados obtidos mostram que a *Wavelet Packet Neural Network* (WPNN) pode ser utilizada satisfatoriamente como técnica alternativa de classificação e diagnóstico de falhas introduzidas em máquinas rotativas com alta eficiência.

Palavras Chave

Falha de Sistemas, Rotores, Máquinas, Processamento de Sinais, Wavelets, Redes Neurais.

Abstract

SANTIAGO, Darley Fiácrio de Arruda, *Diagnostic of Faults of Rotating Machinery Using Wavelet Transform and Artificial Neural Networks*. Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 2003. 117 p. Tese (Doutorado).

This work presents a new methodology of diagnostic and classification of faults in rotating machinery during stationary and transient operation using alternative techniques such as wavelet transform and neural networks. In the first stage, it is applied the Continuous Wavelet Transform (CWT) in the steady state and transient response, aiming the diagnostic of faults inserted in the experimental set-up using stationary and transient vibrations. The transient signal is obtained during run-up, start-up and passage by the criticals speed. And in the second stage, these faults are classified using the energy contained in the signal in independent frequency bands through Wavelet Packet Transform (WPT) with Artificial Neural Networks (ANN). The results obtained confirm the feasibility and efficiency of CWT application in the diagnostic of faults inserted in experimental tests using stationary and transient vibrations. In this study, it is used a new methodology to classification of faults in rotating machinery, named Wavelet Packet Neural Network (WPNN), which is based on theory of wavelet transform and neural networks. The results show that the Wavelet Packet Neural Network (WPNN) can be used successfully with alternative technique of diagnostic and classification of faults inserted in rotating machinery with high efficiency.

Key Words

Diagnostic of Faults, Rotors, Signal Processing, Wavelets, Neural Networks.

Índice

Lista de Figuras	iii
Lista de Tabelas	vii
Nomenclatura	viii
1. Introdução	1
1.1 Objetivo do Trabalho	4
1.2 Descrição do Trabalho	4
2. Transformada de Wavelet e Redes Neurais Artificiais	6
2.1 Transformada de Wavelet	8
2.2 Redes Neurais Artificiais	25
3. Modelo Teórico e Resposta Transiente de Sistemas Rotativos	32
3.1 Modelagem do Sistema Rotativo	34
3.1.1 Elemento de Disco	35
3.1.2 Elemento de Eixo	37
3.1.3 Elemento de Mancal	44
3.2 Equação Geral de Movimento Transiente	46

4. Resultados Numéricos e Experimentais da Aplicação da Transformada de	51
Wavelet em Sinais Estacionários e Não-Estacionários	
4.1 Aplicação da Transformada Contínua de Wavelet em Sinais	52
Estacionários e Não-Estacionários	
4.2 Análise de Sinais Estacionários e Não-Estacionários Usando a	58
Transformada de Wavelet Packet	
5. Resultados Numéricos e Experimentais da Aplicação da Transformada	64
de Wavelet e Redes Neurais em Sinais Transientes	
5.1 Aplicação da Transformada Contínua de Wavelet em Sinais Transientes	65
5.1.1 Aplicação Numérica	65
5.1.2 Aplicação Experimental	74
5.2 Classificação de Falhas em Máquinas Rotativas Durante o Regime Transiente	94
Utilizando Transformada de Wavelet Packet e Redes Neurais	
6. Conclusões e Sugestões Para Futuros Trabalhos	103
6.1 Conclusões	103
6.2 Sugestões para Futuros Trabalhos	106
Referências Bibliográficas	108

Lista de Figuras

2.1	Resoluções tempo-freqüência da (a) STFT e (b) CWT	9
2.2	Wavelet de Morlet real para (a) $a = 0.2$, (b) $a = 0.5$ e (c) $a = 0.8$	12
2.3	Espectro da wavelet de Morlet real para: $a = 0.2$; ---- $a = 0.5$; — $a = 0.8$	13
2.4	Wavelet de Morlet complexa para $\sigma = 1$: (a) $a = 0.2$, (b) , $a = 0.5$ e (c) $a = 0.8$	14
2.5	Espectro da wavelet complexa para $\sigma = 1$: $a = 0.2$; ---- $a = 0.5$; — $a = 0.8$	14
2.6	Wavelet de Morlet complexa para $\sigma = 0.3$: (a) $a = 0.2$, (b) , $a = 0.5$ e (c) $a = 0.8$	15
2.7	Espectro da wavelet complexa para $\sigma = 0.3$: $a = 0.2$; ---- $a = 0.5$; — $a = 0.8$	15
2.8	Wavelet de Morlet complexa para $\sigma = 0.1$: (a) $a = 0.2$, (b) , $a = 0.5$ e (c) $a = 0.8$	16
2.9	Espectro da wavelet complexa para $\sigma = 0.1$: $a = 0.2$; ---- $a = 0.5$; — $a = 0.8$	16
2.10	Sinal Estacionário; (a) domínio do tempo e (b) domínio da freqüência	17
2.11	Wavelet do sinal estacionário; (a) Morlet complexa e (b) Morlet real	17
2.12	Diagrama esquemático da análise de multiresolução	20
2.13	Árvore de decomposição da wavelet de um sinal em três níveis	21
2.14	Funções wavelets de Daubechies $\psi_{j,k}(t)$ de ordem 2 e 10; (a) $db2$ e (b) $db10$	23
2.15	Funções escala de Daubechies $\phi_{j,k}(t)$ de ordem 2 e 10; (a) $db2$ e (b) $db10$	23
2.16	Decomposição do sinal original com, (a) DWT e (b) Wavelet Packet	24
2.17	Modelo não-linear de um neurônio	25
2.18	Funções de ativação; (a) Limiar, (b) Linear por partes e (c) Sigmóide	28
2.19	Arquitetura de uma rede neural perceptron de múltiplas camadas	29
3.1	Modelo Físico do Sistema Rotativo	34
3.2	Sistema de coordenadas inercial e móvel do elemento de disco	35
3.3	Elemento de eixo	37

3.4	Coordenadas do centro geométrico e de um ponto do eixo	41
3.5	Modelo físico de um mancal	45
3.6	Modelo físico do sistema rotativo	46
3.7	Massa de desbalanceamento	47
3.8	Momentos e forças transmitidos no acoplamento	50
4.1	Sinal no domínio do tempo, (a) Estacionário e (b) Estacionário e Não-estacionário	52
4.2	Sinal Estacionário, (a) CWT de Morlet complexa e (b) CWT de Morlet real	53
4.3	Wavelet em Frequência do Sinal Estacionário, (a) CWT complexa e (b) CWT real	53
4.4	Sinal Não-Estacionário, (a) CWT de Morlet complexa e (b) CWT de Morlet real	54
4.5	Wavelet em Frequência do Sinal Não-estacionário, (a) CWT Complexa e (b) Real	54
4.6	Bancada Experimental de Testes	55
4.7	Espectros, (a) Condição Normal, (b) Desalinhamento e (c) Folga Mecânica	56
4.8	Condição normal, (a) Wavelet de Morlet complexa e (b) Wavelet de Morlet real	57
4.9	Desalinhamento, (a) Wavelet de Morlet complexa e (b) Wavelet de Morlet real	57
4.10	Folga Mecânica, (a) Wavelet de Morlet complexa e (b) Wavelet de Morlet real	57
4.11	Sinal no domínio do tempo, (a) Estacionário e (b) Estacionário e Não-estacionário	59
4.12	Wavelet Packet, (a) Bandas de frequência, (b) Número de nós ou packets	59
4.13	Wavelet Packet; (a) Sinal Estacionário e (b) Sinal Estacionário e Não-estacionário	58
4.14	Energia, (a) Sinal Estacionário e (b) Sinal Estacionário e Não-estacionário	58
4.15	Condição Normal, (a) Wavelet Packet e (b) Distribuição de Energia	59
4.16	Desalinhamento, (a) Wavelet Packet e (b) Distribuição de Energia	59
4.17	Folga Mecânica; (a) Wavelet Packet e (b) Distribuição de Energia	60
4.18	Espectros, (a) Condição Normal, (b) Desalinhamento angular e (c) Folga Mecânica	61
5.1	(a) Bancada experimental de testes e (b) Modelo físico do sistema rotativo	65
5.2	(a) Resposta transiente devido ao desbalanceamento e (b) Domínio da wavelet	68
5.3	(a) Resposta transiente com desalinhamento de 1 mm e 15 s e (b) Domínio da wavelet	68
5.4	Resposta transiente com desalinhamento de 1 mm e 30 s, (a) 1° Disco e (b) 2° Disco	68

5.5	(a) Resposta transiente com desalinhamento de 1 mm e 15 s, (b) Domínio da CWT	69
5.6	Resposta transiente com desalinhamento de 2 mm e 30 s, (a) 1° Disco e (b) 2° Disco	69
5.7	(a) Resposta transiente com desalinhamento de 2 mm e 15 s, (b) Domínio da CWT	70
5.8	(a) Resposta transiente com desalinhamento de 1 mm e 15 s, (b) Domínio da CWT	71
5.9	(a) Resposta transiente devido ao desbalanceamento, (b) Energia da WPT	72
5.10	(a) Resposta transiente devido ao desalinhamento de 1 mm, (b) Energia da WPT	72
5.11	(a) Resposta transiente devido ao desalinhamento de 2 mm, (b) Energia da WPT	72
5.12	Detalhes da instrumentação utilizada na bancada experimental	75
5.13	Diagrama de blocos do programa de aquisição de sinais	75
5.14	Sinal de deslocamento e de velocidade de rotação do rotor, (a) Partida e (b) Parada	77
5.15	Condição normal para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de partida, (b) Coeficientes – CWT	78
5.16	Condição normal para $\alpha = 38 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de partida, (b) Coeficientes – CWT	78
5.17	Condição normal para $\alpha = 75 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de partida, (b) Coeficientes – CWT	78
5.18	Condição normal, (a) Espectro em frequência, (b) Mapa em 3D da CWT	78
5.19	Condição normal para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) Coeficientes – CWT	79
5.20	Condição normal para $\alpha = 38 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) Coeficientes – CWT	79
5.21	Condição normal para $\alpha = 75 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) Coeficientes – CWT	79
5.22	Desalinhamento de 0,5 mm para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$ (a) Sinal de partida, (b) CWT	80
5.23	Desalinhamento de 0,5 mm para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) CWT	80
5.24	Desalinhamento de 0,5 mm, (a) Espectro em frequência, (b) Mapa em 3D da CWT	81
5.25	Desalinhamento de 1 mm para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$ (a) Sinal de partida, (b) CWT	82
5.26	Desalinhamento de 1 mm para $\alpha = 38 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de partida, (b) CWT	82

5.27	Desalinhamento de 1 mm para $\alpha = 75 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de partida, (b) CWT	82
5.28	Desalinhamento de 1 mm, (a) Espectro em frequência, (b) Mapa em 3D da CWT	82
5.29	Desalinhamento de 1 mm para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) CWT	83
5.30	Desalinhamento de 1 mm para $\alpha = 38 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) CWT	83
5.31	Desalinhamento de 1 mm para $\alpha = 75 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) CWT	83
5.32	Folga Mecânica para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$ (a) Sinal de partida, (b) Coeficientes – CWT	85
5.33	Folga Mecânica para $\alpha = 38 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de partida, (b) Coeficientes – CWT	85
5.34	Folga Mecânica para $\alpha = 75 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de partida, (b) Coeficientes – CWT	85
5.35	Folga Mecânica, (a) Espectro em frequência, (b) Mapa em 3D da CWT	85
5.36	Folga Mecânica para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) Coeficientes – CWT	86
5.37	Folga Mecânica para $\alpha = 38 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) Coeficientes – CWT	86
5.38	Folga Mecânica para $\alpha = 75 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) Coeficientes – CWT	86
5.39	Detalhes de introdução das falhas, (a) Mudança de rigidez no sistema e (b) Impacto	87
5.40	Resposta transiente com impacto, (a) Sinal de partida, (b) CWT - Escala 30	88
5.41	Resposta transiente com impacto, (a) CWT - Escala 40, (b) CWT - Escala 42	88
5.42	Resposta transiente com impacto, (a) CWT - Escala 46, (b) Mapa em 3D da CWT	88
5.43	Detalhes dos pontos de introdução de rigidez na bancada experimental	89
5.44	Condição normal, (a) Espectro em frequência, (b) Sinal de partida	90
5.45	Introdução de Rigidez no Ponto 1, (a) Espectro em frequência, (b) Sinal de partida	90
5.46	Introdução de Rigidez no Ponto 2, (a) Espectro em frequência, (b) Sinal de partida	91
5.47	Sinal de parada, (a) Condição normal, (b) Introdução de Rigidez no Ponto 2	91
5.48	Sinal de partida para condição normal com os sensores no, (a) Ponto 1, (b) Ponto 2	94
5.49	Estrutura da metodologia <i>Wavelet Packet Neural Network</i> (WPNN)	96

5.50	Sinal de partida (padrão); (a) Condição normal, (b) Desalinhamento de 0,5 mm,	97
	(c) Desalinhamento de 1 mm e (d) Folga mecânica	
5.51	(a) Energia das 10 primeiras aquisições, (b) Energia para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$,	98
	(c) Energia para $\alpha = 38 \text{ rad} / \text{s}^2$ e (d) Energia para $\alpha = 75 \text{ rad} / \text{s}^2$.	
5.52	Comparação entre as Redes de Treinamento, Teste e Validação na	100
	Classificação de falhas(a) Condição Normal, (b) Folga Mecânica, (c) Desalinhamento 1 e (d) Desalinhamento 2	
5.53	Distribuição de Energia da WPT para, (a) Condição Normal, (b) Desalinhamento 1,	101
	(c) Desalinhamento 2 e (c) Folga Mecânica	

Lista de Tabelas

2.1	Comparação de Técnicas de Otimização de Treinamento de Redes Neurais	30
5.1	Valores de Frequências Naturais, Velocidades Críticas e Erros Percentuais	65
5.2	Parâmetros Usados na Aplicação Numérica e Experimental	66
5.3	Resultados das Taxas de Acerto de Diferentes Arquiteturas de Redes Neurais	99

Nomenclatura

Letras Latinas

$x(t)$	Sinal estacionário em função do tempo
$X(f)$	Coefficientes da transformada de Fourier
f	Frequência do sinal
$g(t)$	Função janela do sinal em função do tempo
a	Coefficiente de escala
b	Coefficiente de translação
(f, b)	Plano tempo-frequência
$CWT(a, b)$	Coefficientes reais ou complexos da transformada contínua de wavelet
$R\{CWT(a, b)\}$	Parte real da transformada contínua de wavelet
$I\{CWT(a, b)\}$	Parte imaginária da transformada contínua de wavelet
$ CWT(a, b) ^2$	Espectro de potência da wavelet
w_o	Frequência de oscilação da wavelet
f_s	Frequências de amostragem da função e do sinal
f_w	Frequências de amostragem da função da wavelet
$DWT(a, b)$	Coefficientes reais ou complexos da transformada discreta de wavelet
$A_j[x(t)]$	Aproximação do sinal original
$D_j[x(t)]$	Detalhe do sinal original
$h(t)$	Filtro passa-baixa

$g(t)$	Filtro passa-alta
A_1, A_2	Aproximações nos primeiro e segundo nível
D_1, D_2	Detalhes nos primeiro e segundo nível
$db2$	Wavelet ou o filtro de Daubechies de orden 2
N_t	Comprimento do sinal
j	Nível correspondente a decomposição do sinal
k	Ordem da posição do nó em um nível específico
(j, k)	Par de inteiros da transformada de wavelet packet
$[0, F_s / 2^{j+1}]$	Banda de freqüência da transformada de wavelet packet
x_1, x_2, \dots, x_m	Sinais de entrada do neurônio (rede neural)
$w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$	Pesos sinápticos
b_k	Bias ou entrada de polarização
y_k	Sinal de saída do neurônio
v_k	Combinador linear
O	Centro geométrico do disco
M_D	Massa do disco
$I_{D_x}, I_{D_y}, I_{D_z}$	Tensores principais de inércia em relação ao centro geométrico do disco
T_D, T_S	Energia cinética do disco e do eixo
$[M_D], [C_D], [K_{DT}]$	matrizes clássicas de massa do disco, giroscópica e de rigidez do disco
L	Comprimento do eixo
S, I	Área da seção transversal e momento de inércia do elemento de eixo
E	Módulo de elasticidade transversal do material (módulo de Young)
I_x, I_z	Momentos de inércia da seção transversal com relação a x e z
$F(t)$	Vetor de forças de excitação
m_u	Massa de desbalanceamento
e	Excentricidade da massa em relação ao centro geométrico do eixo

T_q	Torque de acionamento do motor
M_{Ty}, M_{Tz}	Momentos transmitidos ao eixo
F_{Ty}, F_{Tz}	Forças transmitidas ao eixo
lc	Distância entre os pontos de articulação com os eixos acoplados
l_b	Distância entre os dois mancais que suportam o eixo acionado

Letras Gregas

$\psi(t)$	Função wavelet mãe de Morlet no domínio do tempo
$\psi(w)$	Transformada de Fourier da função wavelet mãe
σ	Largura da wavelet
$\psi_m(t), \psi_c(t)$	Função wavelet de Morlet real e complexa no domínio do tempo
$\psi(f)$	Transformada de Fourier da função wavelet de Morlet
$\psi_{j,k}(t)$	Função wavelet
$\phi_{j,k}(t)$	Função de escala
$\varphi(v)$	Função de ativação
$\dot{\phi}, \Omega$	Velocidade de rotação angular
α	Aceleração angular
ρ	Densidade do material
$\delta(t)$	Vetor de coordenadas generalizadas
θ, ϕ	Ângulos de deflexão

Superescritos

*	Conjugado
T	Transposto

Subscritos

a	Desalinhamento angular
p	Desalinhamento paralelo
x, y, z	Indicam as direções

Abreviações

ANN	Rede Neural Artificial
CWT	Transformada Contínua de Wavelet
DWT	Transformada Discreta de Wavelet
FEM	Método de Elementos Finitos
FFT	Transformada de Fourier Rápida
FRF	Funções de Resposta em Frequência
FWT	Transformada Rápida de Wavelet
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i>
MRA	Análise de Multiresolução
MSE	Erro Quadrático Médio
RMS	Raiz Média Quadrática
STFT	Transformada de Fourier de Curta Duração
WPNN	<i>Wavelet Packet Neural Networks</i>
WPT	Transformada de Wavelet Packet
WT	Transformada de Wavelet

Siglas

DPM	Departamento de Projeto Mecânico
------------	----------------------------------

Capítulo 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 no tempo não são confiáveis o suficiente para diagnosticá-los.

Os métodos no domínio da freqüência 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.

A resposta transiente obtida durante a partida e parada da máquina é de natureza não-estacionária. Para tratar estes sinais, várias técnicas de análise em tempo-freqüência (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 freqüência.

Neste trabalho utiliza-se a resposta transiente e estacionária para fins de aplicação da transformada de wavelet visando o diagnóstico de falhas introduzidas numa bancada experimental de testes. A análise da resposta transiente é muito importante e necessária durante o monitoramento e diagnóstico de falhas de sistemas rotativos com base nos seguintes aspectos: 1) Maior quantidade de informações contidas no sinal de partida e parada, tendo em vista que a variação da velocidade de rotação da máquina utilizada neste trabalho durante a realização dos ensaios experimentais, excita um número maior de freqüências relacionadas a diferentes defeitos, 2) Capacidade de revelar a presença de defeitos no sinal transiente com características não-estacionárias que dificilmente seria diagnosticado na resposta estacionária, 3) Facilidade de execução dos ensaios, bem como de suas aquisições de sinais, principalmente em máquinas que são ligadas e desligadas freqüentemente e que giram com altas velocidades, e 4) Possibilidade de detectar a presença de falhas, por exemplo, desalinhamento, sem precisar passar pelas velocidades críticas da máquina.

As vibrações mecânicas em máquinas rotativas são, principalmente, causadas por desbalanceamento, desalinhamento, folga mecânica, atrito, trincas, etc. A maioria dos estudos publicados na literatura tem dado bastante atenção ao diagnóstico dessas falhas utilizando o sinal estacionário (Muszynska, 1989; Wauer, 1990; Xu & Marangoni, 1994; Sekhar & Prabhu, 1995; Hamzaqui *et al.*, 1998; Silva, 1999). Foi investigado em outras pesquisas (Imam, 1989; Prabhakar *et al.*, 2001) que é mais fácil detectar a presença de trincas em sistemas rotativos usando o sinal transiente da máquina, ou seja, o sinal de partida e parada da máquina. O estudo do comportamento dinâmico de rotores e o diagnóstico de falhas durante o regime transiente, ou seja, durante a partida ('run-up, start-up') e parada ('shut-down, coast-down') da máquina, despertaram o interesse de muitos pesquisadores (Smalley, 1989; Gasch, 1993; Pacheco & Steffen Jr., 1995, Al-Bedoor, 2000 & Adewusi, 2001; Santiago & Pederiva, 2003c).

Os primeiros trabalhos, de que temos conhecimento, utilizando a Transformada Contínua de Wavelet (CWT) e a resposta transiente teórica, no monitoramento e detecção de trincas em um sistema rotor-mancais, foram publicados por Prabhakar *et al.*, 2001 e Sekhar, 2003. Nestes trabalhos, eles utilizaram as equações de movimento do rotor De Laval (Gasch *et al.*, 1979), simularam a resposta transiente, e em seguida, aplicaram a CWT para evidenciar a presença da trinca no sinal.

Neste trabalho de pesquisa foram observados alguns fatos importantes. Primeiro, escassez de literatura abordando o problema do monitoramento da condição e diagnóstico de falhas utilizando a Transformada Contínua de Wavelet (CWT), a Transformada de Wavelet Packet (WPT) e a resposta transiente; segundo, não se ter conhecimento de trabalhos experimentais, aplicando a CWT e/ou a WPT na resposta transiente (parada e partida) de máquinas rotativas para diagnóstico de falhas, tais como, desbalanceamento, desalinhamento, folga mecânica, mudança de rigidez/amortecimento, impacto, atrito, empenamento de eixos, etc.; terceiro, viabilidade de utilização da CWT e/ou WPT como uma técnica alternativa de extração, compactação e localização de informações contidas no sinal simultaneamente no domínio do tempo e frequência, e quarto, possibilidade de aplicação da WPT em conjunção com redes neurais para o monitoramento on-line da manutenção preditiva, com fins de minimizar o tempo entre o recebimento das informações e o diagnóstico da falha. Estes fatos motivaram e viabilizaram este trabalho de pesquisa.

1.1 Objetivo do Trabalho

Apresentar uma nova metodologia de diagnóstico de falhas em máquinas rotativas válida para o regime estacionário e transiente utilizando técnicas alternativas como Transformada de Wavelet e Redes Neurais, visando o monitoramento on-line da manutenção preditiva. Num primeiro momento, aplica-se a Transformada Contínua de Wavelet (CWT) na resposta estacionária e transiente, esta última é obtida durante a partida, parada e passagem pelas velocidades críticas, com fins de diagnosticar a presença de falhas introduzidas numa bancada experimental de testes no regime estacionário e transiente; e num segundo momento, classificar essas falhas utilizando a energia contida no sinal em bandas de frequências específicas através da Transformada de Wavelet Packet (WPT) em conjunção com Redes Neurais Artificiais (ANN).

1.2 Descrição do Trabalho

No capítulo dois, faz-se um breve histórico sobre a origem das wavelets e citam-se os primeiros e os principais trabalhos publicados na literatura utilizando a transformada de wavelet para análise de sinais estacionários e não-estacionários, principalmente, na área de diagnóstico de falhas de máquinas. Na primeira seção, faz-se um estudo da teoria de Transformada Contínua de Wavelet (CWT) comparando duas funções wavelets de Morlet. A primeira é uma função wavelet de Morlet real, a qual é disponibilizada no *toolbox de wavelet do software Matlab®*, e a segunda, é uma função wavelet de Morlet complexa, a qual foi implementada computacionalmente. Introduce-se o conceito sobre Transformada Discreta de Wavelet (DWT) baseada na Análise de Multiresolução (MRA). E em seguida, apresenta-se a teoria sobre a Transformada de Wavelet Packet (WPT), que é uma generalização da transformada discreta de wavelet. Enquanto a DWT decompõe o sinal somente em baixas frequências, a WPT decompõe o sinal em baixas e altas frequências. Na segunda seção, apresentam-se os fundamentos teóricos básicos sobre Redes Neurais Artificiais (ANN). Suas principais aplicações são em problemas de aproximação de funções, identificação de sistemas dinâmicos e classificação de padrões.

No capítulo três, apresenta-se a modelagem física e a formulação matemática individual de cada elemento de um sistema rotativo (eixo-rotor-mancais). Em seguida, combina-se o efeito dos elementos de eixo, discos e mancais, com o objetivo de se obter a equação geral de movimento do sistema durante o regime transiente. Finalmente, utiliza-se o modelo de um sistema rotativo

teórico capaz de descrever o seu comportamento dinâmico devido às falhas de desbalanceamento e desalinhamento durante o regime transiente para fins de verificação com as respostas experimentais de um modelo real (bancada experimental de testes). A simulação da resposta transiente do sistema é obtida a partir da integração da equação diferencial de movimento. Para isto, utiliza-se o método de integração de Runge-Kutta de quarta ordem.

No capítulo quatro, apresentam-se os resultados e discussão da aplicação da CWT no diagnóstico de falhas de máquinas rotativas. Os resultados obtidos confirmam a viabilidade e eficiência de aplicação da CWT no diagnóstico de falhas introduzidas numa bancada experimental de testes. Para isto, faz-se um estudo comparativo entre as duas funções wavelets de Morlet real e complexa. Assim, mostra-se na primeira seção deste capítulo que a wavelet de Morlet complexa apresenta boa resolução no tempo e frequência e a wavelet de Morlet real apresenta somente boa resolução no tempo. Aspectos teóricos e práticos relacionados à implementação computacional da função wavelet complexa são discutidos, bem como algumas aplicações usando sinais reais e simulados são apresentadas. Na segunda seção, apresenta-se uma nova metodologia para compactação de dados utilizando a energia contida no sinal em bandas de frequências específicas através da WPT, aplicando-a em sinais reais e simulados.

No capítulo cinco, apresentam-se inicialmente os resultados e discussão da aplicação da CWT na resposta transiente, com fins de investigar a partir de casos reais, a viabilidade e eficiência de aplicação da CWT no diagnóstico de falhas de máquinas rotativas. Para isto, utilizam-se sinais de vibração (deslocamento) adquiridos através de sensores de proximidade posicionados nas vizinhanças do rotor para diferentes condições de falhas. Os sinais transientes são medidos durante a partida e parada da máquina. Em seguida, na segunda seção, apresenta-se uma nova metodologia de compactação de dados utilizando a energia contida no sinal em bandas de frequências específicas através da Transformada de Wavelet Packet (WPT) em conjunção com redes neurais, chamada *Wavelet Packet Neural Network* (WPNN), para fins de classificação de falhas durante o regime transiente. É importante observar que a metodologia de compactação de dados e extração de parâmetros através da WPT pode ser aplicada em sinais estacionários e/ou transientes.

E no capítulo seis, tem-se as conclusões do trabalho e sugestões para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Transformada de Wavelet e Redes Neurais Artificiais

A Transformada de Wavelet (WT) é uma eficiente ferramenta matemática desenvolvida para análise de sinais estacionários e não-estacionários. Nos últimos anos, ela vem sendo muito aplicada nas áreas de meteorologia, análise e compressão de dados, processamento de sinais e imagem, e principalmente, na área de diagnóstico de falhas de máquinas.

Do ponto de vista histórico, a análise por wavelet é um novo método, embora suas raízes matemáticas sejam fundamentadas no trabalho de Joseph Fourier de 1807. Fourier formulou as bases com sua teoria em análise de frequência, provando-a ser muito importante e influente. Na história da matemática, a transformada de wavelet tem muitas origens. Muito trabalho foi realizado na década de 1930 (Misiti *et al.*, 1997), e naquele tempo, os esforços feitos por pesquisadores separadamente não frutificaram para fazer parte de uma teoria mais geral.

O primeiro registro do termo “wavelet” apareceu no apêndice da tese de Alfred Haar em 1909 (Haar, 1909 *apud* Misiti *et al.*, 1997). Uma propriedade da Wavelet de Haar é que ela desaparece fora de um intervalo finito. Infelizmente, a Wavelet de Haar não é continuamente diferenciável, o que limita bastante suas aplicações.

A idéia de tomar um sinal em várias escalas e analisá-lo com várias resoluções surgiu independentemente em campos diferentes da matemática, física e engenharia. Na metade dos anos 80, pesquisadores da escola francesa liderados por um engenheiro, um físico teórico e um matemático (Jean Morlet, Alex Grossman e Yves Meyer, respectivamente) desenvolveram os fundamentos matemáticos da transformada de wavelet. Eles também interagiram em outros campos de pesquisa (Rioul & Vetterli, 1991; Graps, 1995).

Mais tarde, Ingrid Daubechies e Stephane Mallat (Daubechies, 1988; Mallat, 1989) deram contribuições importantes da aplicação da teoria de wavelet na área de processamento de sinais.

Os primeiros trabalhos utilizando a Transformada de Wavelet (WT), que temos conhecimento, em análise de vibrações, foram publicados por Newland (1993, 1994a, 1994b). Nestes trabalhos, ele apresenta uma revisão sobre a teoria de wavelet ortogonal e suas aplicações em análise de sinais, e introduz a teoria sobre wavelet harmônica por ele proposta. Vários exemplos práticos mostram como esta técnica pode ser aplicada na análise de vibrações, bem como cita algumas de suas vantagens.

Staszewski & Tomlinson (1994) apresentaram uma aplicação da WT no diagnóstico de falhas em engrenagens cilíndricas. O método é inicialmente implementado e validado para uma série de exemplos simulados. Em seguida, a partir da introdução de uma falha controlada no dente da engrenagem foi feita a aquisição dos dados experimentais. Finalmente, o algoritmo proposto, baseado na análise de reconhecimento de padrões e diagnóstico de falhas é apresentado.

Wang & McFadden (1996) aplicaram a WT no diagnóstico de falhas em engrenagens. Eles mostraram que existem fortes semelhanças entre as distribuições tempo-escala e distribuições tempo-freqüência, embora a transformada de wavelet tenha sido mais eficiente em revelar claramente sinais transientes originados de falhas nas engrenagens.

Ruzzene *et al.* (1997) aplicaram a Transformada de Wavelet para estimação das freqüências naturais e coeficientes de amortecimento de um sistema com quatro graus de liberdade. As vantagens da Transformada de Wavelet na análise da resposta livre do sistema foram evidenciadas e os resultados comparados com outras técnicas. A precisão e validação do método proposto foram confirmadas através de exemplos numéricos e da resposta experimental obtida em uma estrutura real (Ponte Queensborough em Vancouver, Canadá) utilizando o sinal de aceleração.

Várias aplicações utilizando transformada de wavelet no diagnóstico de falhas podem ser encontradas nas referências (Satish, 1998; Wang & Deng, 1999; Santos, 1999; Pineyro *et al.*, 2000; Yen & Lin, 2000; Adewusi & Al-Bedoor, 2001; Lépure *et al.*, 2001; Prabhakar *et al.*, 2002; Peng *et al.*, 2003; Santiago & Pederiva, 2003b; Peng *et al.*, 2004; Shi *et al.*, 2004).

2.1 Transformada 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:

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

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 :

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

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 & Hurleabus, 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.

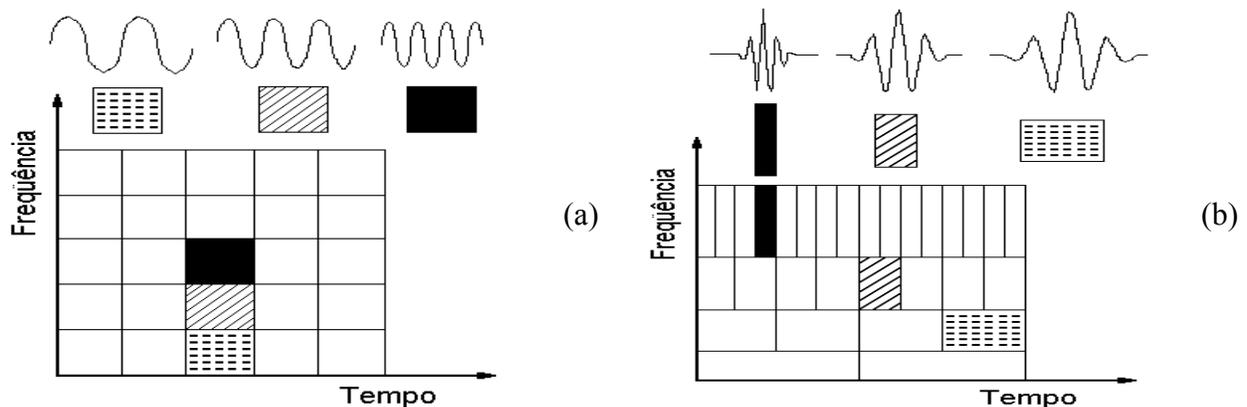


Figura 2.1 - Resoluções tempo-frequência da (a) STFT e (b) CWT

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:

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

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, como mostra a Figura 2.2.

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):

$$\psi(t) = ce^{-\sigma^2 t^2} e^{i\omega_0 t} \quad (2.7)$$

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).

A seguir, faz-se um estudo da teoria de transformada contínua de wavelet comparando duas funções wavelets de Morlet. A primeira é uma função wavelet de Morlet real, a qual é disponibilizada no *toolbox de wavelet do software Matlab®*, e a segunda, é uma função wavelet de Morlet complexa, a qual foi implementada computacionalmente.

A função wavelet de Morlet real do Matlab (Misiti *et al.*, 1997) é dada pela seguinte expressão:

$$\psi_m(t) = e^{-t^2/2} \cos(5t) \quad (2.8)$$

As Figuras 2.2(a), (b) e (c) mostram três funções wavelets de Morlet real simuladas para diferentes valores de escala e $b = 0$.

Segundo Staszewski & Tomlinson (1994) pode-se estabelecer para a função wavelet de Morlet a seguinte relação entre o parâmetro de escala a e a frequência do sinal f :

$$a = \frac{w_o f_s}{2\pi f_w f} \quad (2.9)$$

onde, w_o é a frequência da wavelet e f_w , f_s são as frequências de amostragem da função wavelet e do sinal, respectivamente. Para a wavelet de Morlet do Matlab w_o é igual a 5 rad/s.

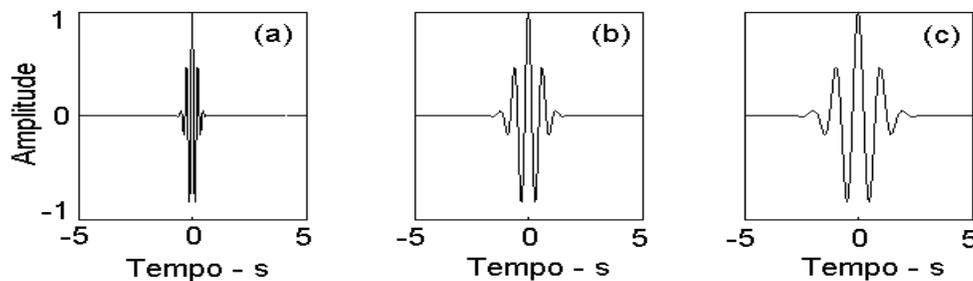


Figura 2.2 - Wavelet de Morlet real para (a) $a = 0.2$, (b) $a = 0.5$ e (c) $a = 0.8$

Observa-se na Figura 2.2, que quando aumenta-se o valor da escala, a freqüência de oscilação da wavelet diminui, e vice-versa. Uma das vantagens da análise por wavelet é permitir o uso de uma escala menor quando deseja-se melhor resolução no tempo da informação contida no sinal em alta freqüência, e uma escala maior quando deseja-se melhor resolução em freqüência da informação contida no sinal em baixa freqüência. Isto é claramente observado na Figura 2.3. no domínio da freqüência.

As Figuras 2.1(b) e 2.2 mostram que a função wavelet no domínio do tempo apresenta boa resolução no tempo (janela estreita) para o sinal com altas freqüências. Por outro lado, verifica-se nas Figuras 2.1(b) e 2.3 que a função wavelet no domínio da freqüência apresenta boa resolução em freqüência (janela larga) para o sinal com baixas freqüências.

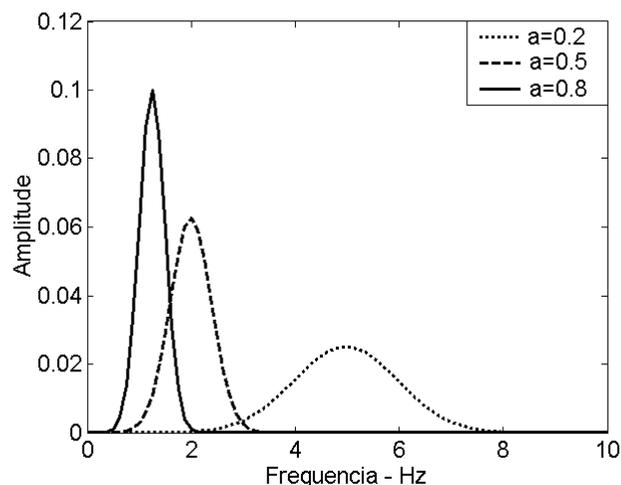


Figura 2.3 - Espectro da wavelet de Morlet real para: $a = 0.2$; ---- $a = 0.5$; — $a = 0.8$

Observa-se na Figura 2.3 uma boa resolução em freqüência para as duas freqüências mais baixas, com a desvantagem delas aparecerem uma superpondo a outra, e, resolução pobre em freqüência para a freqüência mais alta. Por outro lado, verifica-se na Figura 2.2(a) que a função wavelet de Morlet real assemelha-se a um transiente. Segundo Mallat (1989) a wavelet de Morlet real é mais adequada para ser utilizada na análise de sinais não-estacionários e transientes. E para análise de sinais estacionários, qual deve ser a função wavelet mais adequada? É possível analisá-los com a função wavelet de Morlet complexa? A seguir, apresenta-se um estudo relacionado à resolução tempo-freqüência da função wavelet de Morlet complexa.

Como vimos anteriormente, o parâmetro σ utilizado na função wavelet de Morlet complexa determina a largura da wavelet, ou seja, ele é responsável pelo ajuste da resolução no domínio do tempo e da frequência da wavelet de Morlet.

A função wavelet de Morlet complexa é dada pela seguinte expressão:

$$\psi_c(t) = ce^{-\sigma^2 t^2} e^{i\omega_0 t} \quad (2.10)$$

As Figuras 2.4(a), (b) e (c) mostram três funções wavelets de Morlet complexa simuladas para diferentes valores de escala e $b = 0$. Nestas figuras, mostram-se somente a amplitude da parte real de ψ_c . Os valores de σ e de ω_0 usados na expressão (2.10) para este caso foram de 1.0 e de 6 rad/s, respectivamente. Em geral, $\omega_0 > 5$ deve ser usado para que as restrições matemáticas dadas pelas expressões (2.4) e (2.5) sejam satisfeitas.

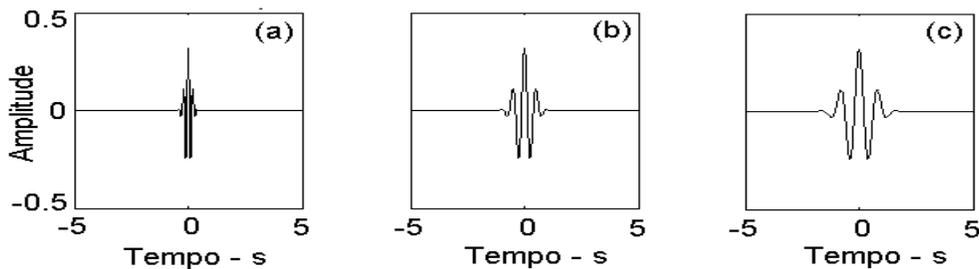


Figura 2.4 - Wavelet de Morlet complexa para $\sigma = 1$: (a) $a = 0.2$, (b) $a = 0.5$ e (c) $a = 0.8$

A Figura 2.5 mostra as mesmas funções wavelets complexas no domínio da frequência.

