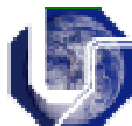


CIRO CLAYTON LIMA MACÁRIO

**UTILIZAÇÃO DE FILTROS ADAPTATIVOS PARA
DETECÇÃO DE FALHAS EM MANCAIS DE
ROLAMENTOS**



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA

2006

CIRO CLAYTON LIMA MACÁRIO

**UTILIZAÇÃO DE FILTROS ADAPTATIVOS PARA DETECÇÃO DE
FALHAS EM MANCAIS DE ROLAMENTOS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Uberlândia, como parte dos requisitos para a obtenção do título de **MESTRE EM ENGENHARIA MECÂNICA**.

Área de Concentração: Mecânica dos Sólidos e Vibrações.

Orientador: Prof. Dr. Marcus Antônio Viana Duarte

UBERLÂNDIA – MG

2006

*Aos meus pais e irmãos, pelo apoio incondicional, sem os quais não seria possível esta
jornada acadêmica.*

Agradecimentos

Aos professores do núcleo de Mecânica dos Sólidos e Vibrações, em especial o Professor Doutor Válder Steffen Júnior, pelo apoio dado desde o início desta caminhada.

Ao Professor Doutor Marcus Duarte, pela orientação e aprendizado, e a Tatiana Meola e Maria Alzira, pela estimada colaboração.

A toda a minha família, que demonstra afeto e carinho mesmo a muitos quilômetros de distância.

Aos companheiros “malungos” Ilvan, Peter e Daniel, pelo companheirismo demonstrado ao longo destes anos.

A Elisângela, pelo apoio demonstrado mesmo nos momentos menos felizes.

Às amigas Érica e Tanany, pela alegria e amizade demonstradas.

A Marco Túlio, Daniel Teixeira, Ricardo, Hexaner, Patrick, Sebastião, Leandro, Duda, Temico, Alexandre, Danuza, Rodrigo, Jhojan, Cristian, Juan, Israel, Manuel e José Tumialan, pela amizade conquistada durante a minha estadia em Uberlândia.

À Sueli e aos meus amigos do “Pensionato da Dona Tereza”.

A todos os funcionários, em especial ao Márcio (projetista) e ao “Passarinho”, pela indispensável ajuda.

A CAPES, pelo apoio financeiro.

MACÁRIO, C. C. L. **Utilização de Filtros Adaptativos para Detecção de Falhas em Mancais de Rolamentos**. 2006. 153 f. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia.

Resumo

A análise de vibrações constitui uma das poderosas ferramentas destinadas à manutenção preditiva. Dentro deste contexto, e com o objetivo de contribuir para a melhora do processo de detecção e diagnóstico de falhas em mancais de rolamentos, é focado neste trabalho o uso da técnica da filtragem adaptativa aplicada a sinais vibratórios, através da minimização do erro médio quadrático entre a saída do filtro e um sinal de referência considerado como desejado, com e sem atraso aplicado ao sinal de entrada (LMS), e da anulação do gradiente da função objetivo do sinal de erro (RLS), baseado no filtro de Kalman. Tais sinais vibratórios são considerados desconhecidos quanto ao comportamento das suas propriedades estatísticas. Inicialmente, tais métodos foram aplicados a modelos matemáticos de falhas corrompidos por ruído nas pistas externa (estacionária) e interna, além de nas esferas e gaiola, com diferentes intensidades de defeito. Posteriormente, a técnica foi usada em sinais vibratórios oriundos de mancais de rolamentos de esferas de uma bancada experimental operando sob condições adversas, como eixo flexionado e falta de lubrificação, o que favoreceu o surgimento de defeito na gaiola do mancal de rolamentos autocompensadores axiais. O acompanhamento da evolução dos defeitos para detecção e diagnóstico se deu por conta de parâmetros estatísticos como nível RMS, fator de crista, fator 'K', momento estatístico central de sexta ordem, além do método do envelope, para os dois casos de uso do método. Os resultados obtidos mostraram que, tanto para o caso simulado, quanto para o real, a técnica da filtragem adaptativa contribuiu para a melhora da performance dos métodos de detecção e diagnóstico de falhas usados, especialmente a técnica do envelope, onde foram obtidas estimativas plausíveis dos sinais de defeito do componente, sendo minimizada a influência de outras fontes vibratórias.

Palavras Chave: Falhas em rolamentos. Filtragem adaptativa. Método do envelope. Parâmetros estatísticos. Processamento de sinais.

MACÁRIO, C. C. L. **Use of Adaptive Filtering for Fault Detection on Ball Bearings**. 2006. 153 f. M. Sc. Dissertation, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia.

Abstract

The analysis of vibrations constitutes one of the powerful tools destined for predictive maintenance. In this context, and with the objective of contributing to the improvement of the process of detection and diagnosis of ball bearing faults, the use of the technique of adaptive filtering applied to vibration signals is focused in this work, through the minimization of the average quadratic error between the output of the filter and a reference signal considered as desired, with and without delay applied to the input signal (LMS), and the cancellation of the gradient of the objective function in terms of the error signal (RLS), based on Kalman filtering. These vibration signals are considered to be unknown regarding the behavior of their statistical properties. Initially, these methods were applied to mathematical models of imperfections contaminated with noise in the outer race (stationary), inner race, balls and cage of the bearing, with different fault intensities. Later, the technique was used with vibration signals from ball bearings mounted on an experimental test rig, operating under adverse conditions, as bent shaft and lack of lubrication, what favored the sprouting of defects on the cage of axial self-aligning ball bearings. The tracking of the evolution of the defects for detection and diagnosis was done by the analysis of statistical parameters such as RMS level, crest factor, 'K' factor, sixth order central statistical moment and envelope technique, for both cases where the method was used. The results show that for both, simulated and test rig case, the adaptive filtering technique contributed to the improvement of the performance of the methods used for detection and diagnosis of faults, especially the envelope method, in which case reasonable estimates for the signals of the defective component were obtained, and the influence of other vibratory sources was minimized.

Keywords: Rolling bearing faults, Adaptive filtering, Envelope method of detection, Statistical parameters, Signal processing.

Lista de figuras

Figura 1.1 – Filtragem adaptativa com atraso no sinal de entrada _____	4
Figura 2.1 – Formas de carregamento em rolamentos _____	9
Figura 2.2 – Frequências, dimensões e ângulo de contato do rolamento _____	10
Figura 2.3 – Velocidades nos elementos do rolamento _____	10
Figura 2.4 – Valores de pico e global rms para um rolamento defeituoso _____	15
Figura 2.5 – (a) Valores de pico e rms e (b) fator de crista. _____	15
Figura 2.6 – Atuação do Fator K _____	16
Figura 2.7 – Assimetria de uma distribuição _____	17
Figura 2.8 – Valores da curtose para alguns tipos de sinais _____	18
Figura 2.9 – Obtenção da energia residual _____	19
Figura 2.10 – Passos da técnica do envelope _____	23
Figura 3.1 – Densidade de probabilidades baseada no valor medido z_1 _____	27
Figura 3.2 – Densidade de probabilidades baseada no valor medido z_2 e sua comparação com a de z_1 _____	28
Figura 3.3 – Propagação da função densidade de probabilidades _____	30
Figura 3.4 – Esquema ilustrativo da atuação do filtro de Kalman _____	32
Figura 3.5 – Diagrama de blocos representando a filtragem estatística _____	41
Figura 3.6 – Filtro transversal com N elementos de atraso _____	42
Figura 3.7 – Estrutura de um filtro adaptativo _____	44
Figura 3.8 – Aprimoramento linear adaptativo _____	48
Figura 4.1 - Frequências, dimensões e ângulo de contato de um rolamento _____	53
Figura 4.2 - Sinal de defeito na pista externa do rolamento _____	55
Figura 4.3 – Sinal de defeito na pista interna do rolamento _____	56
Figura 4.4 – Sinal de defeito no corpo rolante (esfera) do rolamento _____	57
Figura 4.5 – Sinal de defeito na gaiola do rolamento _____	58
Figura 4.6 – Filtro LMS com atraso _____	62
Figura 4.7 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na pista externa _____	64
Figura 4.8 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na pista externa (LMS sem atraso) _____	64
Figura 4.9 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na pista externa (LMS com atraso) _____	65
Figura 4.10 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na pista interna _____	67

Figura 4.11 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na pista interna (LMS com atraso) _____	67
Figura 4.12 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na pista interna (LMS com atraso) _____	68
Figura 4.13 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na esfera _____	69
Figura 4.14 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na esfera (LMS com atraso) _____	70
Figura 4.15 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na esfera (LMS com atraso) _____	70
Figura 4.16 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na gaiola _____	72
Figura 4.17 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na gaiola (LMS com atraso) _____	72
Figura 4.18 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na gaiola (LMS com atraso) _____	73
Figura 4.19 – Filtro adaptativo LMS com uso de sinal de referência _____	74
Figura 4.20 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na pista externa _____	75
Figura 4.21 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na pista externa (LMS sem atraso) _____	76
Figura 4.22 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na pista externa (LMS sem atraso) _____	76
Figura 4.23 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na pista interna _____	78
Figura 4.24 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na pista interna (LMS sem atraso) _____	78
Figura 4.25 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na pista interna (LMS sem atraso) _____	79
Figura 4.26 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na esfera _____	80
Figura 4.27 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na esfera (LMS sem atraso) _____	81
Figura 4.28 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na esfera (LMS sem atraso) _____	81
Figura 4.29 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na gaiola _____	83
Figura 4.30 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na gaiola (LMS sem atraso) _____	83
Figura 4.31 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na gaiola (LMS sem atraso) _____	84
Figura 4.32 – Filtro adaptativo RLS _____	84
Figura 4.33 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na pista externa _____	86
Figura 4.34 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na pista externa (RLS) _____	87
Figura 4.35 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na pista externa (RLS) _____	87

Figura 4.36 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na pista interna _____	89
Figura 4.37 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na pista interna (RLS) _____	90
Figura 4.38 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na pista interna (RLS) _____	90
Figura 4.39 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na esfera _____	92
Figura 4.40 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na esfera (RLS) _____	92
Figura 4.41 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na esfera (RLS) _____	93
Figura 4.42 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na gaiola _____	94
Figura 4.43 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na gaiola (RLS) _____	95
Figura 4.44 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na gaiola (RLS) _____	95
Figura 5.1 – Bancada experimental. _____	99
Figura 5.2 – Desenho e dimensões do eixo da bancada. _____	101
Figura 5.3 – Componentes do processo de calibração do sensor de proximidade _____	102
Figura 5.4 – Curva ajustada para o sensor de proximidade (---) e valores médios medidos (+++) _____	103
Figura 5.5 – Diagrama de blocos da cadeia de instrumentação do ensaio de caracterização da bancada _____	105
Figura 5.6 - Magnitudes das FRF dos mancais 2 e 6 _____	106
Figura 5.7 - Cadeia de instrumentação para aquisição dos sinais _____	107
Figura 5.8 - Acelerômetros do tipo 8309, fixados nos mancais 2 e 6 _____	108
Figura 5.9 - Acelerômetros do tipo 4371, fixados nos mancais 3 e 5 _____	108
Figura 5.10 - Acelerômetro do tipo 4371, fixado no mancal 4 _____	108
Figura 5.11 - Mancal do rolamento com a gaiola deteriorada. _____	110
Figura 6.1 – Níveis vibratórios do mancal 2 _____	112
Figura 6.2 – Sinais no tempo para o rolamento bom e após a falha _____	113
Figura 6.3 – Espectros dos sinais para o rolamento 2 em boas condições e após a falha _____	114
Figura 6.4 – Função resposta em frequência do mancal 2 _____	115
Figura 6.5 – Sinal vibratório não filtrado e espectro do envelope para o ensaio 7 _____	117
Figura 6.6 – Sinal vibratório não filtrado e espectro do envelope para o ensaio 11 _____	117
Figura 6.7 – Sinal vibratório não filtrado e espectro do envelope para o ensaio 15 _____	118
Figura 6.8 – Sinal filtrado (LMS sem atraso) e espectro do envelope para o ensaio 7 _____	120
Figura 6.9 – Sinal filtrado (LMS sem atraso) e espectro do envelope para o ensaio 11 _____	120
Figura 6.10 – Sinal filtrado (LMS sem atraso) e espectro do envelope para o ensaio 15 _____	121
Figura 6.11 – Sinal filtrado (LMS com atraso) e espectro do envelope para o ensaio 7 _____	122
Figura 6.12 – Sinal filtrado (LMS com atraso) e espectro do envelope para o ensaio 11 _____	123

Figura 6.13 – Sinal filtrado (LMS com atraso) e espectro do envelope para o ensaio 15	123
Figura 6.14 – Sinal filtrado (RLS) e espectro do envelope para o ensaio 7 _____	125
Figura 6.15 – Sinal filtrado (RLS) e espectro do envelope para o ensaio 11 _____	125
Figura 6.16 – Sinal filtrado (RLS) e espectro do envelope para o ensaio 15 _____	126

Lista de tabelas

Tabela 4.1 – Freqüências características de defeito. _____	54
Tabela 4.2 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (LMS com atraso) (defeito na pista externa) _____	63
Tabela 4.3 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na pista externa) ____	63
Tabela 4.4 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na pista interna) (LMS com atraso) _____	66
Tabela 4.5 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na pista interna) ____	66
Tabela 4.6 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na esfera) (LMS com atraso) _____	68
Tabela 4.7 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na esfera) _____	69
Tabela 4.8 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na gaiola) (LMS com atraso) _____	71
Tabela 4.9 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na gaiola) _____	71
Tabela 4.10 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na pista externa) (LMS sem atraso) _____	74
Tabela 4.11 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na pista externa) ____	75
Tabela 4.12 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na pista interna) (LMS sem atraso) _____	77
Tabela 4.13 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na pista interna) ____	77
Tabela 4.14 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na esfera) (LMS sem atraso) _____	79
Tabela 4.15 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na esfera) _____	80
Tabela 4.16 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na gaiola) (LMS sem atraso) _____	82
Tabela 4.17 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na gaiola) _____	82
Tabela 4.18 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na pista externa) (RLS)	85
Tabela 4.19 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na pista externa) ____	85
Tabela 4.20 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na pista interna) (RLS) _	88
Tabela 4.21 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na pista interna) ____	88
Tabela 4.22 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na esfera) (RLS) _____	91
Tabela 4.23 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na esfera) _____	91
Tabela 4.24 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na gaiola) (RLS) _____	93
Tabela 4.25 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na gaiola) _____	94

Tabela 5.1 - Intervalo de confiança de 95% para os coeficientes do ajuste _____	104
Tabela 5.2 – Dados para calibração dos sensores _____	109
Tabela 6.1 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado _____	116
Tabela 6.2 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (Filtro LMS sem atraso) _____	119
Tabela 6.3 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (Filtro LMS com atraso) _____	122
Tabela 6.4 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (Filtro RLS) _____	124

Lista de símbolos

Letras latinas

A	Matriz que define o estado modelado do sistema
A	Função linear resultante da linearização de f
a	Valor mínimo da amplitude do ruído.
A_i	Amplitude do impulso.
a_i	Coeficientes do polinômio do ajuste relacionado à calibração do sensor de deslocamento.
B	Matriz que define o estado modelado do sistema
b	Valor máximo da amplitude do ruído.
C	Matriz que define o estado modelado do sistema
C_k	Curtose de uma distribuição
C_s	Coeficiente de assimetria
D	Diâmetro da esfera
d	Diâmetro primitivo do rolamento
d_k	Sinal de saída desejado
$d_{ef}(t)$	Parcela de defeito do sinal
d_{pe}	Diâmetro da pista externa
d_{pi}	Diâmetro da pista interna
$E_d(k)$	Energia do sinal desejado, no instante k
F	Matriz que define o estado ótimo do sistema $\hat{x}(k)$
f	Função não linear integrante do modelo usado no filtro EKF
F_{cr}	Fator de crista
f_{de}	Frequência de defeito na esfera do rolamento
f_{dg}	Frequência de defeito na gaiola do rolamento
f_{dpe}	Frequência de defeito na pista interna do rolamento
f_{dpi}	Frequência de defeito na pista interna

f_g	Freqüência angular da gaiola
F_k	Fator K
f_{pe}	Freqüência angular da pista externa
f_{pi}	Freqüência angular da pista interna
f_r	Freqüência de rotação do rolamento.
G	Matriz que define o estado modelado do sistema
g	Vetor que define o estado ótimo do sistema $\hat{x}(k)$
g	Função não linear integrante da saída do modelo.
g_i	Resposta ao impulso do i-ésimo modo de vibração da estrutura.
$H_k(Z)$	Função de transferência do filtro
$H\{x(t)\}$	Transformada de Hilbert de uma certa função no tempo
J	Função objetivo do processo de otimização do filtro de Kalman.
j	Índice relacionado a discretização do pulso.
k	Número de ordem de um sinal ou ponto
$K(t_2)$	Ganho de Kalman no instante considerado
M'_3	Momento estatístico em relação à média de terceira ordem
M'_4	Momento estatístico em relação à média de quarta ordem
$M_r(X_{med})$	Momento estatístico em relação à média de ordem r
n	Número de pontos no tempo
N	Número de coeficientes dos filtros de Wiener e adaptativos.
n	Fator dependente do tipo de rolamento.
$n(t)$	Parcela de normalidade do sinal
N_e	Número de esferas
$o(k)$	Sinal de saída do filtro de Wiener em um instante k
P	Vetor de correlação entre o sinal observado e o desejado.
Q	Matriz de covariância associada à parcela de ruído na modelagem w .
Q_{max}	Máxima amplitude exercida pela carga sobre o rolamento.
Q_θ	Variação de carga.

r	Raio do movimento angular
r	Ordem do momento estatístico
R	Matriz de covariância associada ao ruído na medição $v(k)$
R	Matriz de autocorrelação do vetor de entrada
r_g	Raio da gaiola
r_{pe}	Raio da pista externa
r_{pi}	Raio da pista interna
$S_r(t)$	Sinal de vibração de um rolamento no domínio do tempo
t	Tempo
t_3^-	Instante de tempo imediatamente anterior ao instante 3.
T_i	Período de falha.
u	Velocidade unidimensional de um ponto (entrada da modelagem matemática do sistema).
U	Impulso.
V	Velocidade tangencial
v	Tensão medida no multímetro.
$v(k)$	Ruído inerente à medição da saída $y(k)$ de um processo.
V_g	Velocidade tangencial da gaiola
V_{pe}	Velocidade tangencial da pista externa
V_{pi}	Velocidade tangencial da pista interna
w	Ruído inerente à modelagem matemática do sistema.
W	Vetor de parâmetros do filtro linear discreto.
X_{k-1}	Sinal de entrada do filtro com atraso
X	Vetor de estado do filtro de Kalman na formulação de estado
$x(\tau)$	Função no domínio τ
$\hat{x}(t_1)$	Estimativa da posição no tempo 1 de um certo ponto
$\tilde{x}(k)$	Função que representa a diferença entre o estado do sistema fornecido pela modelagem dinâmica e sua estimativa.
$x_i(t)$	Sinal de defeito em um rolamento.

X_k	Sinal de entrada do filtro
x_k	Amplitudes de vibração no tempo
X_{med}	Média das amplitudes de vibração
X_{pico}	Valor de pico das amplitudes de vibração no tempo
X_{rms}	Nível global rms das amplitudes de vibração no tempo
Y_k	Sinal de saída filtrado
z_1	Posição de um ponto no instante 1

Letras gregas

Δ	Deslocamento medido no micrômetro.
$\Gamma(k)$	Vetor auxiliar para o cálculo do conjunto de parâmetros ótimo, no instante k .
β	Ângulo de contato da esfera com as pistas
ε_k	Erro entre o sinal filtrado e o desejado
ε	Fator de distribuição de carga.
ϕ	Fase de um sinal.
μ	Passo de adaptação do algoritmo do gradiente estocástico (Capítulo III).
μ	Valor médio do sinal (capítulo IV).
π	Número pi ($\cong 3.1416.....$)
θ	Vetor de parâmetros virtuais de modelo de formulação de estado
$\theta_n(k)$	Vetor de correlação entre a entrada e a saída desejada de um filtro adaptativo, no instante k
σ	Desvio padrão de uma distribuição
τ	Defasagem no tempo
ω	Velocidade angular
ω_d	Velocidade associada à frequência natural da estrutura.
ξ	Fator de amortecimento do i -ésimo modo de vibração da estrutura.
ξ_j	Soma dos quadrados dos erros parciais do algoritmo do gradiente estocástico até o instante j considerado.

Sumário

CAPÍTULO 1 – Introdução

1.1 Introdução	1
1.2 Técnicas de filtragem	3
1.3 Objetivos e justificativa	5
1.4 Estrutura do trabalho – visão geral	5

CAPÍTULO 2 - Técnicas de identificação de falhas em mancais de rolamentos

2.1 Introdução	7
2.2 Cargas em rolamentos	8
2.3 Cinemática do rolamento – determinação das frequências características	9
2.4 Técnicas de identificação de defeitos em rolamentos	13
2.4.1 Técnicas de identificação no domínio do tempo	14
2.4.2 Técnicas de identificação no domínio da frequência	18
2.4.3 Técnicas de identificação no domínio tempo-frequência	23

CAPÍTULO 3 - Conceitos e aplicabilidade dos Filtros de Kalman e Filtros “SANC”

3.1 Introdução	25
3.2 Atuação do filtro de Kalman (abordagem básica)	26
3.2.1 Estimção na situação estática	26
3.2.2 Estimção na situação dinâmica	29
3.3 Atuação do filtro de Kalman (abordagem generalizada)	32
3.4 Filtro de Kalman com ganho constante	38
3.5 Filtro de Kalman estendido	38
3.6 Filtros para cancelamento de ruído (S.A.N.C.)	40
3.6.1 Filtro de Wiener	40
3.6.2 Filtros adaptativos	43

CAPÍTULO 4 – Simulações numéricas

4.1 Introdução	51
4.2 Modelagem matemática de defeitos em mancais de rolamentos	51
4.2.1 – Modelagem matemática de defeito na pista externa	55
4.2.2 – Modelagem matemática de defeito na pista interna	56

4.2.3 – Modelagem matemática de defeitos nos corpos rolantes (esferas) _____	57
4.2.4 – Modelagem matemática de defeito na gaiola _____	58
4.3 Filtragem adaptativa aplicada aos sinais ruidosos de defeito _____	59
4.3.1 – Filtragem adaptativa LMS com atraso aplicado aos sinais de defeito _____	61
4.3.2 – Filtragem adaptativa LMS sem atraso aplicado aos sinais de defeito _____	73
4.3.3 – Filtragem adaptativa RLS aplicada aos sinais de defeito _____	84
4.4 – Análise dos resultados e conclusões _____	96
 CAPÍTULO 5 – Metodologia e procedimentos	
5.1 Introdução _____	98
5.2 Detalhamento da bancada experimental _____	99
5.3 Calibração e atuação do sensor de deslocamento _____	102
5.4 Caracterização do sistema _____	104
5.5 Aquisição dos dados para a bancada em funcionamento _____	106
5.5.1 – Calibração dos acelerômetros _____	109
5.5.2 – Procedimento de aquisição dos sinais _____	109
 CAPÍTULO 6 – Apresentação, análise e discussão dos resultados	
6.1 Introdução _____	111
6.2 Análise comparativa dos estágios inicial e final de falha do rolamento _____	113
6.3 Resultados e análise da aplicação da técnica da filtragem adaptativa _____	115
6.3.1 – Parâmetros de controle aplicados ao sinal não filtrado _____	118
6.3.2 – Parâmetros de controle aplicados ao sinal filtrado (Filtro LMS sem atraso) _____	118
6.3.3 – Parâmetros de controle aplicados ao sinal filtrado (Filtro LMS com atraso) _____	121
6.3.4 – Parâmetros de controle aplicados ao sinal filtrado (Filtro RLS) _____	124
6.4 Observações e conclusões _____	126
 CAPÍTULO 7 – Conclusões, observações e sugestões para trabalhos futuros	
7.1 Conclusões e observações _____	128
7.2 Sugestões para trabalhos futuros _____	130
 CAPÍTULO 8 – Bibliografia e anexos	
8.1 Bibliografia _____	132

CAPÍTULO I

Introdução

1.1 Introdução

É notória a cada vez maior competitividade entre as indústrias no sentido da conquista de mercados e o conseqüente aumento na geração de lucro. Toda esta busca por um espaço maior passa, necessariamente, pela redução dos custos envolvidos na produção dos bens que se deseja comercializar. É neste contexto que se insere a idéia de dar uma atenção cada vez maior a boas práticas de manutenção por parte do corpo diretivo de qualquer indústria que queira se manter no mercado, pois é sabido que paradas não programadas de uma máquina, especialmente se elas tiverem particular importância no processo produtivo, podem levar ao aumento do estoque de peças sobressalentes e custos de intervenção e, naturalmente, a interrupções da produção, podendo acarretar grandes prejuízos. Com o intuito de minimizar as quebras das máquinas foi introduzido, entre outros conceitos, o de manutenção preditiva, que pode ser definida como manutenção preventiva baseada na condição do equipamento. Esta referida atenção dada à manutenção é reforçada pela exigência de um nível cada vez maior de produtividade das máquinas, o que leva ao trabalho delas de forma ininterrupta e submetidas a velocidades cada vez maiores, favorecendo ainda mais a diminuição do tempo médio entre falhas dos equipamentos.

Em face desta tendência, novas técnicas de manutenção, inclusive da preditiva, vêm sendo desenvolvidas e aprimoradas, entre elas as de detecção precoce de falhas ainda em um estado incipiente, sua localização e seu diagnóstico, oferecendo embasamento suficiente para a tomada de decisões acerca de uma parada programada ou da continuidade operacional da máquina, decisões estas amparadas por uma estimativa confiável do tempo restante de operação antes do colapso do equipamento, permitindo a continuidade da produção e contribuindo para a minimização dos custos operacionais destes equipamentos.

Dentre as máquinas que compõem um parque industrial, dependendo do bem produzido, pode-se dar destaque aos equipamentos rotativos, que compõem um bom percentual do maquinário instalado, especialmente em fábricas do ramo químico e

petroquímico, por exemplo. Diante deste fato, é compreensível que se dedique tempo e estudo no sentido favorecer boas práticas de manutenção voltadas para este tipo de equipamento. Estas máquinas rotativas, em especial as que operam com maiores velocidades, utilizam geralmente mancais de rolamentos, que respondem por boa parte dos seus índices de falhas, podendo ser originadas por vários fatores, entre eles:

- Lubrificação Inadequada.
- Montagem Incorreta.
- Retentores inadequados.
- Desalinhamento.
- Passagem de corrente elétrica.
- Vibrações Externas.
- Defeitos de Fabricação.
- Fadiga.

Segundo Ripper Neto (2000), a manutenção preditiva pode ser executada através do monitoramento de parâmetros que caracterizem o estado da máquina, tais como temperatura, descargas parciais e análise cromatográfica de óleo isolante (no caso de equipamentos elétricos). Dentre eles, o monitoramento mais usual é dos níveis vibratórios da máquina, que oferece a vantagem de prover uma maior riqueza de informações acerca do seu estado, possibilitando uma análise mais fiel das suas condições.

Comumente, o monitoramento de vibrações é feito contínua ou periodicamente e existe uma gama de técnicas de análise, que vão desde a simples observação dos níveis globais de vibração até a análise da tendência de aumento dos níveis vibratórios, mas todas elas usam um elemento fundamental para a investigação: os sinais de vibração. É através dos sinais que todas as técnicas de extração de informações do estado do equipamento são aplicadas. Portanto, uma possibilidade maior de acerto na detecção e diagnóstico das falhas depende de uma boa qualidade dos sinais vibratórios obtidos. Mas, freqüentemente, nem sempre é possível a medição do sinal no epicentro do fenômeno vibratório, ou seja, diretamente no componente que se deseja analisar. Com isso, os sinais medidos ficam sujeitos a problemas relacionados à propagação do fenômeno vibratório pela máquina, devido à própria impedância mecânica da estrutura, que acarreta uma perda da energia oscilatória e atenuação da transmissão de forças de oscilação (Wowk, 1991). Somado a isto, sabe-se que o sinal obtido é contaminado por outras informações que não dizem respeito à detecção e diagnóstico de falhas em um determinado componente, como aquelas advindas de outras fontes vibratórias (outros componentes, por exemplo), além de ruídos

dos mais diversos, que ocorrem comumente em indústrias petroquímicas e de refino de petróleo, só para citar dois exemplos. Para tentar contornar este problema, também são empregadas técnicas para filtrar estes sinais, fornecendo a ele uma boa qualidade, que permita uma análise a mais fidedigna possível. Este é justamente o objetivo de todo o trabalho que compõe esta dissertação de mestrado, utilizando para tal filtragem um sensor posicionado em um local de referência em uma bancada de testes constituída por um motor elétrico que movimenta um eixo apoiado e guiado por uma série de cinco mancais de rolamentos, que serão os alvos das medições e análises e cujo defeito, razão de ser da filtragem, será induzido mediante a aplicação de carga no eixo.

1.2 Técnicas de filtragem

Os instrumentos de filtragem destes sinais neste trabalho serão aqueles denominados de “self adaptative noise cancelling” (SANC). Portanto, a idéia geral é usar o sinal de referência do sensor para, através dos filtros mencionados, minimizar a sua influência no sinal de interesse, obtido através de outro transdutor, do componente de interesse, do qual se deseja extrair informações acerca da existência de falha e do diagnóstico da mesma.

O Filtro de Kalman representou um desenvolvimento relativamente recente (1960) em termos de filtragem, embora tenha suas raízes nos estudos de Gauss (1795). Estas idéias têm sido aplicadas em áreas diversas, como a aeroespacial, navegação marítima, instrumentação de plantas de geração de energia nuclear, modelagem demográfica, manufatura, entre outros. O propósito deste método é estimar o estado de um sistema de medidas que contém erros aleatórios. Um exemplo é a estimativa da posição e velocidade de um satélite através de um radar. Trata-se, portanto, de um estimador recursivo muito eficiente, capaz de fornecer estimativas ótimas para os estados de sistemas dinâmicos, a partir de medições corrompidas por ruído. Além da descrição original do Filtro de Kalman para sistemas lineares, são apresentadas duas abordagens diferentes que permitem que o algoritmo seja aplicado a sistemas não-lineares: o Filtro de Kalman Estendido (EKF) e o Filtro de Kalman “Inodoro” (UKF) (Simon, 2001). Segundo Widrow e Stearns (1985), este filtro tem sua aplicação efetivada, para casos de medição de vibrações em máquinas rotativas, após o sinal passar por um filtro passa banda, a fim de se aplicar a transformada de Hilbert, etapa componente da técnica do envelope, método este bastante usual para detecção de falhas em mancais de rolamentos. Porém, para que o filtro de Kalman seja efetivo para a supressão do ruído, são necessários conhecimentos prévios do sistema e do sinal desejado, definindo assim os parâmetros do filtro.

Uma forma alternativa, caso não sejam conhecidos a fundo o sistema e o sinal, é utilizar um filtro adaptativo, cujos parâmetros, de acordo com Stearns (1996), não são fixos e se ajustam de acordo com as características do sinal, operando com a minimização do erro quadrático médio entre a resposta desejada e a obtida a cada iteração. Neste tipo de filtro, há uma relação quadrática entre o erro e os parâmetros no algoritmo adaptativo. Para este trabalho de filtragem, pode ser implementado o algoritmo LMS (Least-Mean-Square), sendo ele ao mesmo tempo simples e eficiente, tendo surgido na literatura em 1960 e servido para um grande número de pesquisas, bem como suporte para evolução de muitos algoritmos adaptativos, sendo ele baseado no método de otimização clássica conhecido como do passo descendente ou do gradiente descendente. Inclusive, neste processo de minimização desencadeado pela filtragem, a maior dificuldade está na estimação do gradiente da superfície para determinação da direção de busca, pois não se tem um conhecimento prévio desta superfície. Ainda segundo Stearns (1996), esta dificuldade pode ser contornada usando uma estimativa do gradiente baseada no erro instantâneo quadrático. Vale ressaltar que o filtro adaptativo pode ser aplicado de duas formas diferentes: usando o sinal de entrada dele para obter uma resposta desejada ótima ou utilizando o mesmo sinal de entrada como sinal desejado. Desta forma, o sinal entra no filtro com atraso, atraso este escolhido de forma tal que a saída do filtro deve ser uma estimativa da saída desejada, de forma que a saída é melhorada progressivamente a cada iteração, conforme esquema mostrado na Figura 1.1. (Bezerra e Pederiva, 2004).

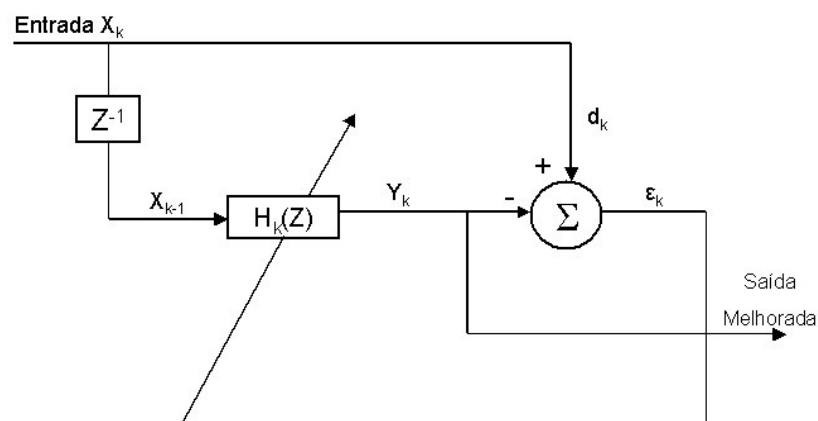


Figura 1.1 – Filtragem adaptativa com atraso no sinal de entrada.

Onde a entrada X_k sofre um atraso no tempo, passando a X_{k-1} , posteriormente passando pelo filtro (que tem como função de transferência $H_k(Z)$) e tendo como resposta o sinal Y_k , que é comparado, então, com a resposta desejada d_k gerando o erro ε_k , que

será a função objetivo da otimização a cargo do algoritmo LMS e alterando os parâmetros do filtro, para, de forma iterativa, gerar uma resposta o mais melhorada possível.

1.3 Objetivos e justificativa

Como justificativa para a realização do projeto, de fato pode ser mostrado, conforme já explicitado, que a filtragem dos sinais para atenuar a influência de outras fontes de vibração junto ao componente alvo é de interesse na medida em que possibilita uma maior confiabilidade na fidelidade destes sinais, por conseguinte dando margem a uma maior exatidão na identificação da eventual falha do rolamento. De acordo com Ripper Neto (2000), esta preocupação é justificada pelo fato de que a perturbação mecânica originada no defeito se propaga pela estrutura da máquina como uma onda até o ponto onde está o detector da vibração, devido ao fenômeno da impedância mecânica, já explicitado anteriormente. A consequência disso é que o sinal gerado na fonte de vibração é alterado ao se propagar pela estrutura da máquina, devido às reflexões a que está sujeito, devido ao fenômeno de dispersão segundo o qual os vários componentes harmônicos do sinal possuem diferentes velocidades de propagação e devido ao efeito de filtragem seletiva que a estrutura da máquina exerce no sinal, conforme um filtro mecânico cujos pólos são suas frequências naturais de vibração. Tanto quanto possível é conveniente colocar o detector suficientemente próximo à fonte de vibração para evitar esses efeitos de propagação, além das interferências de sinais provenientes de outras fontes (Ripper Neto, 2000). Além destas fontes de distorção do sinal já citadas, uma outra de igual importância é a influência de outros componentes da máquina como fontes vibratórias, como é o caso de outros mancais de rolamentos, que estão presentes na bancada experimental proposta para este trabalho e cujas fontes de interferência têm sua atenuação como o principal objetivo do mesmo.