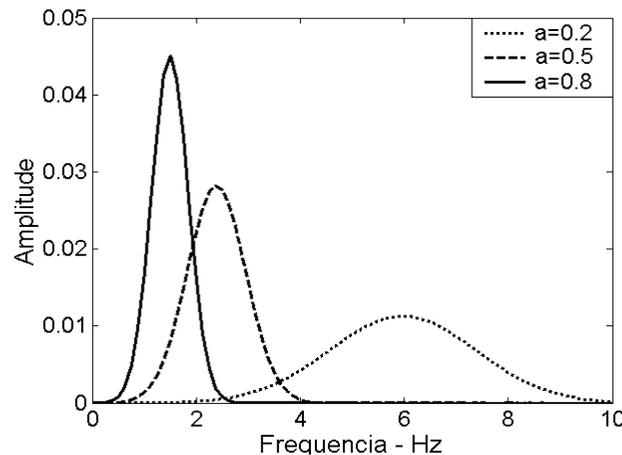


Figura 2.5 - Espectro da wavelet complexa para $\sigma = 1$: $a = 0.2$; ---- $a = 0.5$; — $a = 0.8$

Observando-se as Figuras 2.2 e 2.3 e comparando-as com as Figuras 2.4 e 2.5, observa-se uma certa semelhança entre elas em termos de resoluções do domínio do tempo e da frequência. Portanto, pode-se concluir que o valor de $\sigma = 1$ não é um valor adequado para ajustar a resolução no domínio da frequência da wavelet de Morlet complexa com fins de possibilitar a análise de sinais estacionários.

Estes resultados sugerem que os valores de σ sejam modificados para se poder ajustar a resolução tempo-frequência da wavelet de Morlet complexa. A seguir, mostram-se novos resultados de resoluções tempo-frequência utilizando-se $\sigma = 0.3$ e $\sigma = 0.1$.

As Figuras 2.6 e 2.8 mostram as funções wavelets de Morlet complexas simuladas para $\sigma = 0.3$ e $\sigma = 0.1$, respectivamente; e nas Figuras 2.7 e 2.9, as respectivas funções no domínio da frequência.

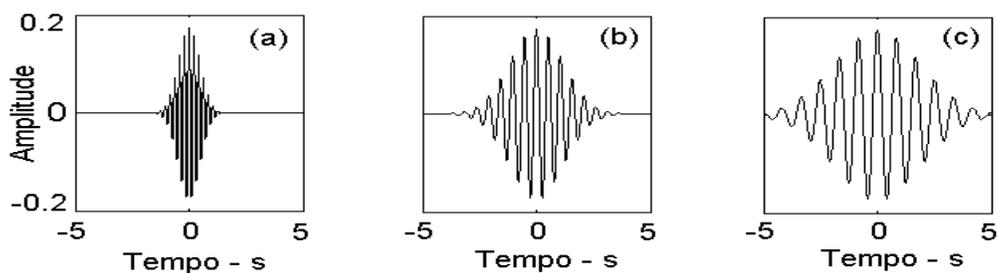


Figura 2.6 - Wavelet de Morlet complexa para $\sigma = 0.3$: (a) $a = 0.2$, (b) $a = 0.5$ e (c) $a = 0.8$

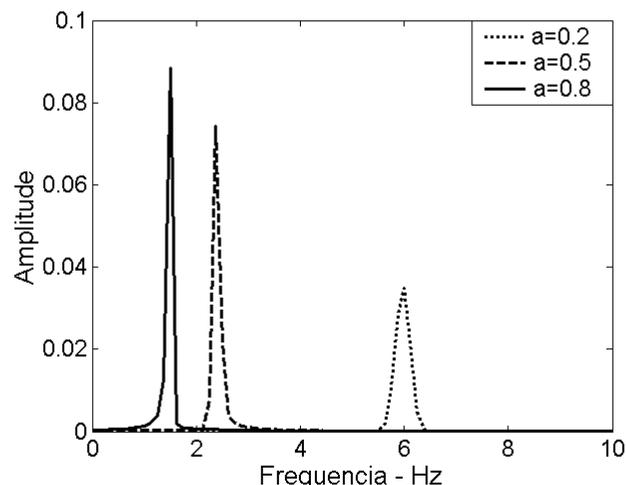


Figura 2.7 - Espectro da wavelet complexa para $\sigma = 0.3$: $a = 0.2$; ---- $a = 0.5$; — $a = 0.8$

Observando-se as Figuras 2.6 e 2.7 verifica-se como a escolha do valor de σ influencia na resolução tempo-frequência da wavelet de Morlet complexa, ou seja, diminuindo-se σ aumenta-se a resolução em frequência e diminui-se a resolução no tempo e vice-versa.

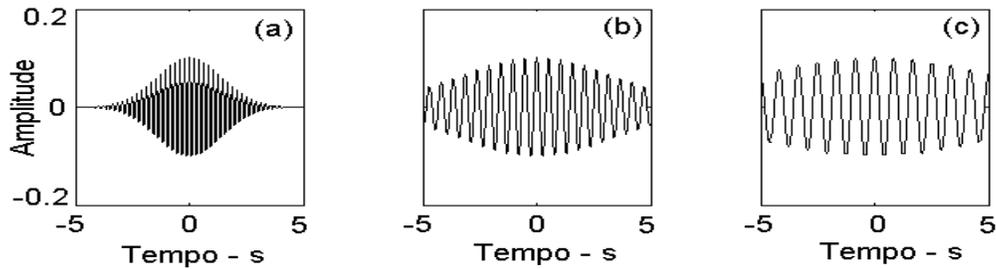


Figura 2.8 - Wavelet de Morlet complexa para $\sigma = 0.1$: (a) $a = 0.2$, (b) $a = 0.5$ e (c) $a = 0.8$

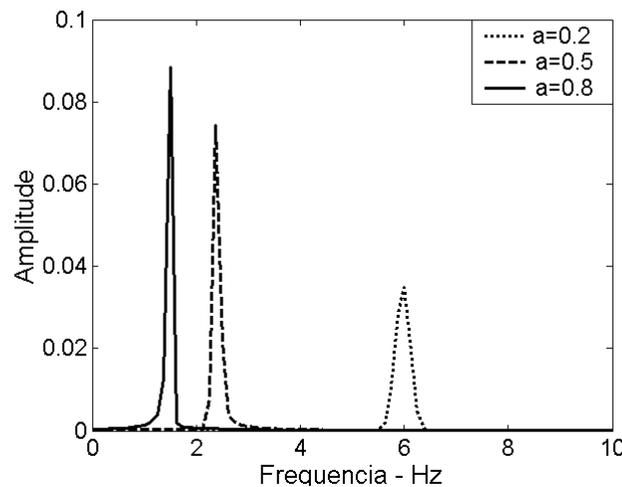


Figura 2.9 - Espectro da wavelet complexa para $\sigma = 0.1$: $a = 0.2$; ---- $a = 0.5$; — $a = 0.8$

Comparando-se as Figuras 2.7 e 2.9 verifica-se claramente a presença de três frequências diferentes e que a resolução em frequência das wavelets de Morlet complexa para $\sigma = 0.3$ e $\sigma = 0.1$ são praticamente as mesmas, enquanto que no domínio do tempo, houve diminuição de sua resolução a medida que σ diminuiu de 0.3 para 0.1, como mostra as Figuras 2.6 e 2.8. Assim sendo, existe sempre um σ ótimo que possibilita uma melhor resolução no mapa tempo-frequência. Por isso, o valor de σ deve ser cuidadosamente selecionado. Segundo Lin & Qu (2000), o parâmetro σ pode ser selecionado de acordo com o critério da entropia mínima de Shannon, dado pela expressão (2.11), onde s é o sinal e s_i é a amostra do sinal no instante i .

$$E_m(s) = -\sum_i s_i \log(s_i) \quad (2.11)$$

A seguir, mostra-se uma aplicação da transformada contínua de wavelet utilizando as funções wavelet de Morlet real e complexa. Para isto, utiliza-se um sinal senoidal de frequência igual a 20 Hz. As Figuras 2.10(a) e 2.10(b) mostram o sinal no domínio do tempo e da frequência respectivamente; e as Figuras 2.11(a) e 2.11(b) mostram uma comparação entre as distribuições tempo-frequência para o sinal usando a wavelet de Morlet complexa e a wavelet de Morlet real, respectivamente. Os resultados mostram como a escolha adequada do parâmetro σ influencia na resolução tempo-frequência, bem como na interpretação das informações contidas no sinal. A Figura 2.11(a) mostra claramente a frequência de 20 Hz. Isto se deve a boa resolução em frequência obtida com a wavelet complexa. Por outro lado, a Figura 2.11(b) mostra a frequência de 20 Hz, porém com baixa resolução em frequência. Observando-se a Figura 2.11(a), conclui-se que a boa resolução em frequência da wavelet de Morlet complexa possibilita uma melhor análise das informações contidas no sinal estacionário e da sua distribuição de energia em função da frequência e do tempo (Santiago & Pederiva, 2003b). O valor de σ usado foi igual a 0.3.

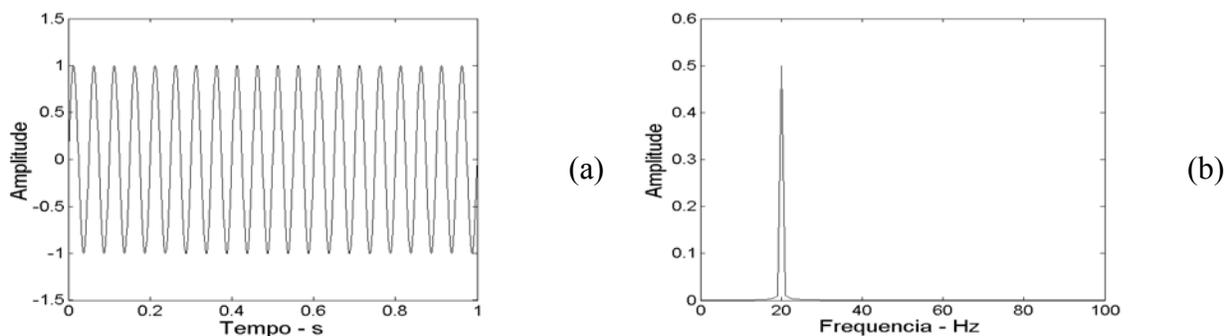


Figura 2.10 - Sinal Estacionário; (a) domínio do tempo e (b) domínio da frequência.

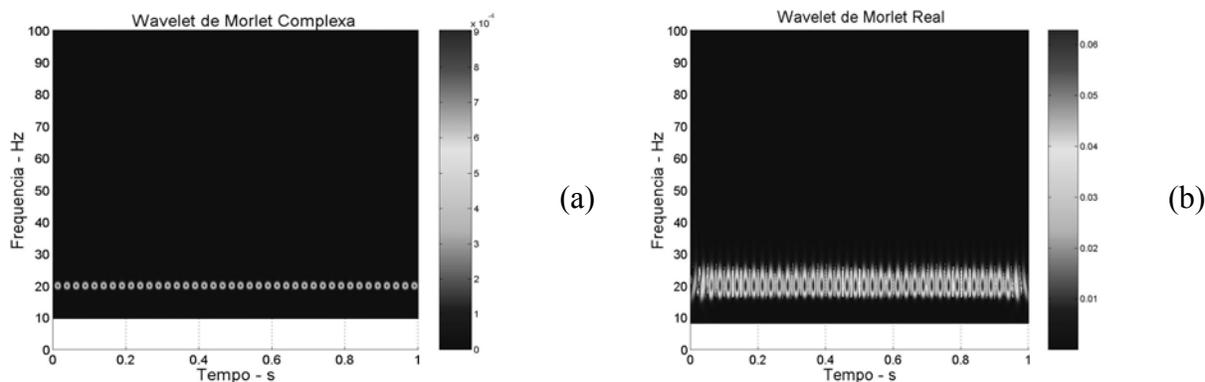


Figura 2.11 - Wavelet do sinal estacionário; (a) Morlet complexa e (b) Morlet real.

Semelhante a CWT de Morlet disponibilizada no toolbox de wavelet do Matlab, a CWT de Morlet complexa é obtida a partir da implementação computacional da expressão (2.3), cujo resultado é basicamente a obtenção da seguinte matriz complexa de coeficientes no plano tempo-freqüência (Nikolaou & Antoniadis, 2002):

$$W_f(f, b) = F^{-1}\{X(f)\psi^*(f)\} \quad (2.12)$$

onde, $X(f)$ e $\psi(f)$ são as transformadas de Fourier de $x(t)$ e $\psi(t)$, respectivamente, e F^{-1} denota a transformada inversa de Fourier. Para implementação da expressão (2.3), usa-se o sinal discretizado na forma $x(j) = 1, \dots, M$, onde M é o número de amostras do sinal. Portanto, visando facilitar a notação, a expressão (2.12) pode ser reescrita da seguinte forma:

$$W_f(f, b) = W(i, j) \quad (2.13)$$

onde, cada linha i da matriz W representa uma freqüência específica e cada coluna j uma amostra do tempo de aquisição do sinal. Então, pode-se definir uma outra matriz C_f dada pela expressão (2.14), a qual é constituída basicamente pela magnitude dos coeficientes da matriz W :

$$C_f(i, j) = |W(i, j)| \quad (2.14)$$

A implementação gráfica da matriz C_f forma uma figura tridimensional mostrando a distribuição de energia do sinal ao longo da freqüência e do tempo; onde, altos valores dos coeficientes de C_f são, principalmente, causados por picos relacionados a fenômenos estacionários e não-estacionários (transientes, impulsos, etc.) contidos no sinal. Baseado nisto, pode-se construir uma nova matriz $C_{f_{\max}}$ de coeficientes, retendo somente os valores máximos de cada coluna da matriz C_f . Assim sendo,

$$C_{f_{\max}}(j) = \max(C_f(i, j)), \quad i = 1, \dots, N, \quad j = 1, \dots, M. \quad (2.15)$$

A idéia básica de utilizar a matriz $C_{f_{\max}}$ é que informações contidas no sinal, tais como freqüências de excitação específicas e/ou impulsos gerem valores de pico, os quais conseqüentemente vão aparecer em um número menor de colunas, quando comparados com a

matriz total C_f . Os coeficientes máximos retidos em cada coluna correspondem ao instante de tempo onde o fenômeno ocorreu. Por outro lado, esses valores de pico retidos em cada linha correspondem a frequências específicas relacionadas a eventos estacionários e não-estacionários.

O estudo comparativo feito entre as funções wavelet de Morlet real e complexa usando diferentes resoluções tempo-frequência pode ser resumido em alguns pontos importantes: 1) o parâmetro σ que controla a resolução tempo-frequência da wavelet de Morlet complexa deve ser cuidadosamente selecionado, 2) a wavelet de Morlet complexa apresenta boa resolução no tempo e frequência e a wavelet de Morlet real apresenta somente boa resolução no tempo, 3) a wavelet de Morlet complexa possibilita identificar claramente a presença de frequências contidas, por exemplo, em sinais estacionários e 4) quantificar os valores máximos de energia contidos no sinal de forma compacta visando relacioná-los a frequência do defeito ou a presença de impulsos.

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):

$$DWT(j, k) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \psi_{j,k}^*(t) dt, \quad j \text{ e } k \in Z, \quad (2.16)$$

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 $L^2(\mathfrak{R})$ (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 2.12.

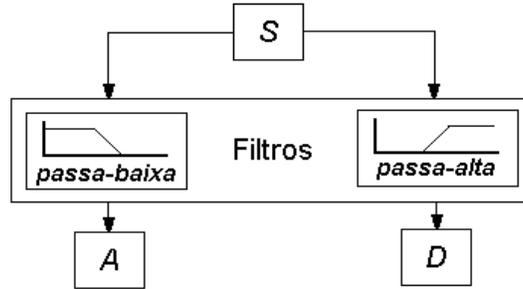


Figura 2.12 - Diagrama esquemático da análise de multiresolução

A análise de multiresolução consiste basicamente em decompor um sinal em $j - \acute{e}s$ imas 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 2.14 e 2.15, 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:

$$A_j[x(t)] = x(t) * \phi_{j,k}(t) \quad (2.17)$$

$$D_j[x(t)] = x(t) * \psi_{j,k}(t) \quad (2.18)$$

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:

$$\phi_{j,k}(t) = h(t) * \phi_{j-1,k}(t) \quad (2.19)$$

$$\psi_{j,k}(t) = g(t) * \phi_{j-1,k}(t) \quad (2.20)$$

Resolvendo $h(t)$ e $g(t)$ das expressões (2.19) e (2.20) e combinando com as expressões (2.17) e (2.18), a DWT é obtida por:

$$A_j[x(t)] = h(t) * A_{j-1}[x(t)] \quad (2.21)$$

$$D_j[x(t)] = g(t) * A_{j-1}[x(t)] \quad (2.22)$$

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

$$A_o[x(t)] = x(t) \quad (2.23)$$

$$A_j[x(t)] = \sum_n H(n - 2t) * A_{j-1}[x(t)] \quad (2.24)$$

$$D_j[x(t)] = \sum_n G(n - 2t) * A_{j-1}[x(t)] \quad (2.25)$$

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 2.13 mostra a árvore de decomposição da wavelet de um sinal em três níveis.

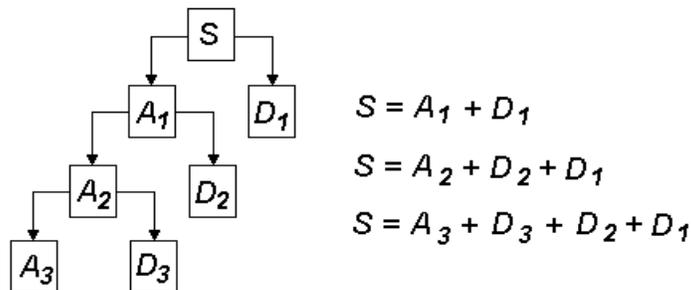


Figura 2.13 - Árvore de decomposição da wavelet de um sinal em três níveis.

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).

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 2.14 e 2.15 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:

$$\begin{aligned} h(0) &= (1 + \sqrt{3})/4\sqrt{2}, & h(1) &= (3 + \sqrt{3})/4\sqrt{2}, & h(2) &= (3 - \sqrt{3})/4\sqrt{2}, \\ h(3) &= (1 + \sqrt{3})/4\sqrt{2}, & g(n) &= (-1)^n h(3 - n) \end{aligned} \quad (2.26)$$

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:

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \in [0, 1/2) \\ -1 & \text{se } x \in [1/2, 1) \\ 0 & \text{se } x < 0 \text{ ou } x > 1 \end{cases} \quad (2.27)$$

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*®.

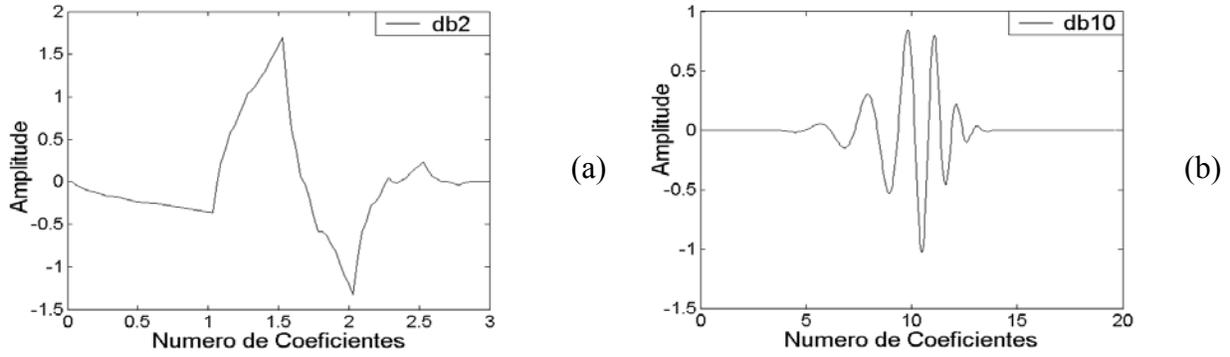


Figura 2.14 - Funções wavelets de Daubechies $\psi_{j,k}(t)$ de ordem 2 e 10; (a) *db2* e (b) *db10*

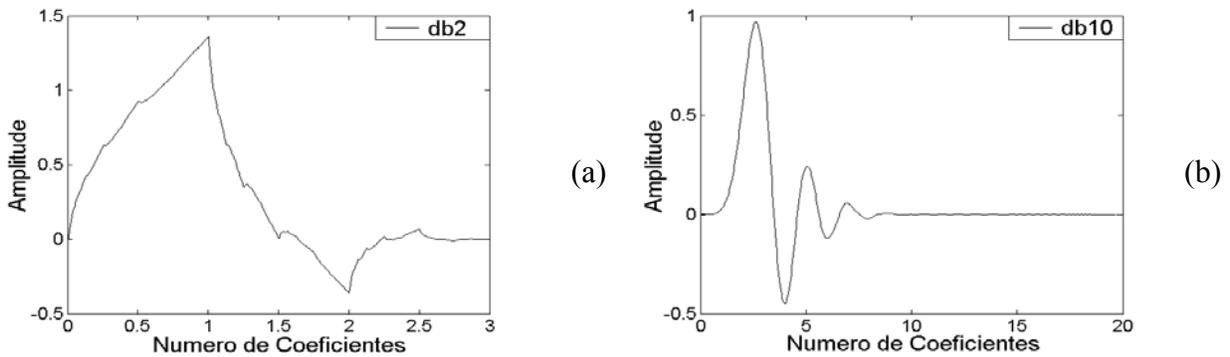


Figura 2.15 - Funções escala de Daubechies $\phi_{j,k}(t)$ de ordem 2 e 10; (a) *db2* e (b) *db10*

Por outro lado, a Transformada de Wavelet Packet (WPT) é uma generalização da transformada discreta de wavelet. Enquanto a DWT mostrada na Figura 2.16(a) decompõe o sinal somente em baixas frequências, a WPT mostrada na Figura 2.16(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 $N_t/2^j$.

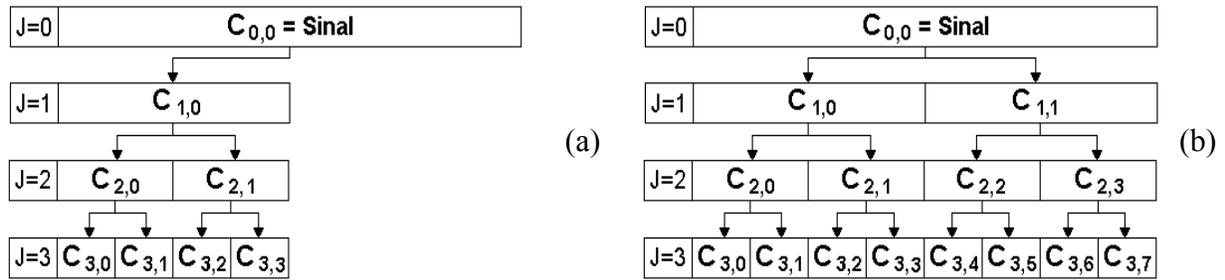


Figura 2.16 - Decomposição do sinal original com, (a) DWT e (b) Wavelet Packet

Observando-se a Figura 2.16(b), os vetores $c_{j,k}$ contêm 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:

$$E_n(s) = -\sum_i s_i^2 \log(s_i)^2 \quad (2.28)$$

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. Estes aspectos serão investigados neste trabalho.

2.2 Redes Neurais Artificiais

Em geral, uma Rede Neural Artificial (ANN) é um sistema constituído por elementos de processamento interconectados, chamados neurônios, os quais estão dispostos em camadas, sendo que cada neurônio é responsável pelo mapeamento linear e não-linear de dados de entrada/saída, determinado principalmente pela sua função de ativação (Bishop *et al.*, 2000).

Uma rede neural é normalmente implementada através de componentes eletrônicos ou é simulada por programação em um computador digital. As redes neurais podem ser aplicadas em problemas de aproximação de funções, classificação de padrões, identificação de sistemas dinâmicos, previsão de séries temporais e controle de processos (Von Zubem, 1996). Neste trabalho, ela será utilizada para classificação de padrões e diagnóstico de falhas introduzidas em uma bancada experimental. Um neurônio é uma unidade de processamento de informação importante para a operação de uma rede neural. A Figura 2.17 mostra o modelo de um neurônio artificial (Haykin, 1999).

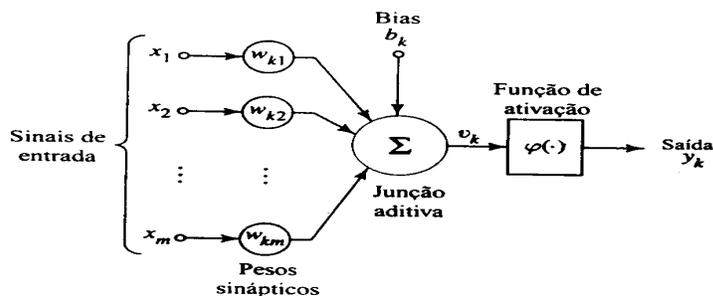


Figura 2.17 - Modelo não-linear de um neurônio

Observando-se a Figura 2.17, pode-se identificar três elementos básicos:

- Um conjunto de sinapses ou interconexões, cada uma caracterizada por um peso próprio. O sinal x_m na entrada da sinapse m conectada ao neurônio k é multiplicado pelo peso próprio w_{km} . O primeiro índice se refere ao neurônio e o segundo ao terminal de entrada da sinapse;
- Um somador (combinador linear) para somar os sinais de entrada, ponderados pelas respectivas sinapses do neurônio;
- Uma função de ativação para restringir a amplitude da saída de um neurônio. Geralmente, o intervalo normalizado da amplitude da saída de um neurônio é o intervalo unitário fechado $[0,1]$ ou alternativamente $[-1,1]$.

O modelo do neurônio inclui também um bias (entrada de polarização) aplicado externamente, representando por b_k . O bias tem o efeito de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação, dependendo se ele é positivo ou negativo, respectivamente.

O neurônio pode ser representado matematicamente através das seguintes expressões:

$$v_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (2.29)$$

e

$$y_k = \varphi(v_k + b_k) \quad (2.30)$$

onde, x_1, x_2, \dots, x_m são os sinais de entrada; $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ são os pesos sinápticos; v_k é a saída do combinador linear; b_k é o bias; $\varphi(\cdot)$ a função de ativação e y_k é o sinal de saída do neurônio.

A função de ativação, representada por $\varphi(v)$, define a saída de um neurônio e pode ser basicamente de três tipos: função de limiar, função linear e função sigmoideal.

1. Função de limiar - Para esta função de ativação mostrada na Figura 2.18(a), tem-se:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{se } v \geq 0 \\ 0 & \text{se } v < 0 \end{cases} \quad (2.31)$$

2. Função linear por partes - Para a função linear por partes mostrada na Figura 2.18(b), tem-se:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1, & v \geq +1/2 \\ v, & -1/2 < v < +1/2 \\ 0, & v \leq -1/2 \end{cases} \quad (2.32)$$

3. Função sigmóide - A função sigmóide mostrada na Figura 2.18(c) tem a forma de s , e é uma das mais utilizadas no projeto de redes neurais. Ela é uma função estritamente crescente que exibe balanceamento adequado entre comportamento linear e não-linear. Um exemplo de função sigmóide é a função logística, definida por:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)} \quad (2.33)$$

Onde, a é o parâmetro de inclinação da função sigmóide. Variando-se o parâmetro a , obtemos funções sigmóides com diferentes inclinações. Pode-se usar também, como função de ativação sigmoidal, a função tangente hiperbólica, definida por:

$$\varphi(v) = \tanh(v) \quad (2.34)$$

As propriedades mais importantes de uma rede neural são a sua habilidade de aprender e de generalizar. A generalização se refere ao fato de a rede neural produzir saídas adequadas para entradas que não estavam presentes durante o treinamento (aprendizagem). Chow *et al.* (1993) apresentaram considerações gerais de projeto de uma rede neural relacionados a eficiência e implementação de rede, quantidade de dados de treinamento e teste e critérios de parada. Aspectos importantes sobre arquitetura de uma rede neural e tamanho do conjunto de dados usados na fase de treinamento foram discutidos por Liu & Mengel (1992). Ilott & Griffiths (1997), proporam uma rede neural automatizada como ferramenta de suporte na decisão do diagnóstico de falhas de bombas. Várias técnicas de pré-processamento foram investigadas em relação a sua habilidade de generalização e taxa de convergência durante a fase de aprendizagem. O pré-processamento afetou a razão de convergência da rede neural, quando não foram usados dados de boa qualidade, ou seja, dados com muito ruído e com informações redundantes. Neste trabalho, eles mostram que a qualidade dos dados é mais importante do que a quantidade.

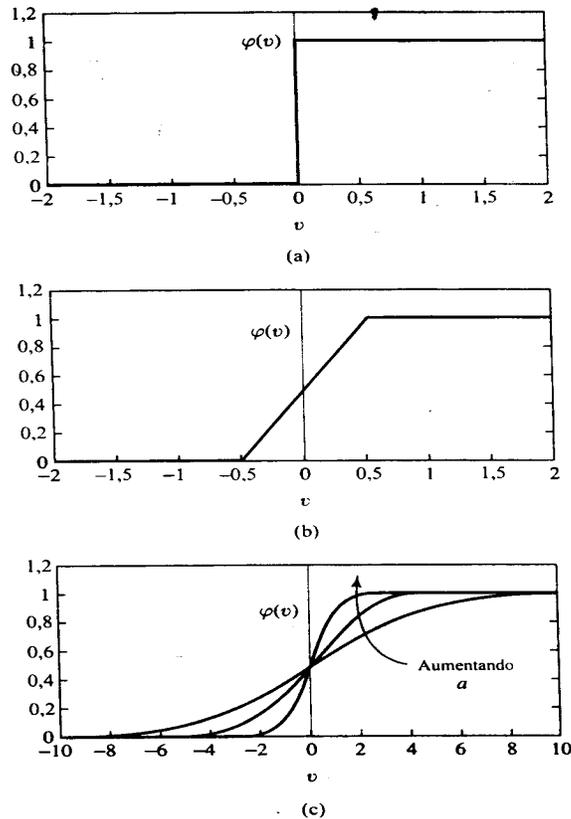


Figura 2.18 - Funções de ativação; (a) Limiar, (b) Linear por partes e (c) Sigmóide.

Uma rede neural aprende acerca do seu ambiente através de um processo iterativo de ajustes aplicados a seus pesos sinápticos e níveis de bias. Segundo Haykin (1999), a aprendizagem é um processo pelo qual os parâmetros livres de uma rede neural são adaptados através de um processo de estimulação pelo ambiente no qual a rede está inserida. O tipo de aprendizagem é determinado pela maneira pela qual a modificação dos parâmetros ocorre.

Um conjunto preestabelecido de regras bem definidas para a solução de um problema é denominado de algoritmo de aprendizagem. Basicamente, os algoritmos de aprendizagem diferem entre si pela forma como é formulado o ajuste dos pesos sinápticos dos neurônios. Dentre estas regras básicas de aprendizagem podemos destacar a aprendizagem com um professor, também conhecida como aprendizagem supervisionada ou aprendizagem por correção de erro. Neste caso, o aprendizado da rede é feito com conhecimento prévio do resultado desejado, ou

seja, são fornecidos para rede, o conjunto de dados de entrada e de saída. As redes *perceptrons* multicamadas, que serão detalhadas a seguir, utilizam esse tipo de aprendizado.

As redes neurais que contém uma camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída, são chamadas de perceptrons de múltiplas camadas (MLP, *multilayer perceptron*), as quais representam uma generalização do perceptron de camada única. A Figura 2.19 mostra a arquitetura de uma rede MLP.

Os *perceptrons* de múltiplas camadas têm sido aplicados com sucesso para resolver diversos problemas, através do seu treinamento de forma supervisionada com um algoritmo muito popular conhecido como algoritmo de retropropagação de erro (*backpropagation*).

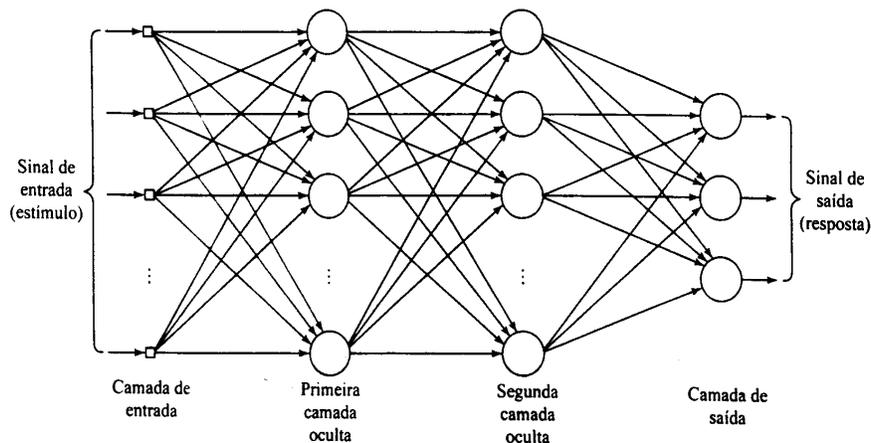


Figura 2.19 - Arquitetura de uma rede neural perceptron de múltiplas camadas

Baillie & Mathew (1996) mostraram que o algoritmo *backpropagation* é o mais amplamente utilizado, e que de 80 a 90% das aplicações desenvolvidas com redes neurais empregaram alguma versão do mesmo.

Os valores dos pesos sinápticos são determinados durante o treinamento da rede com dados de entrada-saída usando o algoritmo *backpropagation*, o qual funciona a partir de dois passos através das camadas da rede: um passo para frente, a propagação, e um passo para trás, a retropropagação. No passo para frente, um padrão de entrada ou sinal é propagado através das camadas da rede enquanto os pesos sinápticos são mantidos fixos. Este resultado na saída da rede ou resposta devido ao padrão de entrada é subtraído da resposta desejada e o erro é então

propagado para trás através da rede. Durante este passo os pesos sinápticos são atualizados. Em outras palavras, o algoritmo modifica individualmente os pesos sinápticos até o erro global pré-determinado ser alcançado pela rede. O erro global é calculado através do erro quadrático médio (*MSE*) dado pela seguinte expressão:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k - a_k)^2 \quad (2.35)$$

onde, a_k é a resposta desejada.

O algoritmo backpropagation implementado no toolbox de redes neurais do software Matlab, pode utilizar diferentes métodos de otimização, dentre eles podemos citar, o método do gradiente descendente, gradiente descendente com momento, Fletcher-Reeves, Polak-Ribiere, quasi-Newton, Levenberg-Marquardt, etc.

Santiago & Pederiva (2002b) fizeram um estudo com estes métodos de otimização, comparando tempo de treinamento, número de épocas e taxas de acerto de várias arquiteturas de redes neurais aplicada no diagnóstico de falhas de máquinas rotativas. Os resultados mostrados na Tabela 2.1 são para uma rede neural de arquitetura 6x5x4. Para isto, eles utilizaram grupos diferentes de dados de treinamento, teste (Teste I) e validação (Teste II). Os resultados mostram a eficiência das redes neurais no diagnóstico de falhas introduzidas numa bancada experimental de testes em até 100%.

Tabela 2.1 - Comparação de Técnicas de Otimização de Treinamento de Redes Neurais

Técnica de Otimização	Numero de Épocas	Tempo de Treinamento (s)	Taxa de Acerto (%) - Teste I	Taxa de Acerto (%) - Teste II
Gradiente Descendente	99.673	1.577	100	100
Gradiente com Momento	64.528	867	100	100
Fletcher-Reeves	418	13	100	100
Polak-Ribiere	294	10	100	100
quasi-Newton	182	9	100	100
Levenberg-Marquardt	15	3	100	100

A Tabela 2.1 fornece valores de tempos de convergência de diferentes técnicas de otimização de treinamento de uma rede neural para um problema particular. Dez diferentes testes foram rodados para cada algoritmo de treinamento num Microcomputador Pentium III 800 MHz para obter os demais valores médios mostrados na tabela. O processo de treinamento usando o método do gradiente descendente foi realizado com uma taxa de aprendizagem igual a 0.15 e com o método do gradiente descendente foi usada uma constante de momento igual a 0.9. Geralmente, a taxa de aprendizagem é um número pequeno entre 0.05 e 0.9. A constante de momento pode ser igual a um número entre 0 e 1 (Demuth & Beale, 1998). Quando o momento é igual a 0 o método do gradiente descendente com momento torna-se semelhante ao método do gradiente descendente (Haykin, 1999).

A Tabela 2.1 mostra que o método do gradiente descendente e gradiente descendente com momento é bastante lento para problemas práticos. Por outro lado, os métodos de otimização Fletcher-Reeves, Polak-Ribiere, quasi-Newton e de Levenberg-Marquardt foram extremamente rápidos no diagnóstico de falhas introduzidas numa bancada experimental de testes. As vantagens do método de Levenberg-Marquardt é que ele converge muito rápido em torno do mínimo e dá maior precisão nos resultados para problemas práticos. Sua desvantagem é que ele requer mais capacidade de memória do que o método do gradiente descendente com momento.

Várias aplicações utilizando redes neurais no diagnóstico de falhas de máquinas rotativas podem ser encontradas nos seguintes estudos (Wu *et al.*, 1992; Alguindigue *et al.*, 1993; Chow *et al.*, 1993; Liu *et al.*, 1996; McCormick & Nandi, 1997; Marwala & Hunt, 1999; Oliveira, 1999; Dellomo, 1999; Li & Tzeng, 2000; Zang & Imregun, 2001; Vyas & Satishkumar, 2001, Brito, 2002; Santiago & Pederiva, 2002a; Eduardo, 2003; Samanta & Al-Balushi, 2003).

Maiores detalhes sobre redes neurais, algoritmo backpropagation, métodos de otimização, aspectos teóricos e práticos de implementação de redes neurais podem ser encontrados nas referências (Von Zuben, 1996; Demuth & Beale, 1998; Haykin, 1999).

Capítulo 3

Modelo Teórico e Resposta Transiente de Sistemas Rotativos

O estudo do comportamento dinâmico e o diagnóstico de falhas de máquinas rotativas durante a partida, parada e passagem pelas velocidades críticas têm se tornado muito importante, principalmente em máquinas que são ligadas e desligadas frequentemente e que giram com altas velocidades. Logo, o monitoramento das vibrações durante o regime transiente, pode revelar informações relacionadas a uma falha de natureza não-estacionária que dificilmente seria diagnosticado no regime estacionário.

A análise de sinais utilizando a resposta transiente tem despertado o interesse de vários pesquisadores. Kirk & Gunter (1974) determinaram as equações de movimento transiente para um sistema rotativo composto por várias massas e suportado por mancais hidrodinâmicos. Os resultados simulados obtidos a partir da formulação apresentada permitiram estudar a influência de efeitos não-lineares presentes na resposta transiente e compará-los com resultados experimentais.

Sakata *et al.* (1983) investigaram teórica e experimentalmente a resposta transiente de rotores flexíveis devido a um desbalanceamento súbito, o qual simula o efeito, por exemplo, da perda de uma lâmina de um rotor.

Smalley (1989) usando uma análise teórica simples estudou o efeito do atrito na resposta dinâmica de uma turbina a vapor durante a partida e parada. Os resultados comprovaram que as vibrações causadas pelo atrito entre o rotor e estator foram maiores durante a passagem pela velocidade crítica com taxas de aceleração e desaceleração mais baixas.

Vários pesquisadores mostraram que é mais fácil detectar trincas em eixos utilizando a resposta transiente da máquina. Imam *et al.* (1989) utilizaram o modelo teórico da trinca e incluíram nas equações de movimento do rotor De Laval para simular o efeito da trinca de um eixo na resposta transiente. Em seguida, eles introduziram uma trinca progressiva no eixo e os resultados mostraram que foi possível detectar uma trinca utilizando a resposta transiente na ordem de 1% a 2% do diâmetro do eixo, enquanto que outras técnicas somente na ordem de 25% a 40% do diâmetro do eixo.

Prabhakar *et al.* (2001) e Sekhar (2003) também utilizaram as equações de movimento do rotor De Laval para simular o efeito da trinca de eixos na resposta transiente. Eles utilizaram a transformada contínua de wavelet para detectar a presença e a evolução da trinca. Entretanto, observa-se que estes trabalhos não tiveram uma validação experimental.

O conhecimento do modelo físico e matemático de sistemas rotativos possibilita prever através de simulações numéricas o seu comportamento dinâmico, em situações, por exemplo, de falhas que na prática seriam impraticáveis de se executar (empenamento de eixos) ou que tivessem custo e riscos elevados (trincas).

Neste capítulo, apresenta-se a modelagem física e a formulação matemática individual de cada elemento do sistema rotativo (eixo-rotor-mancais). Para isto, utiliza-se o método de elementos finitos. Em seguida, combina-se o efeito dos elementos de eixo, discos e mancais, com o objetivo de se obter a equação geral de movimento do sistema durante o regime transiente. É importante observar que nesse regime a velocidade angular não é mais constante, e por isso, a equação de movimento durante o regime não-estacionário é diferente da equação no regime estacionário. Finalmente, utiliza-se o modelo de um sistema rotativo teórico capaz de descrever o seu comportamento dinâmico devido às falhas de desbalanceamento e desalinhamento durante o regime transiente para fins de validação com as respostas experimentais de um modelo real (bancada experimental de testes). A simulação da resposta transiente do sistema é obtida a partir da integração da equação diferencial de movimento. Para isto, utiliza-se o método de integração de Runge-Kutta de quarta ordem.

3.1 Modelagem do Sistema Rotativo

Em geral, os sistemas rotativos são compostos por elementos de eixo, discos, mancais e acoplamentos. Assim, combinando-se as características dinâmicas individuais desses elementos consegue-se ajustar um modelo físico e matemático capaz de representar satisfatoriamente um sistema rotativo em escala real ou reduzida (Childs, 1992; Kramer, 1993; Vance, 1993).

As equações gerais de movimento do sistema são determinadas aplicando as equações de Lagrange, expressão (3.1), nas expressões de energia cinética e potencial necessárias para caracterizar os elementos de disco, eixo e mancal.

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial T}{\partial \dot{q}_i} \right) - \frac{\partial T}{\partial q_i} + \frac{\partial U}{\partial q_i} = Fq_i \quad (3.1)$$

onde, T e U são as energias cinética e potencial, respectivamente, q_i são as coordenadas generalizadas e Fq_i as forças generalizadas.

A Figura 3.1 mostra o modelo físico do sistema rotativo em estudo, o qual representa a bancada experimental de testes que será descrita no capítulo 5. Ele é composto por um motor elétrico, um acoplamento, um eixo flexível suportando dois discos rígidos e apoiado por dois mancais de rolamentos idênticos.

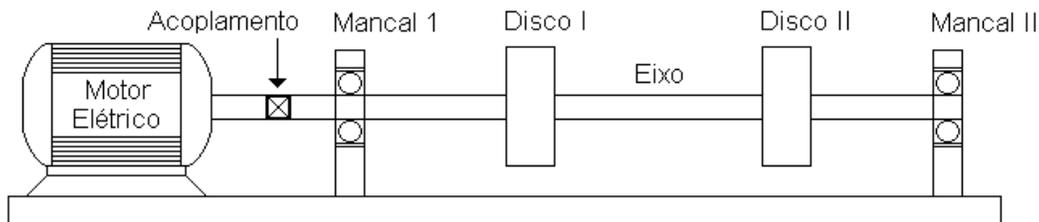


Figura 3.1 - Modelo Físico do Sistema Rotativo

A seguir, apresentam-se as expressões de energia cinética e potencial e trabalho virtual para os elementos de disco, eixo e mancal; as quais são necessárias para se fazer à modelagem individual de cada elemento do sistema através do método de elementos finitos (FEM).

3.1.1 Elemento de Disco

Assumindo o disco como sendo um elemento rígido, precisa-se somente obter a sua expressão de energia cinética. Para isto, define-se o sistema de coordenadas inercial $R_0(X, Y, Z)$ e móvel $R(x, y, z)$ com origens no centro do disco. O sistema de coordenadas xyz é relacionado ao sistema de coordenadas XYZ pelos ângulos ψ , θ e ϕ , respectivamente, como mostra a Figura 3.2 (Lalanne & Ferraris, 1999).

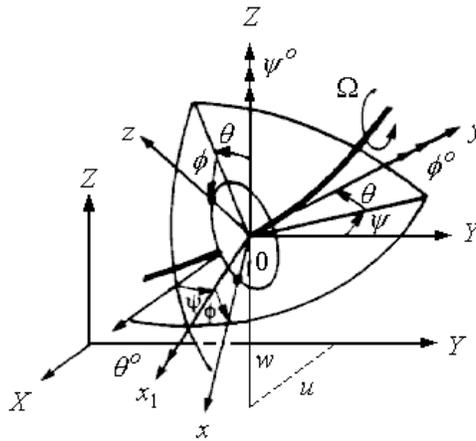


Figura 3.2 - Sistema de coordenadas inercial e móvel do elemento de disco

A energia cinética do disco em relação ao seu centro de massa O é calculada usando o referencial R . Neste sistema a velocidade angular é dada por:

$$W_{R/R_0}^R = \begin{bmatrix} W_x \\ W_y \\ W_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\dot{\psi} \cos \theta \sin \phi + \dot{\theta} \cos \phi \\ \dot{\phi} + \dot{\psi} \sin \theta \\ \dot{\psi} \cos \theta \cos \phi + \dot{\theta} \sin \phi \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

O movimento do elemento de disco com centro geométrico em O é definido por quatro graus de liberdade: dois deslocamentos u e w ; e duas rotações em torno de X e Z , que são θ e ψ , respectivamente. A massa do disco é igual a M_D e I_{D_x} , I_{D_y} , I_{D_z} os seus tensores principais de inércia em relação a O nas direções xyz .

Portanto, a expressão de energia cinética para o disco no regime estacionário (velocidade angular constante, ou seja, $\dot{\phi} = \Omega$) é dada por:

$$T_D = \frac{1}{2} M_D (\dot{u}^2 + \dot{w}^2) + \frac{1}{2} I_{D_x} (\dot{\theta}^2 + \dot{\psi}^2) + \frac{1}{2} I_{D_y} (\Omega^2 + 2\Omega\dot{\psi}\theta) \quad (3.3)$$

Por outro lado, no regime não-estacionário (partida e parada do sistema) a velocidade angular ($\Omega = \dot{\phi}(t)$) muda com o tempo e a expressão (3.3) é reescrita como:

$$T_D = \frac{1}{2} M_D (\dot{u}^2 + \dot{w}^2) + \frac{1}{2} I_{D_x} (\dot{\theta}^2 + \dot{\psi}^2) + \frac{1}{2} I_{D_y} (\dot{\phi}^2 + 2\dot{\phi}\dot{\psi}\theta) \quad (3.4)$$

Definindo-se o vetor de deslocamentos nodais do disco como $\delta = [u, w, \theta, \psi]^T$, onde $[]^T$ indica o símbolo transposto, e aplicando-se a equação de Lagrange na expressão (3.4), obtém-se para o elemento de disco a seguinte equação de movimento na forma matricial:

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial T_D}{\partial \dot{\delta}} \right) - \frac{\partial T_D}{\partial \delta} = [M_D] \{\ddot{\delta}\} + \dot{\phi} [C_D] \{\dot{\delta}\} + \ddot{\phi} [K_{DT}] \{\delta\} \quad (3.5)$$

onde, $[M_D]$, $[C_D]$, $[K_{DT}]$ são as matrizes de translação de massa do disco, giroscópica e de rigidez do disco, respectivamente, as quais são dadas pelas seguintes expressões:

$$[M_D] = \begin{bmatrix} M_D & 0 & 0 & 0 \\ 0 & M_D & 0 & 0 \\ 0 & 0 & M_D & 0 \\ 0 & 0 & 0 & M_D \end{bmatrix}; \quad (3.6)$$

$$[C_D] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -I_{D_y} \\ 0 & 0 & I_{D_y} & 0 \end{bmatrix}; \quad (3.7)$$

$$[K_{DT}] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_{D_y} & 0 \end{bmatrix}. \quad (3.8)$$

3.1.2 Elemento de Eixo

O eixo é considerado como um elemento de viga com seção transversal circular e uniforme como mostra a Figura 3.3 e é caracterizado pela energia cinética e potencial. A expressão de sua energia cinética vem da expressão 3.3 de energia do disco. Então, para um elemento de eixo de comprimento L , sua energia cinética no regime estacionário é:

$$T_S = \frac{\rho S}{2} \int_0^L (\dot{u}^2 + \dot{w}^2) dy + \frac{\rho L}{2} \int_0^L (\dot{\theta}^2 + \dot{\psi}^2) dy + \rho I L \Omega^2 + 2 \rho I \Omega \int_0^L \dot{\psi} \theta dy \quad (3.9)$$

Onde, ρ , S e I é a densidade de massa por unidade de volume, a área da seção transversal e o momento de inércia do elemento de eixo, respectivamente.

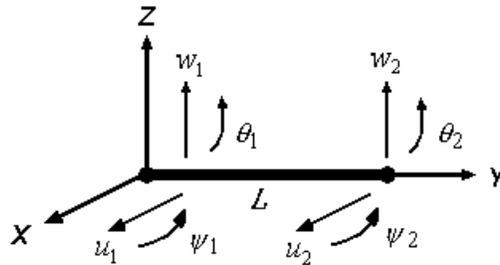


Figura 3.3 - Elemento de eixo

O elemento finito de eixo mostrado na Figura 3.3 tem dois nós e oito graus de liberdade (quatro translações e quatro rotações). As relações entre as translações e rotações são:

$$\theta = \frac{\partial w}{\partial y} \quad (3.10)$$

$$\psi = -\frac{\partial u}{\partial y} \quad (3.11)$$

O vetor de deslocamentos nodais é dado por:

$$\delta = [u_1, w_1, \theta_1, \psi_1, u_2, w_2, \theta_2, \psi_2]^T \quad (3.12)$$

e incluem os deslocamentos δ_u e δ_w correspondentes ao movimento nas direções X e Z , respectivamente, cujas expressões são:

$$\delta_u = [u_1, \psi_1, u_2, \psi_2]^T \quad (3.13)$$

$$\delta_w = [w_1, \theta_1, w_2, \theta_2]^T \quad (3.14)$$

O deslocamento em qualquer ponto do elemento finito ao longo de seu comprimento é calculado a partir de:

$$u = N_1(y)\delta_u \quad (3.15)$$

$$w = N_2(y)\delta_w \quad (3.16)$$

Onde, $N_1(y)$ e $N_2(y)$ são as funções de forma para uma viga submetida a flexão definidas por:

$$N_1(y) = \left[1 - \frac{3y^2}{L^2} + \frac{2y^3}{L^3}; -y + \frac{2y^2}{L} - \frac{y^3}{L^2}; \frac{3y^2}{L^2} - \frac{2y^3}{L^3}; \frac{y^2}{L} - \frac{y^3}{L^2} \right] \quad (3.17)$$

$$N_2(y) = \left[1 - \frac{3y^2}{L^2} + \frac{2y^3}{L^3}; y - \frac{2y^2}{L} + \frac{y^3}{L^2}; \frac{3y^2}{L^2} - \frac{2y^3}{L^3}; -\frac{y^2}{L} + \frac{y^3}{L^2} \right] \quad (3.18)$$

A energia cinética do eixo dada pela expressão (3.9) pode ser reescrita como:

$$\begin{aligned} T_S = & \frac{\rho S}{2} \int_0^L \left[\delta \dot{u}^T N_1^T N_1 \delta \dot{u} + \delta \dot{w}^T N_2^T N_2 \delta \dot{w} \right] dy \\ & + \frac{\rho I}{2} \int_0^L \left[\delta \dot{u}^T \frac{dN_1^T}{dy} \frac{dN_1}{dy} \delta \dot{u} + \delta \dot{w}^T \frac{dN_2^T}{dy} \frac{dN_2}{dy} \delta \dot{w} \right] dy \\ & - 2\rho I \Omega \int_0^L \delta \dot{u}^T \frac{dN_1^T}{dy} \frac{dN_2}{dy} \delta w dy + \rho I L \Omega^2 \end{aligned} \quad (3.19)$$

Substituindo as expressões (3.17) e (3.18) e suas derivadas na expressão (3.19) obtém-se, após a integração, a seguinte expressão para a energia cinética do elemento de eixo no regime estacionário:

$$T_S = \frac{1}{2} \delta \dot{u}^T [M_1] \delta \dot{u} + \frac{1}{2} \delta \dot{w}^T [M_2] \delta \dot{w} + \frac{1}{2} \delta \dot{u}^T [M_3] \delta \dot{u} + \frac{1}{2} \delta \dot{w}^T [M_4] \delta \dot{w} + \Omega \delta \dot{u}^T [M_5] \delta \dot{w} + \rho IL \Omega^2 \quad (3.20)$$

Onde, $[M_1]$ e $[M_2]$ são as matrizes de translação de massa; $[M_3]$ e $[M_4]$ são as matrizes de inércia rotatória e $[M_5]$ é a matriz giroscópica do eixo.

Portanto, para o regime não-estacionário a energia cinética do eixo dada pela expressão (3.20) é reescrita como:

$$T_S = \frac{1}{2} \delta \dot{u}^T [M_1] \delta \dot{u} + \frac{1}{2} \delta \dot{w}^T [M_2] \delta \dot{w} + \frac{1}{2} \delta \dot{u}^T [M_3] \delta \dot{u} + \frac{1}{2} \delta \dot{w}^T [M_4] \delta \dot{w} + \dot{\phi} \delta \dot{u}^T [M_5] \delta \dot{w} + \rho IL \dot{\phi}^2 \quad (3.21)$$

Aplicando-se a equação de Lagrange na expressão (3.21), obtém-se para o elemento de eixo a equação de movimento na forma matricial:

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial T_S}{\partial \dot{\delta}} \right) - \frac{\partial T_S}{\partial \delta} = [M + M_S] \{\ddot{\delta}\} + \dot{\phi} [C_S] \{\dot{\delta}\} + \ddot{\phi} [K_{ST}] \{\delta\} \quad (3.22)$$

Onde, $[M + M_S]$, $[C_S]$ e $[K_{ST}]$ são as matrizes de massa e inércia rotatória, giroscópica e rigidez, respectivamente, para o elemento de eixo definidas por:

$$[M] = \frac{\rho LS}{420} \begin{bmatrix} 156 & 0 & 0 & -22L & 54 & 0 & 0 & 13L \\ 0 & 156 & 22L & 0 & 0 & 54 & -13L & 0 \\ 0 & 22L & 4L^2 & 0 & 0 & 13L & -3L^2 & 0 \\ -22L & 0 & 0 & 4L^2 & -13L & 0 & 0 & -3L^2 \\ 54 & 0 & 0 & -13L & 156 & 0 & 0 & -22L \\ 0 & 54 & 13L & 0 & 0 & 156 & -22L & 0 \\ 0 & -13L & -3L^2 & 0 & 0 & -22L & 4L^2 & 0 \\ 13L & 0 & 0 & -3L^2 & 22L & 0 & 0 & 4L^2 \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

$$[M_S] = \frac{\rho I}{30L} \begin{bmatrix} 36 & 0 & 0 & -3L & -36 & 0 & 0 & -3L \\ 0 & 36 & 3L & 0 & 0 & -36 & 3L & 0 \\ 0 & 3L & 4L^2 & 0 & 0 & -3L & -L^2 & 0 \\ -3L & 0 & 0 & 4L^2 & 3L & 0 & 0 & -L^2 \\ 36 & 0 & 0 & 3L & 36 & 0 & 0 & 3L \\ 0 & -36 & -3L & 0 & 0 & 36 & -3L & 0 \\ 0 & 3L & -L^2 & 0 & 0 & -3L & 4L^2 & 0 \\ -3L & 0 & 0 & -L^2 & 3L & 0 & 0 & 4L^2 \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

$$[C_S] = \frac{\rho I}{15L} \begin{bmatrix} 0 & -36 & -3L & 0 & 0 & 36 & -3L & 0 \\ 36 & 0 & 0 & -3L & -36 & 0 & 0 & -3L \\ 3L & 0 & 0 & -4L^2 & -3L & 0 & 0 & L^2 \\ 0 & 3L & 4L^2 & 0 & 0 & -3L & -L^2 & 0 \\ 0 & 36 & 3L & 0 & 0 & -36 & 3L & 0 \\ -36 & 0 & 0 & 3L & 36 & 0 & 0 & 3L \\ 3L & 0 & 0 & L^2 & -3L & 0 & 0 & -4L^2 \\ 0 & 3L & -L^2 & 0 & 0 & -3L & 4L^2 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

$$[K_{ST}] = \frac{\rho I}{15L} \begin{bmatrix} 0 & -36 & -3L & 0 & 0 & 36 & -3L & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3L & 4L^2 & 0 & 0 & -3L & L^2 & 0 \\ 0 & 36 & 3L & 0 & 0 & -36 & 3L & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3L & -L^2 & 0 & 0 & -3L & 4L^2 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.26)$$

Por outro lado, a expressão da energia potencial é obtida a partir da expressão da deformação ε de um ponto arbitrário $B(x, z)$ contido na seção transversal do elemento de eixo mostrado na Figura 3.4. Onde, C é o centro geométrico do eixo, u^* e w^* são os deslocamentos do centro geométrico com relação aos eixos x e z , E o módulo de elasticidade transversal do material (módulo de Young), ε e σ são as deformações e tensões, respectivamente.

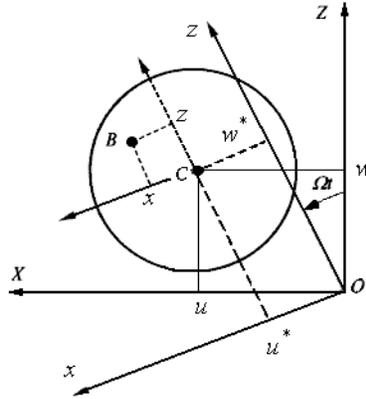


Figura 3.4 - Coordenadas do centro geométrico e de um ponto do eixo.

A expressão de deformação do ponto B é:

$$\varepsilon = \underbrace{-x \frac{\partial^2 u^*}{\partial y^2} - z \frac{\partial^2 w^*}{\partial y^2}}_{\varepsilon_1} + \underbrace{\frac{1}{2} \left(\frac{\partial u^*}{\partial y} \right)^2 + \frac{1}{2} \left(\frac{\partial w^*}{\partial y} \right)^2}_{\varepsilon_{nl}} \quad (3.27)$$

ou, $\varepsilon = \varepsilon_1 + \varepsilon_{nl}$, onde ε_1 contém os termos lineares e ε_{nl} os termos não-lineares de deformação.

Assim, a energia de deformação do elemento de eixo é:

$$U_1 = \frac{1}{2} \int_{\tau} \varepsilon^T \sigma d\tau \quad (3.28)$$

Sabendo-se que a relação entre a tensão e a deformação é:

$$\sigma = E\varepsilon \quad (3.29)$$

A expressão (3.28) pode ser reescrita como:

$$U_1 = \frac{E}{2} \int_{\tau} (\varepsilon_1^2 + 2\varepsilon_1\varepsilon_{nl} + \varepsilon_{nl}^2) d\tau \quad (3.30)$$

Devido a simetria da seção transversal do elemento de eixo com relação a x e z , tem-se:

$$\int_{\tau} \varepsilon_1 \varepsilon_{nl} d\tau = 0; \quad (3.31)$$

Como o terceiro termo da expressão (3.30) é de segunda ordem, ele pode ser desprezado. Assim, a energia de deformação é:

$$\begin{aligned}
 U_1 &= \frac{E}{2} \int_0^L \int_S \left(-x \frac{\partial^2 u^*}{\partial y^2} - z \frac{\partial^2 w^*}{\partial y^2} \right) dS dy \\
 &= \frac{E}{2} \int_0^L \int_S \left[x^2 \left(\frac{\partial^2 u^*}{\partial y^2} \right)^2 + z^2 \left(\frac{\partial^2 w^*}{\partial y^2} \right)^2 + 2xz \frac{\partial^2 u^*}{\partial y^2} \frac{\partial^2 w^*}{\partial y^2} \right] dS dy
 \end{aligned} \tag{3.32}$$

Novamente, devido a simetria, a integral do terceiro termo é igual a zero e conhecendo os momentos de inércia da seção transversal com relação a x e z , dados por:

$$I_x = \int_S z^2 dS \tag{3.33}$$

$$I_z = \int_S x^2 dS \tag{3.34}$$

Pode-se reescrever a expressão (3.32) da energia de deformação do eixo à flexão como:

$$U_1 = \frac{E}{2} \int_0^L \left[I_z \left(\frac{\partial^2 u^*}{\partial y^2} \right)^2 + I_x \left(\frac{\partial^2 w^*}{\partial y^2} \right)^2 \right] dy \tag{3.35}$$

Se o eixo está submetido a uma força axial F_0 constante existe uma nova parcela de energia de deformação U_2 dada por:

$$U_2 = \int_0^L \frac{F_0}{S} (\varepsilon_1 + \varepsilon_{nl}) d\tau \tag{3.36}$$

Aplicando a condição de simetria da seção transversal do elemento de eixo ($I_x = I_z$) na expressão (3.36), anula-se o primeiro termo da integral e substituindo a expressão 3.27 tem-se:

$$U_2 = \frac{F_0}{2} \int_0^L \left[\left(\frac{\partial u^*}{\partial y} \right)^2 + I_x \left(\frac{\partial w^*}{\partial y} \right)^2 \right] dy \tag{3.37}$$

Assim, combinando a energia de deformação $U_1 + U_2$ tem-se a energia de deformação total U_S para o elemento de eixo:

$$U_S = \frac{E}{2} \int_0^L \left[I_z \left(\frac{\partial^2 u^*}{\partial y^2} \right)^2 + I_x \left(\frac{\partial^2 w^*}{\partial y^2} \right)^2 \right] dy + \frac{F_0}{2} \int_0^L \left[\left(\frac{\partial u^*}{\partial y} \right)^2 + I_x \left(\frac{\partial w^*}{\partial y} \right)^2 \right] dy \quad (3.38)$$

Portanto, para o caso mais comum de simetria do eixo ($I_x = I_y = I$), a energia de deformação do eixo pode ser rescrita como:

$$U_S = \frac{EI}{2} \int_0^L \left[\left(\frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 w}{\partial y^2} \right)^2 \right] dy + \frac{F_0}{2} \int_0^L \left[\left(\frac{\partial u}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial w}{\partial y} \right)^2 \right] dy \quad (3.39)$$

Utilizando-se as expressões (3.15) e (3.16), pode-se reescrever a expressão (3.39) como:

$$U = \frac{EI}{2} \int_0^L \left[\delta u^T \frac{d^2 N_1^T}{dy^2} \frac{d^2 N_1}{dy^2} \delta u + \delta w^T \frac{d^2 N_2^T}{dy^2} \frac{d^2 N_2}{dy^2} \delta w \right] dy + \frac{F_0}{2} \int_0^L \left[\delta u^T \frac{dN_1^T}{dy} \frac{dN_1}{dy} \delta u + \delta w^T \frac{dN_2^T}{dy} \frac{dN_2}{dy} \delta w \right] dy \quad (3.40)$$

Após a integração U torna-se:

$$U = \frac{1}{2} \delta u^T [K_1] \delta u + \frac{1}{2} \delta w^T [K_2] \delta w + \frac{1}{2} \delta u^T [K_3] \delta u + \frac{1}{2} \delta w^T [K_4] \delta w \quad (3.41)$$

Onde, $[K_1]$ e $[K_2]$ são as matrizes clássicas de rigidez à flexão e $[K_3]$ e $[K_4]$ as matrizes de rigidez devido a força axial.

Finalmente, aplicando-se a equação de Lagrange na expressão da energia potencial total, dada pela expressão (3.41), obtém-se:

$$\frac{\partial U}{\partial \delta} = [K] \delta \quad (3.42)$$

Onde, $[K] = [K_C] + [K_F]$. A matriz $[K_C]$ vem de $[K_1]$ e $[K_2]$ e a matriz $[K_F]$ vem de $[K_3]$ e $[K_4]$ (Lalanne & Ferraris, 1999). As matrizes $[K_C]$ e $[K_F]$ são as matrizes de rigidez devido ao carregamento de flexão e axial, respectivamente, as quais são dadas por:

$$[K_C] = \frac{EI}{L^3} \begin{bmatrix} 12 & 0 & 0 & -6L & -12 & 0 & 0 & -6L \\ 0 & 12 & 6L & 0 & 0 & -12 & 6L & 0 \\ 0 & 6L & 4L^2 & 0 & 0 & -6L & 2L^2 & 0 \\ -6L & 0 & 0 & 4L^2 & 6L & 0 & 0 & 2L^2 \\ -12 & 0 & 0 & 6L & 12 & 0 & 0 & 6L \\ 0 & -12 & -6L & 0 & 0 & -12 & -6L & 0 \\ 0 & 6L & 2L^2 & 0 & 0 & -6L & 4L^2 & 0 \\ -6L & 0 & 0 & 2L^2 & 6L & 0 & 0 & 4L^2 \end{bmatrix} \quad (3.43)$$

$$[K_F] = \frac{F}{30L} \begin{bmatrix} 36 & 0 & 0 & -3L & -36 & 0 & 0 & -3L \\ 0 & 36 & 3L & 0 & 0 & -36 & 3L & 0 \\ 0 & 3L & 4L^2 & 0 & 0 & -3L & -L^2 & 0 \\ -3L & 0 & 0 & 4L^2 & 3L & 0 & 0 & -L^2 \\ -36 & 0 & 0 & 3L & 36 & 0 & 0 & 3L \\ 0 & -36 & -3L & 0 & 0 & 36 & -3L & 0 \\ 0 & 3L & -L^2 & 0 & 0 & -3L & 4L^2 & 0 \\ -3L & 0 & 0 & -L^2 & 3L & 0 & 0 & 4L^2 \end{bmatrix} \quad (3.44)$$

A expressão (3.42) da energia potencial do eixo não é afetada pela variação da velocidade de rotação, por isso, as expressões de $[K_C]$ e $[K_F]$ são as mesmas para o regime estacionário e não-estacionário.

3.1.3 Elemento de Mancal

Na modelagem do mancal consideram-se os valores dos coeficientes de amortecimento e rigidez constantes para o regime estacionário e não-estacionário. Esta consideração pode ser feita porque neste trabalho, utilizam-se os mancais de rolamentos como suportes ou guias das partes móveis do sistema rotativo. A Figura 3.5 mostra o modelo físico de um mancal rolamento.

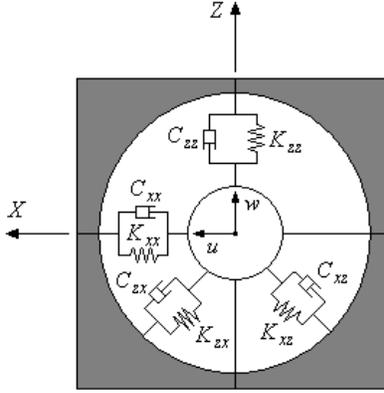


Figura 3.5 - Modelo físico de um mancal

O trabalho virtual das forças que atuam sobre o eixo é:

$$\delta W = F_u \delta u + F_w \delta w \quad (3.45)$$

Ou,

$$\begin{aligned} \delta W = & -K_{xx} u \delta u - K_{xz} w \delta u - K_{zz} w \delta w - K_{zx} u \delta w \\ & - C_{xx} \dot{u} \delta u - C_{xz} \dot{w} \delta u - C_{zz} \dot{w} \delta w - C_{zx} \dot{u} \delta w \end{aligned} \quad (3.46)$$

Onde, F_u e F_w são as componentes das forças generalizadas. Combinando-se as expressões (3.45) e (3.46), tem-se a seguinte expressão na forma matricial:

$$\begin{bmatrix} F_u \\ F_w \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} K_{xx} & K_{xz} \\ K_{zx} & K_{zz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} C_{xx} & C_{xz} \\ C_{zx} & C_{zz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{u} \\ \dot{w} \end{bmatrix} \quad (3.47)$$

A influência dos momentos de rotação não são considerados aqui, pois $F_\theta = F_\psi = 0$. Daí pode-se reescrever a expressão (3.47) como:

$$\begin{bmatrix} F_u \\ F_\theta \\ F_w \\ F_\psi \end{bmatrix} = - \underbrace{\begin{bmatrix} K_{xx} & 0 & K_{xz} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ K_{zx} & 0 & K_{zz} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_{K_B} \begin{bmatrix} u \\ \theta \\ w \\ \psi \end{bmatrix} - \underbrace{\begin{bmatrix} C_{xx} & 0 & C_{xz} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ C_{zx} & 0 & C_{zz} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_{C_B} \begin{bmatrix} \dot{u} \\ \dot{\theta} \\ \dot{w} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (3.48)$$

Onde, a primeira matriz K_B é a matriz de rigidez e a segunda C_B a de amortecimento viscoso do mancal. Estas matrizes são geralmente assimétricas ($K_{xz} \neq K_{zx}$ e $C_{xz} \neq C_{zx}$) e os termos das matrizes podem variar significativamente quando forem função da velocidade de rotação.

3.2 Equação Geral de Movimento Transiente

A equação geral de movimento do sistema durante o regime transiente é obtida a partir das expressões individuais dos elementos de eixo, disco e mancal apresentadas na seção anterior. A Figura 3.6 mostra a discretização do modelo físico do sistema rotativo em estudo contendo quatro nós e sete elementos (1, 7 - elementos de mancal; 2, 4, 6 - elementos de eixo e 3, 5 - elementos de disco). Cada nó possui quatro graus de liberdade (dois de translação e dois de rotação).

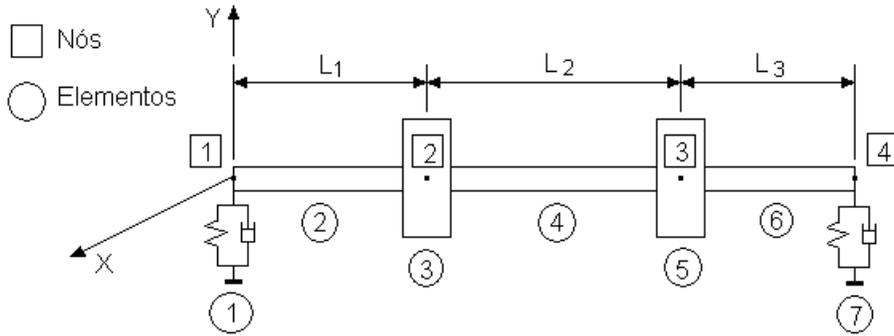


Figura 3.6 - Modelo físico do sistema rotativo

Combinando-se as expressões que contém as características individuais dos elementos de disco, eixo e mancal e incluindo todos os graus de liberdade do sistema, a equação de movimento geral de movimento transiente pode ser escrita como:

$$\begin{aligned}
 & [[M_D] + [M] + [M_S]] \ddot{\delta}(t) + [\dot{\phi}([C_D] + [C_S]) + [C_B]] \dot{\delta}(t) \\
 & + [\ddot{\phi}([K_{DT}] + [K_{ST}]) + [K] + [K_B]] \delta(t) = F(t)
 \end{aligned} \tag{3.49}$$

Onde, $[M_D]$, $[M]$ e $[M_S]$ são as matrizes de massa do disco, massa do eixo e inércia rotatória do eixo, cujas expressões são (3.6), (3.23) e (3.24), respectivamente; $[C_D]$, $[C_S]$ e $[C_B]$ são as matrizes giroscópica do disco, giroscópica do eixo e amortecimento do mancal, cujas expressões são (3.7), (3.25) e (3.48), respectivamente; $[K_{DT}]$, $[K_{ST}]$, $[K]$ e $[K_B]$ são as matrizes de

rigidez do disco, rigidez do eixo devido a energia cinética, rigidez do eixo devido a energia potencial e rigidez do mancal, cujas expressões são (3.8), (3.26), (3.42) e (3.48), respectivamente. Maiores detalhes sobre cada uma dessas matrizes podem ser encontrados em (Lalanne & Ferraris, 1999). O vetor $\delta(t)$ de coordenadas generalizadas contém todos os deslocamentos nodais do sistema mostrado na Figura 3.6, cuja expressão é:

$$\delta = [u_1, w_1, \theta_1, \psi_1, u_2, w_2, \theta_2, \psi_2, u_3, w_3, \theta_3, \psi_3, u_4, w_4, \theta_4, \psi_4,]^T \quad (3.50)$$

$F(t)$ é o vetor de forças de excitação usado para modelar as falhas, como por exemplo, forças de desbalanceamento e de desalinhamento. O vetor de forças $F(t)$ muda de acordo com o tipo de falha presente no sistema mecânico.

As duas principais fontes de vibrações em máquinas rotativas são o desbalanceamento e o desalinhamento. Essas falhas podem causar sérios danos a partes críticas da máquina (rolamentos, selos mecânicos, engrenagens, acoplamentos, etc.) tais como, diminuição da vida útil dos componentes, aumento dos custos de manutenção, etc.

O desbalanceamento é definido como uma massa m_u situada a distância e do centro geométrico do eixo O , como mostra a Figura 3.7. Em sistemas rotativos, o desbalanceamento pode ser causado por massas excêntricas localizadas em diferentes planos e posições angulares do disco.

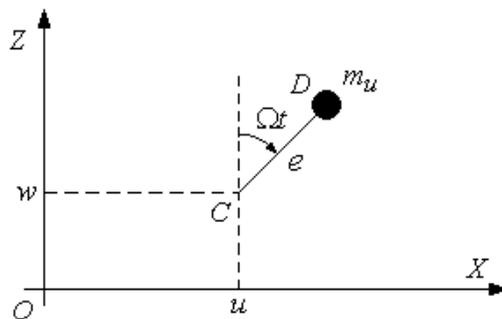


Figura 3.7 - Massa de desbalanceamento

A posição da massa de desbalanceamento em relação ao referencial inercial (para o eixo Y é dada por uma constante igual a DY) pode ser escrita na forma vetorial como:

$$O\vec{D} = \begin{bmatrix} u + e \sin \Omega t \\ DY \\ w + e \cos \Omega t \end{bmatrix} \quad (3.51)$$

Derivando-se a expressão anterior tem-se a velocidade da massa de desbalanceamento:

$$\vec{V} = \frac{dO\vec{D}}{dt} = \begin{bmatrix} \dot{u} + e\Omega \cos \Omega t \\ 0 \\ \dot{w} - e\Omega \sin \Omega t \end{bmatrix} \quad (3.52)$$

E sua energia cinética T_u é:

$$T_u = \frac{m_u}{2} (\dot{u}^2 + \dot{w}^2 + \Omega^2 e^2 + 2\Omega e \dot{u} \cos \Omega t - 2\Omega e \dot{w} \sin \Omega t) \quad (3.53)$$

Para o regime estacionário, o termo $m_u \Omega^2 e^2 / 2$ é constante e não tem influência na equação. Segundo (Lalanne & Ferraris, 1999) a massa m_u é muito menor do que a massa do disco, então a expressão para a energia cinética pode ser escrita como:

$$T_u \cong m_u \Omega e (\dot{u} \cos \Omega t - \dot{w} \sin \Omega t) \quad (3.54)$$

Por outro lado, para o regime não-estacionário a expressão anterior torna-se:

$$T_u \cong m_u e \dot{\phi} (\dot{u} \cos \phi - \dot{w} \sin \phi) \quad (3.55)$$

Aplicando-se a equação de Lagrange na expressão (3.55) tem-se:

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial T_u}{\partial \dot{u}} \right) - \left(\frac{\partial T_u}{\partial u} \right) = m_u e \ddot{\phi} \cos \phi - m_u e \dot{\phi}^2 \sin \phi = F_u \quad (3.56)$$

e

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial T_u}{\partial \dot{w}} \right) - \left(\frac{\partial T_u}{\partial w} \right) = -m_u e \ddot{\phi} \sin \phi - m_u e \dot{\phi}^2 \cos \phi = F_w \quad (3.57)$$

As componentes F_u e F_w podem ser utilizadas na expressão (3.49) para modelar a força $F(t)$ devido ao desbalanceamento no regime transiente, a qual é função da velocidade de rotação e da aceleração angular.

Lalanne & Ferraris (1999) considera que a velocidade de rotação $\dot{\phi}(t)$ pode ser calculada por uma função linear ou exponencial. Neste trabalho, utiliza-se a função linear, cuja expressão é:

$$\dot{\phi}(t) = A + Bt \quad (3.58)$$

As duas constantes podem ser calculadas facilmente a partir dos valores de $\dot{\phi}(t)$ nos instantes inicial (t_0, Ω_0) e final (t_f, Ω_f) , cujas expressões são:

$$B = \frac{\Omega_0 - \Omega_f}{t_0 - t_f} \quad (3.59)$$

e

$$A = \frac{\Omega_0 t_f - \Omega_f t_0}{t_f - t_0} \quad (3.60)$$

Considerando Ω_0 e t_0 iguais a zero, a constante A se anula e o cálculo de $\dot{\phi}(t)$ só depende do instante e da velocidade de rotação finais. Conseqüentemente, a aceleração angular é dada por:

$$\ddot{\phi}(t) = \frac{\Omega_0 - \Omega_f}{t_0 - t_f} = B \quad (3.61)$$

Por outro lado, o desalinhamento presente em sistemas rotativos é muito complexo e pode ser modelado como uma combinação de desalinhamento angular (quando as linhas de centro dos dois eixos formam um ângulo entre si) e paralelo (quando as linhas de centro dos dois eixos são paralelas e deslocadas uma da outra).

Neste estudo, utilizam-se os momentos e forças transmitidas entre dois eixos acoplados para modelar o efeito do desalinhamento angular e paralelo na resposta transiente. As expressões dos momentos e forças transmitidas (Sekhar & Prabhu, 1995; Lee & Lee, 1999) para o eixo acionado pelo torque de acionamento T_q , mostrado na Figura 3.8 são:

$$\begin{aligned} M_{Ty} &= T_q \text{sen}(\phi_a) \cos(\phi_p) + T_q \text{sen}(\phi_p) \cos(\phi_a) \\ M_{Tz} &= -T_q \text{sen}(\theta_a) \cos(\theta_p) - T_q \text{sen}(\theta_p) \cos(\theta_a) \\ F_{Ty} &= M_{Tz} / lc, \quad F_{Tz} = M_{Ty} / lc \end{aligned} \quad (3.62)$$

Onde,

$$\begin{aligned}
 \theta_a &= \text{sen}^{-1}(\Delta z_a / l_b), & \phi_a &= \text{sen}^{-1}(\Delta y_a / l_b), \\
 \theta_p &= \text{sen}^{-1}(\Delta z_p / l_c), & \phi_p &= \text{sen}^{-1}(\Delta y_p / l_c), \\
 \Delta y_a &= y_{b2} - y_{b1}, & \Delta z_a &= z_{b2} - z_{b1}, & \Delta y_p &= y_{b1}, & \Delta z_p &= z_{b1}
 \end{aligned}
 \tag{3.63}$$

Os subscritos a e p indicam desalinhamento angular e paralelo, respectivamente; os subscritos y e z indicam as direções y e z , respectivamente; θ e ϕ são os ângulos de deflexão; Δ_y e Δ_z são as quantidades de desalinhamento nas direções y e z , respectivamente; l_c é a distância entre os pontos de articulação com os eixos acoplados; l_b é a distância entre os dois mancais que suportam o eixo acionado; M_T e F_T são os momentos e forças devido ao torque transmitido.

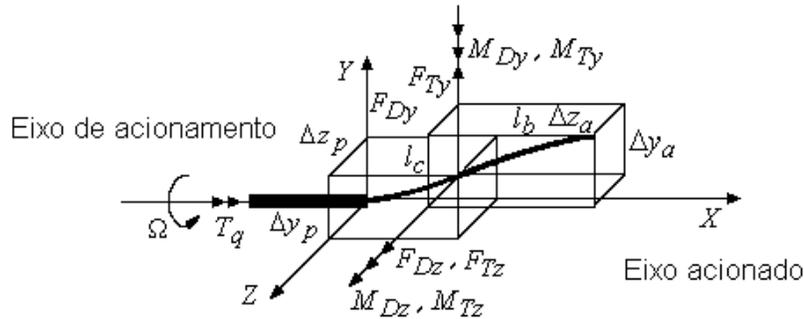


Figura 3.8 - Momentos e forças transmitidos no acoplamento

Várias referências (Xu & Marangoni, 1994; Sekhar & Prabhu, 1995; Lee & Lee, 1999) mostraram que a presença do desalinhamento angular e paralelo em sistemas rotativos causa aumento da vibração radial na segunda harmônica. Daí considera-se neste estudo, que as forças de desalinhamento são periódicas e excitam o sistema em duas vezes a frequência de rotação do eixo, e as forças de desbalanceamento em uma vez a frequência fundamental. Portanto, as forças devido ao desalinhamento do eixo e ao desbalanceamento do rotor são incorporadas em $F(t)$, na expressão (3.49) da resposta transiente, nos nós correspondentes a estas excitações. Maiores detalhes sobre a aplicação dessas forças no modelo físico e simulação da resposta transiente incluindo o efeito do desbalanceamento e desalinhamento presente no sistema serão apresentados no capítulo 5.