1.4 Estrutura do trabalho – visão geral

Como planejamento e descrição da estrutura da presente dissertação, foi apresentada uma introdução contendo os objetivos e a justificativa do trabalho, além de breves descrições teóricas acerca das áreas do conhecimento necessárias para o bom desenrolar do mesmo.

No segundo capítulo será feita uma abordagem mais minuciosa acerca da teoria dos mancais de rolamentos, além do estado da arte das técnicas de identificação de falhas em sua estrutura.

Uma conceituação mais focada dos Filtros de Kalman e dos chamados filtros adaptativos (Filtros “SANC”) será feita no terceiro capítulo, assim como todo o processo que envolveu as suas aplicações para a filtragem dos sinais oriundos da bancada experimental.

Já no quarto capítulo será explicitada a modelagem matemática dos defeitos típicos de mancais de rolamentos, a geração destes sinais utilizando o software MATLAB, bem como a aplicação da técnica de filtragem citada em diferentes níveis de defeitos modelados, a fim de se testar a eficácia desta na melhoria da qualidade dos sinais simulados e na maior facilidade de acompanhamento da evolução dos defeitos por parte de alguns parâmetros, que serão mostrados no capítulo II seguinte.

O quinto capítulo irá conter todo o procedimento experimental executado, além do seu planejamento, de informações pertinentes sobre a bancada de testes e os passos preliminares à aquisição dos sinais e filtragem, como a identificação das frequências características do acoplamento e dos mancais de rolamentos da bancada a fim de caracterizar todo o sistema, pois um conhecimento prévio e amplo do mesmo é imprescindível para um bom processo de filtragem e identificação da falha, uma vez que, de posse destas informações, características peculiares do sinal já poderão ser associadas de imediato a outros componentes do sistema. Irá compor este capítulo também a definição das cargas que serão aplicadas aos mancais de rolamentos a fim de provocar a falha que será alvo da medição e filtragem, associado à construção de um modelo em elementos finitos feito com o auxílio de um “software” comercial do eixo e dos apoios dos mancais para definição de uma correlação entre a carga aplicada nos mesmos e o respectivo deslocamento.

Todos os resultados dos experimentos executados estarão presentes no sexto capítulo, além de uma análise destes, além do desempenho e eficácia do método usado para indução do defeito, medição e filtragem.

Por fim, no capítulo VII serão feitas as devidas conclusões e mostradas as perspectivas de trabalhos futuros e, no capítulo VIII, apresentadas as referências bibliográficas utilizadas e citadas ao longo do trabalho.

CAPÍTULO II

Técnicas de Identificação de Falhas em Mancais de Rolamentos.

2.1 Introdução

Os mancais de rolamentos são elementos de máquinas responsáveis por guiar e suportar partes rotativas da mesma. Dentro da gama destas peças disponíveis no mercado, existem rolamentos projetados para suportar cargas radiais, axiais ou combinadas. Os rolamentos que possuem esferas como elementos rolantes são geralmente recomendados para uso sob cargas baixas e médias, enquanto outros tipos, como os de rolos cilíndricos, são recomendados para uso sob condições de carga mais altas.

Em se falando de vida dos rolamentos, que é definida como sendo o número de revoluções (ou de horas a uma determinada velocidade constante) que o rolamento pode atingir antes que se manifeste o primeiro sinal de fadiga em um dos seus anéis ou em um dos seus corpos rolantes, pode-se afirmar que, sob condições ideais, ela pode ser considerada infinita. Trazendo esta teoria para a realidade de uso, sabe-se que rolamentos podem atingir uma vida muito maior do que a prevista pelos cálculos tradicionais, se estiverem sob condições apropriadas de operação. Por condições apropriadas de operação entende-se que elas surjam, principalmente, quando os elementos rolantes são separados das suas pistas por um filme lubrificante e quando os danos superficiais causados por impurezas são limitados (SKF, 1997).

Quando boas condições de operação não são atingidas, assim como fabricação e manuseio corretos não são efetuados, a probabilidade de que um rolamento falhe antes que a sua vida especificada seja alcançada aumenta bastante, falhas estas que podem ocorrer por diversas razões, conforme citado neste capítulo e no anterior, com cada um destes fatores provocando um tipo específico de defeito. Conseqüentemente, a análise dos rolamentos danificados constitui uma forma alternativa de identificar a razão que levou ao seu colapso, aliada à análise dos sinais vibratórios gerados pela máquina, possibilitando a tomada das devidas ações corretivas.

Estatisticamente, de todos os rolamentos que falham, cerca de um terço é danificado por fadiga natural, o outro terço por problemas de lubrificação e o restante por contaminação que penetra no rolamento e/ou manuseio inadequado (montagem inadequada) (SKF, 1997).

O período de tempo transcorrido até que se iniciem os primeiros sinais de fadiga do material constituinte de um rolamento depende de alguns fatores, entre eles o número de revoluções, a magnitude da carga aplicada, a lubrificação e a limpeza do lubrificante. Por fadiga entende-se, neste caso, como o resultado de tensões de cisalhamento cíclicas que aparecem imediatamente abaixo da superfície carregada, devido ao movimento rotativo de alguma pista do mancal. Com o tempo de operação, estas tensões provocam micro-trincas, resultado de micro-fissuras, que, por sua vez, surgem especialmente em pontos de pouca resistência, onde o material é anisotrópico ou onde ocorrem inclusões de materiais não metálicos. Estas micro-trincas, gradativamente, evoluem até atingir a superfície da peça. Se as cargas aplicadas forem grandes, em combinação com os fragmentos carregados pelo lubrificante, a passagem dos elementos rolantes na trinca provoca o aparecimento de descascamentos (“spalls”) e/ou covas (“pits”) na superfície de uma ou mais pistas. Evolução esta que é, normalmente, percebida pelo aumento do ruído e dos níveis vibratórios do rolamento. Se o filme de óleo lubrificante tiver uma espessura superior à rugosidade do material constituinte do mancal, a probabilidade de ocorrer tensões de superfícies é muito pequena. Se, no entanto, a carga for superior ao limite de fadiga, esta ocorrerá mais cedo ou mais tarde, a depender dos outros fatores (SKF, 1997).

2.2 Cargas em rolamentos

Os esforços aplicados constituem a principal forma de indução de falha nos rolamentos da bancada experimental proposta para este trabalho e existem diferentes formas destas cargas serem exercidas sobre os componentes do mancal, que vão originar diferentes tipos de falhas, com diferentes tipos de frequências características no sinal. Em geral, dependendo do tipo de montagem, a operação induz esforços radiais que, segundo Bezerra (2004), produzem regiões de carregamento, cuja forma e intensidade depende de vários fatores, como a geometria do rolamento, o tipo de material constituinte dos elementos, o tipo de montagem (com ou sem pré-carga), a espessura das pistas, as folgas e as características do lubrificante utilizado. Conforme a operação prossegue, os rolamentos sofrem desgastes que causarão folga e, desta forma, a região de carga sofrerá uma diminuição. Na Figura 2.1 seguinte, são apresentadas as regiões de carregamento de rolamentos sem folga submetidos ou não a pré-carga na montagem e com folga como forma elucidativa da teoria exposta:

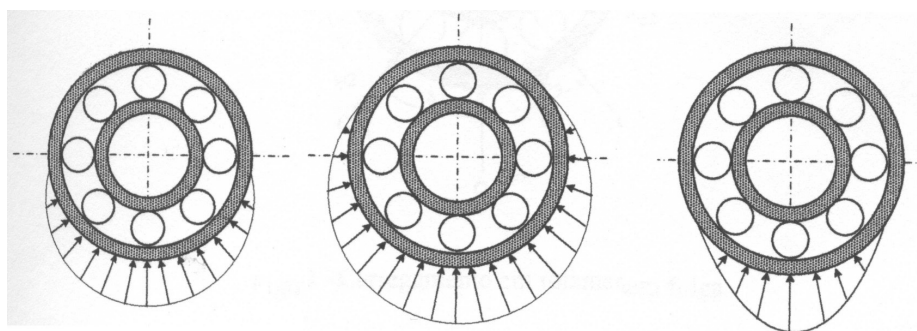


Figura 2.1 – Formas de carregamento em rolamentos

Onde o desenho da esquerda retrata um rolamento sem folga sujeito à montagem normal, o central mostra um rolamento submetido a uma pré-carga e o da esquerda ilustra a zona de carregamento de um rolamento com folga.

2.3 Cinemática do rolamento – determinação das freqüências características

Um método bastante usual e eficiente de se detectar e diagnosticar defeitos em rolamentos, além da simples inspeção do componente danificado, é a análise dos sinais vibratórios emitidos pela máquina. As falhas nos rolamentos ocasionadas pelo aparecimento das covas e dos descascamentos irão provocar choques toda vez que um elemento girante passar por eles, provocando impulsos que irão excitar ressonâncias no próprio rolamento e na máquina, pois estes impulsos, pelas suas características, excitam uma grande faixa de freqüências, alcançando inclusive aquelas naturais do componente e do equipamento. Outra característica destes impulsos é que eles irão ocorrer periodicamente com uma freqüência que é determinada, unicamente, pela localização do defeito, sendo ele na pista interna, na externa ou no elemento girante (Macfadden, 1984). É muito importante, para uma correta análise dos sinais, saber onde estão estas freqüências no espectro da máquina, pois um importante indicador da presença do defeito é o aumento da amplitude dos picos nestas freqüências, chamadas de freqüências de defeitos. Para obtê-las, devem ser conhecidas a geometria do rolamento e a velocidade de rotação, com um procedimento de cálculo exposto a seguir.

Na Figura 2.2 abaixo, pode-se ter uma visualização do significado físico das grandezas usadas para o cálculo das freqüências de defeitos dos componentes do rolamento.

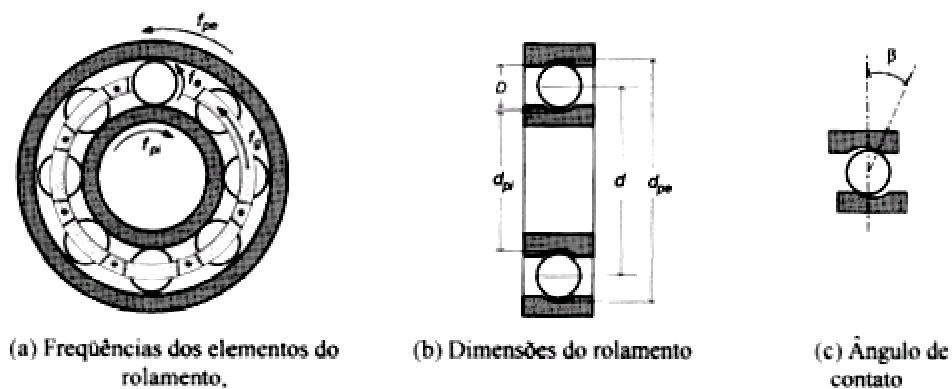


Figura 2.2 – Frequências, dimensões e ângulo de contato do rolamento.

Para efeito de manutenção preditiva, as dimensões principais do mancal de rolamentos são: o diâmetro da esfera (representado por D), o diâmetro primitivo do rolamento (representado por d), o diâmetro da pista interna (d_{pi}), o diâmetro da pista externa (d_{pe}), o ângulo de contato da esfera com as pistas (β) e os raios da gaiola e das pistas interna e externa por $r_g \left(\frac{d}{2}\right)$, $r_{pi} \left(\frac{d_{pi}}{2}\right)$ e $r_{pe} \left(\frac{d_{pe}}{2}\right)$ respectivamente.

A partir daí, a determinação das velocidades tangenciais dos elementos do rolamento torna-se importante, sendo mais bem evidenciadas através da Figura 2.3 abaixo, onde V_{pe} é a velocidade tangencial da pista externa, V_{pi} da pista interna e V_g da gaiola (Bezerra, 2004).

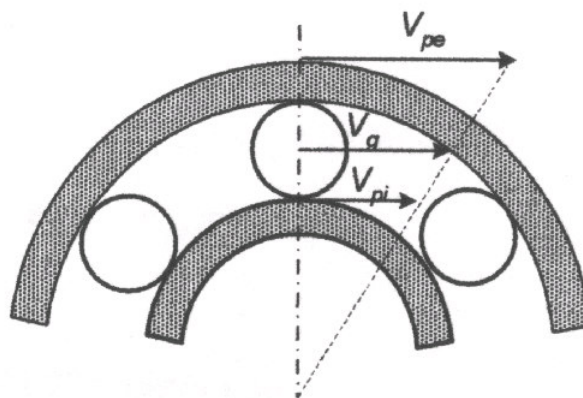


Figura 2.3 – Velocidades nos elementos do rolamento.

Se for efetuada uma análise cinemática destas velocidades, chega-se à seguinte relação entre elas:

$$V_g = \frac{V_{pi} + V_{pe}}{2} \quad (2.1)$$

A Equação (2.1), associada a uma importante relação entre velocidades tangencial e angular obtida da cinemática:

$$V = r.\omega \quad (2.2)$$

Onde r é o raio do movimento angular e ω a velocidade angular, que se relaciona com a frequência por:

$$\omega = 2.\pi.f \quad (2.3)$$

Será a base para o cálculo das frequências de defeito da gaiola e das pistas interna e externa sem a consideração referente aos ângulos de contato, o que será feito posteriormente.

Usando as relações (2.2) e (2.3) para o caso da frequência da gaiola, chega-se a:

$$f_g = \frac{V_g}{2.\pi.r_g} \quad (2.4)$$

Combinando a Equação (2.4) com a (2.1) chega-se a:

$$f_g = \frac{V_{pi} + V_{pe}}{4.\pi.r_g} \quad (2.5)$$

Ou, melhorando (2.5):

$$f_g = \frac{V_{pi} + V_{pe}}{2.\pi.d} \quad (2.6)$$

Substituindo as Equações (2.2) e (2.3) aplicadas às pistas interna e externa na relação (2.6), tem-se como resultado:

$$f_g = \frac{r_{pi} \cdot f_{pi} + r_{pe} \cdot f_{pe}}{d} \quad (2.7)$$

Segundo Bezerra (2004), esta seria a equação da frequência de defeitos da gaiola se não fossem considerados os ângulos de contato das esferas coma as pistas. Para levá-los em conta, é necessário se valer de duas relações extraídas da geometria do rolamento:

$$r_{pi} = \frac{d - D \cdot \cos \beta}{2} \quad (2.8)$$

e

$$r_{pe} = \frac{d + D \cdot \cos \beta}{2} \quad (2.9)$$

Substituindo as Equações (2.8) e (2.9) na Equação (2.7) tem-se, finalmente, a expressão final da frequência de defeitos na gaiola, que é:

$$f_g = \frac{1}{d} \left(\frac{d - D \cdot \cos \beta}{2} \cdot f_{pi} + \frac{d + D \cdot \cos \beta}{2} \cdot f_{pe} \right) \quad (2.10)$$

A frequência de defeito na pista interna, tratada como a frequência com que a esfera passa pelo defeito na pista interna, é proporcional à frequência relativa entre a gaiola e a pista interna através da seguinte equação:

$$f_{dpi} = N_e \cdot |f_g - f_{pi}| \quad (2.11)$$

Sendo N_e o número de esferas do rolamento. Substituindo a Equação (2.10) na (2.11) e fazendo os rearranjos necessários, é obtida a frequência do defeito na pista interna, dada por:

$$f_{dpi} = \frac{N_e}{2.d} \left[|f_{pe} - f_{pi}| \cdot (d + D \cdot \cos \beta) \right] \quad (2.12)$$

A frequência de defeito na pista externa é obtida de forma análoga, usando uma relação igualmente análoga à Equação (2.11):

$$f_{dpe} = N_e \cdot |f_g - f_{pe}| \quad (2.13)$$

Substituindo a Equação (2.10) na (2.13) e fazendo os mesmos arranjos matemáticos daqueles usados para originar a relação (2.12), chega-se à expressão da frequência de defeitos na pista externa, dada por:

$$f_{dpe} = \frac{N_e}{2.d} \left[|f_{pi} - f_{pe}| \cdot (d - D \cdot \cos \beta) \right] \quad (2.14)$$

Por fim, a frequência característica de defeito nas esferas obedece às seguintes relações:

$$f_{de} \cdot D = f_{dpi} \cdot d_{pi} = f_{dpe} \cdot d_{pe} \quad (2.15)$$

Substituindo as relações (2.9) e (2.14) em uma das relações (2.15) e desprezando o termo do número de esferas, chega-se à expressão geral da frequência de defeitos na esfera:

$$f_{de} = \frac{d}{2.D} \left[|f_{pi} - f_{pe}| \cdot \left(1 - \frac{D^2 \cdot \cos^2 \beta}{d} \right) \right] \quad (2.16)$$

2.4 Técnicas de identificação de defeitos em rolamentos

De um modo geral, as técnicas de identificação podem ser divididas em três grandes grupos de acordo com o domínio em que o sinal é tratado. Portanto estas técnicas podem ser baseadas no domínio do tempo, no domínio da frequência e no domínio tempo-frequência, sendo estas últimas mais recentes (Bezerra, 2004).