Capítulo 4

Resultados Numéricos e Experimentais da Aplicação da Transformada de Wavelet em Sinais Estacionários e Não-Estacionários

Neste capítulo, apresentam-se os resultados e discussão da aplicação da Transformada Contínua de Wavelet (CWT) no diagnóstico de falhas de máquinas rotativas. Os resultados obtidos confirmam a viabilidade e eficiência de aplicação da CWT no diagnóstico de falhas introduzidas numa bancada experimental de testes. Para isto, faz-se um estudo comparativo entre as duas funções wavelets de Morlet real e complexa, estudadas no capítulo 2, e os resultados mostram que o parâmetro σ que controla sua resolução tempo-freqüência deve ser cuidadosamente selecionado. Assim sendo, mostra-se na primeira seção deste capítulo que a wavelet de Morlet complexa apresenta boa resolução no tempo e freqüência e a wavelet de Morlet real apresenta somente boa resolução no tempo. Aspectos teóricos e práticos relacionados à implementação computacional da função wavelet complexa são discutidos, bem como algumas aplicações usando sinais reais e simulados são apresentadas.

A idéia básica deste capítulo é mostrar que é possível contornar o problema da resolução em freqüência da wavelet de Morlet real utilizando a wavelet de Morlet complexa quando aplicada em sinais estacionários.

Na segunda seção, apresenta-se uma nova metodologia para compactação de dados utilizando a energia contida no sinal em bandas de freqüências específicas através da Transformada de Wavelet Packet (WPT), discutida no capítulo 2. Do ponto de vista prático, verifica-se que a WPT é uma ferramenta efetiva para o monitoramento da condição e diagnóstico de falhas introduzidas numa bancada experimental (Santiago & Pederiva, 2003a).

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. Isto pode ser muito importante em tarefas de reconhecimento de padrões com aplicações em redes neurais. Estes aspectos serão investigados no capítulo 5.

4.1 Aplicação da Transformada Contínua de Wavelet em Sinais Estacionários e Não-Estacionários

A seguir, faz-se uma aplicação da transformada contínua de wavelet comparando as resoluções tempo-frequência das funções wavelets de Morlet real e complexa estudadas anteriormente, usando sinais reais e simulados. Inicialmente, utilizam-se dois sinais simulados, o primeiro, mostrado na Figura 4.1(a) possui características estacionárias; e o segundo mostrado na Figura 4.1(b) possui características estacionárias e não-estacionárias em 0,3 s e 0,8 s, conforme expressão (4.2). As funções do primeiro e do segundo sinal são dadas, respectivamente, pelas expressões (4.1) e (4.2).

$$x_1(t) = \text{sen}(2\pi 20t) + \text{sen}(2\pi 24t) + 2\text{sen}(2\pi 40t) \quad (4.1)$$

$$x_2(t) = \text{sen}(2\pi 200t) + \cos(2\pi 100(t - 0.3)) e^{(-200\pi(t-0.3)^2/2)} + 1 \text{ impulso (de amplitude igual a 2.0 em 0.8s)} \quad (4.2)$$

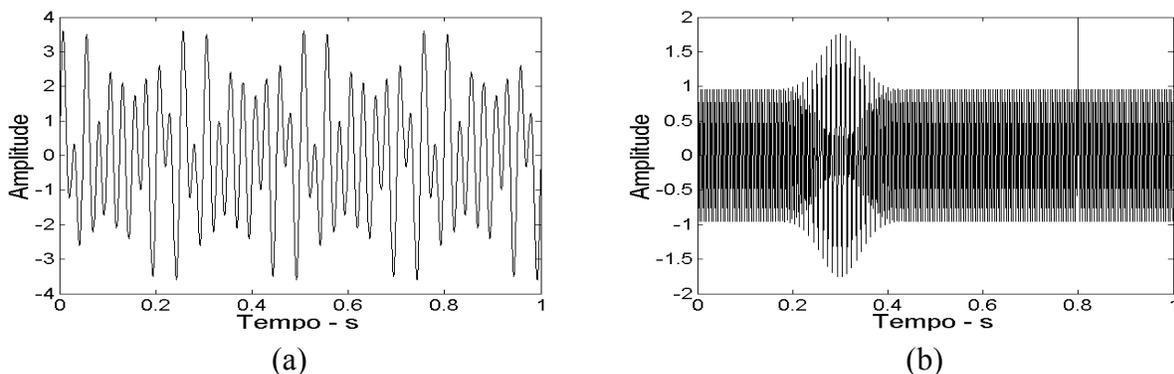


Figura 4.1 - Sinal no domínio do tempo, (a) Estacionário e (b) Estacionário e Não-estacionário.

Para simulação dos dois sinais mostrados nas Figuras 4.1 (a) e 4.1 (b), utilizaram-se 1024 amostras, tempo de aquisição de 1 segundo e frequência de amostragem de 1024 Hz.

As Figuras 4.2(a) e 4.2(b) mostram uma comparação entre as distribuições tempo-freqüência para o sinal estacionário usando a wavelet de Morlet complexa e a wavelet de Morlet real, respectivamente. Os resultados mostram como a escolha adequada do parâmetro σ influencia na resolução tempo-freqüência, bem como na interpretação das informações contidas no sinal (Santiago & Pederiva, 2003b).

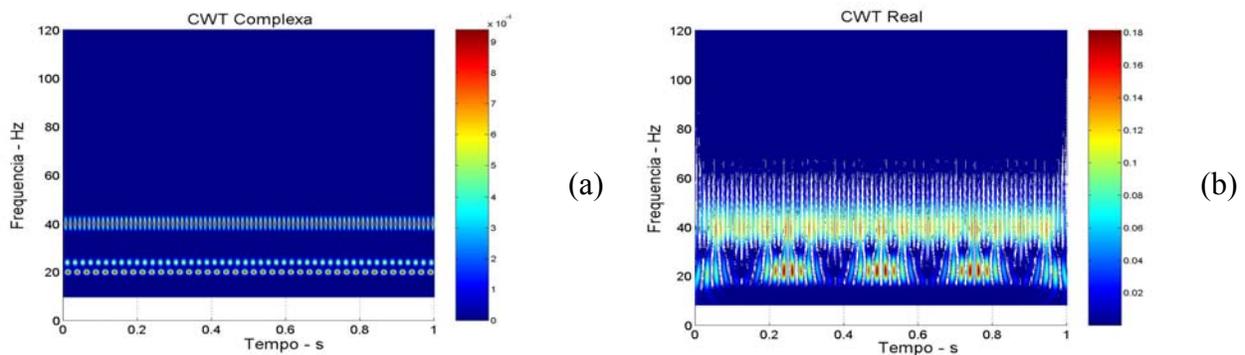


Figura 4.2 - Sinal Estacionário, (a) CWT de Morlet complexa e (b) CWT de Morlet real.

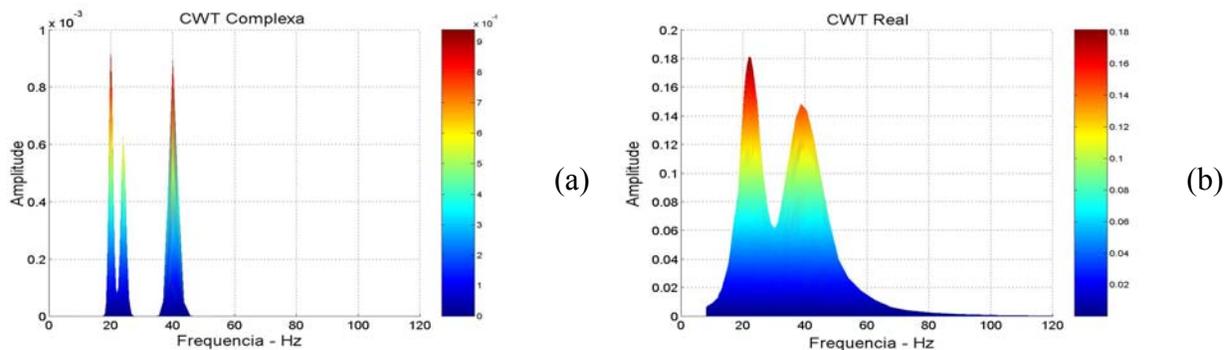


Figura 4.3 - Wavelet em Frequência do Sinal Estacionário, (a) CWT complexa e (b) CWT real.

A Figura 4.2(a) mostra claramente as freqüências de 20, 24 e 40 Hz. Isto se deve a boa resolução em freqüência obtida a partir da escolha adequada de σ com a wavelet complexa. Por outro lado, a Figura 4.2(b) mostra a freqüência de 40 Hz, porém com baixa resolução em freqüência, e as freqüências de 20 e 24 Hz aparecem de forma confusa e ambígua, ou seja, é como se ambas fossem de mesmo valor; isto é mostrado mais claramente nas Figuras 4.3(a) e 4.3(b), onde se tem uma vista lateral do mapa da CWT complexa e real no domínio da

freqüência. Estas figuras foram obtidas a partir da expressão (2.13). Observa-se também na Figura 4.2(b), que a distribuição de energia dessas freqüências acontece de forma descontínua. Isto não se observa no espectograma mostrado na Figura 4.2(a). Embora, as freqüências de 20 e 24 Hz estejam bem próximas, elas são mostradas claramente e suas distribuições de energia aparecem de forma contínua ao longo de todo tempo.

Observando-se a Figura 4.2 e 4.3, conclui-se que a boa resolução em freqüência da wavelet complexa possibilita uma melhor análise das informações contidas no sinal estacionário, bem como de sua distribuição de energia no domínio tempo-freqüência. O valor selecionado de σ para este sinal foi de 0,3.

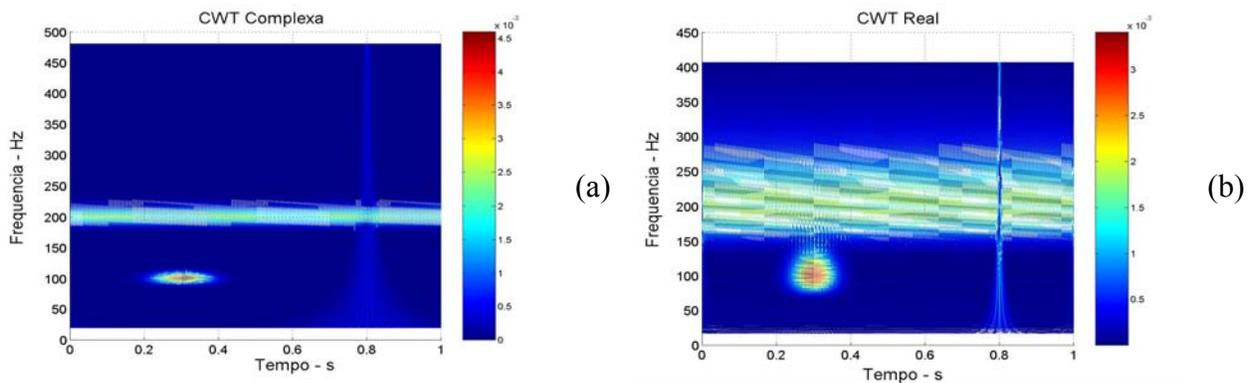


Figura 4.4 - Sinal Não-Estacionário, (a) CWT de Morlet complexa e (b) CWT de Morlet real.

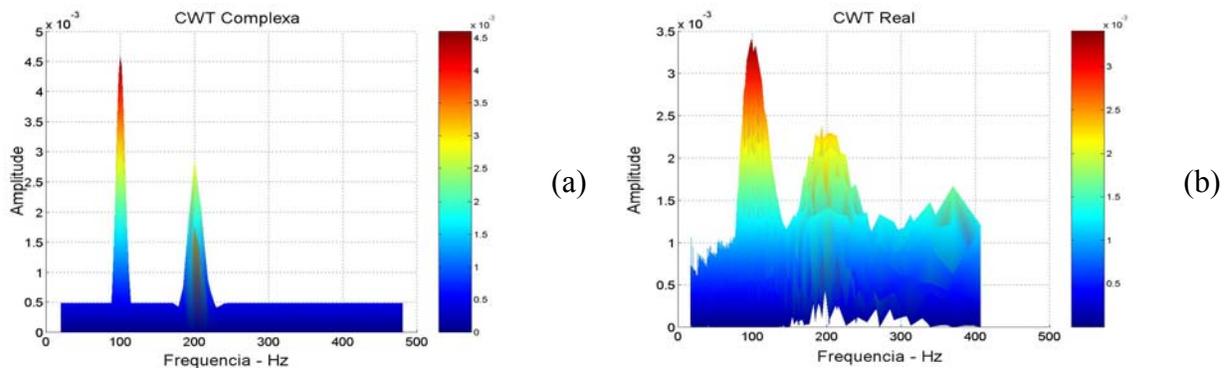


Figura 4.5 - Wavelet em Freqüência do Sinal Não-estacionário, (a) CWT Complexa e (b) Real.

As Figuras 4.4(a) e 4.4(b) mostram uma comparação entre as distribuições tempo-freqüência para o sinal combinado (estacionário e não-estacionário) usando a wavelet de Morlet complexa e a wavelet de Morlet real. O valor selecionado de σ para este sinal foi de 0,3. Novamente, observa-se claramente na Figura 4.4(a) as informações estacionárias e não-

estacionárias contidas no sinal, enquanto que na Figura 4.4(b) essas informações não são mostradas claramente; isto é devido a baixa resolução em frequência da wavelet de Morlet real disponibilizada no *toolbox de wavelet do software Matlab®*. Na Figura 4.4(a) identificam-se mais claramente as frequências e a localização no tempo dos eventos estacionários e não-estacionários contidos no sinal, quando comparados com a Figura 4.4(b), a qual possibilita visualizar razoavelmente essas mesmas informações somente no domínio do tempo. Isto é mostrado mais claramente nas Figuras 4.5(a) e 4.5(b), comparando os mapas da CWT complexa e real no domínio somente da frequência; estas figuras foram obtidas também a partir da expressão (2.13). Uma grande vantagem da wavelet de Morlet real (Santiago & Pederiva, 2003d) é a sua capacidade de localização no tempo de informações não-estacionárias contidas no sinal, como mostra a Figura 4.4(b). Isto se deve a boa resolução no tempo da função wavelet de Morlet real mostrada na Figura 2.2.

A seguir, mostra-se uma aplicação da Transformada Contínua de Wavelet (CWT) no diagnóstico de falhas introduzidas numa máquina rotativa, usando dados reais. Para realização deste estudo, utilizou-se a bancada experimental de testes mostrada na Figura 4.6 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.

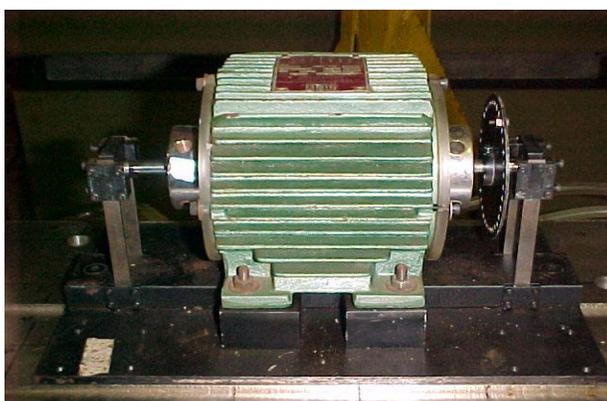


Figura 4.6 - Bancada Experimental de Testes

As falhas foram introduzidas na bancada de testes separadamente, e, em seguida foram feitas as 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 4.7 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.

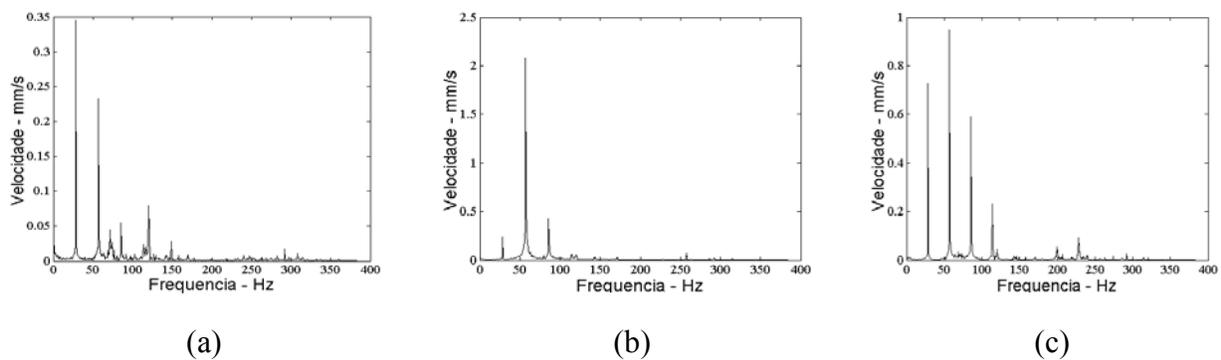


Figura 4.7 - Espectros, (a) Condição Normal, (b) Desalinhamento e (c) Folga Mecânica.

A seguir é mostrada uma comparação entre as distribuições tempo-freqüência para as condições de falhas introduzidas na bancada usando a wavelet de Morlet complexa e a wavelet de Morlet real. O valor de σ usado para essas aplicações foi igual a 0,3. A freqüência de rotação da máquina é de 28.5 Hz (1X). As freqüências 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.

O espectrograma da Figura 4.8(a) mostra para a condição sem defeito que as componentes 1X e 2X existem durante todo tempo, porém com baixa energia; e as outras freqüências mostradas no espectro aparecem de forma intermitente durante todo tempo e com baixa amplitude. Por outro lado, observam-se na Figura 4.8(b) as componentes 1X e 2X existindo durante todo tempo, embora nesta última a amplitude muda regularmente ao longo do tempo. As outras freqüências não são mostradas claramente, devido à baixa resolução em freqüência da wavelet de Morlet real.

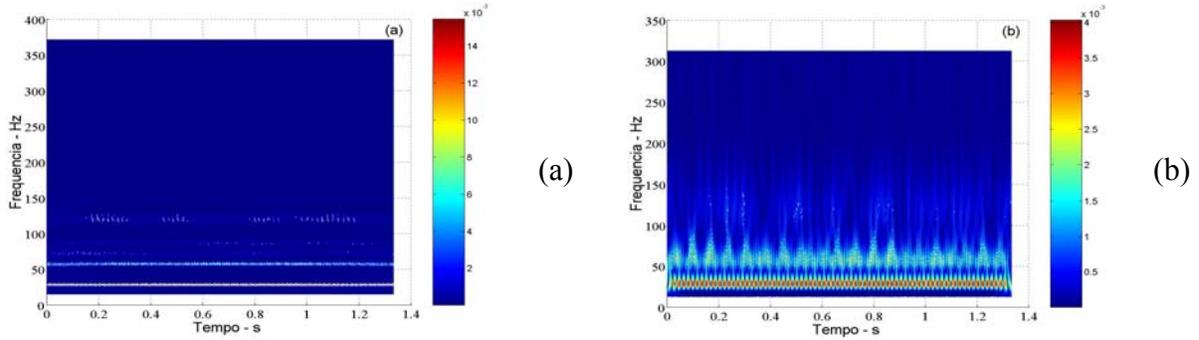


Figura 4.8 - Condição normal, (a) Wavelet de Morlet complexa e (b) Wavelet de Morlet real.

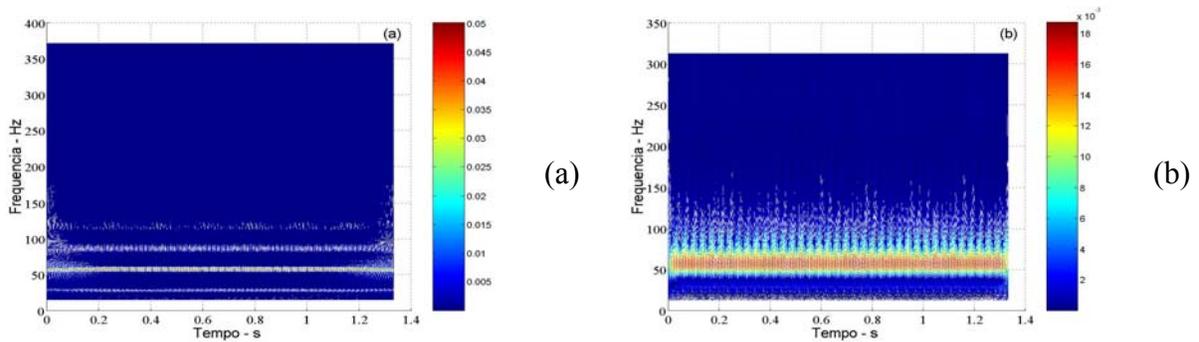


Figura 4.9 - Desalinhamento, (a) Wavelet de Morlet complexa e (b) Wavelet de Morlet real.

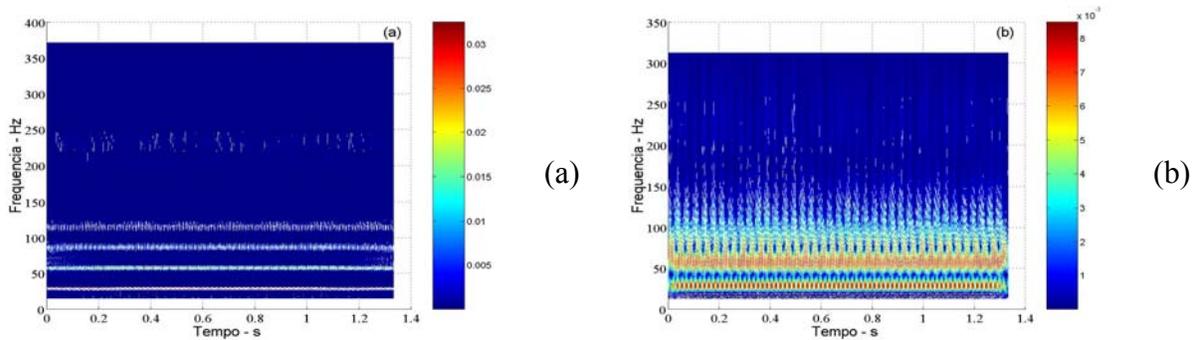


Figura 4.10 - Folga Mecânica, (a) Wavelet de Morlet complexa e (b) Wavelet de Morlet real.

A Figura 4.9(a) mostra claramente o desalinhamento excitando a componente 2X durante todo tempo e as componentes 1X e 3X com menor concentração de energia. Verifica-se também que a frequência de 120 Hz excita de forma intermitente e com baixa amplitude. Por outro lado, observa-se na Figura 4.9(b), somente a componente 2X existindo continuamente com baixa resolução em frequência. Observa-se que o espectrograma mostrado na Figura 4.9(a) possibilita analisar e caracterizar claramente as componentes que estão excitando a máquina com alta e baixa energia.

Similarmente, a Figura 4.10(a) mostra claramente a folga mecânica excitando as componentes 1X, 2X, 3X e 4X. Observa-se também que as componentes 7X e 8X aparecem de forma intermitente e com baixa amplitude. Por outro lado, observa-se na Figura 4.10(b), somente as componentes 1X e 2X existindo continuamente e com baixa resolução em frequência.

Portanto, do ponto de vista prático, a análise de sinais através da wavelet de Morlet complexa é muito importante no que diz respeito ao monitoramento da condição e diagnóstico de falhas em máquinas rotativas, pois ela possibilita monitorar e detectar o surgimento de uma falha num estágio ainda incipiente.

Diante dos resultados obtidos, conclui-se que a extração das informações contidas no sinal através da CWT complexa no domínio tempo-freqüência não tem uma forma compacta, o que tornam esses dados não muito adequados para serem utilizados como dados de entrada para as redes neurais. Por isso, apresenta-se a seguir, um estudo baseado na quantificação da energia contida no sinal em bandas de freqüências específicas através da Transformada de Wavelet Packet (WPT), visando à compactação de dados, os quais serão utilizados como entradas para as redes neurais.

4.2 Análise de Sinais Estacionários e Não-Estacionários Usando a Transformada de Wavelet Packet

Nesta seção apresenta-se uma nova metodologia para compactação de dados utilizando a energia contida no sinal em bandas de freqüências específicas através da Transformada de Wavelet Packet (WPT) usando sinais reais e simulados. Inicialmente, utilizam-se dois sinais simulados para aplicação da metodologia desenvolvida no capítulo 2. O primeiro sinal simulado, mostrado na Figura 4.11(a) possui características estacionárias; e o segundo mostrado na Figura 4.11(b), possui características estacionárias e não-estacionárias. As funções do primeiro e do segundo sinal são dadas pelas expressões (4.3) e (4.4), respectivamente.

$$x_3(t) = \text{sen}(2\pi 20t) + \text{sen}(2\pi 300t) \quad (4.3)$$

$$x_4(t) = 2 \text{sen}(2\pi 20t) + 2 \text{sen}(2\pi 300t) + [\text{sen}(2\pi 20t)] e^{-50\pi(t-0.5)^2} + 1 \text{ impulso (de amplitude igual a 4.5 em 0.65s)} \quad (4.4)$$

Para simulação dos dois sinais mostrados nas Figuras 4.11(a) e 4.11(b), foi utilizada 1024 amostras, tempo de aquisição de 1 segundo e frequência de amostragem de 1024 Hz. As Figuras 4.12(a) e 4.12(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 2.16(b), mostrada no capítulo 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 no capítulo 2, nas Figuras 2.14(b) e 2.15(b).

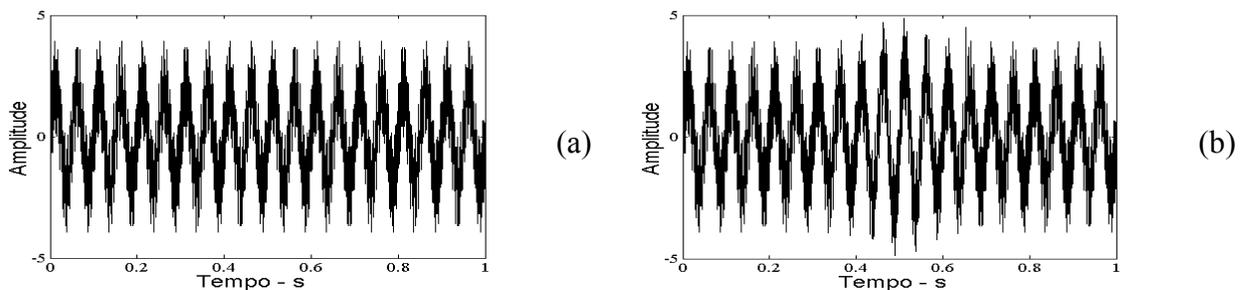


Figura 4.11 - Sinal no domínio do tempo, (a) Estacionário e (b) Estacionário e Não-estacionário.

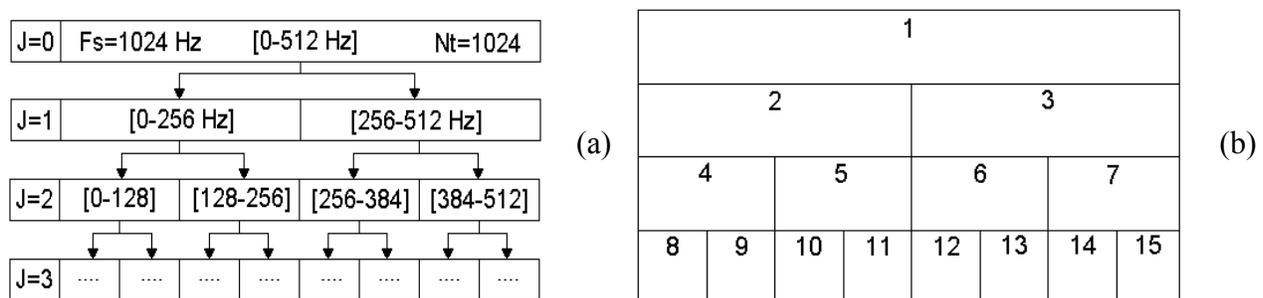


Figura 4.12 - Wavelet Packet, (a) Bandas de frequência, (b) Número de nós ou packets.

A Figura 4.13(a) mostra no nó 1 (banda de frequência igual a 0-512 Hz, Figura 4.12), 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 4.13(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 4.13, 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 4.14(a) e 4.14(b), mostram a distribuição de energia contida no sinal compactado pela expressão (2.28) 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.

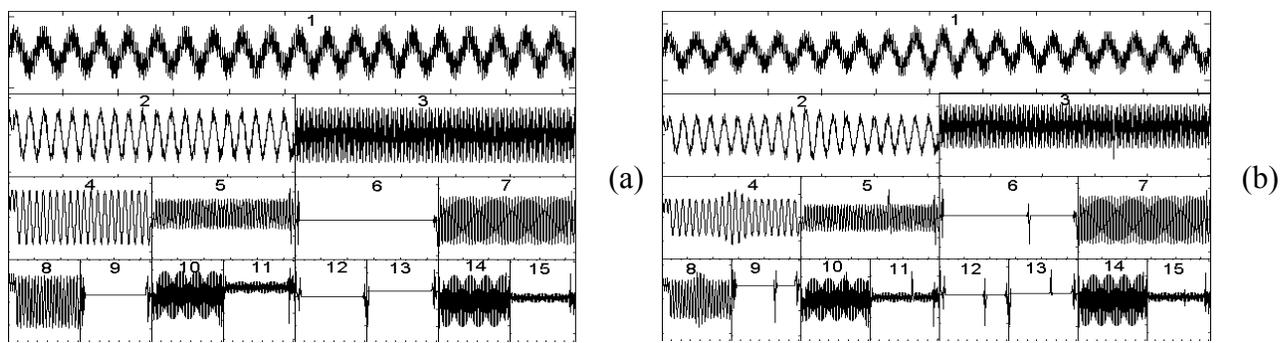


Figura 4.13 - Wavelet Packet; (a) Sinal Estacionário e (b) Sinal Estacionário e Não-estacionário.

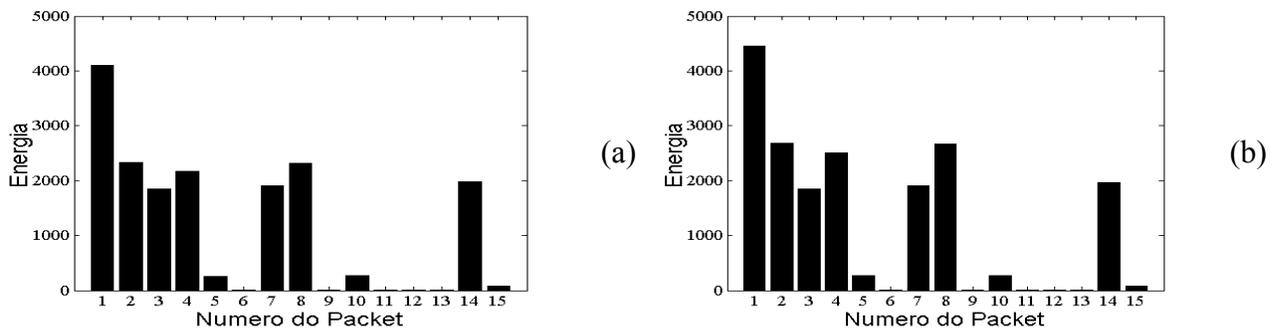


Figura 4.14 - Energia, (a) Sinal Estacionário e (b) Sinal Estacionário e Não-estacionário.

A seguir, mostra-se uma aplicação da Transformada de Wavelet Packet (WPT) na análise de sinais estacionários e não-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 isto, foi utilizada a bancada experimental de testes mostrada na Figura 4.6. As falhas introduzidas na bancada de testes foram o desalinhamento e folga mecânica, as mesmas utilizadas na seção 1.

A condição normal ou sem defeito foi utilizada para efeito de comparação com as condições com falhas. Os respectivos espectros são mostrados na Figura 4.7. Os sinais possuem 1024 amostras, tempo de aquisição de 1.332 segundos e frequência de amostragem de 768 Hz.

Para condição normal, a Figura 4.15(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 4.15(b) nota-se como essas frequências excitam a máquina com pouca energia. A Figura 4.15(b) mostra uma representação global da distribuição de energia em todas as bandas de frequências específicas, conforme diagrama da WPT mostrado na Figura 2.16(b), capítulo 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 $2X$.

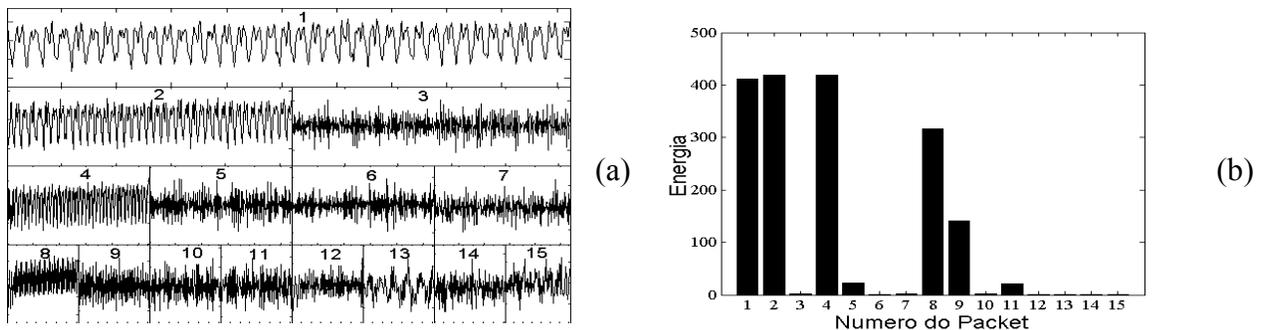


Figura 4.15 - Condição Normal, (a) Wavelet Packet e (b) Distribuição de Energia.

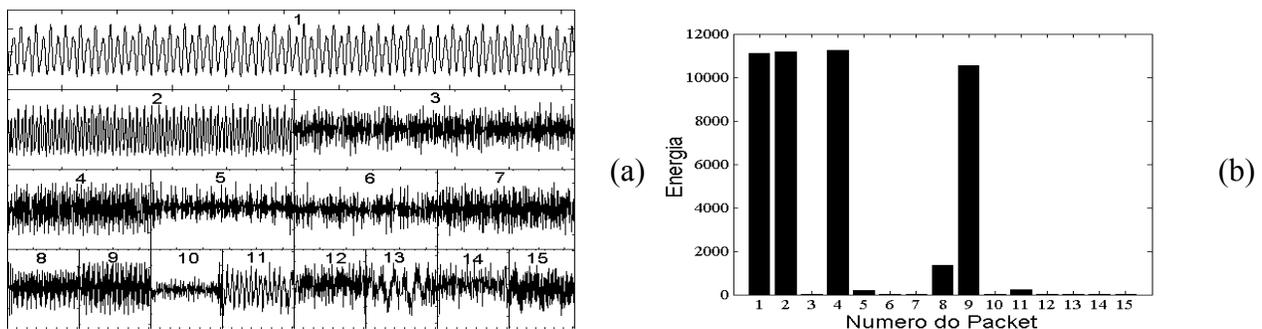


Figura 4.16 - Desalinhamento, (a) Wavelet Packet e (b) Distribuição de Energia.

Da mesma forma, as Figuras 4.16(a) e 4.16(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.

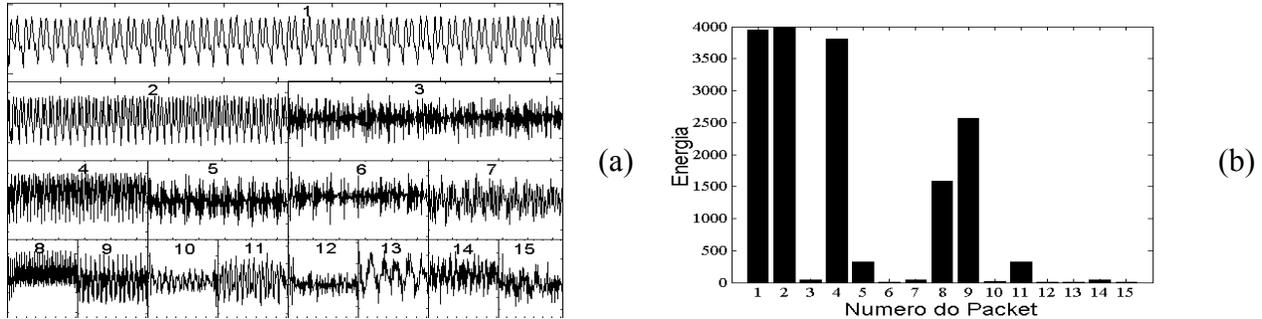


Figura 4.17 - Folga Mecânica; (a) Wavelet Packet e (b) Distribuição de Energia.

Finalmente, mostram-se nas Figuras 4.17(a) e 4.17(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.

Os resultados mostram que a análise baseada na decomposição de um sinal através da Wavelet Packet 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, os quais serão investigados no capítulo 5.

Diante dos bons resultados conseguidos com essa nova metodologia de compactação de dados utilizando a WPT, decidiu-se aplicar este estudo numa segunda bancada experimental de testes mais robusta e que fosse mais flexível no que diz respeito ao estudo do seu comportamento dinâmico e diagnóstico de falhas, a qual será mostrada no capítulo 5. Nesta bancada foram introduzidas inicialmente as falhas de desalinhamento angular e folga mecânica, as quais serão detalhadas no próximo capítulo.

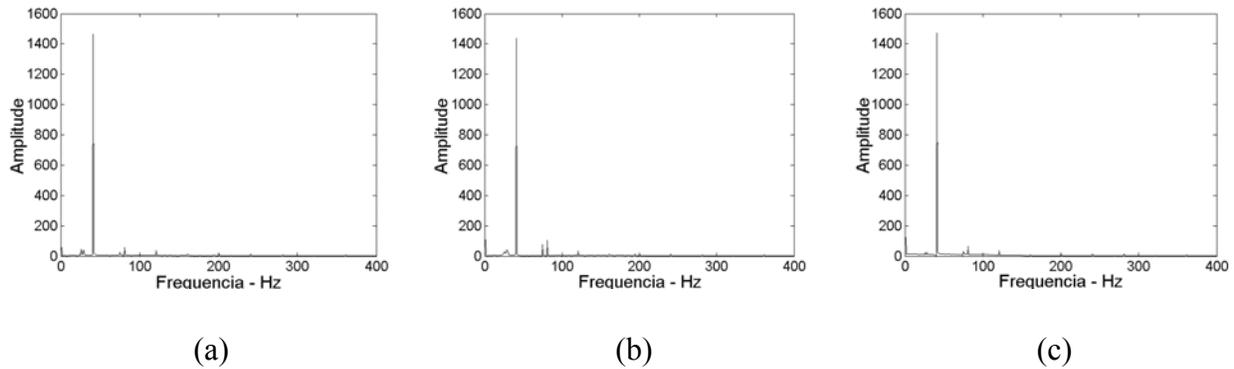


Figura 4.18 - Espectros, (a) Condição Normal, (b) Desalinhamento angular e (c) Folga Mecânica.

O problema encontrado e que chamou muita atenção foi que os espectros medidos no regime estacionário para as falhas de desalinhamento angular, folga mecânica e condição normal foram praticamente os mesmos como mostra a Figura 4.18, e, portanto, dificultando a aplicação da metodologia descrita acima utilizando a WPT. Então, surgiu num primeiro momento à idéia de aplicar a Transformada Contínua de Wavelet (CWT) na resposta transiente, a qual é obtida durante a partida, parada e passagem pelas velocidades críticas; com fins de diagnosticar essas falhas no regime não-estacionário; e num segundo momento classificar as falhas utilizando a energia contida no sinal em bandas de frequências específicas através da WPT e em conjunção com redes neurais. Isto será alvo de estudo no capítulo 5.

Capítulo 5

Resultados Numéricos e Experimentais da Aplicação da Transformada de Wavelet e Redes Neurais em Sinais Transientes

Neste capítulo, apresentam-se inicialmente os resultados e discussão da aplicação da Transformada Contínua de Wavelet (CWT) na resposta transiente, com fins de investigar a partir de casos reais, a viabilidade e eficiência de aplicação da CWT no diagnóstico de falhas de máquinas rotativas. Para isto, utilizam-se sinais de deslocamento adquiridos através de sensores de proximidade posicionados nas vizinhanças do rotor para diferentes condições de falhas. Os sinais transientes são medidos durante a partida e parada da máquina.