➤ 2.4.1 – Técnicas de identificação no domínio do tempo

As técnicas de análise no domínio do tempo são as de mais simples implementação, sendo a análise do nível global RMS e do fator de crista os métodos mais usuais. Porém, são usados, ainda que em menor escala, os momentos estatísticos de primeira (média), segunda (variância), terceira (assimetria ou “skewness”), quarta (curtose) e sexta ordem, sendo estes três últimos normalizados em relação ao desvio padrão, segundo Dyer e Stewart (1978) e Tandon e Nakra (1992). Vale ressaltar que estes métodos são capazes de fazer a detecção do defeito, em alguns casos, mas não o diagnóstico, necessitando para isso do auxílio de técnicas mais robustas.

A média é definida por:

$$X_{med} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n x_k \quad (2.17)$$

Já o nível global rms de um conjunto de pontos é a raiz quadrada positiva do valor médio quadrático, que, por sua vez, para sinais digitais (discretos), é a média dos quadrados dos pontos:

$$X_{rms} = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n x_k^2} \quad (2.18)$$

Sendo igual ao desvio padrão da distribuição, se o valor médio for zero (Bendat; Piersol, 1986).

Já o fator de crista é dado por:

$$F_{cr} = \frac{X_{pico}}{X_{rms}} \quad (2.19)$$

Como significado destas grandezas para a detecção de defeitos, de acordo com Mitchell (1993), o valor do nível global rms do sinal dá uma estimativa do conteúdo de energia presente no sinal, sendo usado para dar uma idéia da severidade de vibração proveniente da estrutura de uma máquina ou de fatores externos.

Quanto ao fator de crista, segundo Nepomuceno (1999) e Mitchell (1993), quando um rolamento apresenta defeito, o seu valor de pico sofre uma elevação maior do que o seu

nível rms, caracterizando o aumento de F_{cr} . Para exemplificar este fato, é mostrado, na Figura 2.4. seguinte, o sinal de um rolamento com defeito na sua pista estacionária.

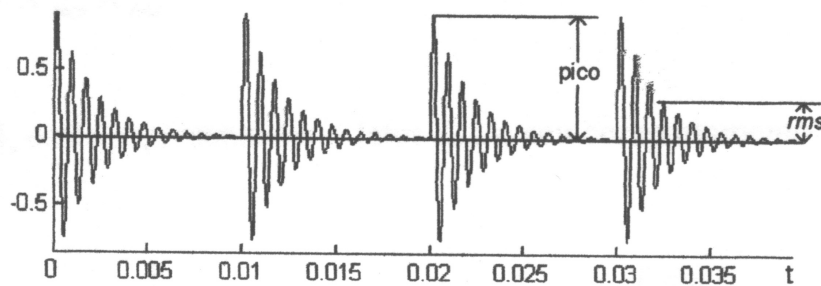


Figura 2.4 – Valores de pico e global rms para um rolamento defeituoso.

Além disso, quando o defeito é incipiente, o fator de crista consegue fazer uma detecção eficiente, mas quando a falha se agrava pela superfície do rolamento, ocorre um aumento também do seu nível de ruído, elevando o valor de X_{rms} mais rapidamente que o seu valor de pico, levando a uma redução do fator de crista. Portanto, conclui-se que o F_{cr} é um bom detector de falhas incipientes, mas tem uma performance muito baixa em se tratando de falhas em estado avançado. Tudo isso pode ser mais bem mostrado com o auxílio da Figura 2.5:

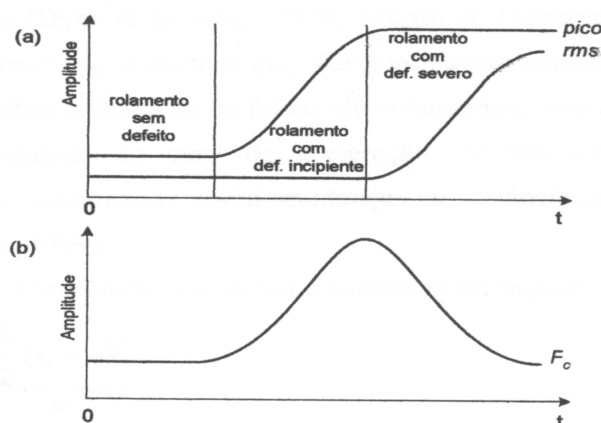


Figura 2.5 – (a) Valores de pico e rms e (b) fator de crista.

Para contornar esta limitação do fator de crista, foi criado o chamado fator K (F_k) (Bezerra, 2004), sendo definido pela seguinte expressão:

$$F_k = X_{pico} \cdot X_{rms} \quad (2.20)$$

A Figura 2.6 seguinte é elucidativa quanto ao comportamento de F_k para detecção de falhas em rolamentos:

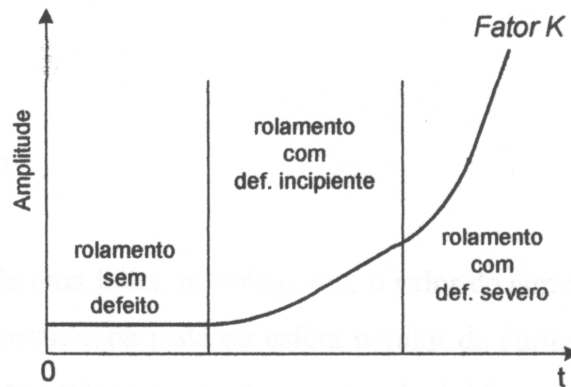


Figura 2.6 – Atuação do Fator K.

Quanto aos outros métodos no domínio do tempo não tão usuais, se destacam aqueles que se valem de fatores relacionados à função densidade de probabilidades do sinal de aceleração. De fato, segundo Dyer e Stewart (1978) e Martin e Honarvar (1995), quando um rolamento não apresenta falha, esta se apresenta com uma distribuição gaussiana, portanto, o valor da assimetria (momento estatístico central de terceira ordem) tende a zero e o valor da curtose (momento estatístico central de quarta ordem) tende a 3, com uma variação de 8%. Ocorre que, quando o rolamento começa a apresentar falha, a função densidade de probabilidades do sinal de aceleração não segue mais uma distribuição gaussiana, levando a mudanças nos valores da variância, assimetria e curtose (Dyer e Stewart, 1978; Tandon e Choudhury, 1999).

Os momentos estatísticos centrais (em relação à média) das amplitudes de vibração são calculados por meio da seguinte Equação:

$$M_r(X_{med}) = \frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n (x_k - X_{med})^r \quad (2.21)$$

Onde n representa o número de pontos da amostra e r é chamado de ordem do momento. Nota-se que, quando r vale 2, chega-se à expressão da variância.

A assimetria, que pode ser compreendida como uma representação do grau de desvio, ou afastamento, da simetria de uma distribuição (Silva, 1999), pode ser calculada pela seguinte expressão:

$$C_s = \frac{M'_3}{\sigma^{2(1.5)}} \quad (2.22)$$

Sendo M'_3 o momento estatístico central de terceira ordem e σ , o desvio padrão da distribuição, sendo a assimetria, conforme mencionado, representada na sua forma normalizada, e, a sua representação, visualizada pela Figura 2.7 seguinte:

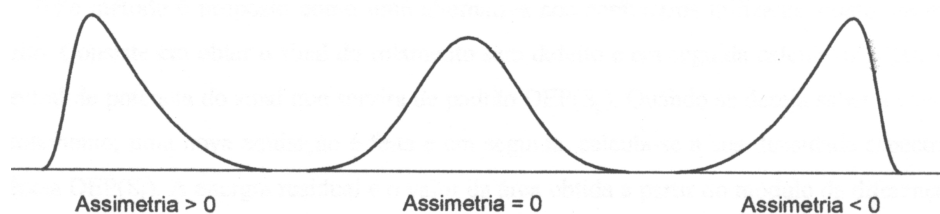


Figura 2.7 – Assimetria de uma distribuição.

Já a curtose, segundo Silva (1999), pode ser definida como uma representação do grau de achatamento de uma distribuição, considerado, usualmente, em relação à distribuição normal, sendo seu valor determinado por:

$$C_k = \frac{M'_4}{\sigma^{2(2)}} \quad (2.23)$$

Sendo também determinada na sua forma normalizada. De acordo com Tandon e Choudhury (1999), com o surgimento de uma falha no rolamento, este valor da curtose aumenta, mas quando a falha se agrava, o valor desta grandeza volta a cair, mascarando o defeito. Para contornar este problema, alguns pesquisadores, como Dyer e Stewart (1978), Martin e Honarvar (1995), além dos próprios Tandon e Choudhury (1999), recomendam a aplicação do cálculo da curtose em bandas de frequência selecionadas.

Na Figura 2.8 seguinte, são representados valores da curtose para três tipos de sinais diferentes:

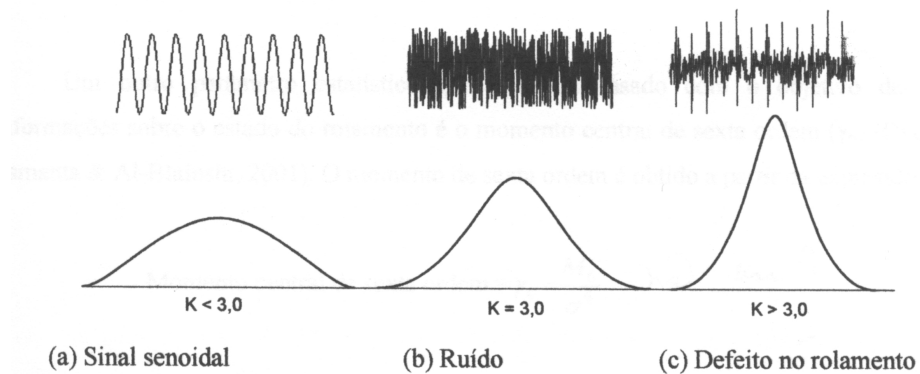


Figura 2.8 – Valores da curtose para alguns tipos de sinais.

É interessante notar que, de um modo geral, os momentos estatísticos de ordem ímpar dão informações sobre a posição do pico de uma função densidade de probabilidades em relação ao valor médio, enquanto os de ordem par dão uma idéia da expansão ou achatamento desta distribuição. Os momentos de ordem ímpar tendem a zero e, os de ordem par, a valores finitos, para uma distribuição normal (gaussiana) (Martin & Honavar, 1995).

➤ 2.4.2 – Técnicas de identificação no domínio da frequência

Voltando as atenções, agora, para os métodos de detecção e diagnóstico de falhas baseados no domínio da frequência, segundo Bezerra (2004), a maioria deles, diferentemente dos métodos no domínio do tempo, possibilita um diagnóstico da falha e não só sua detecção, assim como aqueles baseados no domínio tempo-frequência.

Existem várias técnicas baseadas no domínio da frequência, sendo dado enfoque neste trabalho aos métodos da densidade espectral de potência (energia residual) e do envelope.

O método da energia residual usa um nível global chamado de densidade espectral de potência e serve como alternativa ao cálculo de valores que funcionem adequadamente como alarme de defeito. Basicamente, esta técnica consiste em calcular a densidade espectral de potência do rolamento sem defeito a partir do seu sinal de vibrações, sendo este valor considerado como padrão. Quando for feita uma nova medição, será calculada a densidade espectral de potência deste novo sinal do rolamento e comparada com o valor padrão, obtendo-se assim a parcela de defeito do sinal, obtendo tão somente uma indicação da presença da falha. O resultado desta comparação, chamado de energia residual, é a área obtida a partir do módulo da diferença das duas densidades, que são calculadas

utilizando um método proposto por Welch (Proakis e Manolakis, 1996), que consiste em considerar um rolamento cujo sinal é composto da seguinte forma:

$$S_r(t) = n(t) + d_{ef}(t) \quad (2.24)$$

Sendo $S_r(t)$ o sinal do rolamento, composto pelas parcelas $n(t)$, que representa a normalidade do sinal e $d_{ef}(t)$, que é a parcela de defeito do sinal.

Assim, a parcela do sinal referente ao defeito será obtida a partir da relação:

$$d_{ef}(t) = S_r(t) - n(t) \quad (2.25)$$

Na Figura 2.9 seguinte, é representado um caso de análise de vibrações pela técnica da energia residual. No primeiro gráfico da Figura são mostradas as densidades espectrais de potência do rolamento sem defeito e dele com defeito na sua pista interna. Já no segundo gráfico é mostrado o sinal obtido a partir do módulo da diferença dos sinais com e sem defeito obtidos anteriormente. O valor da energia residual, para este caso, foi de 65.3551.

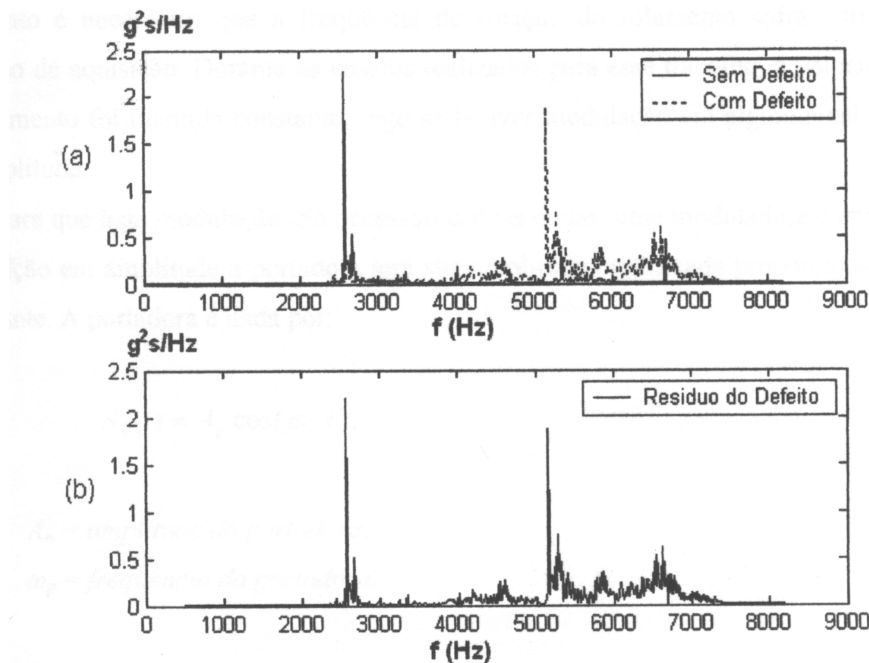


Figura 2.9 – Obtenção da energia residual.

Uma informação importante é que, segundo Almeida; Vicente; Padovese (2001), este método se mostra mais eficiente em relação a outros com a mesma finalidade, como os baseados na variância, curtose e nível rms, independente do carregamento e da velocidade do rolamento.

Segundo Büchner (2001), a técnica do envelope é usada, em se tratando de diagnóstico de falhas em mancais de rolamentos, para contornar o problema do mascaramento do sinal, onde outros componentes da máquina ou até máquinas vizinhas podem estar gerando picos no sinal no domínio da frequência, picos estes que geralmente são de baixa frequência e alta energia no espectro, “encobrendo” os picos realmente relacionados à falha no componente de interesse. Em outras palavras, trata-se de uma baixa relação sinal/ruído entre o sinal de interesse e as contribuições indesejáveis de outros componentes.

Tal técnica foi primeiramente aplicada na área de telecomunicações, na parte de transmissão e recepção de dados, com o intuito de demodular, ou separar, sinais modulados no ponto receptor de dados. Analogamente, no caso de sinais vibratórios em mancais de rolamentos, a função da técnica do envelope é demodular o sinal de defeito (onda moduladora) do sinal de ressonância estrutural (onda portadora).

Um detalhe importante é que, se a falha reside na pista estacionária (assumida neste trabalho como a externa) do rolamento, ela dá origem a pulsos no sinal de mesma amplitude. Mas, se a falha está na pista rotativa, as magnitudes dos pulsos variarão com as mudanças no carregamento do elemento rolante, devido ao fenômeno da modulação.

Estas informações levam a crer que é possível detectar uma falha incipiente em mancais de rolamentos pelo monitoramento do nível de vibração filtrado em volta de uma das frequências de ressonância da estrutura mecânica.

Através de um teste de impacto, é possível saber (tendo a análise modal como um estudo mais refinado) onde as ditas amplificações mecânicas ocorrem, assim como onde as falhas em mancais de rolamentos se posicionam no espectro. Nele, a presença de picos de amplitude em altas frequências causada por ressonâncias estruturais é forte indicadora de falhas em mancais de rolamentos.

De um modo geral, pode-se concluir que as falhas em componentes de máquinas rotativas que aparecem em altas frequências e baixa energia no espectro podem ser detectadas porque não estão “enterradas” nos espectros de alta energia e baixa frequência presentes no outro extremo.

A técnica do envelope é usada também para ter a certificação de que os aumentos nos níveis vibratórios medidos são mesmo originários de falhas em rolamentos, e não de uma lubrificação forçada, por exemplo, ou de qualquer outra excitação de curta duração,

desencorajando o uso simples de um analisador FFT. A alternativa de uso simples do procedimento de ZOOM na região de ressonâncias do rolamento ou estruturais também não é muito indicada, pois os sinais provenientes de máquinas rotativas raramente são estáveis (mudanças na velocidade de rotação) (Brüel & Kjaer, 1987).