No presente estudo, utiliza-se o modelo do sistema rotativo em estudo apresentado no capítulo 3, o qual representa a segunda bancada de testes mostrada na Figura 5.1(a), para simular sua resposta transiente durante a partida devido às falhas de desbalanceamento do rotor e desalinhamento do eixo. As respostas transientes numéricas devido a essas falhas serão utilizadas para fins de validação com as respostas transientes experimentais, as quais são apresentadas na primeira seção deste capítulo. Em seguida, na segunda seção, apresenta-se a metodologia de compactação de dados utilizando a energia contida no sinal em bandas de frequências específicas através da Transformada de Wavelet Packet (WPT), descrita no capítulo 4, em conjunção com redes neurais para fins de classificação de falhas durante o regime transiente. É importante observar que a metodologia de compactação de dados e extração de parâmetros através da WPT pode ser aplicada em sinais estacionários e/ou transientes. Os resultados obtidos mostram que a WPT em conjunção com redes neurais podem ser utilizadas satisfatoriamente como técnicas alternativas para classificação e diagnóstico de falhas introduzidas em máquinas rotativas.

5.1 Aplicação da Transformada Contínua de Wavelet em Sinais Transientes

5.1.1 Aplicação Numérica

Neste trabalho, utiliza-se o modelo analítico obtido via discretização de um sistema eixo-rotor-mancais, mostrado na Figura 5.1(b), capaz de descrever o comportamento dinâmico devido às forças de desbalanceamento do rotor e desalinhamento do eixo. O modelo analítico desenvolvido durante o movimento transiente, mostrado no capítulo 3, não considera o efeito do acoplamento tipo flexível entre o eixo do motor elétrico e o do rotor mostrado na Figura 5.1(a).

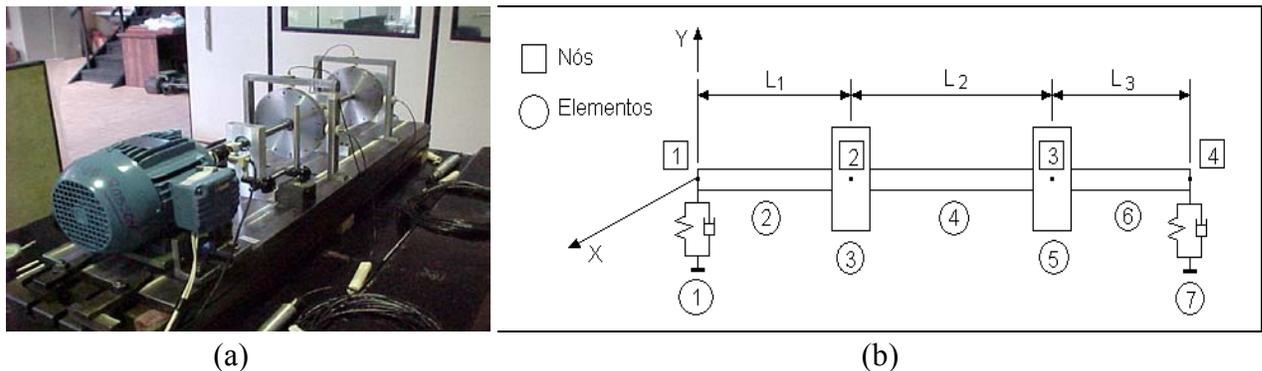


Figura 5.1 - (a) Bancada experimental de testes e (b) Modelo físico do sistema rotativo.

Um modelo teórico mais representativo da bancada, Figura 5.1(a), foi desenvolvido por Mesquita *et al.* (2003). Eles validaram um modelo por elementos finitos a partir da resposta ao desbalanceamento e das FRF's experimentais. Os valores teóricos e experimentais de frequências naturais, velocidades críticas foram comparados, como mostra a Tabela 5.1, e os coeficientes de rigidez dos mancais ajustados. Neste modelo foi considerado o efeito do acoplamento entre o eixo do motor elétrico e o do rotor. As quatro frequências naturais correspondem aos dois pares de frequências de movimento retrógrado (“backward”) e direto (“forward”). O ajuste do modelo foi feito para o rotor parado e em movimento utilizando informações do diagrama de Campbell e do de rigidez versus frequências naturais. De acordo com os valores dos erros percentuais obtidos, verifica-se que os resultados do modelo se aproximaram dos valores experimentais.

Tabela 5.1 - Valores de Frequências Naturais, Velocidades Críticas e Erros Percentuais.

Frequências Naturais do Modelo (Hz)	27,25	27,69	72,77	74,13	Veloc. Críticas do Modelo (Hz)	26,60	28,36
Frequências Naturais Experimentais (Hz)	26,17	27,21	74,50	75,66	Veloc. Críticas Experimentais (Hz)	24,90	28,30
Erro (%)	4,12	1,76	2,32	2,02	Erro (%)	6,83	0,21

No presente estudo, utilizam-se os momentos e forças transmitidas entre dois eixos acoplados (eixo do motor elétrico e do rotor) para modelar o efeito do desalinhamento angular e paralelo na resposta transiente. As expressões dos momentos e forças transmitidas dada pela expressão (3.62), apresentadas no capítulo 3, são substituídas em $F(t)$, na expressão (3.49), para simular a resposta transiente do sistema. O valor do torque T_q usado na expressão (3.62) para calcular os momentos e forças transmitidas entre os dois eixos acoplados foi de 8,77 N.m, o qual foi obtido considerando os valores de potência (3 CV) e de rotação (3600 rpm) para um motor elétrico de corrente alternada, trifásico.

A resposta transiente numérica devido às forças de desbalanceamento do rotor e desalinhamento do eixo é obtida a partir da integração da equação diferencial de movimento, expressão (3.49). Para isto, utiliza-se o método de integração de Runge-Kutta de quarta ordem, onde a resposta transiente numérica é obtida a cada 10^{-3} s. Na análise numérica, as características dos mancais são consideradas constantes e a velocidade angular varia em função do tempo (Santiago & Pederiva, 2003c).

Os valores dos parâmetros do sistema eixo-rotor-mancais, Figura 5.1(b), usados para simular sua resposta transiente são dados na Tabela 5.2.

Tabela 5.2 - Parâmetros Usados na Aplicação Numérica e Experimental

Eixo	
Diâmetro, D	17×10^{-3} m
Comprimento, L_1, L_2, L_3	180×10^{-3} m, 360×10^{-3} m, 180×10^{-3} m
Mancais	
Rigidez, $K_{xx_1} = K_{yy_1} \rightarrow$ (Mancal I)	$5,64 \times 10^5$ N/m
Rigidez, $K_{xx_2} = K_{yy_2} \rightarrow$ (Mancal II)	$9,95 \times 10^5$ N/m
Amortecimento, $C_{xx_1} = C_{yy_1}$	43,6 Ns/m
Amortecimento, $C_{xx_2} = C_{yy_2}$	5,37 Ns/m
Discos	
Massa, m	4 kg
Momento Polar de Inércia, I_p	$0,0162$ kg m ²
Momento Diametral de Inércia, I_d	$0,0081$ kg m ²
Massa de Desbalanceamento, m_u	2×10^{-4} Kg
Excentricidade do Desbalanceamento, e	8×10^{-2} m

A resposta transiente numérica é obtida considerando-se somente o efeito das forças de desalinhamento angular atuando no primeiro mancal (nó 1) e das forças de desbalanceamento atuando no primeiro (nó 2) e no segundo disco (nó 3), ambas na direção x (horizontal) e y (vertical), como mostra a Figura 5.1(b). O efeito do desalinhamento angular (dois níveis de desalinhamento) é simulado considerando valores teóricos de calços (chapas de aço) de 1 mm e 2 mm de espessura introduzidos na base do primeiro mancal. O cálculo das forças de desalinhamento angular é feito substituindo estes valores na expressão (3.63). Como foi dito no capítulo 3, a presença do desalinhamento angular e paralelo em sistemas rotativos causa aumento da vibração radial na segunda harmônica. Portanto, considera-se neste estudo, que as forças de desalinhamento são periódicas e excitam o sistema em duas vezes a frequência de rotação do eixo, e as forças de desbalanceamento em uma vez a frequência fundamental.

A Figura 5.2(a) mostra a resposta transiente devido ao desbalanceamento do rotor obtida no primeiro disco na direção y (vertical). Inicialmente, mostra-se a resposta do rotor passando somente pela primeira velocidade crítica, cujo valor teórico é 28,36 Hz (Tabela 5.1). Na aplicação da CWT utilizou-se a função wavelet de Morlet real, apresentada no capítulo 2, e o parâmetro escala variando de 1 a 48 (equivale a uma faixa de frequência de análise de 10 a 800 Hz). A seguir, os resultados obtidos com a CWT são apresentados na escala 28, porque ela caracteriza ou evidencia melhor os coeficientes dos picos relacionados com a velocidade crítica e harmônicas da velocidade crítica durante o “run-up” do rotor. Isto será melhor entendido na aplicação experimental através do gráfico em 3-D do escalograma geral do sinal de partida.

As Figuras 5.2(a) e 5.2(b) mostram o sinal de partida devido ao desbalanceamento do rotor e os correspondentes coeficientes da CWT no domínio da wavelet, respectivamente, passando pela primeira velocidade crítica com aceleração angular de $20 \text{ rad} / \text{s}^2$. Similarmente, as Figuras 5.3(a) e 5.3(b) mostram o sinal de partida no domínio no tempo e os coeficientes da CWT, respectivamente, devido ao primeiro nível de desalinhamento teórico introduzido, cujo valor é de 1 mm. Como pode ser visto na Figura 5.3(a), o efeito da 2ª harmônica da frequência de excitação causada pelo desalinhamento angular incluído no modelo excita a primeira velocidade crítica. A presença do pico relacionado à primeira velocidade crítica aparece claramente evidente na resposta no tempo e na CWT, como mostram as Figuras 5.3(a) e 5.3(b), respectivamente.

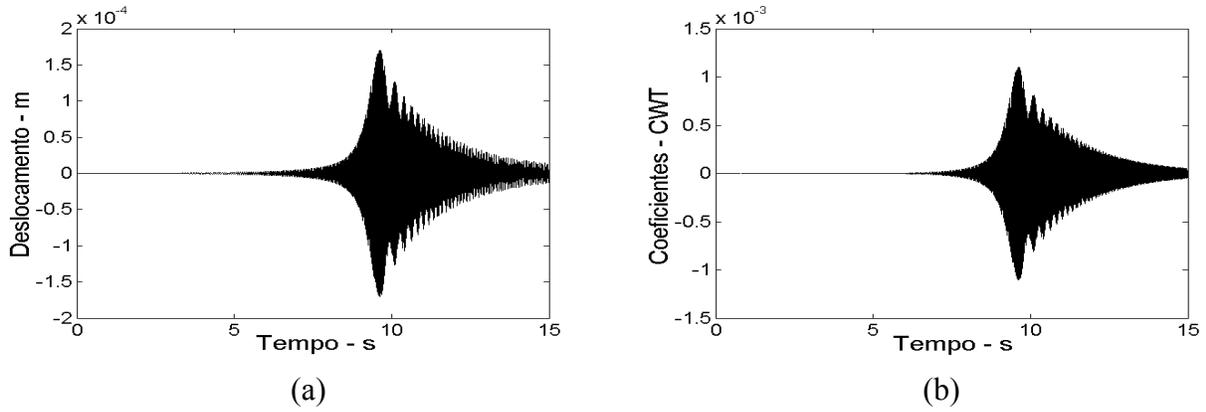


Figura 5.2 - (a) Resposta transiente devido ao desbalanceamento e (b) Domínio da wavelet.

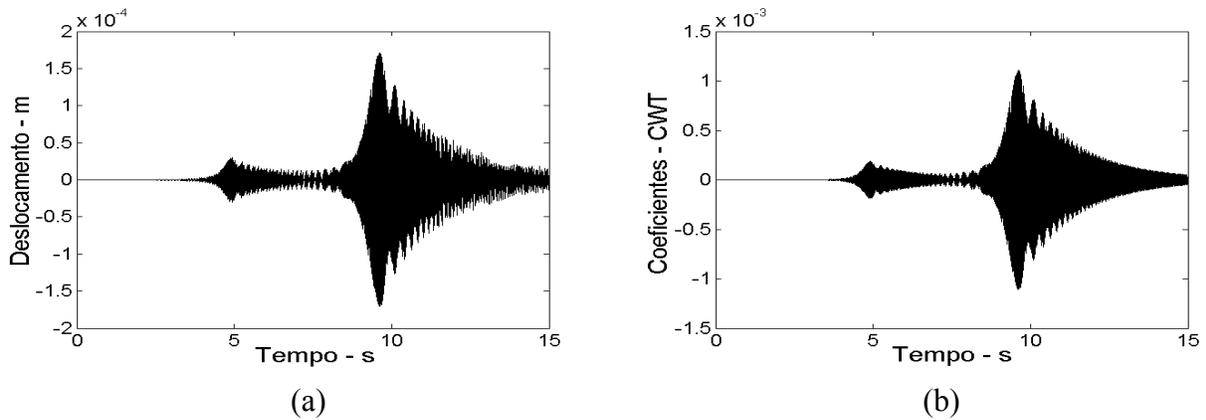


Figura 5.3 - (a) Resposta transiente com desalinhamento de 1 mm e 15 s, (b) Domínio da wavelet.

A seguir, mostram-se nas Figuras 5.4(a) e 5.4(b) a resposta transiente devido ao efeito do desalinhamento de 1 mm obtida no primeiro e no segundo disco, respectivamente, ambas na direção y e passando pela primeira e segunda velocidades críticas.

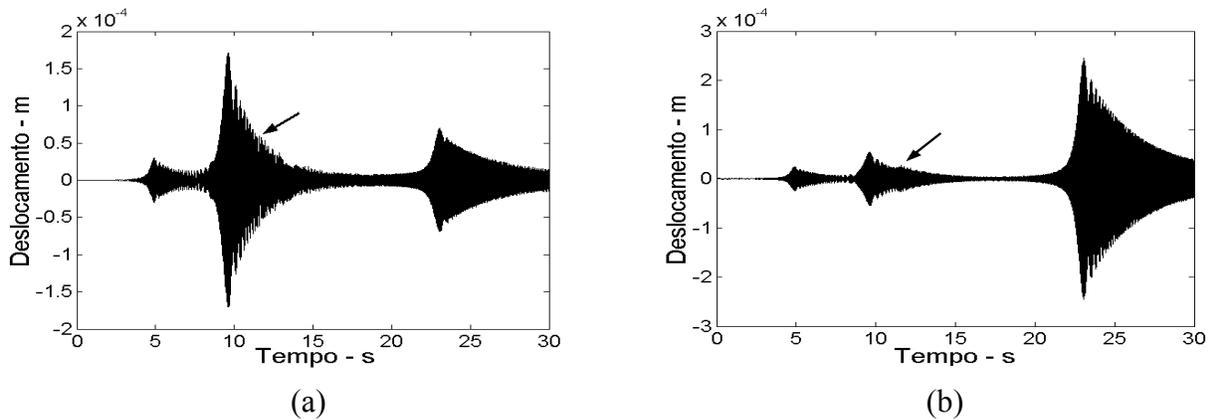


Figura 5.4 - Resposta transiente com desalinhamento de 1 mm e 30 s, (a) 1º Disco e (b) 2º Disco.

Observa-se na Figura 5.4(b) que o efeito da 2ª harmônica da frequência de excitação causada pelo desalinhamento angular incluído no modelo excita a primeira e segunda velocidades críticas. Porém, o efeito desta última no sinal do 2º disco (pico de amplitude indicado pela seta) não está evidenciado claramente na resposta transiente. A Figura 5.5(a) apresenta a mesma figura (Figura 5.4(b)) mostrando somente os primeiros 15 segundos da resposta, visando amostrar o efeito do desalinhamento na segunda velocidade crítica mais claramente. Mesmo assim, o efeito não fica bem evidenciado. Entretanto, quando aplica-se a CWT na resposta transiente, o efeito do desalinhamento de 1 mm excitando a segunda velocidade crítica é claramente evidenciado pela indicação da seta na resposta no domínio da wavelet (escala 15), como mostra a Figura 5.5(b).

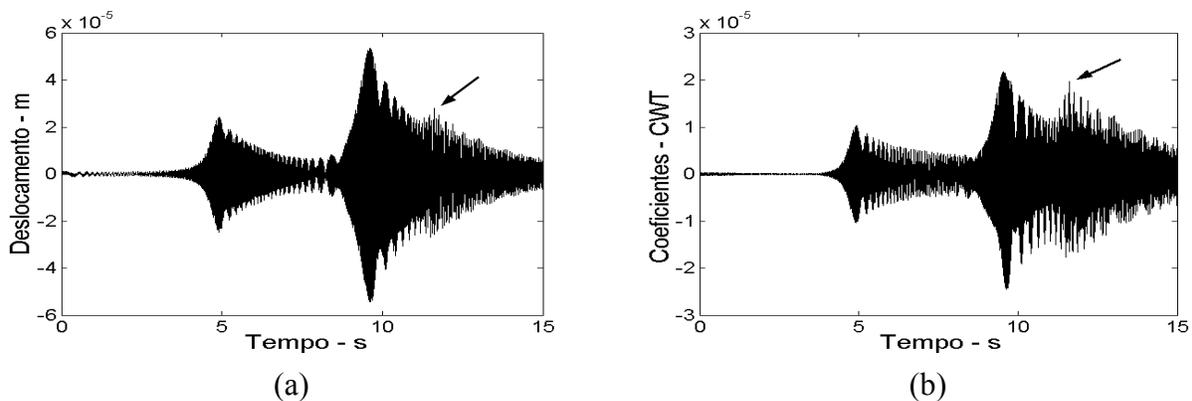


Figura 5.5 - (a) Resposta transiente com desalinhamento de 1 mm e 15 s, (b) Domínio da CWT

Similarmente, mostram-se nas Figuras 5.6(a) e 5.6(b) a resposta transiente devido ao efeito do desalinhamento de 2 mm obtida no primeiro e no segundo disco, respectivamente, ambas na direção y e passando pela primeira e segunda velocidades críticas.

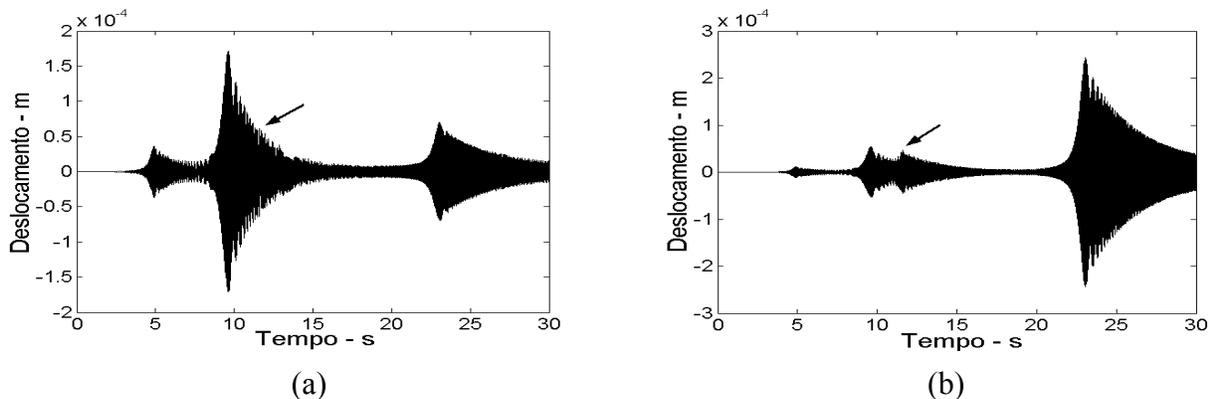


Figura 5.6 - Resposta transiente com desalinhamento de 2 mm e 30 s, (a) 1º Disco e (b) 2º Disco.

Na Figura 5.6(b) observa-se que o efeito do desalinhamento de 2 mm incluído no modelo excita a primeira velocidade crítica e a segunda velocidade crítica. Neste caso, o efeito desta última no sinal (pico de amplitude indicado pela seta) está mais evidenciado na resposta transiente, quando comparada com a Figura 5.4(b). Novamente, a Figura 5.7(a) apresenta a mesma figura (Figura 5.6(b)) mostrando somente os primeiros 15 segundos da resposta, visando amostrar o efeito do desalinhamento na segunda velocidade crítica mais claramente. Verifica-se que somente para níveis de desalinhamento maior (por exemplo, 2 mm) o seu efeito fica mais evidenciado na resposta transiente. Entretanto, quando aplica-se a CWT na resposta transiente, o efeito do desalinhamento angular excitando a segunda velocidade crítica é mais claramente evidenciado (pico de amplitude indicado pela seta) na resposta no domínio da wavelet (escala 15), como mostra a Figura 5.7(b).

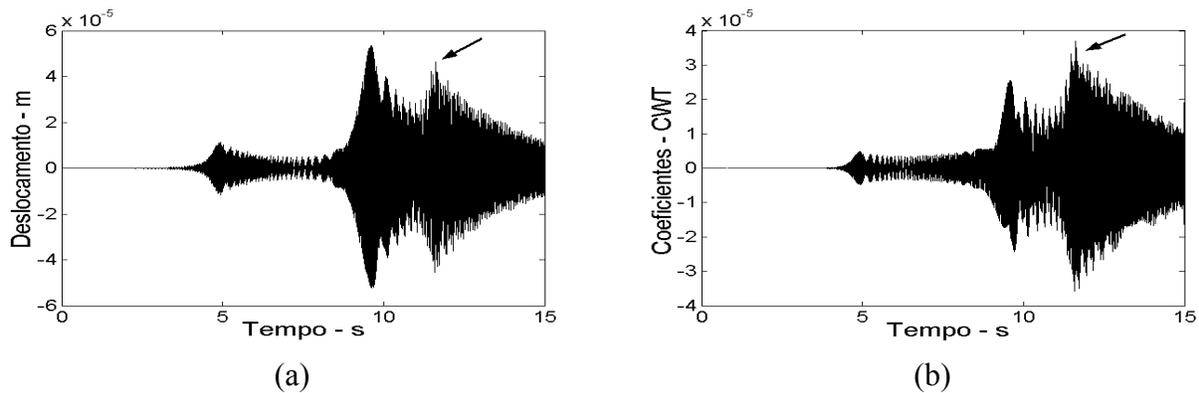


Figura 5.7 - (a) Resposta transiente com desalinhamento de 2 mm e 15 s, (b) Domínio da CWT

Observam-se nas Figuras 5.4 e 5.6, no 1° e 2° disco, que o efeito do desalinhamento angular incluído no modelo excita a primeira e a segunda velocidade crítica. Porém, o efeito desta última no sinal só aparece evidente nos sinais medidos no 2° disco (pico de amplitude indicado pela seta), conforme mostram as Figuras 5.4(b) e 5.6(b).

A Figura 5.8(a) apresenta a mesma figura (Figura 5.4(a), desalinhamento de 1 mm obtido no 1° disco), mostrando somente os primeiros 15 segundos da resposta, visando amostrar o efeito do desalinhamento na segunda velocidade crítica mais claramente. Contudo, esse efeito não é observado no 1° disco, ou seja, não se vê praticamente nenhum pico de amplitude indicado pela seta, Figura 5.8(a). Entretanto, quando aplica-se a CWT na resposta transiente, o efeito do desalinhamento de 1 mm excitando a segunda velocidade crítica é claramente evidenciado (pico

de amplitude indicado pela seta) na resposta no domínio da wavelet (escala 13), como mostra a Figura 5.8(b).

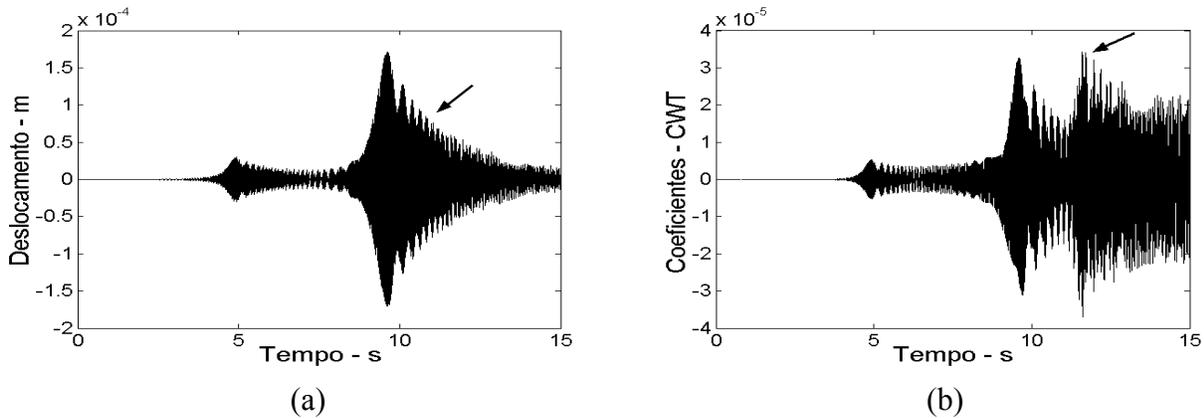
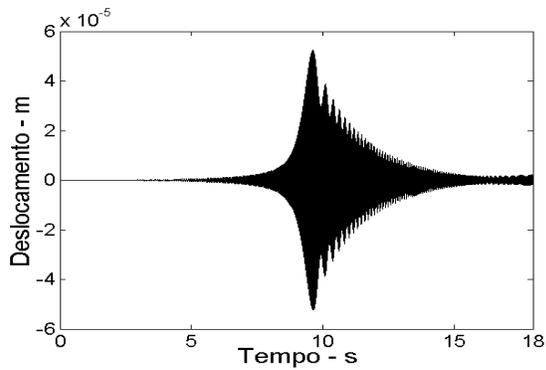


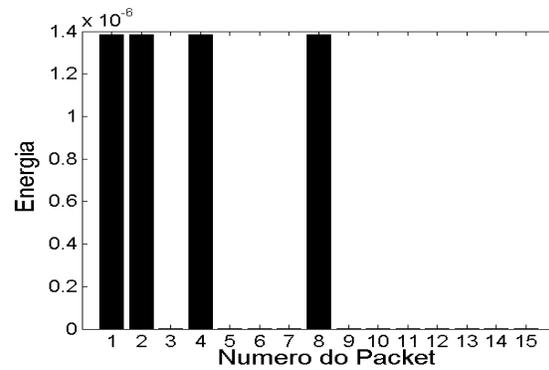
Figura 5.8 - (a) Resposta transiente com desalinhamento de 1 mm e 15 s, (b) Domínio da CWT

Portanto, diante dos resultados obtidos, verifica-se que para níveis de desalinhamento menor, por exemplo, 1 mm, a resposta da CWT no domínio da wavelet é mais sensível quando comparada somente com a resposta no domínio do tempo. Isto será mostrado e confirmado mais adiante através de aplicações experimentais. Assim, do ponto de vista prático, conclui-se que a aplicação da CWT é muito importante no campo do monitoramento da condição e diagnóstico de falhas, pois possibilita o diagnóstico de falhas na máquina num estágio ainda incipiente.

Complementando o estudo desenvolvido nos capítulos 2 e 4, apresenta-se a seguir uma aplicação da Transformada de Wavelet Packet (WPT) na análise de sinais transientes, usando sinais simulados. Como já foi dito anteriormente, 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 de máquinas rotativas. Para isto, utilizam-se sinais simulados de resposta transiente no segundo disco e na direção y (vertical) devido ao desbalanceamento, desalinhamento de 1 mm e desalinhamento de 2 mm, mostrados nas Figuras 5.9(a), 5.10(a) e 5.11(a), respectivamente.

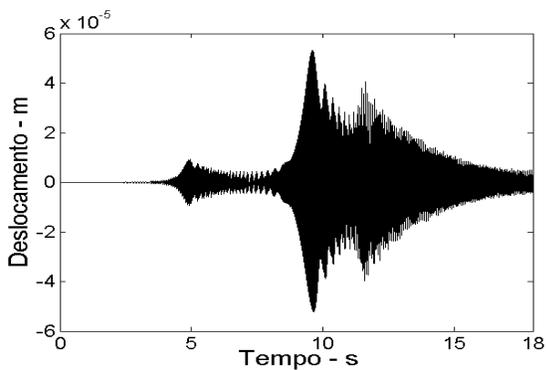


(a)

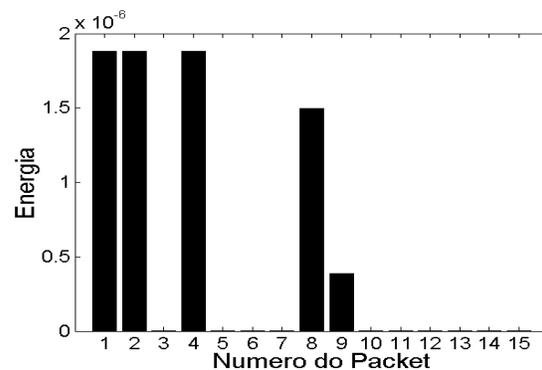


(b)

Figura 5.9 - (a) Resposta transiente devido ao desbalanceamento, (b) Energia da WPT

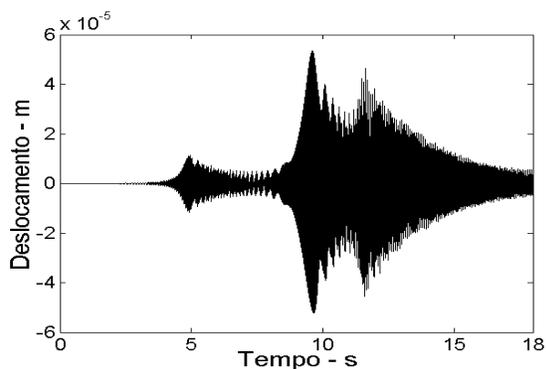


(a)

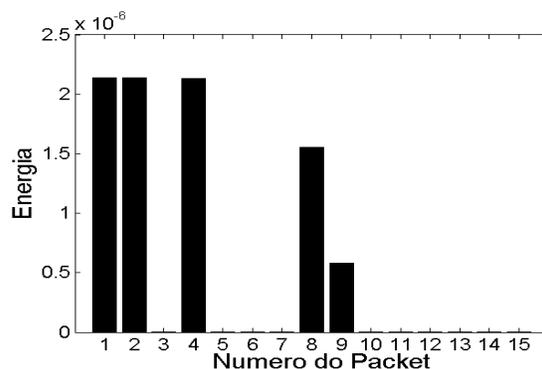


(b)

Figura 5.10 - (a) Resposta transiente devido ao desalinhamento de 1 mm, (b) Energia da WPT



(a)



(b)

Figura 5.11 - (a) Resposta transiente devido ao desalinhamento de 2 mm, (b) Energia da WPT

Durante as fases de simulação e aplicação da WPT nos sinais transientes mostrados nas Figuras 5.9(a), 5.10(a) e 5.11(a), foram utilizados 18000 pontos, tempo de aquisição de 18 segundos, frequência de amostragem de 1000 Hz e a wavelet do tipo db10, da família Daubechies dbN (Misiti et al., 1997) já apresentada no capítulo 2, nas Figuras 2.14(b) e 2.15(b).

As Figuras 5.9(b), 5.10(b) e 5.11(b) mostram a distribuição de energia contida no sinal compactado pela expressão (2.28) em função do número do packet ou de bandas de frequências específicas. Para a condição com desbalanceamento, a Figura 5.9(b) mostra uma representação global da distribuição de energia retida em bandas de frequências específicas, conforme diagrama da WPT mostrado no capítulo 2, na Figura 2.16(b). Na Figura 5.9(b), observa-se somente a presença de valores de energia retidos nos nós 1, 2, 4 e 8, os quais se relacionam com a resposta transiente devido ao desbalanceamento durante a passagem pela primeira velocidade crítica.

Para a condição com desalinhamento de 1 mm, observa-se na Figura 5.10(b) um ligeiro aumento dos valores de energia retidos nos nós 1, 2, 4 e 8, devido ao efeito do desalinhamento de 1mm, incluído no modelo, excitar a primeira velocidade crítica. Nessa condição é importante observar o aparecimento do valor de energia retido no nó 9, o qual está relacionado com a excitação da segunda velocidade crítica.

Similarmente, para a condição com desalinhamento de 2 mm, Figura 5.11(b), observa-se novamente um aumento dos valores de energia retidos nos nós 1, 2, 4, 8 e 9; à medida que o nível de desalinhamento aumentou de 1 mm para 2 mm. Essa diferença é mais evidenciada observando-se isoladamente a energia contida no nó 9, a qual está relacionada diretamente com a excitação da segunda velocidade crítica, quando comparada com as condições com desalinhamento de 1 mm, Figura 5.10(b), e desbalanceamento, Figura 5.9(b).

Os resultados obtidos com a aplicação da WPT são muito importantes, principalmente, no monitoramento e diagnóstico de falhas, pois pode-se monitorar a evolução de um defeito, bem como diferenciar um defeito de outro a partir da quantificação da energia contida no sinal em bandas de frequências específicas. Uma das vantagens de utilização da WPT é permitir a extração e a obtenção de informações contidas no sinal de forma bastante compacta. É importante observar que a extração e compactação de dados são válidas para sinais estacionários e transientes, conforme resultados obtidos nos capítulos 4 (seção 4.2) e 5 (seção 5.1), respectivamente. Foram estes fatos que motivaram a utilização da WPT em conjunção com redes neurais. Este aspecto será investigado na segunda seção deste capítulo utilizando dados experimentais de resposta transiente para diferentes condições de falhas, visando o diagnóstico automático de falhas.

5.1.2 Aplicação Experimental

Nesta parte, faz-se uma aplicação da Transformada Contínua de Wavelet (CWT) na resposta transiente, a qual foi obtida durante a partida e parada da máquina, com fins de caracterização e diagnóstico de falhas em máquinas rotativas. As condições de falhas introduzidas na bancada experimental de ensaios, mostrada na Figura 5.1(a), foram o desalinhamento angular (dois níveis de desalinhamento, 0,5 mm e 1 mm), folga mecânica, introdução de rigidez e impacto. O sinal de partida e parada da condição normal ou sem defeito foi também medido para efeito de comparação com as condições com falhas.

A bancada experimental, a qual representa um sistema dinâmico rotativo, consiste basicamente de um motor elétrico, um acoplamento, um eixo flexível suportando dois discos rígidos e apoiado por dois mancais de rolamentos idênticos. O sistema é acionado por um motor elétrico WEG de corrente alternada, trifásico, 3 CV e rotação nominal de 3465 rpm. Um inversor de frequência programável do tipo Newtronic FUJI FVR 040E7S-2EX, trifásico, 230 Volts, 60 Hz, 4 kW, foi usado neste estudo para permitir a variação da frequência de rotação do motor na faixa de 0 a 60 Hz. Os dois rolamentos utilizados são do tipo SKF 1204EK (autocompensadores de esferas com furo cônico). As buchas de fixação e desmontagem (com porca e dispositivo de trava adequado) usadas para fixar os rolamentos ao eixo são do tipo SKF H-204 e para fixar os discos ao eixo são do tipo SKF H-304. A utilização dessas buchas de fixação tem a vantagem de se poder variar o posicionamento dos mancais e discos ao longo do eixo. Isto permite que a bancada tenha diferentes configurações de montagem. Entre os dois discos, foi fixado à base da bancada um limitador de deslocamentos para proporcionar maior segurança ao operador e evitar o contato dos discos com os sensores, com fins de garantir a integridade física dos mesmos. O material do eixo é Aço ABNT 1045, cujo diâmetro é de 17 mm.

A instrumentação utilizada na aplicação experimental inclui cinco sensores de proximidade do tipo indutivo ou “Eddy-current”, com faixa linear de 0 a 2 mm e sensibilidade de 5 V/mm, para medição dos deslocamentos. Quatro sensores foram utilizados para medição dos deslocamentos nas direções horizontal e vertical nos dois discos, como mostra a Figura 5.12. O quinto sensor, montado próximo de um disco dentado e do acoplamento, é usado como tacômetro para medir e controlar a velocidade de rotação do motor.

O sistema de aquisição de sinais é composto por um PC Pentium II / 300 MHz, equipado com o *Software LabView* e uma placa de aquisição de dados (8 canais) do tipo PCMCIA DAQCard-1200, com frequência de amostragem máxima de 100 KHz, ambos da *National Instruments*.

O programa de aquisição de sinais utilizado foi desenvolvido no ambiente *LabView*, cujo diagrama de blocos é mostrado na Figura 5.13. Na aquisição dos sinais de vibração (deslocamento), durante a partida e parada da máquina, foram usados 12000 pontos de amostragem, frequência de amostragem igual a 1000 Hz e rotação variando de 0 a 2400 rpm.

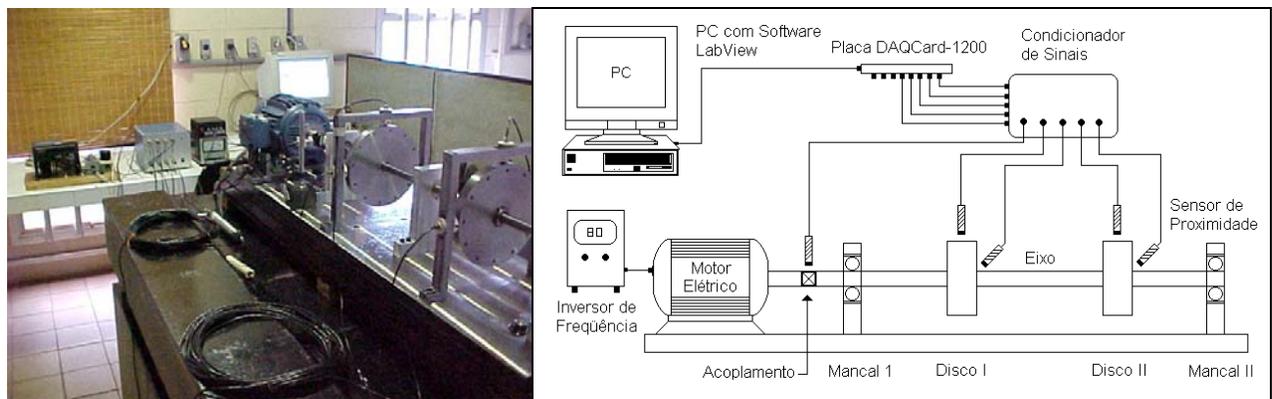


Figura 5.12 - Detalhes da instrumentação utilizada na bancada experimental.

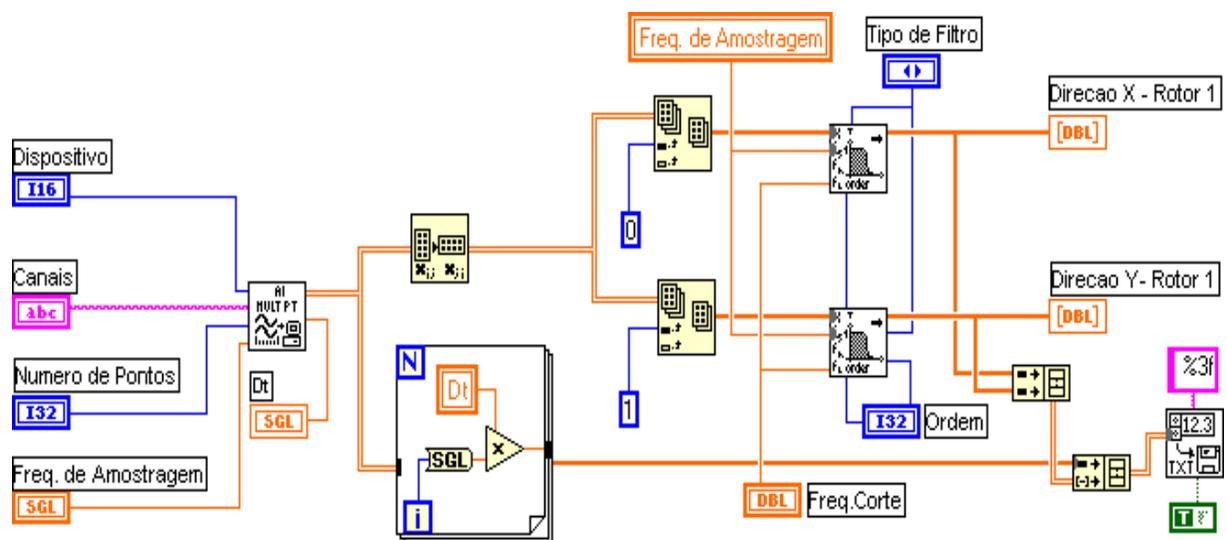


Figura 5.13 - Diagrama de blocos do programa de aquisição de sinais.

As falhas foram introduzidas na bancada de testes separadamente, e, em seguida foram feitas as aquisições dos sinais de vibrações (deslocamento) utilizando os sensores de proximidade posicionados nas vizinhanças dos discos nas direções vertical e horizontal. A seguir, descrevem-se algumas características particulares de cada tipo de falha. Condição normal é aquela considerada sem defeito; dois níveis de desalinhamento angular foram introduzidos na base do primeiro mancal através da fixação de chapas de aço de 0,5 mm e 1mm de espessura, respectivamente, e a folga mecânica foi introduzida no primeiro mancal a partir do afrouxamento dos quatro parafusos (2 voltas) que fixam o mancal a base da bancada. Outros parâmetros reais utilizados na aplicação experimental estão listados na Tabela 5.2.