A técnica do envelope consiste em uma sequência de etapas aplicadas ao sinal. São elas:

- Aplicação da transformada de Fourier: Primeiramente, o sinal é passado para o domínio da frequência, através da aplicação da Transformada de Fourier, com o intuito de localizar uma faixa de frequências onde houve elevação da amplitude, em relação às medidas anteriores, de picos de frequência. Elevação esta ocasionada por excitações, em regiões de ressonância do rolamento ou de estrutura, que tem como agente o defeito, embora a localização desta faixa nem sempre seja trivial.
- Filtragem com filtro passa-banda: Sendo esta filtragem feita com o objetivo de eliminar baixas frequências de alta amplitude, ocasionadas por outros defeitos, como desalinhamentos ou desbalanceamentos (Bezerra, 2004). Nesta etapa, o maior problema encontrado, e que é alvo de controvérsias entre especialistas, é a definição da largura de banda do filtro, principalmente se a falha for incipiente, com baixo grau de energia, não levando a uma considerável elevação na região de ressonância. Na prática, esta escolha passa a ser um método de tentativa e erro, caso não haja um conhecimento prévio das frequências de ressonância do rolamento ou estrutura, bem como não se tenha informação anterior de bandas de frequência aplicadas com sucesso. Nos trabalhos de Büchner (2001), é recomendada uma banda de filtragem que varia entre 3% e 24% em torno da frequência de ressonância escolhida. Já Mitchell (1993), aconselha que a região de filtragem pode ter uma banda maior, desde que o limite inferior desta seja, no mínimo, dez vezes maior que a frequência de rotação da pista girante.
- Processo de demodulação: Trata-se da extração do envelope propriamente dita. Tal demodulação pode ser executada de duas formas: uma é através do processo analógico, utilizando para isso um circuito constituído de um capacitor, resistor e diodo, constituindo o chamado detector analógico de envelope, ou através do sinal digital, que pede o uso da transformada de Hilbert (Büchner, 2001). Optando pelo segundo método, a transformada de Hilbert é aplicada ao sinal filtrado para se extrair seu envelope, que é um sinal de baixa frequência. A Transformada de Hilbert

($H\{x(t)\}$) de um sinal expressa a relação entre as partes real e imaginária da Transformada de Fourier deste sinal ($x(t)$), sendo conceituada pela seguinte relação:

$$H\{x(t)\} = \frac{1}{\pi} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \cdot \frac{1}{t - \tau} \cdot d\tau \quad (2.26)$$

Operação esta que equivale à seguinte convolução integral:

$$H\{x(t)\} = x(t) * \left(\frac{1}{\pi \cdot t} \right) \quad (2.27)$$

Para acrescentar, pode-se afirmar que, para cada tipo de defeito, o envelope traz informações características deste defeito.

- Aplicação da Transformada de Fourier ao envelope obtido: O envelope é, então, passado para o domínio da frequência, sendo obtidas as frequências dos defeitos.

Uma vez empregada a técnica do envelope no sinal, procede-se então à sua análise, que consiste na comparação de suas características com a de padrões pré-determinados. Se a frequência obtida é F_1 e tem como bandas laterais seus harmônicos superiores, pode-se inferir que o defeito reside na pista estacionária do rolamento. Caso as bandas laterais estejam espaçadas com valores iguais à frequência de rotação, conclui-se que a falha é na pista rotativa. Ou, se as bandas laterais tem frequências com valores iguais à frequência da gaiola, provavelmente o defeito está em alguma esfera do rolamento (McFadden, 1984).

Todo o processo da técnica do envelope está sintetizado na Figura 2.10.

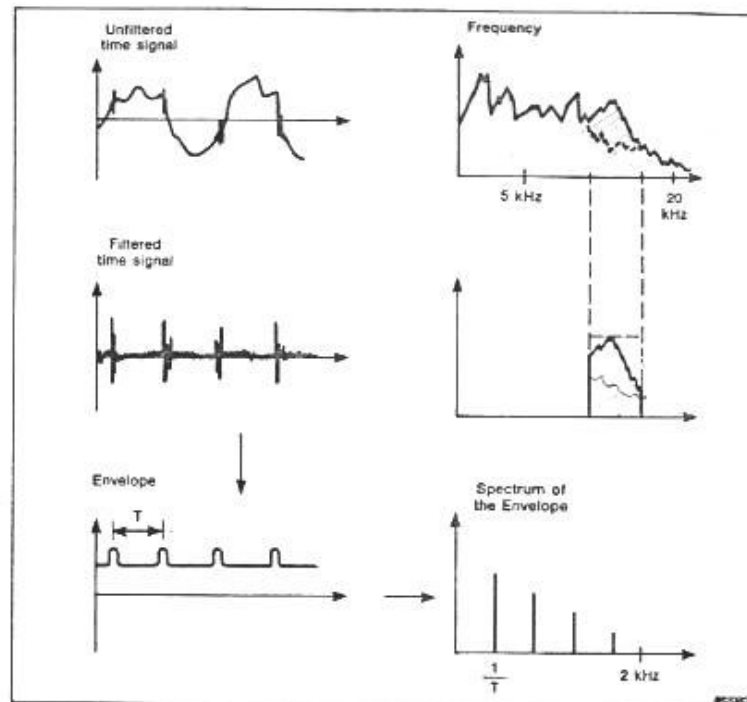


Figura 2.10 – Passos da técnica do envelope.

Se, mesmo com o procedimento de filtragem, a relação sinal ruído do sinal de interesse continuar baixa, a eficácia da técnica do envelope pode ser comprometida. Esta é, inclusive, a principal limitação do método, pois, segundo Mcfadden e Smith (1984) e Burgess (1988), com um avançado grau de falha generalizada em um mancal, as frequências de defeito podem ficar “submersas” no espectro, talvez, segundo o autor citado, devido a uma redução na diferença, no sinal, entre os picos randômicos de ruído e aqueles relacionados ao defeito, que também se tornam aleatórios conforme o defeito progride. Outra limitação reside na aplicação da técnica em sinais de baixa frequência, onde picos relacionados a outros tipos de defeito, como desbalanceamento e desalinhamento se fazem presentes, ajudando a “encobrir” o sinal de interesse. Uma alternativa viável é filtrar mais uma vez o sinal antes da aplicação da Transformada de Hilbert, onde poderia ser usado um filtro adaptativo como, por exemplo, o filtro de Kalman (Bezerra, 2004).

➤ 2.4.3 – Técnicas de identificação no domínio tempo-frequência

O uso de técnicas no domínio tempo-frequência é um pouco mais recente em relação ao das outras duas categorias. Um dos métodos, usado por Silva (1999) é usar a distribuição Pseudo-Wigner-Ville (PWVD) aplicada aos sinais gerados no tempo, seguida da aplicação da transformada de Hilbert para a obtenção de sinais analíticos, tendo como

conclusão o fato de que esta técnica possibilita um diagnóstico mais confiável em relação à do envelope.

Segundo Tse; Peng; Yam (2001), a técnica de Wavelet, que é uma forma de onda no domínio do tempo com um pacote concentrado de energia finita e com média igual a zero e age através da decomposição do sinal original em versões transladadas e escaladas de uma Wavelet original, chamada de “mother wavelet”, se mostra mais eficiente que a técnica do envelope para detecção e diagnóstico de falhas em rolamentos. Para chegar a esta conclusão, o autor dividiu o processo de análise em dois estágios: um primeiro que abrange somente a detecção do defeito em regiões de alta frequência, pois, como se sabe, é nestas regiões que os defeitos nos rolamentos provocam um aumento de energia. E, em uma segunda etapa, é obtido o intervalo de tempo entre os impactos provenientes do defeito, possibilitando a localização e identificação do mesmo.

Já de acordo com o trabalho de Santos (1999), a identificação de defeitos em mancais de rolamentos via wavelets, através da determinação de certos parâmetros (frequência característica de defeito, frequência moduladora e amplitude de cada pulso), é dificultada pela baixa relação sinal/ruído característica dos sinais vibratórios destes componentes, comprometendo a separação dos padrões de onda necessária para a determinação da família de wavelets para decomposição com maior índice de correlação com o sinal e quais wavelets desta família exercem maior influência sobre o mesmo (portam um maior grau de informação). Para esta tarefa de padronização, o autor utiliza o algoritmo conhecido como “Matching Pursuit”, que age determinando a posição no tempo de cada impulso proveniente do defeito e os parâmetros da resposta do sistema, amortecimento e frequência, através dos parâmetros determinados pelas wavelets com maior índice de correlação. Como conclusão dos seus estudos, o autor relata que, em sinais de defeito simulados computacionalmente, o método proposto mostrou-se preciso e robusto, mesmo em ambientes contaminados por ruído. No caso do uso da técnica em sinais reais coletados, a técnica foi capaz de identificar os pulsos de mínima energia que não são detectados com o uso dos métodos tradicionais, como a técnica do envelope, além de ser pouco susceptível à presença de ruído no sinal. De uma forma geral, os resultados se mostraram satisfatórios para a família de wavelets analisada, sendo proposta de trabalhos futuros o uso de outras famílias com o mesmo algoritmo de decomposição proposto.

No próximo capítulo, será feita uma exposição mais aprofundada acerca da técnica da filtragem adaptativa e da filtragem de Kalman correlata.

CAPÍTULO III

Conceitos e aplicabilidade dos Filtros de Kalman e Filtros “S.A.N.C.”

3.1 Introdução

Introduzido primeiramente por R. Kalman em 1960, o propósito de um filtro de Kalman é calcular o estado de um sistema de medidas que contém erros aleatórios, sendo, portanto, considerado um estimador de parâmetros de sistemas estocástico (Becerra, 2001). Sob este aspecto, segundo Maybeck (1979), ele pode ser conceituado como um estimador linear ótimo e recursivo de parâmetros de um sistema dinâmico. Ótimo no sentido de que incorpora todas as informações que podem ser fornecidas para a estimação, como medidas obtidas do sistema, bem como grandezas estatísticas do ruído envolvido e outras relacionadas às suas condições iniciais, e recursivo no sentido de que não requer que todos os dados prévios sejam armazenados e reprocessados a todo o instante no momento em que uma nova medição é feita. Esta característica ajuda a viabilizar a implementação do filtro. Em outras palavras, um filtro de Kalman combina todas as medidas disponíveis, associadas a um conhecimento anterior acerca do sistema e do dispositivo de medição, para produzir uma estimativa dos parâmetros de interesse de uma forma tal que o erro é minimizado estatisticamente. Como exemplo de seu uso, pode ser citado o cálculo da posição e velocidade de um satélite através de um radar. Neste caso específico, há 3 componentes de posição e 3 de velocidade, totalizando 6 variáveis a serem calculadas. Estas variáveis são chamadas de variáveis de estado. Com 6 variáveis de estado, por exemplo, o filtro resultante é chamado de filtro de Kalman de sexta dimensão.

A filtragem adaptativa, historicamente, é baseada em técnicas desenvolvidas para capacitar o controle adaptativo de sistemas variantes no tempo e, durante os anos 60, a sua utilização em processamento de sinais foi limitada. Já nos anos 70, as técnicas adaptativas experimentaram um grande aumento de popularidade entre os pesquisadores, em grande parte devido aos avanços da tecnologia digital, que levou ao aumento da capacidade de processamento computacional (Stearns, 1996). Já segundo Marques (2003), a filtragem adaptativa tem a sua utilização considerada vantajosa em relação aos filtros tradicionais quando há a necessidade de processar sinais cujas propriedades estatísticas do seu

ambiente são, inicialmente, desconhecidas. Desta forma, estes filtros se adaptam de forma recursiva ao fenômeno que dá origem ao sinal mediante a variação dos parâmetros da sua função de transferência a cada iteração, acompanhando as variações estatísticas dos sinais e permitindo uma filtragem eficaz em casos em que as técnicas do processamento digital de sinais tradicional são deficitárias. Sendo assim, eles têm aplicabilidade em diversos campos, desde controle a engenharia biomédica, passando por radar, sonar, comunicações e sismologia.

No caso de ambientes estacionários em relação às suas propriedades estatísticas, utiliza-se comumente o filtro de Wiener, cujos parâmetros da sua função de transferência são constantes e definidos sob a regra da minimização do erro médio quadrático (LMS) entre a sua saída e certa resposta definida como desejada. Primeiramente, são definidas condições iniciais, devido ao desconhecimento das propriedades estatísticas do sinal e, segundo o autor anteriormente citado, após certo número de iterações, os parâmetros do filtro convergem para um conjunto conhecido como solução ótima de Wiener.

Neste capítulo também será exposta a aplicabilidade dos filtros adaptativos para sinais provenientes de vibrações em mancais de rolamentos.

3.2 Atuação do filtro de Kalman (abordagem básica)

Para uma melhor compreensão da forma como o filtro de Kalman trabalha, explicitando a racionalidade da sua estrutura, será apresentado um simples exemplo desenvolvido por Maybeck (1979), em que a medição da posição de um ponto através de um dispositivo tem sua precisão complementada pela probabilidade de ocorrência da sua localização exata.

➤ 3.2.1 Estimação na situação estática

Considerando a localização unidimensional do ponto, a idéia de combinar as informações provenientes da medição e da estatística da grandeza proposta advém da necessidade de tentar contornar imprecisões inerentes à medição e de qualquer outra ordem, como aquelas de origem aleatória.

Considerando a localização medida do ponto em certo tempo t_i como sendo z_i , a incerteza nesta medição nos leva a crer na existência de certa variância $\sigma_{z_i}^2$. Considerando também z_i a média de certo número de medições (valor observado), estas informações são suficientes para caracterizar a função densidade normal de probabilidades da localização do

ponto. Tal distribuição de probabilidades pode ser visualizada pela Figura 3.1:

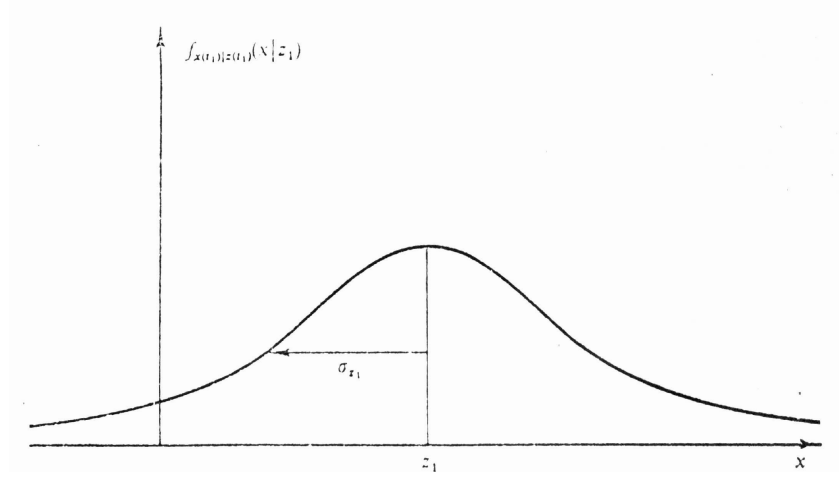


Figura 3.1 – Densidade de probabilidades baseada no valor medido z_1

Portanto, a melhor estimativa da posição do ponto seria:

$$\hat{x}(t_1) = z_1 \quad (3.1)$$

Com sua variância sendo:

$$\delta_x^2(t_1) = \delta_{z_1}^2 \quad (3.2)$$

Uma outra medição deste ponto, feita em um instante $t_2 \cong t_1$ dá como resultado uma nova medida z_2 com uma variância $\delta_{z_2}^2$, que é admitida como sendo menor do que $\delta_{z_1}^2$, revelando uma maior confiança nesta medição e refletindo um pico mais estreito e alto se comparado ao da distribuição da primeira medição. Tal fato é ilustrado pela Figura 3.2 seguinte:

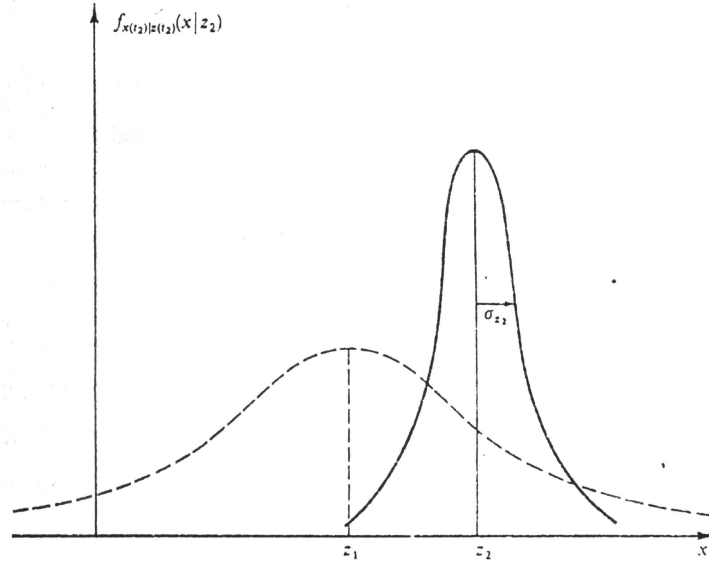


Figura 3.2 – Densidade de probabilidades baseada no valor medido z_2 e sua comparação com a de z_1 .

De posse destas informações provenientes das duas medições, a forma de combiná-las para obter a melhor estimativa da posição do ponto passa pela teoria dos filtros de Kalman, da forma apresentada pelo autor e mostrada em seqüência.

A densidade de probabilidades gaussiana do conjunto das duas medições no instante $t_2 \cong t_1$ tem média μ e variância δ^2 dadas por:

$$\mu = \left(\frac{\delta_{z_2}^2}{\delta_{z_1}^2 + \delta_{z_2}^2} \right) \cdot z_1 + \left(\frac{\delta_{z_1}^2}{\delta_{z_1}^2 + \delta_{z_2}^2} \right) \cdot z_2 \quad (3.3)$$

$$\frac{1}{\delta^2} = \frac{1}{\delta_{z_1}^2} + \frac{1}{\delta_{z_2}^2} \quad (3.4)$$

Vale ressaltar que, de acordo com a Equação (3.4), a variância da combinação das duas medições é menor do que as componentes isoladas, valorizando todas as informações, mesmo que sejam pobres, e corroborando a idéia de melhora da estimativa resultante.

Portanto, a melhor estimativa linear para a posição do ponto é:

$$\hat{x}(t_2) = \mu \quad (3.5)$$

A Equação (3.3) pode ser reescrita como:

$$\hat{x}(t_2) = z_1 + \left(\frac{\delta_{z_1}^2}{\delta_{z_1}^2 + \delta_{z_2}^2} \right) (z_2 - z_1) \quad (3.6)$$

Ou, na forma usual na implantação do filtro de Kalman, sendo $x(t_1) = z_1$:

$$\hat{x}(t_2) = \hat{x}(t_1) + K(t_2) [z_2 - \hat{x}(t_1)] \quad (3.7)$$

Sendo, portanto:

$$K(t_2) = \frac{\delta_{z_1}^2}{\delta_{z_1}^2 + \delta_{z_2}^2} \quad (3.8)$$

Onde $K(t_2)$ é chamado de ganho de Kalman no instante considerado.

A Equação (3.7) diz que a melhor estimativa da posição de um ponto, dadas duas medições independentes, é uma ponderação entre esses dois valores, tendo o ganho de Kalman como termo de correção ótimo. Portanto, ele, utilizando todas as informações prévias, faz uma previsão dos valores das variáveis que serão medidas e, quando estas são feitas, a diferença entre elas e os valores previstos é usada para corrigir os seus valores e atingir a estimativa ótima.

É importante ressaltar que a estimativa da posição do ponto e sua variância (dada pelas Equações (3.4) e (3.8)) são informações suficientes para caracterizar a função densidade de probabilidades da variável posição em um certo tempo fornecidas as duas (ou mais) medições.

➤ 3.2.2 Estimação na situação dinâmica

Neste ponto, incorporando a dinâmica ao processo de estimação, segundo o autor, é necessário determinar o melhor modelo possível do comportamento do sistema, no caso em questão, do movimento do ponto. Sendo assim, o modelo dinâmico do sistema seria:

$$\frac{dx}{dt} = u + w \quad (3.9)$$

Em que u representa a velocidade nominal unidimensional do ponto e w , a incerteza do nosso conhecimento da velocidade, expressa por perturbações do sistema, ruídos e outros efeitos geradores de imprecisões. No caso apresentado, o termo w será modelado como ruído branco gaussiano com média zero e variância δ_w^2 . Sendo assim, tem-se uma estimativa da posição do ponto em qualquer instante, previsão esta representada por uma função densidade de probabilidades com média dada pela Equação (3.9) e variância δ_w^2 . Portanto, é como se, neste caso, a função densidade de probabilidades se deslocasse ao longo do eixo dos deslocamentos, a partir da melhor estimativa da abordagem estática, dada pela Equação (3.7), com velocidade u e com uma variância crescente, devido ao acúmulo de incertezas à medida que o ponto se desloca, tornando a estimativa fornecida pela modelagem matemática do sistema menos confiável. A Figura 3.3 seguinte pode sintetizar estas informações.

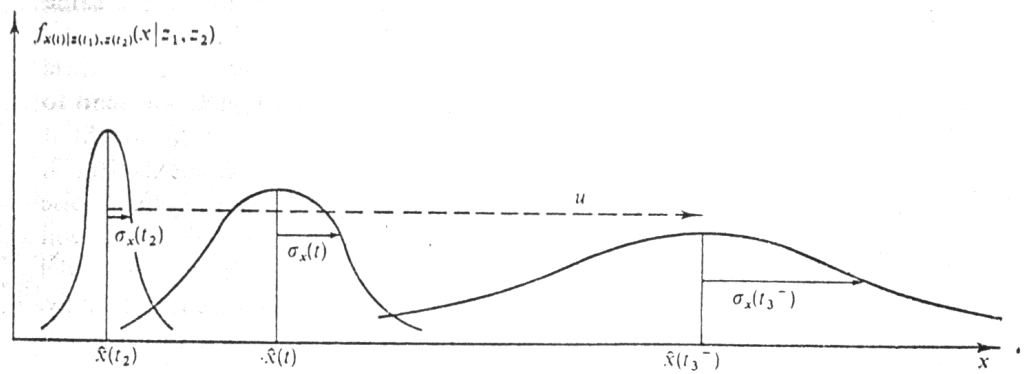


Figura 3.3 – Propagação da função densidade de probabilidades.

Sendo esta propagação da função densidade de probabilidades, em um instante de tempo tomado na iminência da medição (t_3^-) representada pelas seguintes expressões:

$$\hat{x}(t_3^-) = \hat{x}(t_2) + u \cdot [t_3 - t_2] \quad (3.10)$$

$$\delta_x^2(t_3^-) = \delta_x^2(t_2) + \delta_w^2 \cdot [t_3 - t_2] \quad (3.11)$$

Equações estas que fornecem a melhor estimativa da posição do ponto imediatamente antes de a medição ser feita e sua variância associada, ou seja, fornecem estimativas baseadas apenas na modelagem matemática do sistema.

Uma vez feita a medição, ela será representada por uma outra função densidade de probabilidades, com uma média (valor da medição) z_3 e uma variância associada $\delta_{z_3}^2$. Neste ponto, assim como no caso da estimação estática, dispomos de duas funções densidade de probabilidades gaussianas que contém informação acerca da posição do ponto. Só que, neste caso, uma traz informações oferecidas pela modelagem matemática do sistema, e outra, pela medição da posição do ponto em si. Da mesma forma, estas duas informações são combinadas, através do filtro de Kalman, fornecendo a melhor estimativa da posição do ponto e sua variância associada, que, por sua vez, são expressas por:

$$\hat{x}(t_3) = \hat{x}(t_3^-) + K(t_3) \cdot [z_3 - \hat{x}(t_3^-)] \quad (3.12)$$

$$\delta_x^2(t_3) = \delta_x^2(t_3^-) - K(t_3) \cdot \delta_x^2(t_3^-) \quad (3.13)$$

Onde o ganho de Kalman ($K(t_3)$) é dado por:

$$K(t_3) = \frac{\delta_x^2(t_3^-)}{\delta_x^2(t_3^-) + \delta_{z_3}^2} \quad (3.14)$$

Desta forma, a estimativa fornecida pela modelagem matemática sofre uma correção pelo valor do ganho de Kalman, juntamente com o valor medido e suas variações, ou níveis de confiança nestes valores, a fim de se atingir a melhor estimativa de um determinado parâmetro, neste caso, a posição unidimensional de um ponto.

De fato, ao se analisar as Equações (3.12), (3.13) e (3.14), vê-se que, por exemplo, ao aumentarmos a confiança na estimativa da posição fornecida pela combinação entre as estimativas disponíveis antes da medição (valor de $\delta_x^2(t_3^-)$ menor), o valor do ganho de Kalman também será reduzido e a melhor estimativa da posição do ponto tenderá para $\hat{x}(t_3^-)$, a estimativa da posição fornecida imediatamente antes da medição. Caso contrário, quando a confiança no valor anterior à medição é baixa ($\delta_x^2(t_3^-)$ grande), o valor de K aumenta, revelando uma maior tendência do valor filtrado em se aproximar daquele fornecido pela medição da posição do ponto. Efeitos análogos podem ser notados através

da análise das Equações (3.11) a (3.14) variando a confiança no valor fornecido pela modelagem (δ_w^2).

Esta é uma abordagem mais simples e específica, focando o caso de sistemas com parâmetros de modelagem e de ruído não variantes no tempo. É necessário, portanto, estender estes conceitos para um universo mais abrangente, caracterizando o filtro de Kalman generalizado, que lida com a atualização dos parâmetros do sistema com o decorrer do tempo. Entre as aplicações do filtro de Kalman generalizado estão inclusos também o controle de sistemas descritos através de modelos estocásticos e a identificação acoplada ao controle de sistemas quando seus parâmetros e os do ruído associado não são conhecidos com absoluta certeza.

3.3 Atuação do filtro de Kalman (abordagem generalizada)

Sendo os parâmetros do sistema e do ruído variantes no tempo, segundo Becerra (2001), o filtro de Kalman tem por objetivo projetar um estimador que dê como respostas estimativas do seu estado, usando para isso conhecimentos provenientes tanto da sua modelagem matemática quanto das medições, podendo ser sintetizada pela Figura 3.4 seguinte:

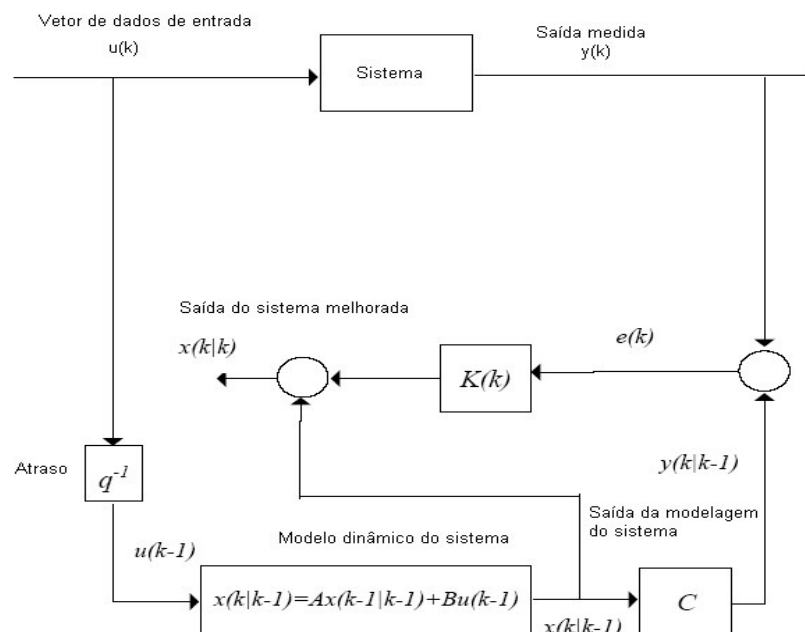


Figura 3.4 – Esquema ilustrativo da atuação do filtro de Kalman

Segundo o esquema da Figura 3.4, o vetor de entrada do sistema ($\mathbf{u}(k)$) sofre um atraso ao alimentar o modelo dinâmico do sistema, para que este se valha de informações anteriores do seu estado na busca da estimativa ótima dos parâmetros (algoritmo recursivo), além de fazer com que os componentes de ruído da modelagem ($\mathbf{w}(k)$) e do processo em si, (devido a imprecisões do sensor) ($\mathbf{v}(k)$) não sejam correlacionados (Stearns, 1996).

Através da passagem pelas etapas da modelagem matemática do sistema, obtém-se o vetor de saída do modelo da medição, dadas as informações do estado no instante anterior ($\mathbf{y}(k | k-1)$), valor este que será comparado com a saída medida ($\mathbf{y}(k)$), dando origem ao sinal de erro que, mediante a minimização do seu valor médio quadrático, ajustará os valores do ganho de Kalman que, aliado à saída do modelo dinâmico do sistema na sua primeira etapa, produzirá a melhor estimativa do estado do sistema ($\hat{\mathbf{x}}(k/k)$). De fato, assim como no exemplo usado por Maybeck (1979), o ganho de Kalman age como uma espécie de ponderador dos valores fornecidos pela modelagem dinâmica do sistema, usando para tanto informações provenientes da medição do sistema a fim de atingir uma saída ótima global.

A forma como o Filtro de Kalman produz esta estimativa ótima do estado do sistema, assim como as implicações matemáticas de todo o processo de filtragem, serão alvo da análise seguinte.

Segundo Becerra (2001), um sistema dinâmico linear com presença de ruído pode ser descrito pelas seguintes relações:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{A}.\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}.\mathbf{u}(k) + \mathbf{G}.\mathbf{w}(k) \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{C}.\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \end{aligned} \quad (3.15)$$

Sendo $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{G}$, e $\mathbf{C}$ matrizes que definem o estado modelado do sistema, influenciando tanto as entradas do mesmo quanto a parcela de ruído $\mathbf{w}(k)$, vetor este que é admitido como sendo um ruído branco gaussiano com média zero e matriz de covariância $\mathbf{Q}$, assim como $\mathbf{v}(k)$, que possui matriz de covariância denominada por $\mathbf{R}$.

Quanto ao estado inicial do sistema ($\mathbf{x}_0$), segundo a mesma abordagem, são conhecidas a sua média ($\bar{\mathbf{x}}_0$) e covariância ($\mathbf{P}_0$), além do fato de que ele é independente das duas parcelas de ruído. De acordo com o mesmo autor, $\bar{\mathbf{x}}$, o valor médio do estado do sistema, se comporta segundo as seguintes relações:

$$\bar{x}(k+1) = A.\bar{x}(k) + B.\bar{u}(k) + G.\bar{w}(k)$$

$$\bar{x}(k+1) = A.\bar{x}(k) + B.u(k)$$

$$\bar{x}(0) = \bar{x}_0 \quad (3.16)$$

Evidenciando o comportamento determinístico da média do vetor de estados do sistema.

Por outro lado, a sua matriz de covariância é definida como:

$$P_{x(k+1)} = E\left[\left[x(k+1) - \bar{x}(k+1)\right] \cdot \left[x(k+1) - \bar{x}(k+1)\right]^T\right] \quad (3.17)$$

Onde E representa a esperança matemática (valor médio) das variáveis e T , a operação de transposição do vetor (ou matriz) considerado.

Substituindo as expressões (3.15) e (3.16) na Equação (3.17), juntamente com alguns arranjos matemáticos, chega-se a uma relação final para expressar a matriz de covariância do estado do sistema:

$$P_{x(k+1)} = A.P_{x(k)}.A^T + G.Q.G^T \quad (3.18)$$

Por sua vez, o valor médio da saída, que será comparado com os valores medidos do processo, para uso do filtro, é:

$$\bar{y}(k) = C.\bar{x}(k) \quad (3.19)$$

Já a matriz de covariância cruzada entre a variável de estado (x) e a saída (y) é expressa por:

$$P_{x(k),y(k)} = E\left\{\left[x(k) - \bar{x}(k)\right] \cdot \left[y(k) - \bar{y}(k)\right]^T\right\} \quad (3.20)$$

Fazendo uso da Equação (3.19) na (3.20), aliado ao emprego de arranjos matemáticos, chega-se à seguinte relação:

$$P_{x(k),y(k)} = P_{x(k)} \cdot C^T \quad (3.21)$$

Por sua vez, a matriz de covariância da saída da modelagem da medição é definida por:

$$P_{y(k)} = E\{[y(k) - \bar{y}(k)][y(k) - \bar{y}(k)]^T\} \quad (3.22)$$

Que, valendo-se das Equações (3.15) e (3.19), é redefinida como:

$$P_{y(k)} = C \cdot P_{x(k)} \cdot C^T + R \quad (3.23)$$

A partir deste ponto, é necessário definir a forma como o filtro de Kalman define o valor do seu ganho de forma a alcançar a estimativa linear ótima do estado (x). Segundo o mesmo autor (Becerra, 2001), isto é conseguido através da minimização do erro médio quadrático entre a estimativa do estado do sistema ($\hat{x}(k)$), conseguida através da aplicação do ganho de Kalman ao sinal de erro entre modelo e medição ($e(k)$) e o próprio estado modelado ($x(k)$).

Desta forma, é assumido, primeiramente, que a estimativa ótima do estado do sistema é definida da seguinte forma:

$$\hat{x}(k) = F \cdot y(k) + g \quad (3.24)$$

Onde F é uma matriz e g , um vetor, que definem o sistema e são alvo de ajustes que são consequência do processo de otimização do estado. A tarefa, então, é encontrar as matrizes F e g que levam ao $\hat{x}(k)$ ótimo.

Definindo $\hat{x}(k/k-1)$ como a estimativa de $x(k)$ dada informação dele no tempo imediatamente anterior $k-1$, a função objetivo do processo de otimização é dada por:

$$J = E\{\tilde{x}(k)^T \cdot \tilde{x}(k)\} \quad (3.25)$$

Sendo que $\tilde{x}(k)$ representa a diferença entre o estado do sistema fornecido pela modelagem dinâmica e sua estimativa. Desta forma, a Equação (3.23) pode ser reescrita como:

$$J = E \left\{ [x(k) - \hat{x}(k)]^T \cdot [x(k) - \hat{x}(k)] \right\} \quad (3.26)$$

Fazendo uso das Equações (3.19), (3.23) e (3.24) na Equação (3.26), aliado a alguns artifícios algébricos, chega-se à seguinte expressão geral:

$$J = \text{tr} \left\{ P(k | k-1) + F \cdot (P_{y(k)} + \bar{y}(k) \cdot \bar{y}(k)^T) \cdot F^T + \{ [g - \bar{x}(k | k-1)] \cdot [g - \bar{x}(k | k-1)]^T \} \right. \\ \left. + 2 \cdot F \cdot \bar{y}(k) \cdot [g - \bar{x}(k | k-1)]^T - 2 \cdot F \cdot P_{y(k), x(k)} \right\} \quad (3.27)$$

Onde tr representa a diagonal principal da matriz considerada e $P(k | k-1)$ a covariância do estado do sistema dada informação sobre ele no instante anterior.

Neste ponto, é necessário usar a seguinte definição:

$$P(k | k-1) = E \left\{ [x(k) - \hat{x}(k | k-1)] \cdot [x(k) - \hat{x}(k | k-1)]^T \right\} \quad (3.28)$$

Que, aliada às Equações (3.19) e (3.20), ao conhecimento de informações do estado do sistema no instante anterior e às seguintes identidades matriciais (para quaisquer matrizes D, H e F):

$$\frac{d}{dF} \{ \text{tr} [F \cdot H \cdot F^T] \} = 2 \cdot H \cdot F$$

$$\frac{d}{dF} \{ \text{tr} [D \cdot F \cdot H] \} = D^T \cdot H^T \quad (3.29)$$

Leva às seguintes expressões, para a minimização de funções de uma variável:

$$\frac{\partial J}{\partial g} = 2 \cdot (g - \hat{x}(k | k-1)) + 2 \cdot F \cdot \bar{y}(k) = 0$$

$$\frac{\partial J}{\partial F} = 2.F.(P_{y(k)} + \bar{y}(k).\bar{y}(k)^T) - 2.P_{x(k),y(k)} + 2.(g - \hat{x}(k/k-1)).\bar{y}(k)^T = 0 \quad (3.30)$$

Tendo em vista que $P_{x(k),y(k)} = P_{y(k),x(k)}^T$.