Na aplicação da CWT utilizou-se a função wavelet de Morlet real, mostrada no capítulo 2, e o parâmetro escala variando de 1 a 48 (equivalente a uma faixa de frequência de análise de 10 a 800 Hz). A seguir, mostram-se os resultados obtidos com a CWT somente na escala 31, porque ela caracteriza ou evidencia melhor os coeficientes dos picos relacionados com a velocidade crítica e harmônicas da velocidade crítica durante o “run-up” e “shut-down” do rotor. Isto será melhor entendido observando os resultados obtidos através do gráfico em 3-D ou escalograma geral do sinal de partida e parada.

A seguir, apresentam-se os sinais de resposta transiente durante a partida e os resultados obtidos com a aplicação da CWT para três acelerações diferentes do rotor (20 rad/s^2 , 38 rad/s^2 e 75 rad/s^2). Estes sinais foram medidos no primeiro disco na direção horizontal x .

As Figuras 5.14(a) e 5.14(b) mostram os gráficos de deslocamento e de velocidade de rotação em função do tempo, referente à partida e parada do rotor na condição normal, respectivamente, para aceleração e desaceleração angular de 20 rad/s^2 . Na condição normal, observa-se um pico característico de amplitude durante a passagem pela velocidade crítica; isto se deve a um certo nível de desbalanceamento residual presente no disco. Ensaios semelhantes foram feitos para as acelerações de 38 rad/s^2 e 75 rad/s^2 , tanto para a condição normal como para as falhas de desalinhamento angular e folga mecânica.

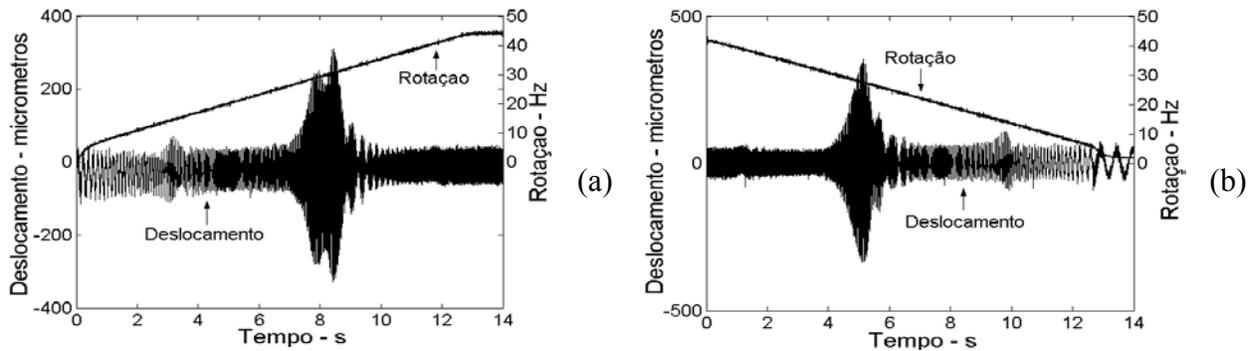


Figura 5.14 - Sinal de deslocamento e de velocidade de rotação do rotor, (a) Partida e (b) Parada.

As Figuras 5.15, 5.16 e 5.17 mostram para a condição normal, a resposta transiente obtida durante a partida da máquina no domínio do tempo e no domínio da wavelet, para as acelerações de 20 rad/s^2 , 38 rad/s^2 e 75 rad/s^2 , respectivamente. Observam-se nas Figuras 5.15 a 5.17, que ambos os gráficos mostram claramente os picos de amplitude relacionada com a velocidade crítica experimental (28,30 Hz, valor extraído da Figura 5.14). Entretanto, a resposta obtida no domínio da wavelet permite evidenciar e identificar a presença de falhas ou eventos não-estacionários relacionados com as harmônicas da primeira velocidade crítica, que estão escondidos ou embutidos na resposta transiente. Um aspecto importante a ser observado nessas figuras, em acelerações mais altas, é o de que a resposta transiente no domínio do tempo vai perdendo sua capacidade de localização das informações no tempo, enquanto que a resposta no domínio da wavelet continua evidenciando essas informações claramente. Isto pode ser melhor observado nas Figuras 5.19 a 5.21 e, mais adiante em outros exemplos experimentais.

A Figura 5.18(a) mostra o espectro em frequência para a condição normal obtido no regime estacionário em 40 Hz (frequência de rotação do eixo) com o sensor de proximidade posicionado no Disco 1 e na direção x (horizontal). Observa-se claramente no espectro a presença da frequência de 40 Hz devido ao efeito do desbalanceamento residual presente no disco. Por outro lado, a Figura 5.18(b) mostra o espectro em potência da wavelet do sinal de partida através do escalograma em 3D. Similarmente, as Figuras 5.19, 5.20 e 5.21 mostram para a condição normal, a resposta transiente obtida durante a parada da máquina no domínio do tempo e da wavelet, para as desacelerações de 20 rad/s^2 , 38 rad/s^2 e 75 rad/s^2 , respectivamente. Observam-se nessas figuras uma maior sensibilidade do sinal de parada, quando comparada com o sinal de partida, em evidenciar e identificar mais claramente as informações não-estacionárias contidas no sinal.

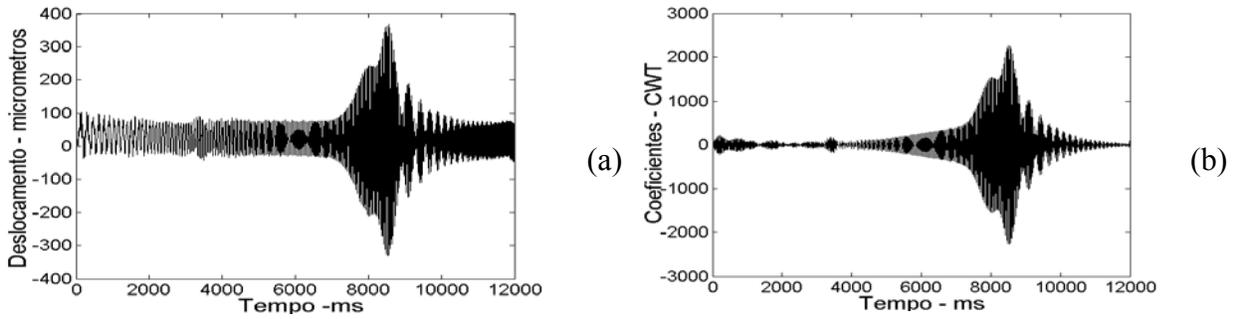


Figura 5.15 - Condição normal para $\alpha = 20 \text{ rad/s}^2$, (a) Sinal de partida, (b) Coeficientes - CWT

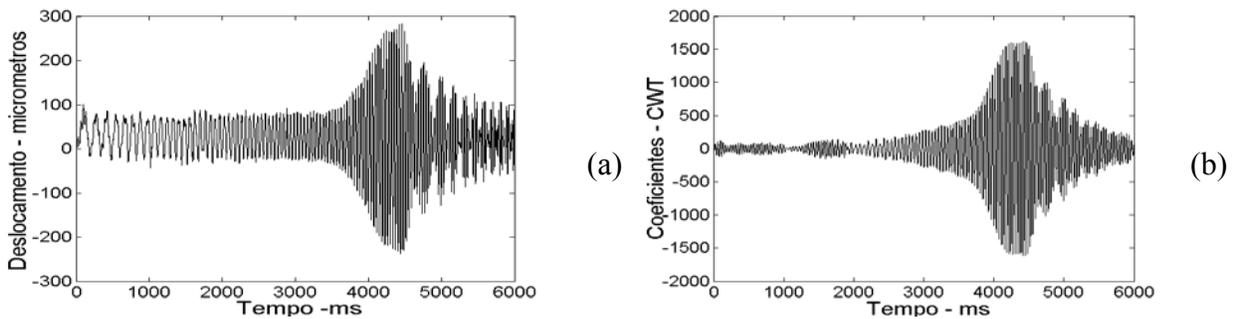


Figura 5.16 - Condição normal para $\alpha = 38 \text{ rad/s}^2$, (a) Sinal de partida, (b) Coeficientes - CWT

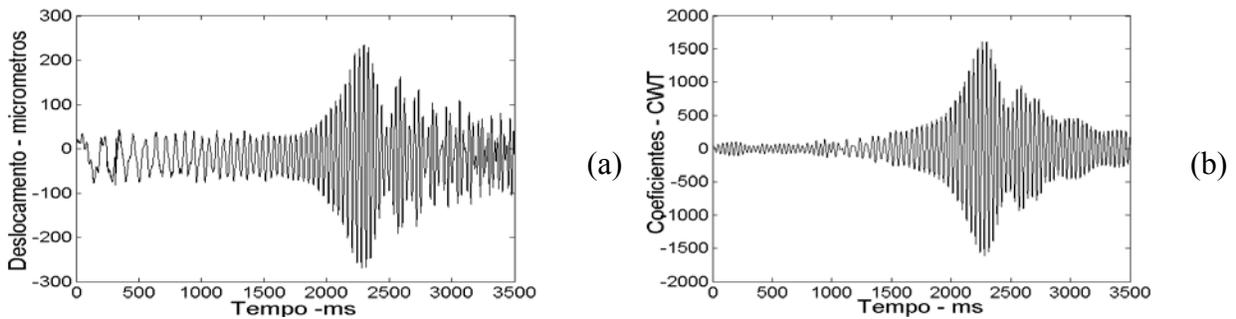


Figura 5.17 - Condição normal para $\alpha = 75 \text{ rad/s}^2$, (a) Sinal de partida, (b) Coeficientes - CWT

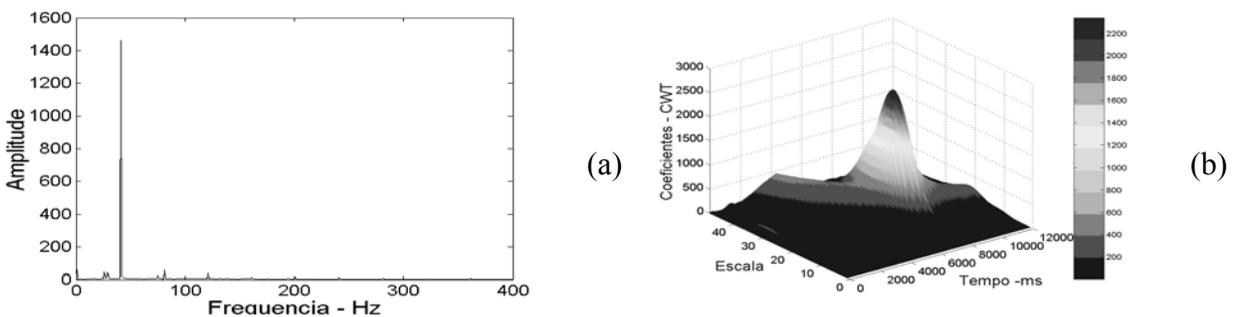


Figura 5.18 - Condição normal, (a) Espectro em frequência, (b) Mapa em 3D da CWT

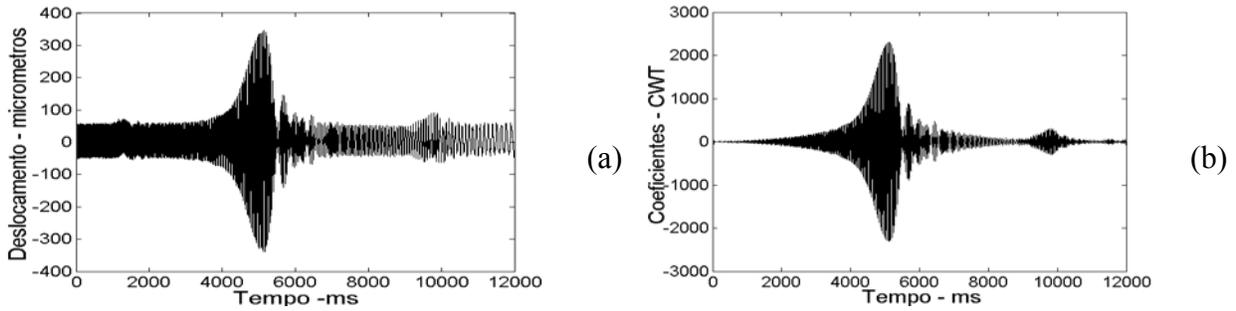


Figura 5.19 - Condição normal para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) Coeficientes - CWT

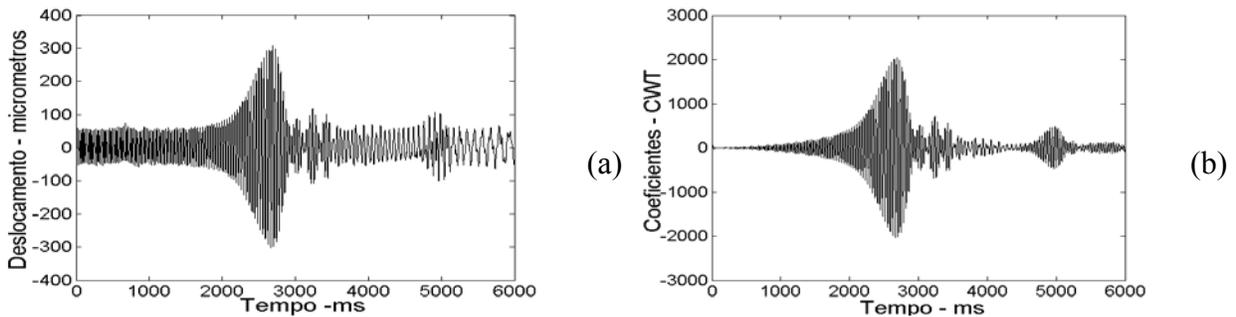


Figura 5.20 - Condição normal para $\alpha = 38 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) Coeficientes - CWT

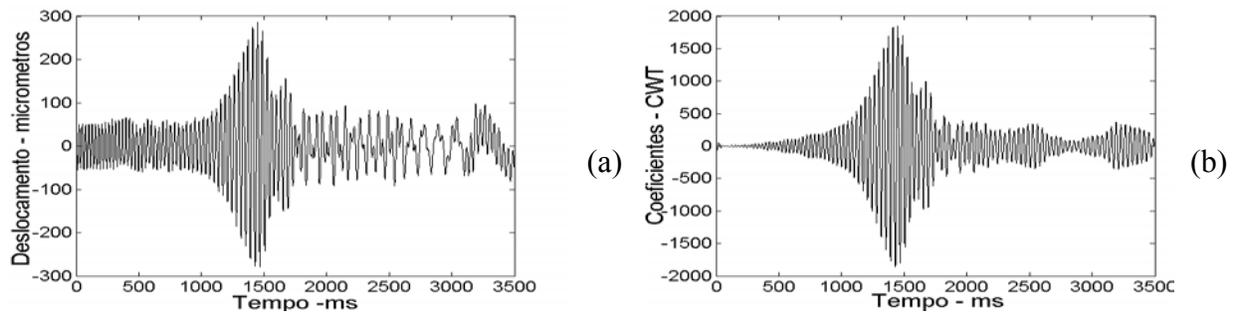


Figura 5.21 - Condição normal para $\alpha = 75 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) Coeficientes - CWT

As Figuras 5.22 e 5.23 mostram a resposta transiente obtida durante a partida e parada da máquina no domínio do tempo e da wavelet para um desalinhamento angular de 0,5 mm e aceleração e desaceleração angular de $20 \text{ rad} / \text{s}^2$, respectivamente. A Figura 5.22 mostra que a presença do pico de amplitude relacionado com a segunda harmônica da primeira velocidade crítica devido ao desalinhamento de 0,5 mm aparece mais claramente evidente na resposta da CWT do que na resposta no domínio do tempo do sinal de partida. Adicionalmente, a Figura 5.23 mostra o efeito do desalinhamento angular bastante evidente no sinal de parada, tanto na resposta

no domínio do tempo como no da wavelet. Para o desalinhamento de 0,5 mm o espectro apresentado na Figura 5.24(a), foi obtido também no regime estacionário em 40 Hz e com o sensor de proximidade posicionado no Disco 1 e na direção x - horizontal). A Figura 5.24(a) mostra que praticamente não houve nenhuma flutuação da amplitude relacionada à segunda harmônica da frequência de rotação devido ao efeito do desalinhamento de 0,5 mm, quando comparada com o espectro mostrado na Figura 5.18(a) para a condição sem defeito. Por outro lado, o mapa em 3D da CWT do sinal de partida apresentado na Figura 5.24(b), mostra claramente a presença do pico relacionado com a segunda harmônica da primeira velocidade crítica, enquanto que o mapa em 3D da CWT mostrado na Figura 5.18(b) não evidencia a presença do pico para a condição sem desalinhamento de 0,5 mm.

Assim sendo, para níveis de desalinhamento menor a resposta transiente no domínio da wavelet é mais sensível quando comparada com a resposta transiente no tempo e com a análise em frequência. Então, do ponto de vista prático, a aplicação da análise através da transformada de wavelet é muito importante no campo do monitoramento da condição e diagnóstico de falhas em máquinas rotativas.

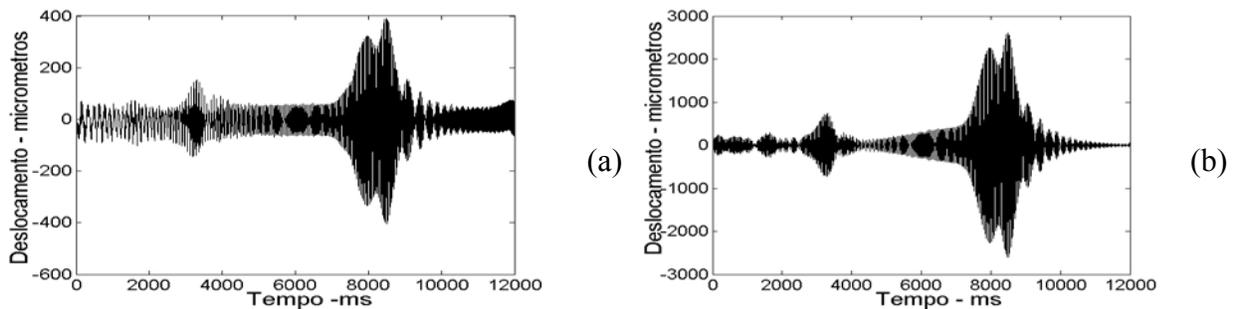


Figura 5.22 - Desalinhamento de 0,5 mm para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$ (a) Sinal de partida, (b) CWT

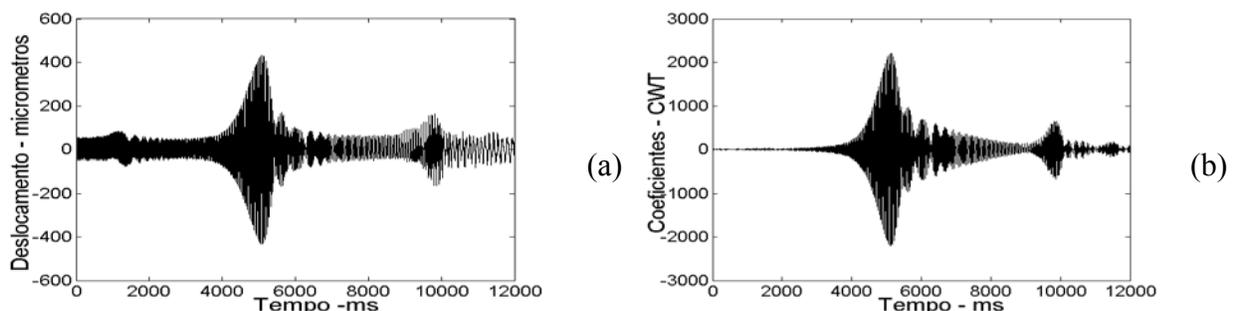


Figura 5.23 - Desalinhamento de 0,5 mm para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) CWT

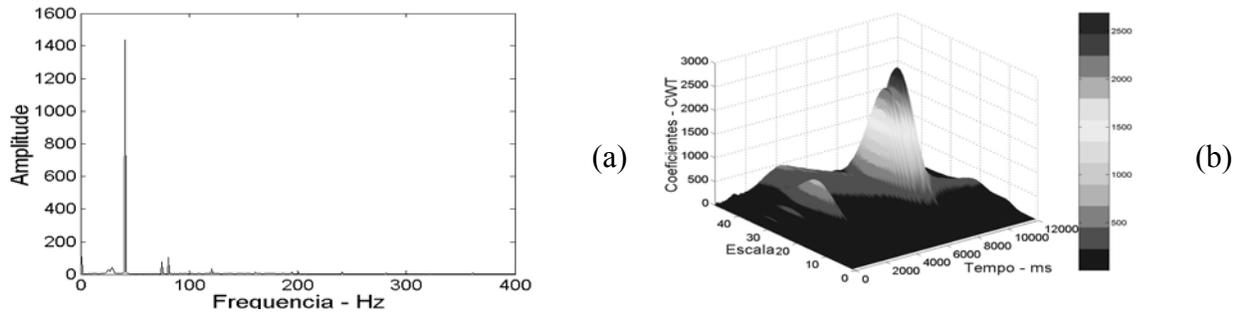
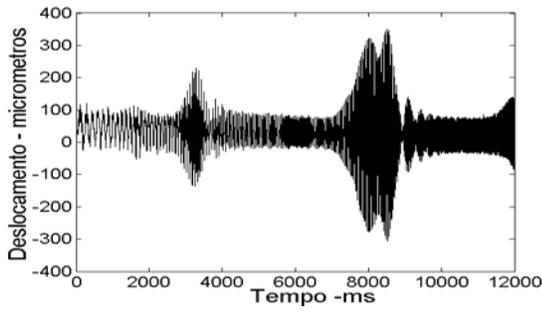


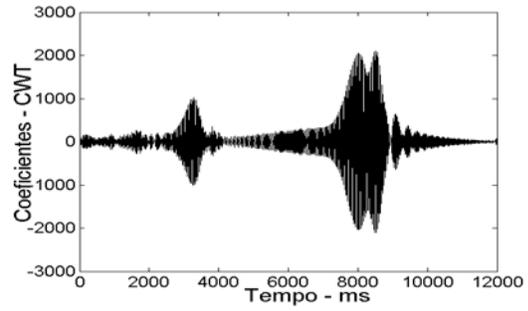
Figura 5.24 - Desalinhamento de 0,5 mm, (a) Espectro em freqüência, (b) Mapa em 3D da CWT

A seguir, mostram-se os resultados para um desalinhamento angular de 1 mm, a resposta transiente obtida durante a partida da máquina no domínio do tempo e no domínio da wavelet, para as acelerações de 20 rad/s^2 , 38 rad/s^2 e 75 rad/s^2 , respectivamente. Observam-se nas Figuras 5.25 a 5.27, que ambos os gráficos mostram claramente os picos de amplitude relacionados com a segunda harmônica da primeira velocidade crítica. Entretanto, a resposta obtida no domínio da wavelet permite evidenciar e identificar mais claramente a presença do desalinhamento de 1 mm. Observa-se nessas figuras, principalmente em acelerações mais altas, que a resposta transiente no domínio do tempo vai perdendo sua capacidade de localização das informações no tempo, enquanto que a resposta no domínio da wavelet continua evidenciando essas informações claramente no tempo, como mostra as Figuras 5.26 e 5.27.

A Figura 5.28(a) mostra o espectro em freqüência para o desalinhamento de 1 mm. Para esse nível de desalinhamento, começa-se observar mais claramente no espectro a presença da freqüência de 80 Hz (segunda harmônica da freqüência de rotação do eixo) devido ao efeito do desalinhamento de 1 mm introduzido no sistema. Por outro lado, o mapa em 3D da CWT do sinal de partida apresentado na Figura 5.28(b), mostra claramente a presença do pico relacionado com a segunda harmônica da primeira velocidade crítica, enquanto que o mapa da CWT em 3D mostrado na Figura 5.18(b) não evidencia a presença desse pico para a condição normal. Similarmente, as Figuras 5.29, 5.30 e 5.31 mostram para o desalinhamento de 1 mm, a resposta transiente obtida durante a parada da máquina no domínio do tempo e da wavelet, para as desacelerações de 20 rad/s^2 , 38 rad/s^2 e 75 rad/s^2 , respectivamente. Novamente, observam-se nessas figuras uma maior sensibilidade do sinal de parada, comparada ao sinal de partida, em evidenciar e identificar mais claramente as informações não-estacionárias contidas no sinal.

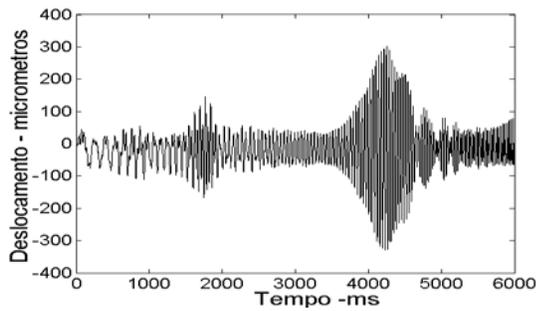


(a)

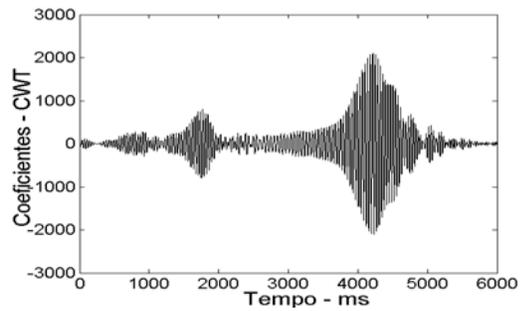


(b)

Figura 5.25 - Desalinhamento de 1 mm para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$ (a) Sinal de partida, (b) CWT

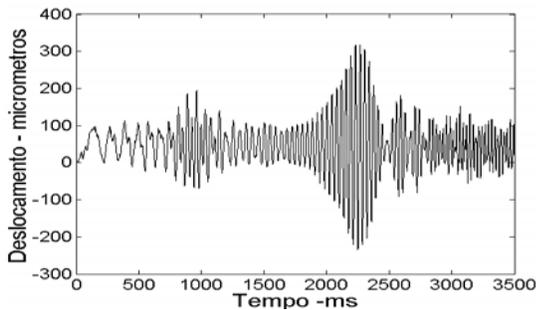


(a)

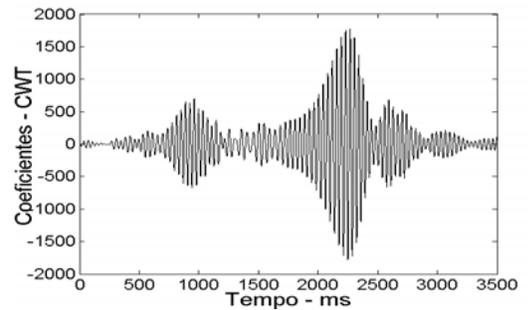


(b)

Figura 5.26 - Desalinhamento de 1 mm para $\alpha = 38 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de partida, (b) CWT

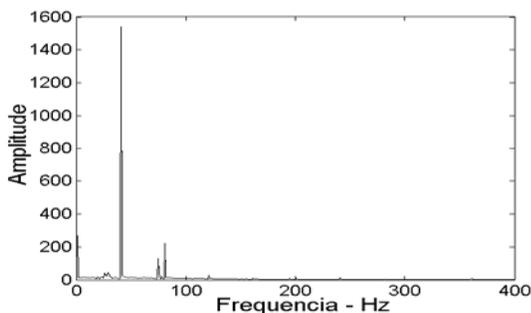


(a)

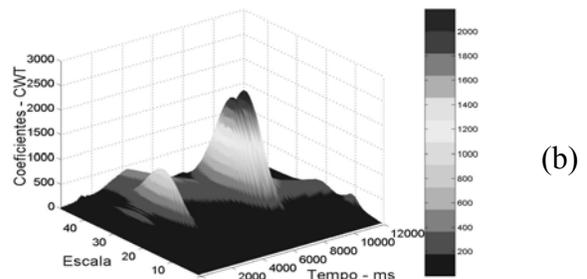


(b)

Figura 5.27 - Desalinhamento de 1 mm para $\alpha = 75 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de partida, (b) CWT



(a)



(b)

Figura 5.28 - Desalinhamento de 1 mm, (a) Espectro em frequência, (b) Mapa em 3D da CWT

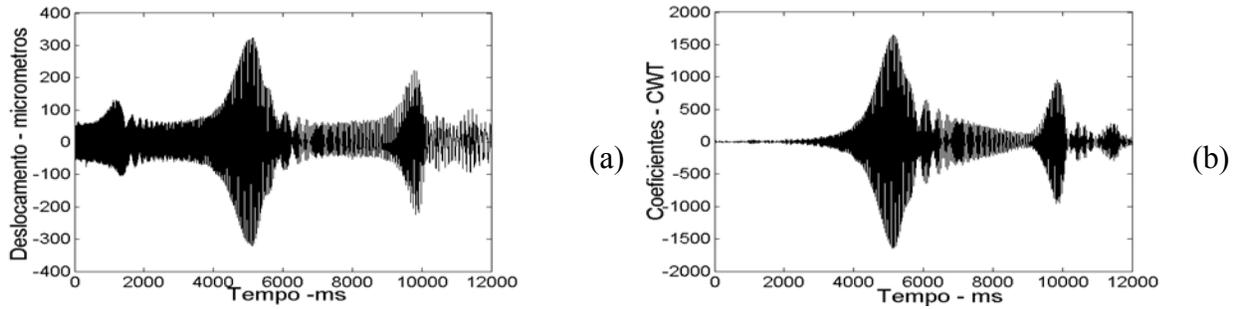


Figura 5.29 - Desalinhamento de 1 mm para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) CWT

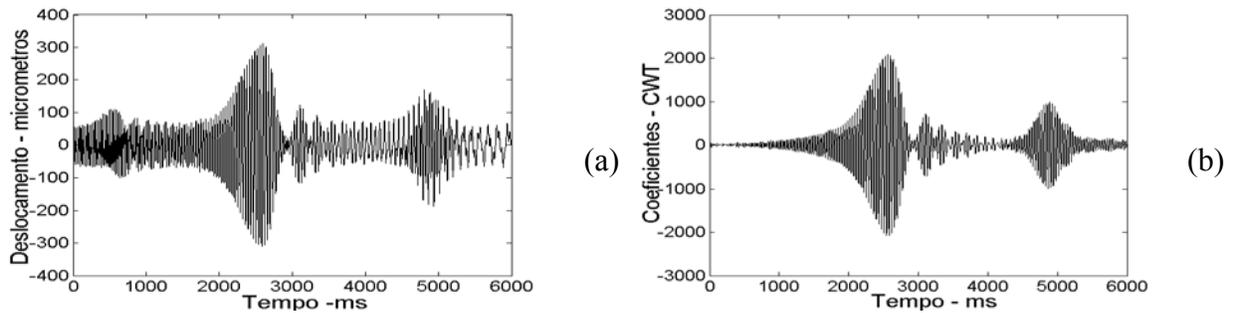


Figura 5.30 - Desalinhamento de 1 mm para $\alpha = 38 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) CWT

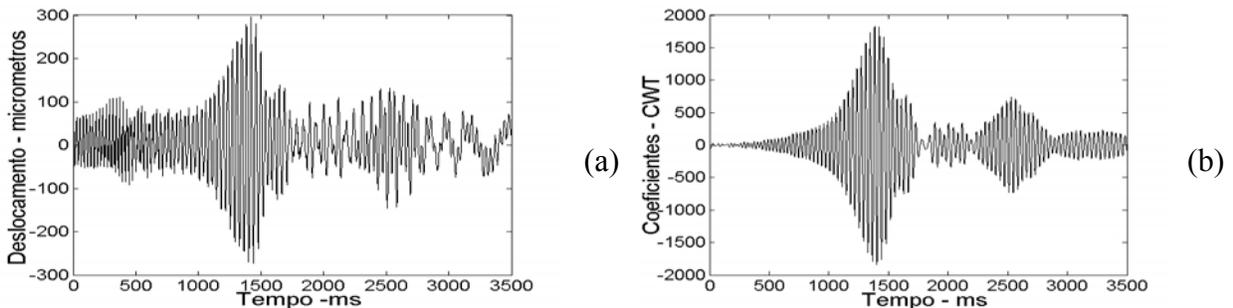


Figura 5.31 - Desalinhamento de 1 mm para $\alpha = 75 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) CWT

As Figuras 5.27 e 5.31 mostram para um desalinhamento angular de 1 mm, a resposta transiente obtida durante a partida e parada da máquina no domínio do tempo e no domínio da wavelet, para a aceleração e desaceleração de $75 \text{ rad} / \text{s}^2$, respectivamente. Observando-se essas figuras, verifica-se que a presença do pico de amplitude relacionado com a segunda harmônica da primeira velocidade crítica aparece mais claramente evidenciado na resposta transiente no domínio da wavelet do que no domínio do tempo.

Estes resultados sugerem que a análise da resposta transiente através da transformada de wavelet pode ser usada no diagnóstico de falhas, particularmente para altas acelerações. Por outro lado, a presença do pico de amplitude relacionado com a segunda harmônica da primeira velocidade crítica devido ao efeito do desalinhamento angular, permite examinar a validade do modelo teórico desenvolvido para o desalinhamento, cujos resultados numéricos foram apresentados na primeira seção deste capítulo. Portanto, uma comparação feita entre a resposta transiente numérica e experimental indica que o modelo teórico é satisfatoriamente representativo para a falha de desalinhamento angular.

A seguir, mostra-se para a folga mecânica, a resposta transiente obtida durante a partida da máquina no domínio do tempo e no domínio da wavelet, para as acelerações de 20 rad/s^2 , 38 rad/s^2 e 75 rad/s^2 , respectivamente. Segundo Stevens (2003), a folga mecânica introduzida em bases de estruturas excita a primeira e segunda harmônica da velocidade de rotação do eixo. Neste estudo, observam-se nas Figuras 5.32 a 5.34, que ambos os gráficos mostram claramente a presença dos picos de amplitude relacionados com a segunda harmônica da primeira velocidade crítica e uma diminuição do pico de amplitude relacionado com a velocidade crítica, quando comparada com a condição sem defeito mostrado nas Figuras 5.15 a 5.17. Este efeito é claramente evidenciado na resposta transiente no domínio da wavelet do que no tempo, principalmente em acelerações mais altas, como mostra as Figuras 5.33 e 5.34.

A Figura 5.35(a) mostra o espectro em frequência para a folga mecânica, o qual mostra que praticamente não houve nenhuma flutuação da amplitude relacionada a primeira e segunda harmônica da frequência de rotação devido a folga mecânica, quando comparada com o espectro mostrado na Figura 5.18(a) para a condição normal. A Figura 5.35(b) mostra o espectro em potência da wavelet do sinal de partida através do escalograma em 3D. Similarmente, as Figuras 5.36, 5.37 e 5.38 mostram para a folga mecânica, a resposta transiente obtida durante a parada da máquina no domínio do tempo e da wavelet, para as desacelerações de 20 rad/s^2 , 38 rad/s^2 e 75 rad/s^2 , respectivamente. Novamente, observam-se nessas figuras uma maior sensibilidade do sinal de parada, quando comparada com o sinal de partida, em evidenciar e identificar mais claramente as informações ou eventos não-estacionários contidos no sinal, principalmente em acelerações mais altas, como mostra as Figuras 5.37 e 5.38.