Desta forma, a matriz F e o vetor g que levam a um valor ótimo da estimativa do estado do sistema obedecem às seguintes relações, segundo os estudos do autor citado:

$$g = \hat{x}(k/k-1) - F.\bar{y}(k)$$

$$F = P_{x(k),y(k)} \cdot P_{y(k)}^{-1} \quad (3.31)$$

Que finalmente resulta, após as substituições apropriadas, em:

$$\hat{x}(k/k) = \hat{x}(k/k-1) + P(k/k-1).C^T [C.P(k/k-1).C^T + R]^{-1} [y(k) - C.\hat{x}(k/k-1)] \quad (3.32)$$

Que é a melhor estimativa do estado do sistema.

Quanto à covariância envolvida nesta estimativa, ela reflete o quão preciso é o estado definido pela Equação (3.32) e pode ser definida como:

$$P(k/k) = E\{[x(k) - \hat{x}(k/k)][x(k) - \hat{x}(k/k)]^T\} \quad (3.33)$$

Que, após a aplicação das Equações (3.32), (3.19), (3.21) e (3.23) na Equação (3.33), resulta em:

$$P(k/k) = P(k/k-1) - P_{x(k),y(k)} \cdot P_{y(k)}^{-1} \cdot P_{y(k),x(k)} \quad (3.34)$$

Portanto, segundo Becerra (2001), a aplicação do filtro de Kalman para estimação de parâmetros de um sistema corrompido por incertezas é marcada, primeiramente, pela definição do estado inicial, da matriz de covariância inicial e pelo passo no tempo. A partir daí, faz-se necessária a obtenção do estado do sistema previsto pelo modelo matemático e sua covariância associada, mediante a aplicação das Equações (3.15) e (3.18). Posteriormente, após a obtenção do valor medido $y(k)$, é definido o seu efeito, para fins de

comparação, que resultará no valor da estimativa otimizado, mediante a aplicação das seguintes equações:

$$\begin{aligned}
 K(k) &= P(k | k-1).C^T [C.P(k | k-1).C^T + R]^{-1} \\
 P(k | k) &= (I - K(k).C).P(k | k-1) \\
 \hat{x}(k | k) &= \hat{x}(k | k-1) + K(k).[y(k) - C.\hat{x}(k | k-1)] \quad (3.35)
 \end{aligned}$$

Este procedimento é feito a cada iteração, havendo, portanto, a atualização do instante de tempo e retorno ao primeiro passo.

3.4 Filtro de Kalman com ganho constante

Na abordagem anterior, o ganho de Kalman é, notadamente, variante no tempo e, como consequência, o filtro como um todo. De acordo com Becerra (2001), em alguns casos é satisfatório usar, no filtro de Kalman, um ganho constante. Sendo seu equacionamento satisfeito mediante a aplicação das Equações (3.35) considerando seus parâmetros constantes no tempo.

3.5 Filtro de Kalman estendido

O Filtro de Kalman estendido ("EKF", sigla em inglês), segundo Becerra (2001), é usado para estimar os parâmetros de um sistema não linear, dado um modelo dinâmico também não linear, que, por sua vez, é tratado como um estado adicional do sistema, mediante a passagem do sistema para a formulação de estado.

Este modelo dinâmico não linear pode ser expresso da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
 \frac{dx}{dt} &= f(x, u, t) + G(t).w(t) \\
 y(t) &= g(x(t)) + v(t) \\
 x(0) &= x_0 \quad (3.36)
 \end{aligned}$$

Onde x_0 é independente das parcelas de ruído w e v .

O algoritmo EKF se baseia na linearização das funções não lineares f e g da seguinte forma:

$$\begin{aligned} A(x, u) &= \frac{\partial f}{\partial x} \\ C(x) &= \frac{\partial g}{\partial x} \end{aligned} \quad (3.37)$$

Desta forma, dadas as matrizes de covariância iniciais, assim como $G(t)$ e o estado inicial $x(0)$, o efeito da dinâmica do sistema (modelagem) é calculado, obtendo o estado modelado (x) e sua matriz de covariância associada através da aplicação das seguintes equações:

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= f(x(t), u(t)) \\ \frac{dP}{dt} &= A(x, u).P(t) + P(t).A(x, u)^T + G.Q.G^T \end{aligned} \quad (3.38)$$

O próximo passo é obter o efeito da medição do sistema. De posse do vetor de valores medido $y(t)$, o ganho de Kalman, assim como o estado ótimo do sistema e sua matriz de covariância associada podem ser estabelecidos de forma análoga às Equações (3.35), completando uma iteração, sendo necessário voltar ao primeiro passo (cálculo dos efeitos da modelagem) na próxima (Becerra, 2001).

A passagem para a formulação de estado é feita através da definição do modelo de espaço de estado como:

$$\frac{dx}{dt} = f(x, \theta) \quad (3.39)$$

Onde θ é o vetor de parâmetros virtuais do modelo da formulação de estado, que se apresenta e se comporta como o vetor de estado real, com condições iniciais, incertezas e matriz de covariância. O vetor de estado se apresenta, então, da seguinte forma:

$$X = \begin{bmatrix} x \\ \theta \end{bmatrix} \quad (3.40)$$

A equação dinâmica resultante é, então:

$$\frac{dX}{dt} = F(X, u) \quad (3.41)$$

Da mesma forma, a matriz G e as matrizes de covariância P e Q são aumentadas para incluir os efeitos do ruído do parâmetro θ e suas covariâncias P_θ e Q_θ , sendo esta operação necessária para a aplicação do algoritmo do filtro de Kalman estendido.

3.6 Filtros para cancelamento de ruído (S.A.N.C.)

Os filtros adaptativos e de Wiener também se destinam a extrair informação de interesse de um ambiente contaminado por ruído e, segundo Marques (2003), são lineares no sentido de que sua saída oferecida é uma função linear das observações apresentadas à sua entrada. Neste contexto, será apresentado o filtro de Wiener e, posteriormente, filtros adaptativos com adaptação baseada nos algoritmos LMS e RLS.

➤ 3.6.1 Filtro de Wiener

A filtragem estatística, de forma geral, funciona de acordo com o diagrama da Figura 3.5 seguinte (Marques, 2003):

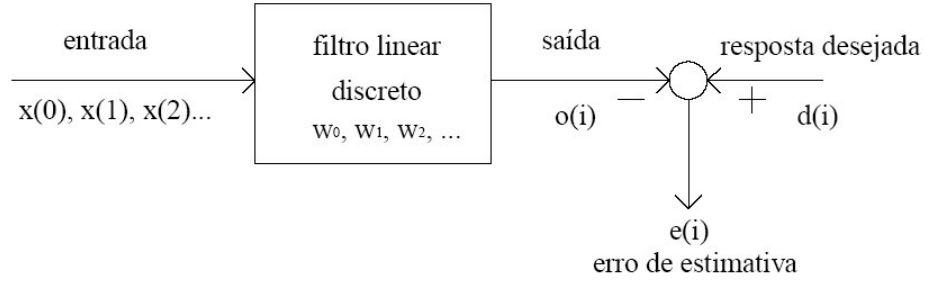


Figura 3.5 – Diagrama de blocos representando a filtragem estatística

A entrada do filtro é considerada contaminada com ruído branco aditivo não correlacionado. Os parâmetros do filtro formam o vetor $W = [w_0 \ w_1 \ w_2 \ \dots]$. Estes processam a entrada através de uma função de transferência, produzindo uma saída, que é comparada com um outro sinal, definido como desejado, produzindo o sinal de erro, que vai nortear a busca dos parâmetros ótimos, que conduzem à saída ótima, estimativa do sinal desejado. Vale ressaltar, segundo Stearns (1996), que a escolha do sinal de resposta desejada é relativa, nem sempre condiz com seu nome, varia de aplicação para aplicação e é freqüentemente a parte mais difícil da especificação dos componentes do sistema adaptativo. De fato, se a resposta desejada fosse conhecida, não haveria necessidade de utilização de um filtro. Portanto, a abordagem, na realidade, não condiz exatamente com o nome.

O objetivo, portanto, é minimizar o sinal de erro segundo algum critério estatístico.

O sinal de entrada, ou estado do sistema, é definido como:

$$X(k) = [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-N+1)] \quad (3.42)$$

Em que N representa o número de coeficientes do filtro. Já a matriz quadrada de autocorrelação do vetor de entrada é dada por:

$$R = E[X(k).X(k)^T] \quad (3.43)$$

$$R = E \begin{bmatrix} x^2(k) & x(k).x(k-1) & \dots & x(k).x(k-N+1) \\ x(k-1).x(k) & x^2(k-1) & \dots & x(k-1).x(k-N+1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x(k-N+1).x(k) & x(k-N+1).x(k-1) & \dots & x^2(k-N+1) \end{bmatrix}$$

Já o vetor de correlação cruzada entre o sinal observado e o desejado é representado pela seguinte equação:

$$P = E[d(k).X(k)] = E[d(k).x(k) \quad d(k).x(k-1) \quad \dots \quad d(k).x(k-N+1)]^T \quad (3.44)$$

De posse destas informações e considerando a estrutura transversal do filtro com N elementos de atraso, visualizada pela Figura 3.6:

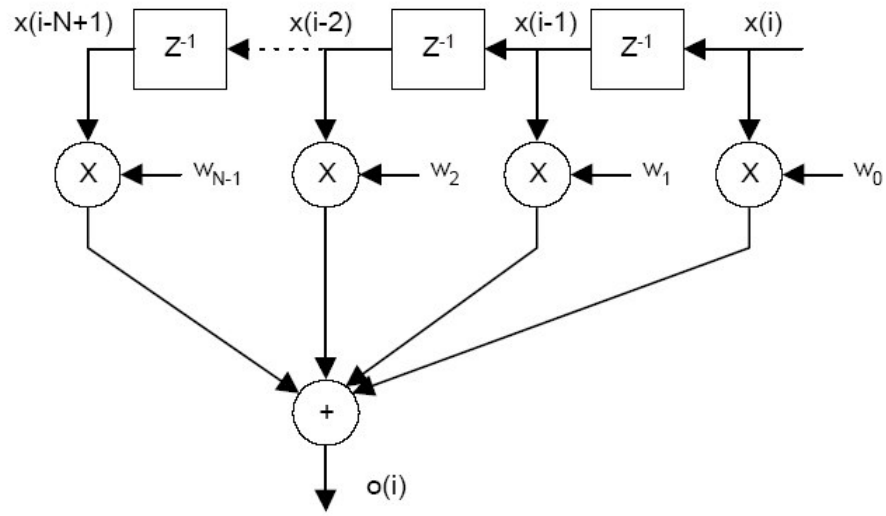


Figura 3.6 – Filtro transversal com N elementos de atraso

O sinal de saída do filtro é obtido pela seguinte relação:

$$o(k) = \sum_{n=0}^{N-1} w_n \cdot x(n-N) \quad (3.45)$$

Onde w_n são os coeficientes do filtro, compondo o vetor W .

A Equação (3.45) também pode ser escrita de uma forma matricial:

$$o(k) = X(k)^T \cdot W \quad (3.46)$$

A partir deste ponto, é necessário definir a forma pela qual os coeficientes do filtro serão determinados de forma a reduzir o ruído ao mais baixo nível possível. Segundo o

autor citado, uma forma simples e eficaz é minimizar o valor quadrático médio do sinal de erro entre o sinal obtido e o desejado, que é definido por:

$$e(k) = d(k) - o(k) \quad (3.47)$$

Já o erro médio quadrático será:

$$E[e^2(k)] = E[d^2(k)] + W^T . R . W - 2 . P^T . W \quad (3.48)$$

O vetor ótimo de coeficientes é determinado naquele ponto da superfície de erro onde o gradiente se anula, gradiente este que é traduzido, no caso apresentado, pela seguinte expressão:

$$\nabla = \frac{\partial}{\partial W} E[e^2(k)] = 2 . R . W - 2 . P \quad (3.49)$$

Portanto, o vetor ótimo de coeficientes do filtro de Wiener obedece à seguinte lei:

$$W^* = R^{-1} . P \quad (3.50)$$

No entanto, sem o conhecimento prévio dos parâmetros estatísticos a processar, a utilização do filtro de Wiener é inadequada. Se o ambiente não for estacionário, este processo de filtragem fatalmente não levará ao conjunto de parâmetros ótimo, pois ele não tem a capacidade de acompanhar, ou se adaptar, às variações das características do fenômeno. Para estes casos, é mais eficaz o uso dos filtros conhecidos como adaptativos.

➤ 3.6.2 Filtros adaptativos

Conforme explicitado anteriormente, os filtros adaptativos se comportam bem na presença de ambientes não estacionários, onde suas propriedades estatísticas mudam com o tempo. Segundo Marques (2003), estes métodos de filtragem se baseiam em algoritmos recursivos para ajustes dos seus parâmetros, com o intuito de minimizar uma função objetivo (sinal de erro), adaptando-se às características do sinal ao longo do tempo, a partir de um certo conjunto de parâmetros arbitrados como iniciais, de acordo com a Figura 3.7 a seguir:

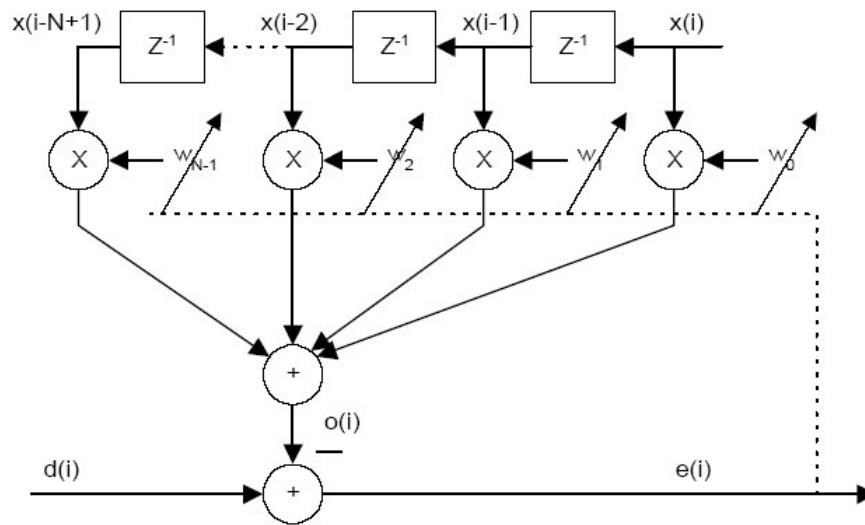


Figura 3.7 – Estrutura de um filtro adaptativo.

A mudança (ou adaptação) dos parâmetros e a busca pelo conjunto ótimo ficam a cargo dos algoritmos de adaptação. Existem muitos tipos descritos na literatura recente e a sua escolha para cada caso depende de alguns fatores, como a sua velocidade de convergência (número de iterações para alcançar o objetivo) e precisão, sua complexidade numérica (relacionada com o número de operações matemáticas em uma iteração) e a estabilidade da sua estrutura (possibilidade ou não de instabilidade numérica do algoritmo, motivada pelo acúmulo de erros provenientes da precisão finita do mesmo).

Embora sejam muitos, os algoritmos de adaptação dividem-se em duas grandes classes: aqueles que se baseiam na estimação do gradiente usando o método dos mínimos quadrados (algoritmo LMS) e os que são norteados pelo cálculo recursivo dos mínimos quadrados do sinal de erro (algoritmo RLS).

Os algoritmos de gradiente (LMS), conforme o nome sugere, estimam o gradiente da superfície da função objetivo, tendo o filtro de Wiener como exemplo, e têm como principal vantagem sua baixa complexidade, embora tenham dificuldade em trabalhar com ambientes variantes no tempo. Um exemplo clássico é o algoritmo do gradiente estocástico, que usa o valor instantâneo do quadrado do sinal de erro para estimar a função objetivo. A estimativa do seu gradiente é dada por:

$$\hat{\nabla}(k) = \frac{\partial [e^2(k)]}{\partial W} = -2.e(k).X(k) \quad (3.51)$$

O algoritmo do gradiente estocástico é baseado na técnica clássica de otimização conhecida como método do passo descendente. Portanto, a estimativa do modo de atualização dos parâmetros do filtro obedece à seguinte relação:

$$\hat{W}(k+1) = \hat{W}(k) - \mu \cdot \hat{\nabla}(k) \quad (3.52)$$

Sendo μ o passo de adaptação do algoritmo, controlando sua velocidade de convergência e estabilidade. De acordo com Marques (2003), existem pesquisas que demonstram faixas de valores do passo aceitáveis, que conseguem conciliar estas duas propriedades, bem como recomendam variações deste passo ao longo do processo de otimização de forma a melhorar a performance do algoritmo. Combinado as Equações (3.51) e (3.52) temos:

$$\hat{W}(k+1) = \hat{W}(k) + 2 \cdot \mu \cdot e(k) \cdot X(k) \quad (3.53)$$

Já os chamados algoritmos de mínimos quadrados recursivos (RLS) baseiam-se no filtro de Kalman, minimizando a soma dos quadrados dos erros parciais e sendo mais robustos e de convergência mais rápida, se comparados aos algoritmos de gradiente, o que não significa melhor eficiência na busca do conjunto de parâmetros ótimo. Como desvantagem, pode-se afirmar que os algoritmos de gradiente são mais complexos e instáveis.