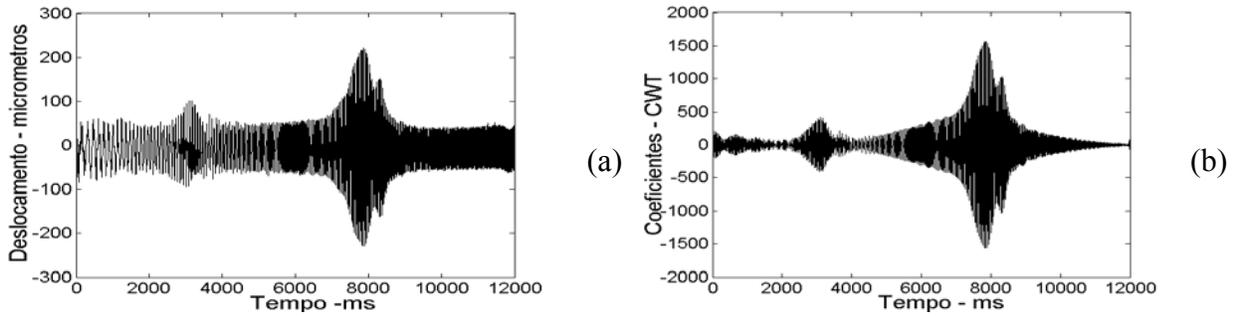


Figura 5.32 - Folga Mecânica para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$ (a) Sinal de partida, (b) Coeficientes - CWT

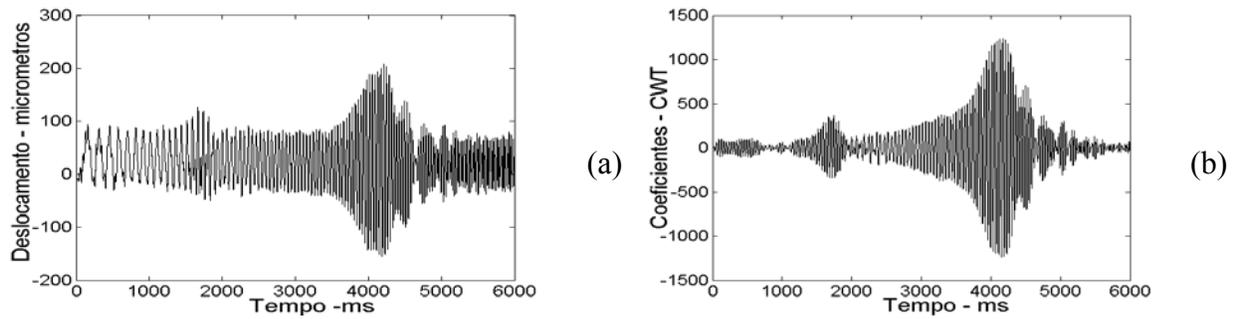


Figura 5.33 - Folga Mecânica para $\alpha = 38 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de partida, (b) Coeficientes - CWT

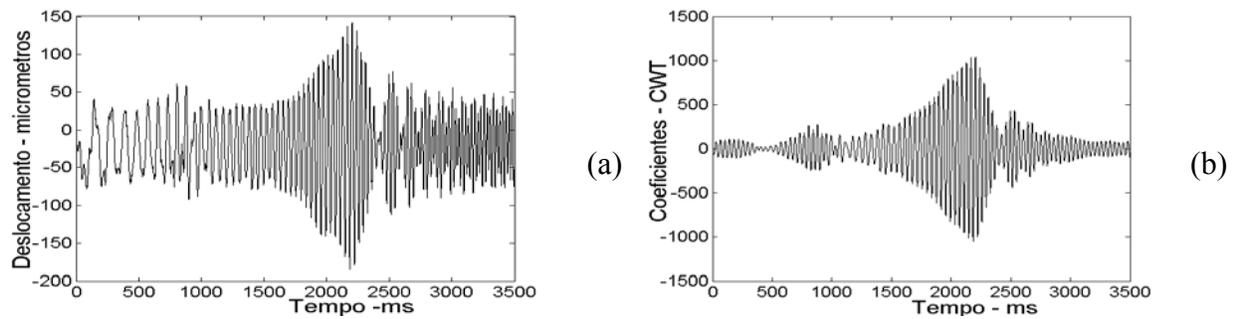


Figura 5.34 - Folga Mecânica para $\alpha = 75 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de partida, (b) Coeficientes - CWT

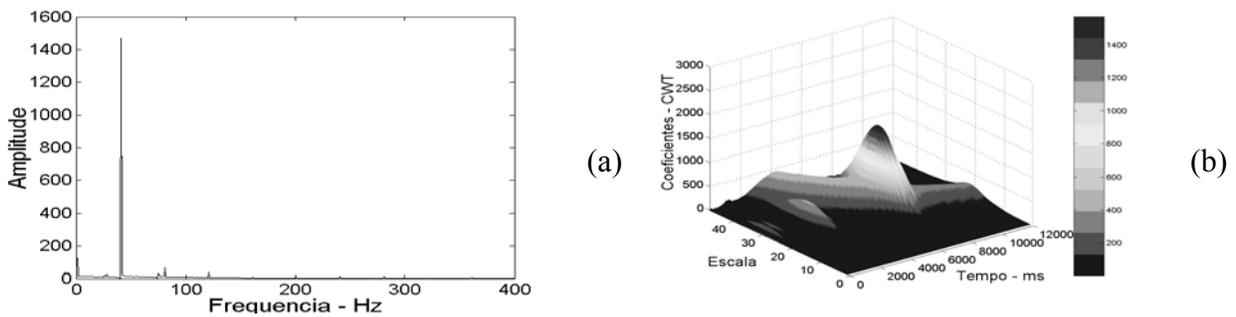


Figura 5.35 - Folga Mecânica, (a) Espectro em frequência, (b) Mapa em 3D da CWT

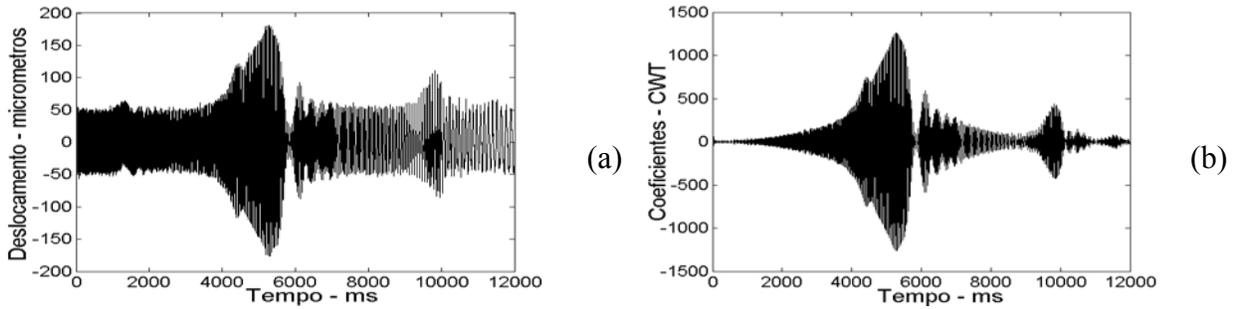


Figura 5.36 - Folga Mecânica para $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) Coeficientes - CWT

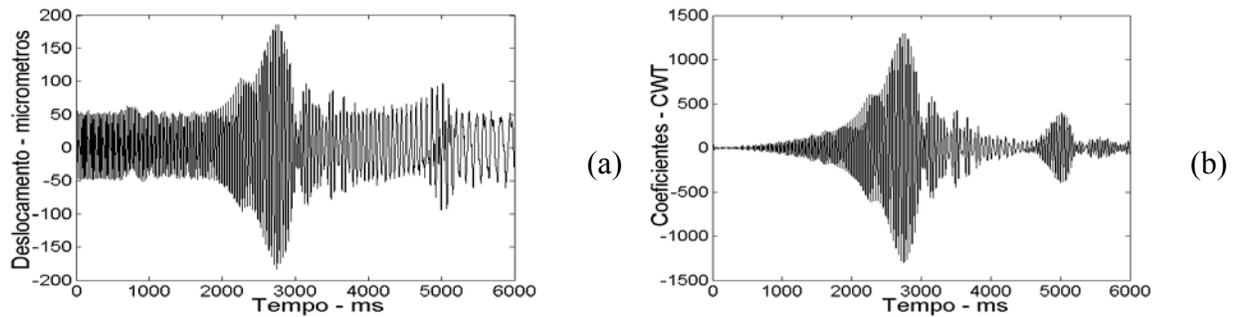


Figura 5.37 - Folga Mecânica para $\alpha = 38 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) Coeficientes - CWT

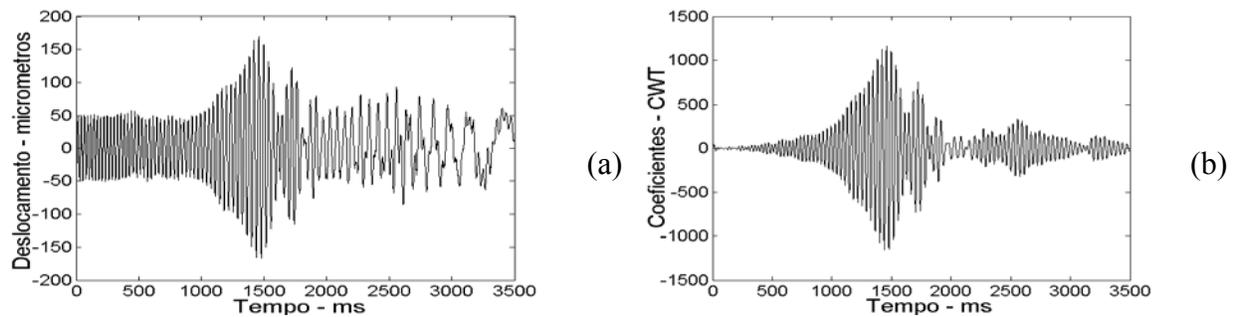


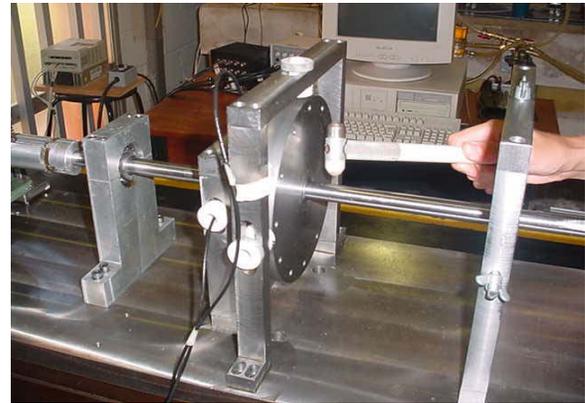
Figura 5.38 - Folga Mecânica para $\alpha = 75 \text{ rad} / \text{s}^2$, (a) Sinal de parada, (b) Coeficientes - CWT

Como foi dito na introdução deste trabalho, no capítulo 1, um dos aspectos que mais motivou esta pesquisa foi o fato de não se ter conhecimento de trabalhos experimentais, aplicando a CWT e/ou a WPT na resposta transiente (parada e partida) de máquinas rotativas para diagnóstico de falhas, tais como, desbalanceamento, desalinhamento, folga mecânica, mudança de rigidez/amortecimento, impacto, atrito, empenamento de eixos, etc. Assim sendo, além do estudo já feito para as falhas de desalinhamento, folga mecânica e condição normal, mostrado neste capítulo, foi feito também um estudo da resposta transiente com a CWT para outras

possíveis condições de falhas que podem estar presentes em sistema rotativos tais como: mudança de rigidez (condição simulada com a introdução de um mancal/suporte com quatro molas de mesma rigidez dispostas nas direções horizontal e vertical) e impacto (condição simulada com um martelo de impacto batendo no eixo próximo ao primeiro disco). As Figuras 5.39(a) e 5.39(b) mostram os detalhes de como foram introduzidas essas novas condições na bancada experimental de ensaios. A rigidez de cada mola é de aproximadamente 16.000 N/m.



(a)



(b)

Figura 5.39 - Detalhes de introdução das falhas, (a) Mudança de rigidez no sistema e (b) Impacto.

A seguir, mostra-se na Figura 5.40(a) a resposta transiente com impacto obtida durante a partida da máquina. O sinal medido com o sensor de proximidade posicionado no primeiro disco e na direção y (vertical), possui 20000 pontos de amostragem, frequência de amostragem igual a 1000 Hz, rotação variando de 0 a 2400 rpm e aceleração de $20 \text{ rad} / \text{s}^2$. A aquisição da resposta transiente com impacto foi obtida durante 20 segundos, introduzindo 7 batidas no eixo de pequena intensidade, em intervalos mais ou menos de 3 em 3 segundos entre um impacto e outro.

A Figura 5.40(a) mostra que os 7 impactos dados no eixo estão praticamente escondidos na resposta transiente e se confundem como o próprio ruído presente no sinal. Então, observando-se somente a resposta transiente com impacto não se consegue diagnosticar a presença de nenhuma falha atuando na máquina, o que não é verdade. Por outro lado, a Figura 5.40(b) mostra a resposta transiente com impacto no domínio da wavelet na escala 30. Nessa escala, a resposta transiente no domínio da wavelet começa a evidenciar a presença dos impactos contidos no sinal de partida da máquina. As Figuras 5.41(a), 5.41(b) e 5.42(a) mostram a resposta transiente no domínio da

wavelet nas escalas 40, 42 e 46, respectivamente. Observam-se nessas escalas mais altas (frequências mais baixas) que a CWT é capaz de identificar claramente a presença dos 7 impactos escondidos na resposta transiente. A Figura 5.42(b) mostra o espectro em potência da wavelet em 3D do sinal de partida através do escalograma total (escalas de 1 a 48). É possível, analisando as Figuras 5.42(a) e 5.42(b), saber qual a periodicidade desses impactos e quantificar com que nível de energia eles estão excitando a máquina.

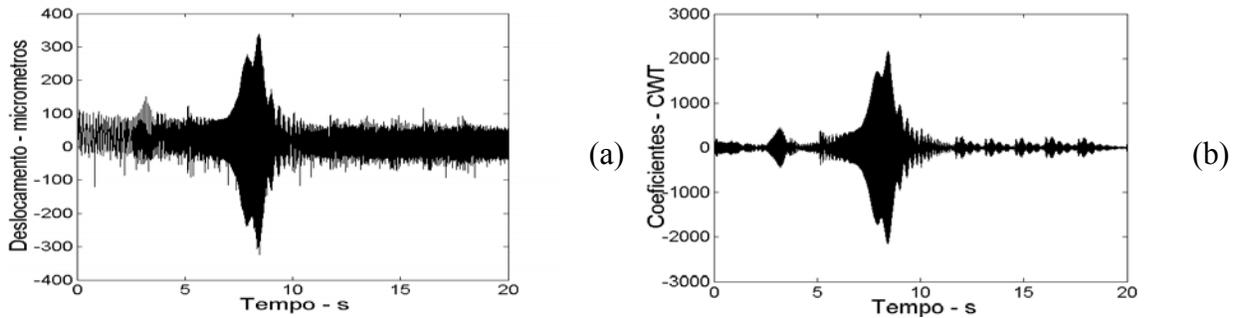


Figura 5.40 - Resposta transiente com impacto, (a) Sinal de partida, (b) CWT - Escala 30

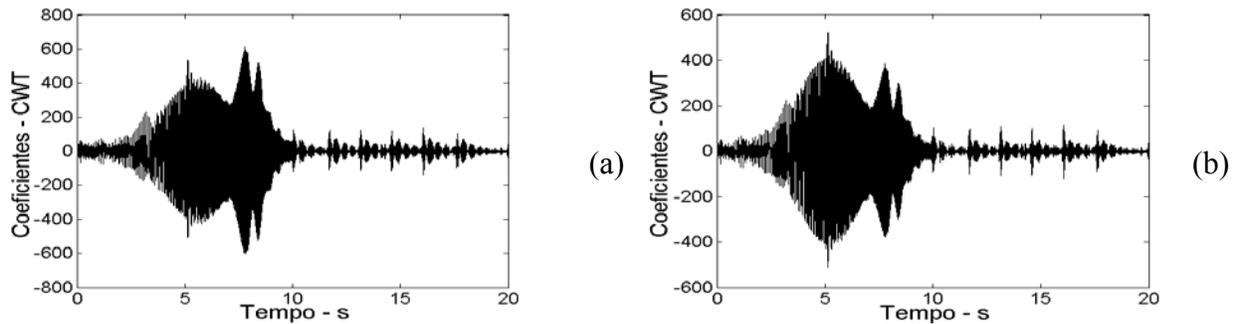


Figura 5.41 - Resposta transiente com impacto, (a) CWT - Escala 40, (b) CWT - Escala 42

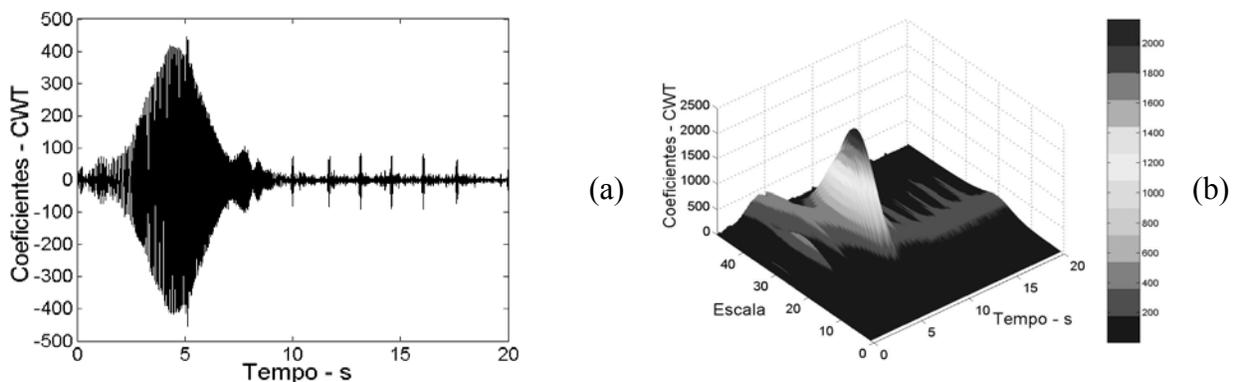


Figura 5.42 - Resposta transiente com impacto, (a) CWT - Escala 46, (b) Mapa em 3D da CWT

A observação do mapa de distribuição de energia em função da escala (frequência) e do tempo, Figura 5.42(b), é importante para monitorar e detectar o surgimento de uma falha num estágio ainda incipiente e avaliar o grau de severidade do defeito. Na prática, a falha de impacto pode ser originada a partir do contato ou batimento entre um eixo girando e um selo mecânico, ou entre partes de peças de um mecanismo em geral.

O importante neste estudo é mostrar o potencial da transformada contínua de wavelet em detectar o surgimento de uma falha, que dificilmente seria diagnosticado a partir apenas da análise da resposta temporal e em frequência (espectro). E, não diminuir ou descartar a análise em frequência, dos programas de manutenção preventiva e preditiva, mas sim, o de apresentar e disponibilizar mais uma técnica alternativa de monitoramento e diagnóstico de falhas em máquinas rotativas, a qual tem se mostrado bastante eficiente nos casos já aplicados.

A introdução ou perda de rigidez ocorre em sistemas rotativos, principalmente em partes críticas da máquina (por exemplo, trinca de eixos), causando mudanças nas frequências naturais e velocidades críticas da máquina. Por isso, a análise da resposta transiente durante a partida, parada e passagem pelas velocidades críticas tem se tornado muito importante, principalmente na área de diagnóstico de falhas.

Neste estudo, a mudança de rigidez simula uma condição real de falha em máquinas rotativas e foi introduzida na bancada experimental, mostrada na Figura 5.39(a), através da fixação de um mancal/suporte adicional. A aquisição dos sinais no regime transiente (partida e parada) e estacionário (rotação do eixo igual a 40 Hz) foram feitos com o sensor de proximidade posicionado no primeiro disco na direção vertical e com o mancal adicional fixado inicialmente no ponto 1, e em seguida no ponto 2, conforme mostram as Figuras 5.39(a) e 5.43.

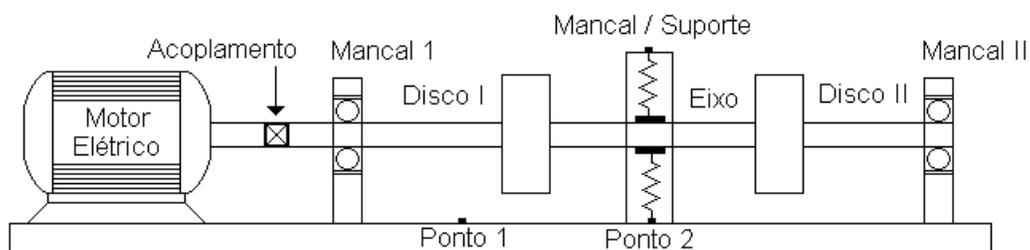


Figura 5.43 - Detalhes dos pontos de introdução de rigidez na bancada experimental

A seguir, mostram-se nas Figuras 5.44(a) e 5.44(b), respectivamente, o espectro em frequência e a resposta transiente da máquina para a condição normal, ou seja, sem a introdução de rigidez nos pontos 1 e 2. O sinal de partida foi obtido com 12000 pontos de amostragem, frequência de amostragem igual a 1000 Hz, rotação variando de 0 a 2400 rpm e aceleração de $20 \text{ rad} / \text{s}^2$.

Nas Figuras 5.45(a) e 5.45(b) mostram-se, respectivamente, o espectro em frequência e o sinal de partida da máquina com a introdução de rigidez ou do mancal adicional no ponto 1. Comparando-se os espectros, Figuras 5.44(a) e 5.45(a), para as condições normal e com introdução de rigidez no ponto 1, respectivamente, verifica-se que praticamente não houve nenhuma flutuação de amplitude relacionada com as frequências mostradas no espectro. Por outro lado, comparando-se as Figuras 5.44(b) e 5.45(b), verifica-se que houve uma diminuição das amplitudes de vibração do rotor, em torno de 50 %, durante a passagem pela primeira velocidade crítica, bem como um pequeno aumento da frequência natural do sistema, passando de 27,2 Hz (Tabela 5.1) para 28,5 Hz (valor medido com o analisador de sinais através de ensaio na bancada na condição parada com o martelo de impacto).

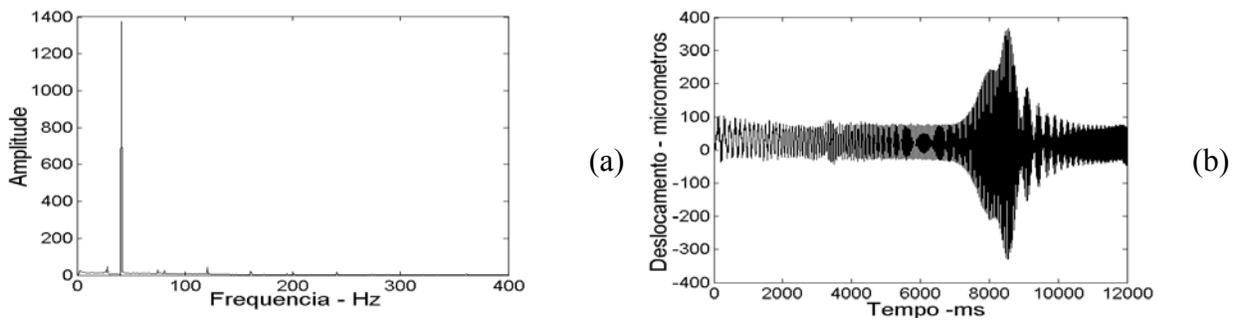


Figura 5.44 - Condição normal, (a) Espectro em frequência, (b) Sinal de partida

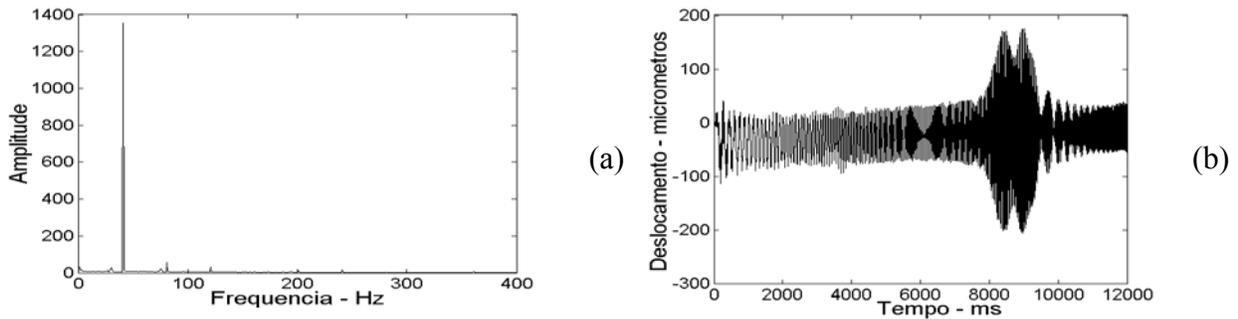


Figura 5.45 - Introdução de Rigidez no Ponto 1, (a) Espectro em frequência, (b) Sinal de partida

Para o mancal adicional fixado no ponto 2, entre os dois discos (Figura 5.43), as Figuras 5.46(a) e 5.46(b) mostram, respectivamente, o espectro em frequência e o sinal de partida da máquina devido a introdução de rigidez (falha) no ponto 2. Novamente, comparando-se os espectros, Figuras 5.44(a) e 5.46(a), para as condições normal e com introdução de rigidez no ponto 2, respectivamente, verifica-se que houve uma pequena flutuação de amplitude relacionada com a frequência de rotação do eixo.

Por outro lado, comparando-se as Figuras 5.44(b) e 5.46(b), verifica-se que houve uma diminuição das amplitudes de vibração do rotor, em torno de 60 %, durante a passagem pela primeira velocidade crítica, bem como um maior aumento da frequência natural do sistema, passando de 27,2 Hz (Tabela 5.1) para 31,0 Hz (valor medido com o analisador de sinais através de ensaio na bancada na condição parada com o martelo de impacto). Nessas figuras, verifica-se claramente um deslocamento para direita do pico de amplitude relacionado com a primeira velocidade crítica da máquina no eixo do tempo.

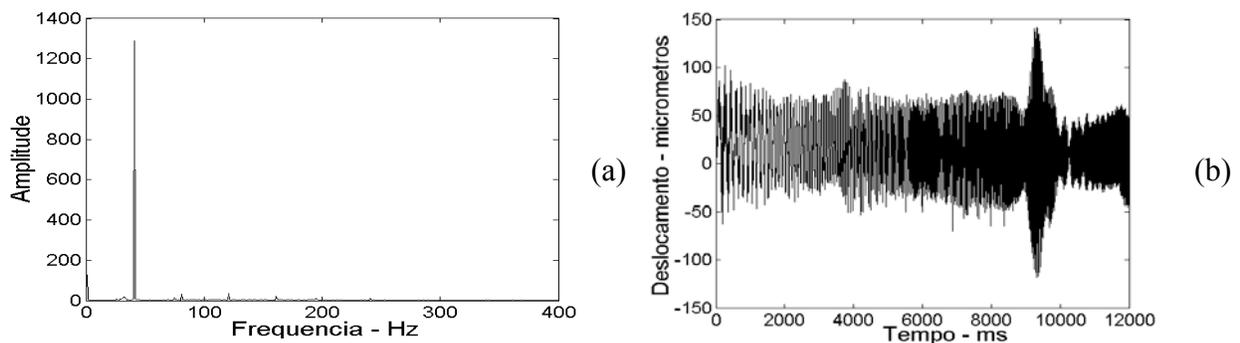


Figura 5.46 - Introdução de Rigidez no Ponto 2, (a) Espectro em frequência, (b) Sinal de partida

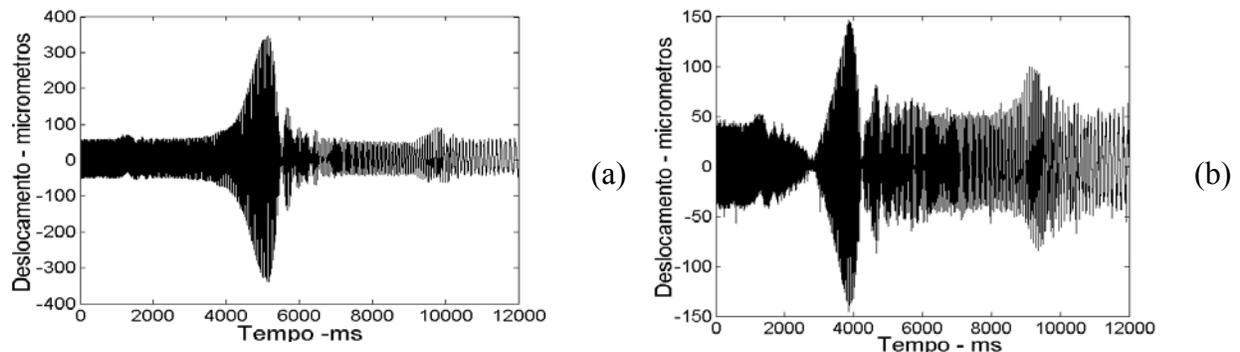


Figura 5.47 - Sinal de parada, (a) Condição normal, (b) Introdução de Rigidez no Ponto 2

As Figuras 5.47(a) e 5.47(b) mostram o sinal de parada da máquina para as condições normal e com introdução de rigidez (falha) no ponto 2. Comparando-se as Figuras 5.47(a) e 5.47(b), verifica-se que houve uma diminuição das amplitudes de vibração do rotor, em torno de 60 %, durante a passagem pela primeira velocidade crítica. A Figura 5.47(b) mostra que o aumento da frequência natural do sistema é indicado pelo deslocamento para esquerda do pico de amplitude relacionado com a primeira velocidade crítica da máquina no eixo do tempo.

Observando-se estes resultados é possível mostrar que a análise da resposta transiente é capaz de indicar e sugerir que alguma condição anormal ou de falha está ocorrendo na máquina, pois houve indícios de que o valor de um parâmetro importante (frequência natural) do sistema mudou. Enquanto que, a análise somente em frequência não é suficiente para diagnosticar que houve uma introdução de rigidez na máquina. Este aspecto reforça a idéia deste trabalho de que a análise da resposta transiente é importante e necessária durante o monitoramento e diagnóstico de falhas de sistemas rotativos, tendo em vista que ela é mais rica em informações quando comparada com a análise somente em frequência.

Outra condição de falha introduzida em principio na bancada foi a falha de atrito, também conhecido como ‘rubbing’. Este estudo encontra-se em fase de investigação devido a algumas dificuldades que estamos tendo em de se projetar um mecanismo capaz de introduzir esta falha na bancada experimental de ensaios (máquina rotativa). Essa condição de falha ocorre geralmente devido o contato de um elemento rotativo (rotor) com outro elemento estacionário (estator) (Choy & Padovan, 1987; Chu & Lu, 2001; Alamo & Weber, 2003). Na prática esta condição pode surgir, por exemplo, a partir do contato de uma pá de um ventilador com a carcaça. Segundo Piccoli (1994) este tipo de falha é bastante comum em máquinas rotativas e pode ser causado principalmente por desbalanceamento, desalinhamento de origem térmica ou por defeito de montagem, movimento relativo entre rotor e estator, forças fluido-dinâmicas produzindo instabilidade e vibrações auto-excitadas.

Neste trabalho, além do monitoramento e diagnóstico de falhas feito através da análise da resposta transiente foi feito também o monitoramento do sinal no regime estacionário (40 Hz) para as falhas de desalinhamento, folga mecânica e condição normal. Para isto utilizaram-se 3 acelerômetros posicionados no primeiro mancal nas direções axial, vertical e horizontal e um

analisador de sinais, com fins diagnosticar essas falhas. O sinal medido axialmente para as falhas de desalinhamento e folga mecânica não indicou praticamente nenhuma flutuação de amplitude nas frequências relacionadas as falhas, quando comparadas com a condição sem defeito. Os sinais radiais visualizados no analisador mostraram que houve mudança de amplitude no espectro relacionado com a segunda harmônica de rotação do eixo somente para a condição com desalinhamento de 0,5 mm e 1 mm. Para a folga mecânica não foi possível identificar mudanças de amplitude no espectro em relação à condição normal.

Estas observações são muito importantes, porque mostram uma maior sensibilidade da resposta transiente em evidenciar a presença dessas falhas, e conseqüentemente maior eficiência no diagnóstico de falhas quando comparada com a análise em frequência. Este aspecto indica que é possível se fazer o diagnóstico dessas falhas a partir da aquisição da resposta transiente com sensores de proximidade posicionados nos discos nas direções vertical e horizontal. Assim sendo, caso haja alguma limitação de instrumentação e de equipamentos de aquisição de sinais (analisador de sinais, devido ao alto custo) no ambiente de trabalho, pode-se utilizar a instrumentação descrita na introdução, na parte experimental deste capítulo, com as vantagens de ser de custo razoável e de fácil implementação.

Do ponto de vista prático, em geral, o monitoramento e aquisição de sinais com fins de diagnóstico de falhas é feito com os sensores de proximidade posicionados próximo ao eixo e não ao disco (rotor), devido às condições de acesso ao eixo da máquina, e conseqüentemente pela maior facilidade de aquisição dos sinais. Diante disto, mostra-se na Figura 5.48 a resposta transiente obtida durante a partida da máquina medida no eixo e não no rotor. Os sinais foram medidos nos pontos 1 e 2, conforme mostra a Figura 5.43.

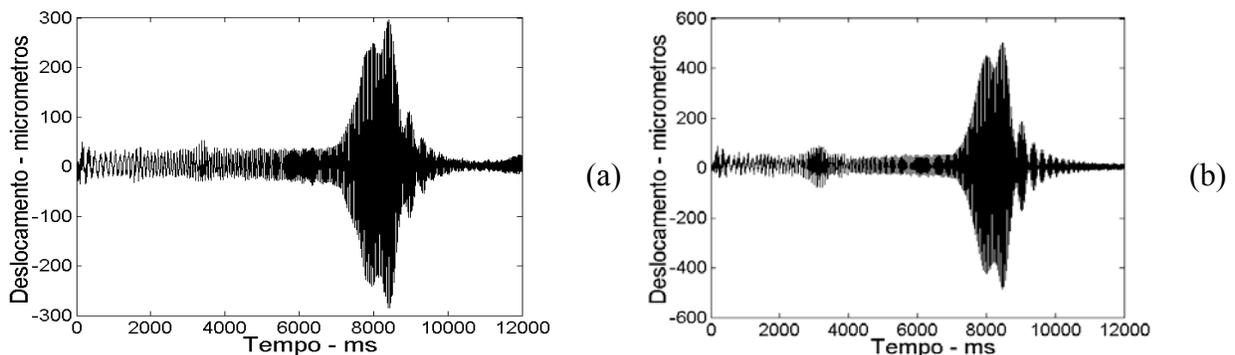


Figura 5.48 - Sinal de partida para condição normal com os sensores no, (a) Ponto 1, (b) Ponto 2.

A Figura 5.48 mostra que a resposta transiente medida no eixo, nos pontos 1 e 2, pode ser usada sem nenhuma restrição para fins de monitoramento e diagnóstico de falhas, tendo em vista que as mesmas são bastante sensíveis em evidenciar informações contidas no sinal, quando comparadas com os sinais medidos no disco, os quais foram mostrados ao longo deste trabalho.

Diante dos resultados obtidos neste trabalho, observa-se que não houve praticamente nenhuma mudança clara entre a análise em frequência para condição normal e para as falhas de desalinhamento e folga mecânica. Por outro lado, a resposta transiente mostrou uma clara mudança no padrão do sinal para as diferentes condições de falhas tanto no domínio do tempo quanto no domínio da wavelet. Estes aspectos motivaram a utilização da WPT em conjunção com redes neurais como técnicas alternativas de extração e compactação de parâmetros, com fins de classificação automática de falhas em máquinas rotativas durante o regime transiente.

5.2 Classificação de Falhas em Máquinas Rotativas Durante o Regime Transiente Utilizando Transformada de Wavelet Packet e Redes Neurais

Normalmente o reconhecimento de falhas requer uma análise detalhada dos sinais das máquinas para identificar padrões de falhas específicos. Tradicionalmente isto é realizado através de inspeção visual e por pessoas experientes em análise espectral ou através de métodos de processamento de sinais. Entretanto, estes métodos são geralmente caros e ineficientes em alguns casos. Atualmente, técnicas de análise de vibrações sofisticadas estão sendo disponibilizadas para serem utilizadas no monitoramento e diagnóstico de falhas de máquinas rotativas complexas. Dentre elas, podemos citar as Técnicas de Inteligência Artificial como Redes Neurais, Lógica Fuzzy, Sistemas Especialistas, etc. As Redes Neurais são uma das ferramentas que tem despertado grande interesse de pesquisadores nos últimos anos, por ser uma técnica que possibilita o monitoramento on-line da manutenção preditiva visando à minimização do tempo entre o recebimento das informações e o diagnóstico do problema (Lucifredi et al., 2000; Santiago & Pederiva, 2002a).

Neste estudo, a decomposição de um sinal através da Transformada de Wavelet Packet (WPT) é usada como uma técnica alternativa de extração e compactação de parâmetros em bandas de frequência independentes. A fórmula da entropia de Shannon, expressão (2.28), é

utilizada para quantificar a energia contida no sinal transiente em cada banda de frequência da wavelet packet, já que a presença de falhas na máquina indica níveis significativos de energia relacionados às frequências do defeito.

Do ponto de vista prático, a utilização de sinais, tanto no domínio do tempo como no da frequência, obtidos durante o regime estacionário não são muito adequados como dados de entrada de redes neurais, devido à presença de ruídos e informações redundantes contidos no sinal (Figura 5.49, Metodologia - 1). Por isso, consideram-se neste trabalho os níveis de energia quantificados em cada banda de frequência do sinal transiente através da wavelet packet como parâmetros de entrada das redes neurais. Uma das vantagens de se utilizar estes parâmetros como entradas diz respeito a maior compactação dos dados.

Portanto, apresenta-se neste capítulo, uma aplicação da metodologia de compactação e extração de parâmetros, descrita nos capítulos 2 e 4, chamada *Wavelet Packet Neural Network* (WPNN), para fins de classificação de falhas em máquinas rotativas durante o regime transiente.

A estrutura da *Wavelet Packet Neural Network* (WPNN), Figura 5.49 (Metodologia - 3), é fundamentada na teoria de transformada de wavelet em conjunção com redes neurais e funciona como uma técnica alternativa de classificação de padrões de falhas. Nesta seção, apresentam-se alguns resultados obtidos a partir da implementação e treinamento de diversas arquiteturas de redes neurais do tipo perceptrons de múltiplas camadas (MLP) com o algoritmo backpropagation, utilizando dados reais como parâmetros de entrada da rede. O *Toolbox* de redes neurais do *software Matlab* foi utilizado para implementação das arquiteturas de redes neurais.

Os dados reais (padrões) utilizados para o treinamento, teste e validação das diversas arquiteturas de redes neurais implementadas foram gerados numa bancada de testes, mostrada na Figura 5.1(a).

As falhas foram introduzidas na bancada de testes (descritas anteriormente no início da aplicação experimental, seção 5.1.2) separadamente, e, em seguida foram feitas as aquisições dos sinais de vibrações (deslocamento) utilizando sensores de proximidade e posicionados nas vizinhanças do primeiro e segundo disco nas direções horizontal e vertical.

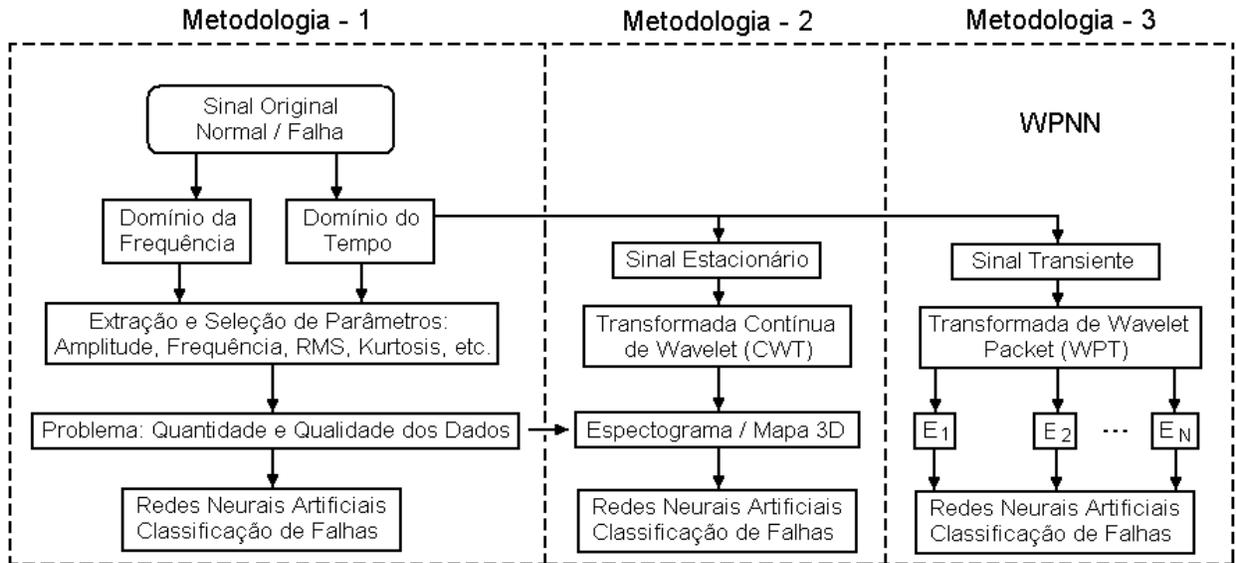


Figura 5.49 - Estrutura da metodologia *Wavelet Packet Neural Network* (WPNN)

A seguir, mostra-se na Figura 5.50 os sinais de deslocamento (padrões de falhas) obtidos para diferentes condições de falhas introduzidas na bancada de testes (Condição normal, Desalinhamento de 0,5 mm, Desalinhamento de 1 mm e Folga mecânica). Foram feitas 80 aquisições de sinais de vibrações aleatoriamente, sendo 20 aquisições para cada tipo de falha. Os sinais foram adquiridos com 12000 amostras, tempo de aquisição de 12 segundos, frequência de amostragem de 1000 Hz e rotação variando de 0 a 2400 rpm com aceleração de $\alpha = 20 \text{ rad} / \text{s}^2$.

O conjunto de dados reais utilizados para treinamento, teste e validação das arquiteturas de redes neurais implementadas para classificar, por exemplo, as quatro falhas introduzidas na bancada de testes foi dividido da seguinte maneira: 40 sinais de deslocamento (padrões) como conjunto de dados de treinamento da rede (sendo 10 padrões para cada tipo de falha); 20 padrões como conjunto de dados de teste da rede (sendo 5 padrões para cada tipo de falha) e 20 padrões como conjunto de dados de validação da rede (sendo 5 padrões para cada tipo de falha).

Foram utilizados como parâmetros de treinamento de entrada e saída das redes neurais os seguintes dados: Como parâmetros de entrada foram utilizados os valores de energia contido no sinal e em cada nó da wavelet packet, dados por $E_1, E_2 \dots E_N$ conforme mostra a Figura 5.49. A fórmula da entropia de Shannon, expressão (2.28), é utilizada para quantificar a energia contida no sinal transiente em cada banda de frequência da wavelet packet; e como parâmetros de saída

atribuíram-se os seguintes valores (níveis de ativação): 1000 (Condição Normal), 0100 (Folga Mecânica), 0010 (Desalinhamento 1 ou de 0,5 mm) e 0001 (Desalinhamento 2 ou de 1 mm).

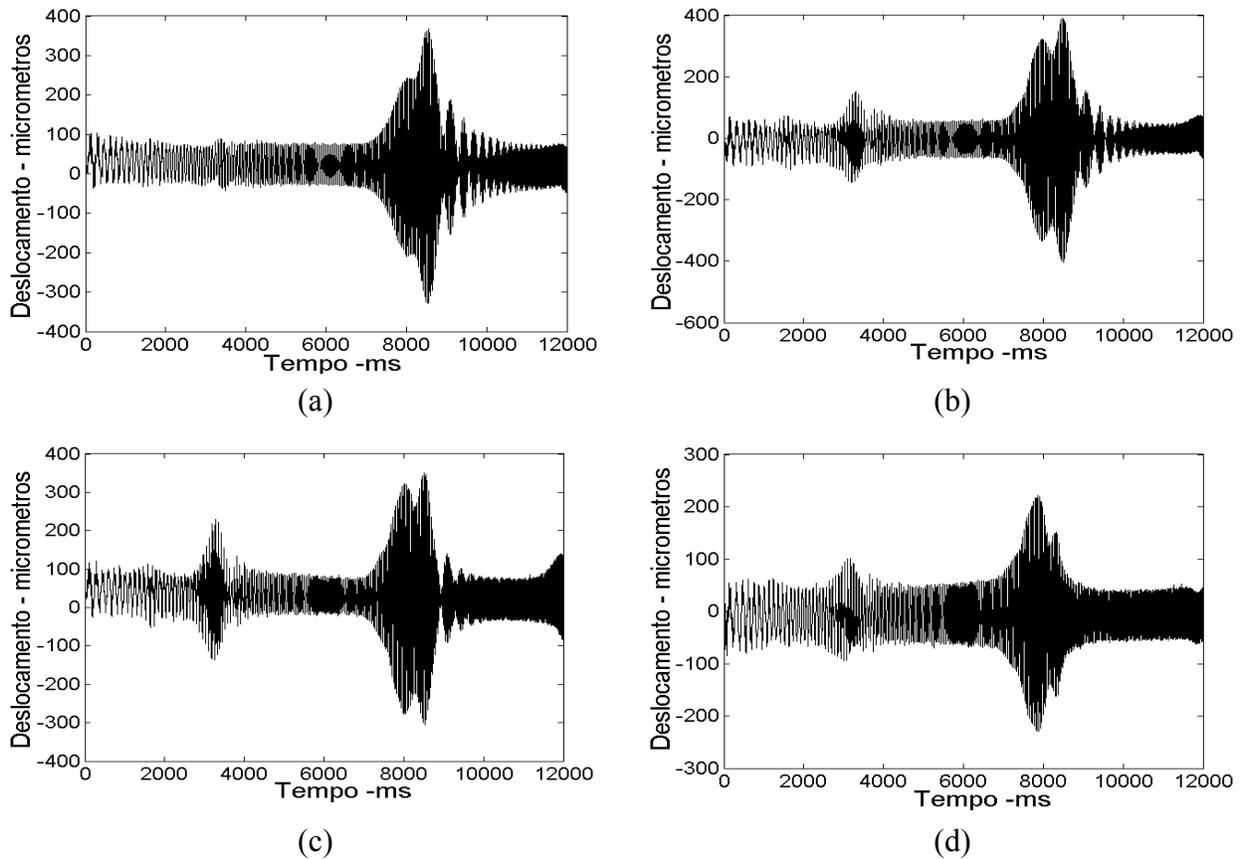


Figura 5.50 - Sinal de partida (padrão); (a) Condição normal, (b) Desalinhamento de 0,5 mm, (c) Desalinhamento de 1 mm e (d) Folga mecânica.

Alguns aspectos importantes observados neste estudo motivaram ainda mais a aplicação da metodologia WPNN proposta para classificação de falhas em máquinas rotativas, dentre eles podem-se destacar: (1) Tendência de uniformidade dos valores de energia e repetitibilidade dos quatro padrões de falhas, conforme mostra a Figura 5.51(a) para as dez primeiras aquisições; (2) Diminuição dos valores quantificados da energia simultaneamente em cada packet ou banda de frequência para três padrões de falhas conforme a aceleração aumenta, como mostram as Figuras 5.51(b), 5.51(c) e 5.51(d).

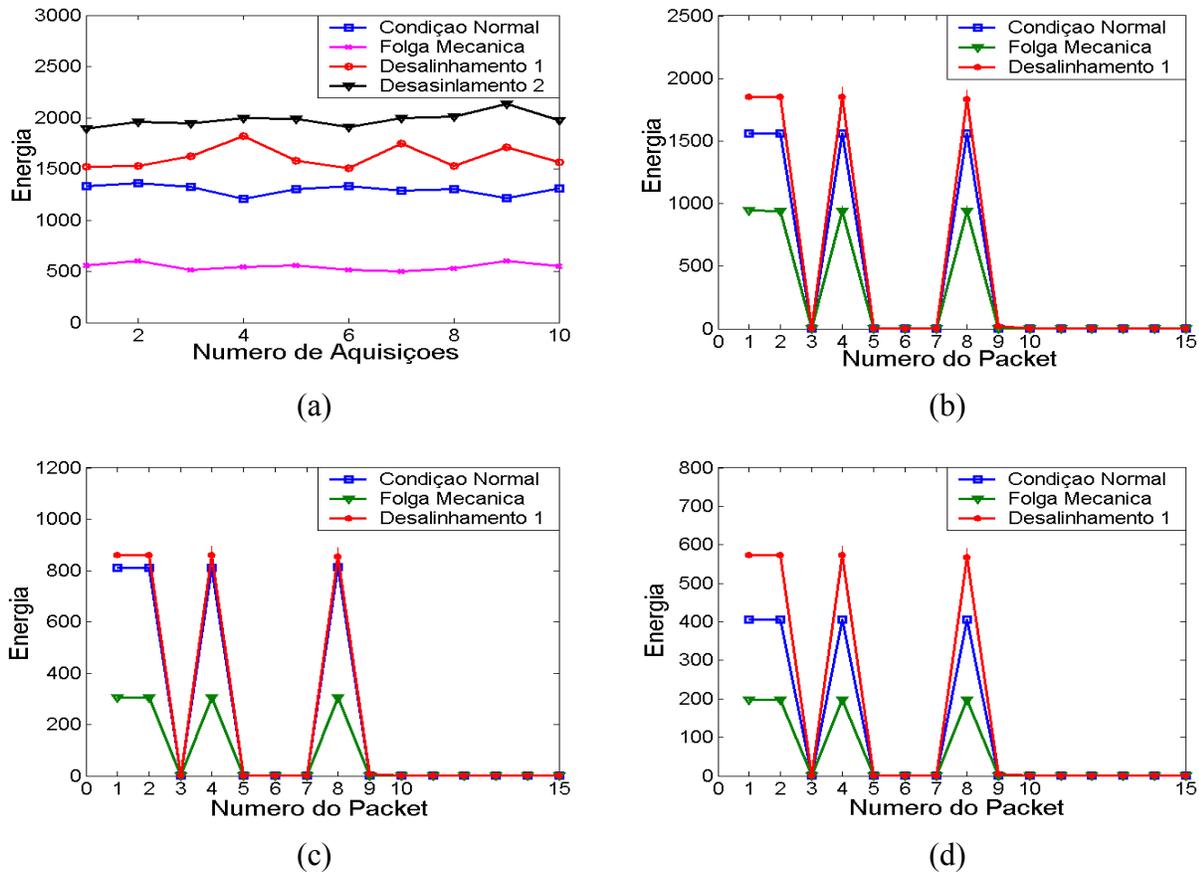


Figura 5.51 - (a) Energia das 10 primeiras aquisições, (b) Energia para $\alpha = 20 \text{ rad/s}^2$, (c) Energia para $\alpha = 38 \text{ rad/s}^2$ e (d) Energia para $\alpha = 75 \text{ rad/s}^2$.

O objetivo da aplicação de redes neurais em casos reais é investigar a sua eficiência e viabilidade como ferramenta de classificação de falhas em máquinas rotativas. Utilizaram-se neste trabalho como dados de treinamento 40 (padrões) com quatro falhas diferentes e alimentados na entrada da rede de forma aleatória (Valores de energia $E_1, E_2 \dots E_N$, dos sinais de cada falha correspondentes aos 10 primeiros packets, neste caso $N = 10$) e como dados de saída os níveis de ativação correspondentes a cada tipo de falha já citado anteriormente.

Durante as fases de implementação, treinamento, teste e validação da rede neural *multilayer perceptron* (MLP) foram considerados os seguintes parâmetros de treinamento:

- Camadas de Entrada e Oculta: Função de Ativação Tangente Hiperbólica;
- Camada de Saída: Função de Ativação Linear;

- Método de Otimização: Levenberg-Marquardt;
- Número de Épocas: 300 Épocas;
- Erro Total Admissível: $1e-5$.

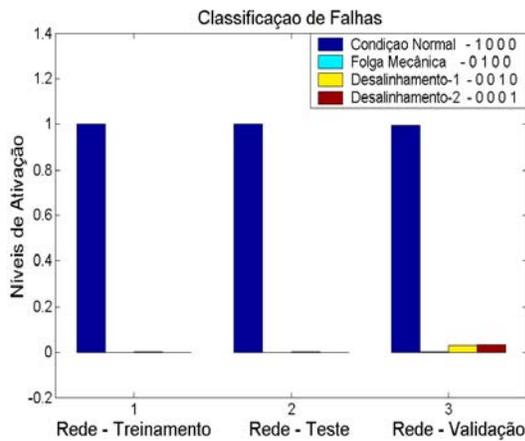
A seguir, mostra-se na Tabela 5.3 um resumo dos resultados obtidos com o treinamento de 5 tipos de arquiteturas de redes neurais.

Tabela 5.3 - Resultados das Taxas de Acerto de Diferentes Arquiteturas de Redes Neurais

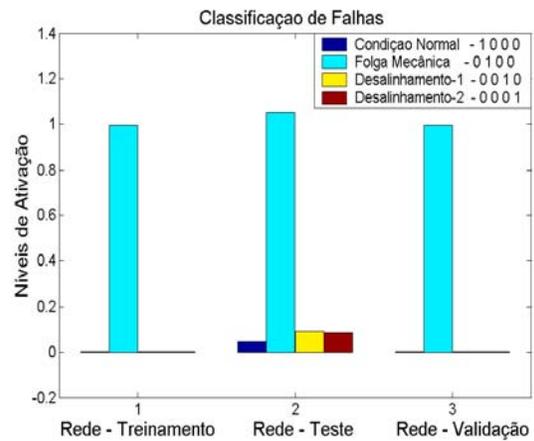
Arquitetura da Rede	Número de Épocas	Tempo de Treinamento (s)	Taxa de Acerto (%) Rede de Teste	Taxa de Acerto (%) Rede de Validação
10x5x4	14	10,37	95	95
10x8x4	30	7,44	90	85
10x10x4	10	5,87	100	100
10x5x5x4	18	5,69	100	100
10x8x8x4	29	13,11	100	100

Observando-se a Tabela 5.3 chegam-se as seguintes conclusões:

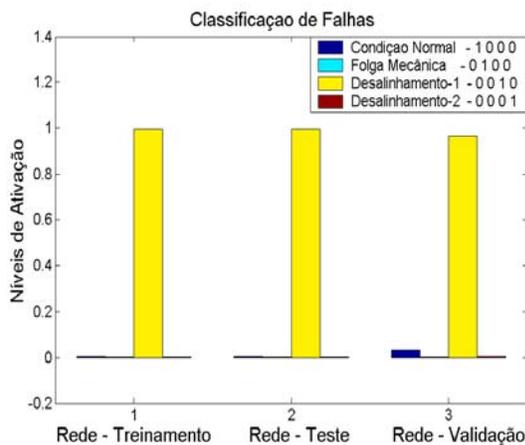
1. A rede neural com arquitetura 10x8x4 (10 neurônios na camada de entrada, 8 neurônios na 1ª camada oculta e 4 neurônios na camada de saída) foi quem apresentou menor taxa de acerto dos sinais (padrões) a ela apresentados, ou seja, dos 20 padrões de testes apresentados a rede ela reconheceu 18 ou 90%, e dos 20 padrões de validação apresentados a rede ela reconheceu 17 ou 85% deles; e a que melhor apresentou capacidade de generalização foi a rede 10x10x4.
2. Em geral, observa-se na Tabela 5.3 que as demais arquiteturas de redes neurais treinadas foram capazes de classificar com eficiência de até 100% as quatro falhas introduzidas na bancada de testes (máquina rotativa).
3. Os resultados obtidos mostram que a *Wavelet Packet Neural Network* pode ser utilizada satisfatoriamente como técnica alternativa de classificação e diagnóstico de falhas introduzidas em máquinas rotativas. A Figura 5.52 mostra os resultados obtidos com a rede neural 10x10x4, a qual foi capaz de classificar satisfatoriamente as falhas introduzidas na bancada de testes.



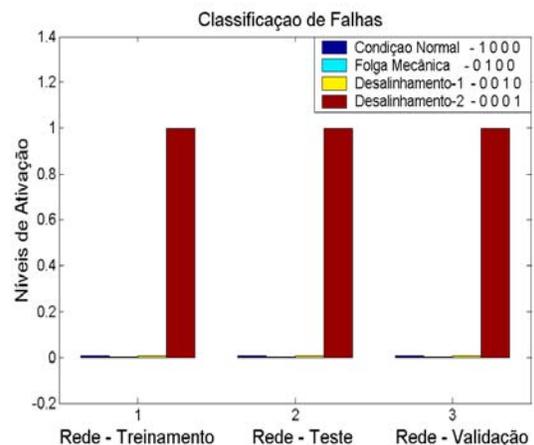
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 5.52 - Comparação entre as Redes de Treinamento, Teste e Validação na Classificação de falhas, (a) Condição Normal, (b) Folga Mecânica, (c) Desalinhamento 1 e (d) Desalinhamento 2.

Um aspecto relevante observado durante o treinamento das diversas arquiteturas de redes neurais é que elas foram treinadas e testadas para uma condição limite (difícil), ou seja, para a condição onde a energia devido as falhas de desalinhamento 1, desalinhamento 2, folga mecânica e condição normal foram retidas nas mesmas bandas de frequência, identificadas pelos nós 1, 2, 4 e 8, como mostra a Figura 5.51(b). Conforme já foi explicado no capítulo 2 e 4, isto deve-se ao valor da frequência de amostragem utilizado que foi igual a 1000 Hz. Para esta frequência de amostragem, a única diferença nos padrões de falhas, Figura 5.51(b), é que essas falhas excitam a máquina com maior ou menor energia.

Uma condição bastante adequada para tornar a classificação das redes neurais ainda mais eficiente é utilizando um valor de frequência de amostragem mais baixo. A Figura 5.53 mostra a distribuição de energia obtida através da WPT em função do número de nós ou de bandas de frequências utilizando uma frequência de amostragem igual a 380 Hz. Os sinais de partida (padrões de falhas) foram adquiridos para as mesmas falhas com 4900 amostras, tempo de aquisição de 12.8 segundos, rotação variando de 0 a 2400 rpm e aceleração igual a 20 rad/s^2 .

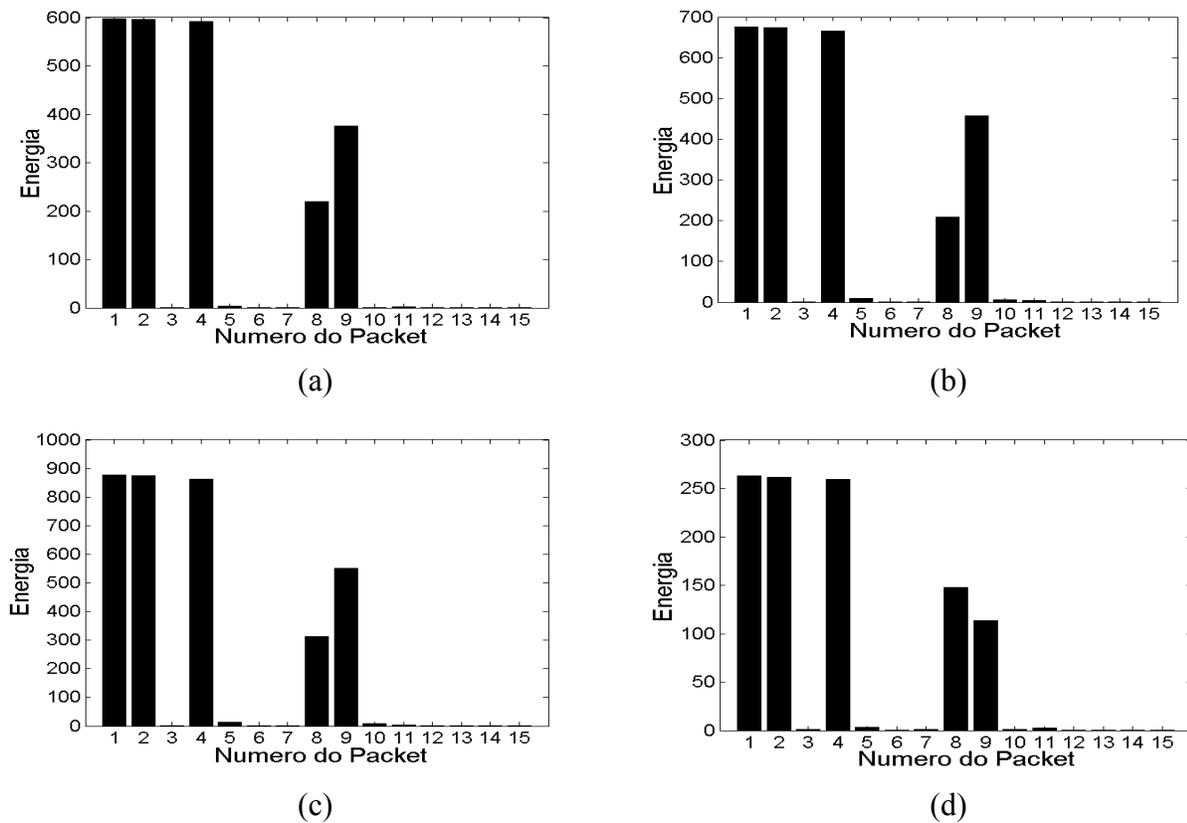


Figura 5.53 - Distribuição de Energia da WPT para, (a) Condição Normal, (b) Desalinhamento 1, (c) Desalinhamento 2 e (d) Folga Mecânica.

Para a condição normal, observa-se a presença dos valores de energia contidos nos nós 1, 2, 4, 8 e 9, como mostra a Figura 5.53(a). Para a condição com desalinhamento de 0,5 mm, observa-se na Figura 5.53(b) um ligeiro aumento dos valores de energia contidos nos nós 1, 2, 4 e 8, devido ao efeito do desalinhamento de 0,5 mm, excitar a primeira velocidade crítica. Nessa condição é importante observar o aumento do valor de energia retido no nó 9, o qual está relacionado com a excitação da segunda velocidade crítica.

Similarmente, para a condição com desalinhamento de 1 mm, Figura 5.53(c), observa-se novamente um aumento dos valores de energia retidos nos nós 1, 2, 4, 8 e 9; à medida que o nível de desalinhamento aumentou de 0,5 mm para 1 mm. Essa diferença é mais evidenciada observando-se isoladamente a energia contida no nó 9, a qual está relacionada diretamente com a excitação da segunda velocidade crítica, quando comparada com as condições com desalinhamento de 0,5 mm, Figura 5.53(b), e condição normal, Figura 5.53(a). No caso da folga mecânica, Figura 5.53(d), observa-se que todos os valores de energia retidos nos nós 1, 2, 4, 8 e 9, são inferiores aos valores de energia das outras falhas. Assim, o fato de se ter outra banda de frequência sendo excitada torna maior a diferenciação dos padrões de falhas, e conseqüentemente o diagnóstico de falhas mais eficiente através da WPNN.

Portanto, os bons resultados conseguidos com a aplicação da nova metodologia WPNN, mostram que a utilização da Transformada de Wavelet Packet (WPT) em conjunção com Redes Neurais Artificiais (ANN) pode ser usada como uma técnica alternativa bastante eficiente para o diagnóstico de falhas introduzidas numa bancada experimental de testes.

Capítulo 6

Conclusões e Sugestões Para Futuros Trabalhos

6.1 Conclusões

Neste trabalho, apresentou-se uma nova metodologia de diagnóstico de falhas em máquinas rotativas válida para o regime estacionário e transiente utilizando como técnicas alternativas a Transformada de Wavelet e Redes Neurais, visando o monitoramento on-line da manutenção preditiva. Num primeiro momento, aplicou-se a Transformada Contínua de Wavelet (CWT) na resposta estacionária e transiente, esta última é obtida durante a partida, parada e passagem pelas velocidades críticas, com fins de diagnosticar falhas introduzidas numa bancada experimental de testes no regime estacionário e transiente; e num segundo momento classificaram-se essas falhas utilizando a energia contida no sinal em bandas de frequências específicas através da Transformada de Wavelet Packet (WPT) em conjunção com Redes Neurais Artificiais (ANN).

Para o regime estacionário, os resultados obtidos confirmam a viabilidade e eficiência de aplicação da CWT no diagnóstico de falhas introduzidas numa bancada experimental de testes. Para isto, foi feito um estudo comparativo entre duas funções wavelets de Morlet. A primeira função wavelet de Morlet real é disponibilizada no *toolbox de wavelet do software Matlab®*, e a segunda função wavelet de Morlet complexa, foi implementada computacionalmente. Diante dos resultados obtidos, a partir de aplicações numéricas e experimentais usando dados reais e simulados, foi concluído que: 1) a wavelet de Morlet complexa apresenta boa resolução no tempo e frequência e a wavelet de Morlet real apresenta somente boa resolução no tempo; 2) a wavelet de Morlet complexa é bastante adequada para aplicações com sinais estacionários e a wavelet de Morlet real com sinais não-estacionários e transientes.

Contornado o problema da resolução em frequência da função wavelet de Morlet real, quando aplicada em sinais estacionários, observou-se que a extração das informações contidas no sinal através da CWT complexa no domínio tempo-frequência (espectograma) não tem uma forma compacta. Assim sendo, surgiu a idéia de compactar os dados contidos no sinal estacionário e/ou transiente através da Transformada de Wavelet Packet (WPT). Este aspecto é muito importante, 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; segundo, em tarefas de reconhecimento de padrões com aplicações em redes neurais.

Para o regime transiente, os resultados obtidos também confirmam a viabilidade e eficiência de aplicação da CWT no diagnóstico de falhas introduzidas numa segunda bancada experimental de testes. Diante dos resultados obtidos, através de aplicações numéricas e experimentais usando dados reais e simulados, foi concluído que: 1) A presença de defeitos relacionados com as harmônicas da rotação associadas com a velocidade crítica, que estão escondidos ou embutidos na resposta transiente foi melhor evidenciada e identificada na resposta transiente no domínio da wavelet do que no tempo; 2) A resposta transiente no domínio do tempo vai perdendo sua capacidade de localização das informações no tempo, quando a aceleração aumenta, enquanto que a resposta no domínio da wavelet continuou evidenciando essas informações mais claramente. Estes resultados sugerem que a análise da resposta transiente no domínio da wavelet pode ser aplicada no diagnóstico de falhas, particularmente para altas acelerações; 3) A presença do pico de amplitude relacionado com a segunda harmônica da velocidade crítica devido ao efeito do desalinhamento angular, permitiu verificar que o modelo analítico desenvolvido para simular a resposta transiente teórica foi satisfatoriamente representativo para a falha de desalinhamento angular introduzida experimentalmente; e 4) Para níveis de desalinhamento menor, por exemplo, desalinhamento de 0.5 mm, a resposta transiente no domínio da wavelet mostrou-se ser mais sensível em evidenciar seu efeito e em monitorar sua evolução, quando comparada com a resposta transiente no tempo e com a análise em frequência.

Neste trabalho, a análise em frequência mostrou que não houve praticamente nenhuma oscilação clara das amplitudes, as quais estavam relacionadas com as frequências do defeito para as falhas de desalinhamento e folga mecânica, quando comparada com a condição normal. Por

outro lado, a resposta transiente mostrou uma clara mudança no padrão do sinal para as diferentes condições de falhas, tanto no domínio do tempo quanto no domínio da wavelet. Estes aspectos motivaram a utilização da WPT em conjunção com redes neurais como técnicas alternativas de extração e compactação de parâmetros durante o regime transiente. Os resultados obtidos com a aplicação da nova metodologia WPNN mostraram que a utilização da Transformada de Wavelet Packet (WPT) em conjunção com Redes Neurais Artificiais (ANN) pode ser usada como uma técnica alternativa bastante eficiente para o diagnóstico de falhas em máquinas rotativas.

Finalmente, pode-se resumir e concluir que as principais contribuições do trabalho foram:

1. Apresentar uma nova metodologia de diagnóstico de falhas em máquinas rotativas válida para o regime estacionário e transiente, utilizando como técnicas alternativas a Transformada de Wavelet e Redes Neurais, visando o monitoramento on-line da manutenção preditiva, com fins de minimizar o tempo entre o recebimento das informações e o diagnóstico da falha;
2. A wavelet de Morlet complexa é mais adequada para sinais estacionários e a real para sinais não-estacionários e transientes. E que, antes de aplicar a transformada de wavelet, deve-se ter o cuidado de escolher uma função wavelet mãe adequada a cada aplicação;
3. Mostrar a viabilidade e eficiência de aplicação da Transformada Contínua de Wavelet (CWT) no diagnóstico de falhas (desbalanceamento, desalinhamento, folga mecânica, introdução de rigidez, impacto) introduzidas em duas bancadas experimentais de testes, usando sinais de vibração durante o regime transiente;
4. A sensibilidade e eficiência no diagnóstico de falhas em máquinas rotativas usando a resposta transiente no domínio da wavelet foi superior a resposta transiente no domínio do tempo, particularmente para acelerações mais altas; e muito maior em relação à análise em frequência para o regime estacionário; e que, a folga mecânica e o efeito da evolução do desalinhamento angular podem ser monitorados e detectados durante a partida da máquina sem precisar passar pela velocidade crítica;

5. 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 escolhe-se os packets que retém mais informação do sinal original e se descarta os packets que contém ruído e informações menos importantes;
6. A nova metodologia *Wavelet Packet Neural Network (WPNN)* pode ser utilizada satisfatoriamente como uma técnica alternativa de classificação e diagnóstico de falhas introduzidas em máquinas rotativas com eficiência de até 100%;
7. A WPNN é válida para aplicações em sinais estacionários e transientes, bem como apresenta as seguintes vantagens: é robusta à presença de ruídos contidos no sinal, é computacionalmente rápida e de custo razoável e de fácil implementação;
8. Mostrar 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. E que a análise da resposta transiente é importante e necessária durante o monitoramento e diagnóstico de falhas em máquinas rotativas, tendo em vista que ela é mais rica em informações quando comparada com a análise somente em frequência.

6.2 Sugestões Para Futuros Trabalhos

A seguir, são citadas algumas sugestões de temas nessa área de pesquisa que já estão sendo investigados:

1. Utilizar a CWT e a WPT para se fazer um estudo do comportamento dinâmico e diagnóstico de outras falhas em máquinas rotativas tais como: empenamentos e trincas em eixos, atrito entre rotor e estator e roçamento entre partes de máquinas em movimento, etc;
2. Investigar a possibilidade de aplicação da transformada de wavelet em analisar comportamentos dinâmicos ou falhas (problemas) não-lineares, que inevitavelmente estão

presentes em sistemas rotativos. Este aspecto é muito importante na área de monitoramento da condição e diagnóstico de falhas em máquinas rotativas;

3. Usar a WPT e redes neurais para classificar falhas no regime estacionário e comparar os resultados com os resultados da classificação utilizando como dados de treinamento parâmetros estatísticos do sinal estacionário;
4. Explorar o potencial da transformada de wavelet, principalmente da função de wavelet de Morlet complexa e real para se fazer identificação de parâmetros modais em estruturas e em sistemas dinâmicos rotativos.

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.
- Alamo, F. J. C., Weber, H. I. Vertical Overhung Rotor Dynamics With Impact. *17 th International Congress of Mechanical Engineering - COBEM*, Anais em CDROM, São Paulo, S.P., 2003.
- Al-Bedoor, B. O. Transient Torsional and Lateral Vibrations of Unbalanced Rotors With Rotor-to-Stator Rubbing. *Journal of Sound and Vibration*, v.229, (3), pp. 627-645, 2000.
- Alguidingue, I. E., Buczak, A. L., Uhrig, R. E. Monitoring and Diagnosis of Rolling Element Bearings Using Artificial Neural Networks. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v.40, (2), pp. 209-217, April, 1993.
- Baillie, D. C., Mathew, J. A Comparison of Autoregressive Modeling Techniques for Fault Diagnosis of Rolling Element Bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v.10, (1), pp. 1-17, 1996.
- Bishop, M. C. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press Inc., New York, 2000;

- Brito, J. N. *Desenvolvimento de um Sistema Inteligente Híbrido para Diagnóstico de Falhas em Motores de Indução Trifásicos*. Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, Tese de Doutorado, 2002.
- 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.
- Childs, D. *Turbomachinery Rotordynamics*. New York. J. Wiley & Sons. 1992.
- Choy, F. K., Padovan, J. Non-Linear Transient Analysis of Rotor-Casing Rub Events. *Journal of Sound and Vibration*, v.113, (3), pp. 529-545, 1987.
- Chow, M.-Y., Sharpe, R. N., Hung, J. C. On The Application and Design of Artificial Neural Networks for Motor Fault Detection – Part II. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v.40, (2), pp. 189-196, April, 1993.
- Chu, F., Lu, W. Determination of the Rubbing Location in a Multi-Disk Rotor System by Means of Dynamic Stiffness Identification. *Journal of Sound and Vibration*, v.248, (2), pp. 235-246, 2001.
- 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.
- Dellomo, M. R. Helicopter Gearbox Fault Detection: A Neural Network Based Approach. *Journal of Vibration and Acoustics*, v. 121, pp. 265-271, 1999.
- Demuth, H., Beale, M. *Neural Network Toolbox User's Guide*. By The Mathworks, Inc. Version 3, 1998.

- Eduardo, A. C. *Diagnóstico de Defeitos em Sistemas Mecânicos Rotativos Através da Análise de Correlações e Redes Neurais Artificiais*. Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, Tese de Doutorado, 2003.
- 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.
- Gasch, R. A Survey of the Dynamic Behavior of Simple Rotating Shaft With a Transverse Crack. *Journal of Sound and Vibration*, v.160, pp. 313-332, 1993.
- Gasch, R., Market, R., Pfutzner, H. Acceleration of Unbalanced Flexible Rotors Through the Critical Speeds. *Journal of Sound and Vibration*, v.63, (3), pp. 393-409, 1979.
- 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.
- Graps, A. An Introduction to Wavelets. *IEEE Computacional Science & Engineering*, pp. 50-61, 1995.
- Hamzaqui, N., Boisson, C., Lesueur, C. Vibro-Acoustic Analysis and Identification of Defects in Rotating Machinery, Part I: Theoretical Model, *Journal of Sound and Vibration*, v.216, (4), pp. 553-570, 1998.
- Haykin, S. *Redes Neurais – Princípios e Prática*. Prentice Hall, 1999.
- Ilott, P. W., Griffiths, A. J. Fault Diagnosis of Pumping Machinery Using Artificial Neural Networks. *Proc. Instn Mech. Engrs*, v.211, Part E, pp. 185-194, 1997.
- Imam, I., Azzaro, S. H., Bankert, R. J., Scheibel, J. Development of an On-line Rotor Crack Detection and Monitoring System, *Journal of Vibration, Acoustics, Stress, and Reliability in Design*, v.111, pp. 241-250, 1989.

- Kirk, R. G., Gunter, E. J. Transient Response of Rotor-Bearing Systems. *Transactions of the ASME Journal of Engineering for Industry*. May, pp. 682-693, 1974.
- Kramer, E. *Dynamics of Rotors and Foundations*. Berlin. Springer-Verlag. 1993
- Lalanne, M., Ferraris, G. *Rotordynamics Prediction in Engineering*. 2. ed., John Wiley and Sons, Chichester, 1999.
- 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.
- Lee, Y.-S., Lee, C.-W. Modeling and Vibration Analysis of Misaligned Rotor-Ball-Bearing Systems. *Journal of Sound and Vibration*, v.224, (1), pp. 17-32, 1999.
- Lépure, F. P., Santos, M. B., Barreto, R. G. Caracterização de Forças de Excitação em Máquinas Rotativas Usando Redes Neurais Combinadas com a Transformada de Wavelet. *XVI Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica - COBEM*, Uberlândia, M.G. Proceedings in CDROM, 2001.
- Li, C. J., Tzeng, T.-C. Multimilling-Insert Wear Assessment Using Non-Linear Virtual Sensor, Time-Frequency Distribution and Neural Networks. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v.14, (6), pp. 945-957, 2000.
- Lin, J., Qu, L. Feature Extraction Based on Morlet Wavelet and Its Application for Mechanical Fault Diagnosis. *Journal of Sound and Vibration*. v.234, (1), pp.135-148, 2000.
- Liu, T. I., Mengel, J. M. Intelligent Monitoring of Ball Bearing Conditions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v.6, (5), pp. 419-431, 1992.
- Liu, T. I., Singonahalli, J. H., Iyer, N. R. *Detection of Roller Bearing Defects Using Expert System and Fuzzy Logic*. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v.10, (5), pp. 595-614, 1996.

- Lucifredi, A., Mazziere, C., Rossi, M. Application of Multiregressive linear Models, Dynamic Kriging Models and Neural Network Models to Predictive Maintenance of Hydroelectric Power Systems. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v.14, (3), pp. 471-494, 2000.
- 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.
- Marwala, T., Hunt, H. E. M. Fault Identification Using Finite Element Models and Neural Networks. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v.13, (3), pp. 475-490, 1999.
- McCormick, A. C., Nandi, A. K. Real-Time Classification of Rotating Shaft Loading Conditions Using Artificial Neural Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, v.8, (3), pp. 748-757, 1997.
- Mesquita, A. L. A., Santiago, D. F. A., Idehara, S. J., Pederiva, R., Dias Jr., M. Validação de Modelo de Elementos Finitos de Um Sistema Rotativo Através da Resposta ao Desbalanceamento e Função de Resposta em Freqüência. *Anais do VI Congresso Ibero-Americano de Engenharia Mecânica - CIBEM6*, Coimbra, Portugal, v.2, pp.1793-1798, 2003.
- 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.
- Muszynska, A. Misalignment and Shaft Crack-Related Phase Relationships for 1X and 2X Vibration Components of Rotor Responses. *Orbit*. v.10, September, pp. 4-8, 1989.

- Newland, D. E. *Random Vibrations, Spectral and Wavelet Analysis*, 3. ed. Longman. Harlow and John Wiley. New York, 1993.
- Newland, D. E. Wavelet Analysis of Vibration, Part 1: Theory. *Journal of Vibration and Acoustics*. v.116, pp. 409-416, 1994a.
- Newland, D. E. Wavelet Analysis of Vibration, Part 2: Wavelet Maps. *Journal of Vibration and Acoustics*. v.116, pp. 416-425, 1994b.
- 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.
- Oliveira, A. G. *Técnicas de Caracterização de Excitações em Máquinas Rotativas*. Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Uberlândia, Tese de Doutorado, 1999.
- Pacheco, R. P., Steffen Jr., V. Comportamento Dinâmico de Rotores no Regime Transiente. *XIII Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica, COBEM*, CDRom, Belo Horizonte, M.G., 1995.
- Peng, Z. K., Chu, F.L. Application of the Wavelet Transform in Machine Condition Monitoring and Fault Diagnostics: A Review With Bibliography. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v.18, (2), pp. 199-221, 2004.
- Peng, Z., He, Y., Lu, Q., Chu, F. Feature Extraction of the Rub-impact Rotor System by Means of Wavelet Analysis. *Journal of Sound and Vibration*, v.259, (4), pp. 1000-1010, 2003.
- Piccoli, H. C. *Observação de Caos nas Medições do Movimento de um Rotor Sujeito a "Rubbing"*. Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, Tese de Doutorado, 1994.

- Pineyro J., Klempnew A., Lescano V. Effectiveness of New Spectral Tools in The Anomaly Detection of Rolling Element Bearings. *Journal of Alloys and Compounds*. v.310, pp. 276-279, 2000.
- Prabhakar, S., Mohanty, A. R., Sekhar, A. S. Application of Discrete Wavelet Transform for Detection of Ball Bearing Race Faults. *Tribology International*, v.35, pp. 793-800, 2002.
- Prabhakar, S., Sekhar, A. S., Mohanty, A. R. Detection and Monitoring of Cracks in a Rotor-Bearing System Using Wavelet Transforms. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v.15, (2), pp. 447-450, 2001.
- Rioul, O., Vetterli, M. Wavelets and Signal 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.
- Sakata, M., Aiba, T., Ohnabe, H. Transient Vibration of High-Speed, Lightweight Rotors Due to Sudden Imbalance. *Transactions of the ASME, Journal of Engineering for Power*. v.105, July, pp. 480-486, 1983.
- Samanta, B., Al-Balushi, K. R. Artificial Neural Network Based Fault Diagnostics of Rolling Element Bearings Using Time-Domain Features. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v.17, (2), pp. 317-328, 2003.
- Santiago, D. F. A., Brito, J. N., Pederiva, R. Diagnóstico de Falhas em Máquinas Rotativas Utilizando Redes Neurais. *II Congresso Nacional de Engenharia Mecânica - CONEM*, Anais em CDROM, João Pessoa, PB., 2002a.
- Santiago, D. F. A., Pederiva, R. Análise de Sinais Estacionários e Não-Estacionários Usando a Transformada de Wavelet Packet. *2º Congresso Temático de Aplicações de Dinâmica e Controle - DINCON*, CDROM, São José dos Campos, S.P., 2003a;

Santiago, D. F. A., Pederiva, R. Aplicação da Transformada de Wavelet no Diagnóstico de Falhas de Máquinas Rotativas. *Anais do VI Congresso Ibero-Americano de Engenharia Mecânica - CIBEM6*, Coimbra, Portugal, v.1, pp.455-460, 2003b.

Santiago, D. F. A., Pederiva, R. Application Of Wavelet Transform To Detect Faults In Rotating Machinery. *17 th International Congress of Mechanical Engineering - COBEM*, Anais em CDROM, São Paulo, S.P., 2003c.

Santiago, D. F. A., Pederiva, R. Comparison of Optimization Techniques of Neural Networks Training for Faults Diagnostic of Rotating Machinery. First South-American Congress on Computational Mechanics – MECOM, Santa-Fé/Paraná, Argentina. *Mecánica Computacional*, v.21, pp. 1912-1921, 2002b;

Santiago, D. F. A., Pederiva, R. Diagnosis Of Mechanical Faults By Wavelet Transform. *III Congreso Bolivariano de Ingeniería Mecánica - III COBIM*, Anais em CDROM, Lima, Peru, 2003d.

Santos, M. B. *Uma Contribuição a Análise de Sinais Utilizando Wavelets*, Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Uberlândia. Dissertação de Mestrado, 1999.

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.

Sekhar, A. S. Crack Detection Through Wavelet Transform for a Run-up Rotor. *Journal of Sound and Vibration*, v.259, (2), pp. 461-472, 2003.

Sekhar, A. S., Prabhu, B. S. Effects of Coupling Misalignment on Vibrations of Rotating Machinery. *Journal of Sound and Vibration*, v.185, (4), pp. 665-671, 1995.

- Shi, D.F., Tsung, F., Unsworth P.J. Adaptive Time-Frequency Decomposition for Transient Vibration Monitoring of Rotating Machinery. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v.18, (1), pp. 127-141, 2004.
- Silva, A. A. *Detecção e Análise Dinâmica de Falhas em Rolamentos*. Departamento de Engenharia Mecânica, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, Tese de Doutorado, 1999.
- Smalley, A. J. The Dynamic Response of Rotors to Rubs During Startup. *Journal of Vibration, Acoustics, Stress, and Reliability in Design*, v.111, July, pp. 226-233, 1989.
- 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.
- Stevens, D. *Mechanical Looseness*. [citado em 28 de abril de 2003 às 16:00 horas]. URL:<http://www.vibanalysis.co.uk>. 2003.
- Strang, G., Nguyen, T. *Wavelets and Filter Banks*. Wellesley-Cambridge Press, 1996.
- Vance, J. M. *Rotordynamics of Turbomachinery*. New York. J. Wiley & Sons. 1993.
- Vidakovic, B. *Statistical Modeling by Wavelets*, John Wiley & Sons, Inc., USA, 1999.
- Von Zuben, F. J. *Modelos Paramétricos e Não-paramétricos de Redes Neurais Artificiais e Aplicações*. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. Universidade Estadual de Campinas, Tese de Doutorado, 1996.
- Vyas, N. S., Satishumar, D. Artificial Neural Network For Fault Identification In a Rotor-Bearing System. *Mechanism and Machine Theory*, v.36, pp. 157-175, 2001.
- Wang Q., Deng X. Damage Detection With Spatial Wavelets. *International Journal of Solids and Structures*. v.36, pp. 3443-3468, 1999.

- Wang, W. J., McFadden, P. D. Application of Wavelets to gearbox Vibration Signals for Fault Detection. *Journal of Sound and Vibration*, v.192, (5), pp. 927-939, 1996.
- Wauer, J., Dynamics of Cracked Rotors, Literature Survey. *Applied Mechanics Reviews*, v. 43, pp. 13-17, 1990.
- Wu, X., Ghaboussi, J., Garret-Jr, J. H. Use of Neural Networks In Detection of Structural Damage. *Computers & Structures*, v.42, (4), pp. 649-659, 1992.
- 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.
- Xu, M., Marangoni, R. D. Vibration Analysis of a Motor-Flexible Coupling-Rotor System Subject to Misalignment and Unbalance, Part I: Theoretical Model and Analysis. *Journal of Sound and Vibration*, v.176, (5), pp. 663-679, 1994.
- Yen, G. G., Lin, K-C. Wavelet Packet Feature Extraction for Vibration Monitoring. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v.47, (3), June, 2000.
- Zang, C., Imregun, M. Structural Damage Detection Using Artificial Neural Networks and Measured FRF Data Reduced Via Principal Component Projection. *Journal of Sound and Vibration*, v.242, (5), pp. 813-827, 2001.
- 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.