A função objetivo do processo de ajuste dos parâmetros é definida por:

$$\xi_j = \sum_{k=1}^j e^2(k) \quad (3.54)$$

Recordando da Equação (3.47), a Equação (3.54) fica:

$$\xi_j = \sum_{k=1}^j [d(k) - o(k)]^2 \quad (3.55)$$

Substituindo a Equação (3.46) na (3.55) e efetuando as operações necessárias, obtêm-se:

$$\xi_j = \sum_{i=1}^k d^2(i) - 2 \sum_{i=0}^{N-1} \hat{w}_i(k) \cdot \sum_{i=1}^k d(i) \cdot x(k-i) + \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} \hat{w}_i(k) \cdot \hat{w}_l(k) \cdot \sum_{m=1}^k x(m-i) \cdot x(m-l) \quad (3.56)$$

Por outro lado, as matrizes de correlação entre as entradas com atraso e entre elas e a saída desejada, até o instante k (com $k \geq N$), são:

$$R_{m,n}(k) = \sum_{j=1}^k x(j-n) \cdot x(j-m), \text{ com } m, n = 0, 1, \dots, N-1$$

$$\theta_n(k) = \sum_{j=1}^k d(k) \cdot x(j-n), \text{ com } n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (3.57)$$

E a energia do sinal desejado pode ser definida por:

$$E_d(k) = \sum_{j=1}^k d^2(j) \quad (3.58)$$

Desta forma, substituindo as Equações (3.57) e (3.58) na (3.56), a função objetivo do processo de atualização dos parâmetros fica:

$$\xi(k) = E_d(k) - 2 \sum_{n=0}^{N-1} \hat{w}_n(k) \cdot \theta_n(k) + \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{N-1} \hat{w}_n(k) \cdot \hat{w}_m(k) \cdot R_{m,n}(k) \quad (3.59)$$

Agora, procedendo da mesma forma que Marques (2003) usou para achar o conjunto de parâmetros ótimo do filtro de Wiener (cálculo do gradiente da função objetivo e sua comparação com zero), chega-se a:

$$\frac{\partial \xi(k)}{\partial w_n} = -2 \cdot \theta_n(k) + 2 \cdot \sum_{m=0}^{N-1} \hat{w}_m(k) \cdot R_{m,n}(k)$$

$$\sum_{m=0}^{N-1} \hat{w}_m(k) \cdot R_{m,n}(k) = \theta_n(k) \quad (3.60)$$

O conjunto de Equações (3.60) atende a cada parâmetro do filtro separadamente. Generalizando estas expressões para todo o conjunto de parâmetros, temos, em notação matricial:

$$R(k) = \begin{bmatrix} R_{0,0}(k) & R_{0,1}(k) & \cdots & R_{0,N-1}(k) \\ R_{1,0}(k) & R_{0,1}(k) & \cdots & R_{1,N-1}(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{N-1,0}(k) & R_{N-1,1}(k) & \cdots & R_{N-1,N-1}(k) \end{bmatrix}$$

$$\theta(k) = [\theta_0(k) \quad \theta_1(k) \quad \cdots \quad \theta_{N-1}(k)]$$

$$\hat{W}(k) = [\hat{w}_0(k) \quad \hat{w}_1(k) \quad \cdots \quad \hat{w}_{N-1}(k)] \quad (3.61)$$

Portanto, o vetor de parâmetros ótimo, adaptado até o instante j considerado, é calculado através da seguinte relação:

$$\hat{W}^*(k) = R^{-1}(k) \cdot \theta(k) \quad (3.62)$$

Uma limitação do cálculo do vetor de parâmetros ótimo através da Equação (3.62) é que a parcela $R^{-1}(k)$ é, em geral, difícil de ser calculada. Para contornar este problema, usualmente usa-se o seu cálculo recursivo, representado pela seguinte equação:

$$L(k) = L(k-1) - K(k) \cdot X^T(k) \cdot L(k-1) \quad (3.63)$$

Onde $L(k) = R^{-1}(k)$ e $K(k)$ é o vetor ganho de Kalman que, para esta aplicação, é calculado por:

$$K(k) = \frac{L(k-1) \cdot X(k)}{1 + X^T(k) \cdot L(k-1) \cdot X(k)} \quad (3.64)$$

Aplicando o vetor ganho de Kalman ao cálculo do vetor de parâmetros ótimo, este, fica então:

$$\hat{W}(k) = \hat{W}(k-1) + K(k) \cdot \Gamma(k) \quad (3.65)$$

Sendo $\Gamma(k)$:

$$\Gamma(k) = d(k) - X^T(k) \cdot \hat{W}(k-1) \quad (3.66)$$

O algoritmo de mínimos quadrados normalizado constitui uma alternativa ao uso dos algoritmos de gradiente de forma a aumentar a velocidade de convergência do processo. Para tanto, segundo Marques (2003), é usado um passo de adaptação variável, inversamente proporcional à estimativa da potência do sinal de referência até certos limites computacionais, de forma que ele se adapta às grandes variações de potência de sinais como os de fala, evitando tanto a ineficiência na busca dos parâmetros ótimos quanto problemas de instabilidade do algoritmo.

É também descrito na literatura, segundo Stearns (1996), um processo de filtragem conhecido como aprimoramento linear adaptativo ("adaptive line enhancement"), que age conforme ilustrado na Figura 3.8 seguinte, que é semelhante à Figura 1.1 anteriormente mostrada:

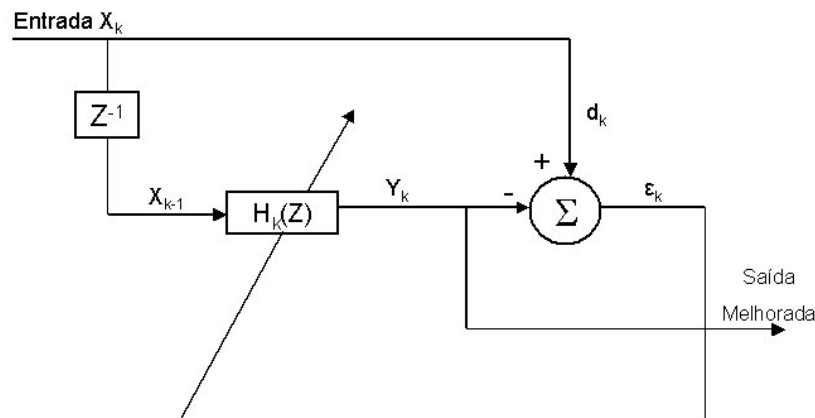


Figura 3.8 – Aprimoramento linear adaptativo

Lembrando que a abordagem básica do seu funcionamento foi feita brevemente no capítulo I, a entrada do filtro (sinal desejado) pode ser composta de um certo sinal corrompido por ruído de banda larga aditivo, sinal este que sofre um atraso no tempo para compor o sinal de entrada no filtro, atraso este que é selecionado com o objetivo de tornar os componentes ruidosos dos sinais desejado e de entrada do filtro não correlacionados. Com este arranjo, à medida que o processo de minimização do erro médio quadrático

avança, os coeficientes do filtro são ajustados para evidenciar os componentes do sinal e atenuar o ruído não correlacionado, pois a resposta em magnitude do filtro desenvolve picos na frequência de cada um dos sinais senoidais componentes do sinal. Desta forma, o sistema adaptativo funciona como uma espécie de analisador espectral variante no tempo, de forma que a saída do filtro é combinada com o espectro da parte previsível do sinal de entrada.

Quanto à aplicabilidade da filtragem adaptativa, segundo Marques (2003), existem quatro classes básicas de aplicação:

- ✓ Identificação de sistemas: Nesta classe de aplicação, o filtro adaptativo tem por objetivo modelar um sistema desconhecido, mediante o uso da saída deste como sinal desejado. Se ambos (sistema e filtro) tiverem o mesmo sinal de entrada, a função de transferência do filtro vai servir como modelo do sistema, sendo ele dinâmico ou não.
- ✓ Modelização inversa: O papel do filtro, neste caso, é obter o modelo inverso de um sistema desconhecido. Desta forma, o filtro apresenta uma aproximação da função de transferência inversa do sistema. Para tanto, uma versão com atraso da entrada do sistema é usada como sinal desejado do filtro, sendo sua entrada a saída do sistema.
- ✓ Previsão de sinais aleatórios: Para esta aplicação, o filtro age de forma a fornecer a melhor estimativa do valor presente de um sinal aleatório, tendo, para isso, uma versão atrasada deste sinal como sua entrada e o próprio sinal aleatório como sinal desejado. O filtro adaptativo pode servir para prever o valor do sinal ou o erro de previsão.
- ✓ Cancelamento de interferências: Nesta modalidade de aplicação, o filtro adaptativo é usado para fornecer o sinal de interesse, que contém uma certa informação, livre de interferências. Para tanto, são usados dois sinais: um que possui a informação de interesse contaminada com a interferência, que é usado como resposta desejada do filtro, e outro obtido a partir de um sensor, ou conjunto de sensores, que capta a fonte de interferência e é usado como entrada do filtro. O sinal de erro fornece, então, a informação desejada.

Para atingir o objetivo proposto por este trabalho, as técnicas de filtragem adaptativa são usadas para identificar com uma maior clareza sinais de defeito proveniente dos mancais de rolamento da bancada experimental usada. Para tanto, são escolhidos dois mancais: um deles servirá como fonte do sinal de referência, quando estiver operando em

boas condições, sendo o outro usado para medição do sinal de defeito contaminado com interferência proveniente do primeiro mancal (informação desejada) e do caminho do sinal do seu epicentro (primeiro mancal) até o ponto de medição. O sinal de referência será a resposta desejada do filtro e, o sinal proveniente do segundo mancal, sua entrada. Em uma variante de aplicação, o próprio sinal vibratório do mancal cujo defeito será identificado servirá como referência, sofrendo então um atraso no tempo que irá compor o sinal de entrada do filtro.

No próximo capítulo será realizada a modelagem matemática dos diferentes tipos de defeito dos mancais de rolamentos e das interferências envolvidas, além do uso dos filtros adaptativos para extrair as informações de interesse, constituindo uma situação ideal.

CAPÍTULO IV

Simulações numéricas

4.1 Introdução

Este capítulo se destina a descrever a aplicação da técnica da filtragem adaptativa a sinais que simulam defeitos em rolamentos, método este que tem por objetivo identificar a parcela do sinal efetivamente oriunda do defeito. Para tanto, são utilizados modelos matemáticos que são representativos de falhas nas pistas interna e externa, além de nos elementos rolantes e na gaiola do rolamento. O processo de filtragem é efetuado através de modelos desenvolvidos utilizando o software MATLAB (assim como a simulação dos defeitos), em que um sinal de natureza aleatória representa o sinal vibratório do rolamento em boas condições (Büchner, 2001). Neste modelo, três arranjos empregando dois tipos de filtros são empregados: o filtro adaptativo LMS com atraso (em que uma versão com atraso do sinal desejado é utilizada como entrada do filtro), o filtro adaptativo LMS sem atraso, que usa um sinal de referência, assim como o filtro adaptativo RLS sem atraso. Para efeito de verificação da eficácia do processo, é aplicada a técnica do envelope, além do cálculo de índices comparativos, como o nível global RMS, fator de crista, fator 'K' e momento estatístico de sexta ordem. Ao final, será feita uma breve discussão acerca dos resultados alcançados e performance da técnica da filtragem adaptativa.

4.2 Modelagem matemática de defeitos em mancais de rolamentos

Quando surge um defeito em alguma superfície de um rolamento, seja na pista interna, externa ou elemento rolante, devido a causas diversas, como fadiga do material, montagem incorreta, agentes abrasivos ou ácidos ou falta de lubrificação, entre outras, o comportamento deste se assemelha a impactos de martelo sobre a superfície que, da teoria das vibrações, excitam as ressonâncias do componente (Botó, 1971; Taylor, 1980; Martins, 1985 e Antonioli, 1999), pois estes impactos se traduzem como pulsos, de duração mínima, e que excitam uma grande faixa de frequências. Estes pulsos são modulados em amplitude pela variação de carga ao longo da pista girante (que, para efeito deste trabalho, é a pista

interna), assim como pelas frequências naturais do caminho de propagação destes até o ponto de medição (Braun, 1986). A frequência de repetição destes pulsos é dependente da cinemática do movimento rotativo e do posicionamento dos defeitos ao longo do componente. Já a amplitude e duração do pulso são influenciadas pela severidade e forma do defeito (Santos, 1999). Vale ressaltar que a amplitude depende também do caminho de propagação do impulso ao longo da estrutura. Portanto, é interessante a utilização de um dispositivo de medição dos níveis vibratórios que amplie o efeito da força de excitação.

A resposta ao impulso do i -ésimo modo de vibração da estrutura pode ser descrita por:

$$g_i(t) = A_i \cdot e^{\left(\frac{\xi_i}{\sqrt{1-\xi_i^2}} \cdot \omega_{d_i} \cdot t \right)} \cdot \cos(\omega_{d_i} \cdot t + \phi) \quad (4.1)$$

Sendo A_i a amplitude do impulso, ξ_i o fator de amortecimento (ambos relacionados ao i -ésimo modo de vibração da estrutura considerada), ω_{d_i} a velocidade associada à sua i -ésima frequência natural (também conhecida como frequência central de ressonância) e ϕ a fase do sinal. A Equação (4.1) representa, portanto, a forma do impulso no domínio do tempo, com sua atenuação proveniente do amortecimento.

Já a variação de carga, que atua sobre o rolamento ao longo da sua pista móvel e modula os pulsos, têm sua influência sobre o sinal de defeito matematicamente demonstrada como (Braun, 1986):

$$Q_\theta = Q_{\max} \cdot \left[1 - \frac{1}{2\varepsilon} \cdot (1 - \cos(2\pi \cdot f_r \cdot t)) \right]^n \quad (4.2)$$

Onde $Q_{\max}$ é a máxima amplitude exercida pela carga, ε é conhecido como fator de distribuição de carga, que é dependente do tipo de rolamento e da sua montagem, f_r a frequência de rotação da pista girante e n , um fator dependente também do tipo de rolamento e cujo valor varia de 1 a 1.5 (Santos, 1999).

Para compor o sinal de defeito, os pulsos gerados pela Equação (4.1) são posicionados em intervalos iguais ao período de falha, de forma tal que obedecem à seguinte relação, reveladora da forma de onda gerada por este defeito:

$$x_i(t) = \sum_j g'_i(t - j.T_i).U(t - j.T_i)$$

$$g'_i = \begin{cases} g_i.Q_\theta & , t/T \leq \theta_{\max} \\ 0 & , t/T > \theta_{\max} \end{cases} \quad (4.3)$$

Onde o impulso U atua em intervalos de tempo definidos pelo período de falha (T_i), definindo onde se inicia a onda através do sincronismo entre o tempo em certo parâmetro ($\theta_{\max}$) determinado pela cinemática do sistema, sendo Q_θ responsável pela variação de carga no rolamento. Sendo assim, a forma de onda gerada por um rolamento defeituoso é uma série de impulsos aditivos, com amplitudes dependentes da severidade da falha e do ganho fornecido pela estrutura. Estrutura esta que, por outro lado, também atenua a resposta ao impulso, determinando o seu decaimento.

As freqüências características de cada defeito (ou de repetição do pulso) também são determinadas através da cinemática do rolamento, sendo elas caracterizadas pelas relações (2.12), (2.14) e (2.16) do capítulo II, que são:

$$f_{dpi} = \frac{N_e}{2.d} \left[|f_{pe} - f_{pi}| (d + D \cos \beta) \right]$$

$$f_{dpe} = \frac{N_e}{2.d} \left[|f_{pi} - f_{pe}| (d - D \cos \beta) \right]$$

$$f_{de} = \frac{d}{2.D} \left[|f_{pi} - f_{pe}| \left(1 - \frac{D^2 \cos^2 \beta}{d} \right) \right] \quad (4.4)$$

Onde f_{dpi} , f_{dpe} e f_{de} são as freqüências de defeito na pista interna, externa e esfera (ou elemento rolante), respectivamente, e os demais parâmetros são características dimensionais do rolamento, sendo identificados na Figura 4.1 abaixo, similar à 2.2:

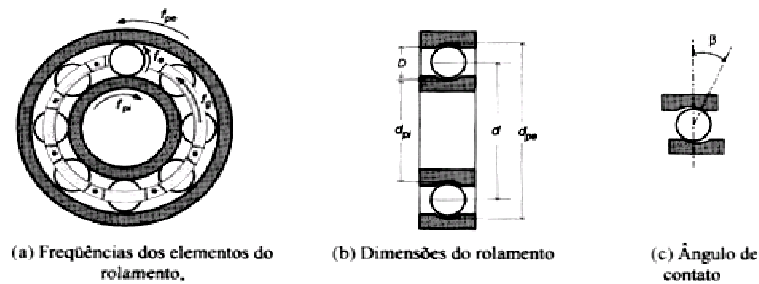


Figura 4.1 - Freqüências, dimensões e ângulo de contato de um rolamento.

É importante destacar que este sinal de defeito é um tanto complexo, pois é composto também por um sinal de banda larga, gerado pelo contato entre elementos rolantes e pistas, ambos considerados em bom estado. Sendo assim, a análise no domínio do tempo tem sua eficácia comprometida devido à limitação de informações úteis dela extraídas, tornando-se mais interessante a análise no domínio da frequência, através da aplicação da transformada de Fourier (Büchner, 2001). Uma alternativa, considerada e utilizada neste trabalho, é a aplicação da técnica do envelope, sendo muito mais fácil identificar características no sinal que denunciem a presença e desenvolvimento da falha.

Os sinais que simulam as falhas foram gerados usando as frequências características de defeito do rolamento comercial da série 1200, do tipo autocompensador de esferas (também usado na bancada experimental). Suas dimensões principais são: diâmetro interno de 10mm e externo de 30mm. As condições simuladas de operação do componente são equivalentes às da bancada experimental, onde a pista interna possui uma frequência de rotação de 3380rpm ou 56.3Hz e a pista externa é a estacionária. Por outro lado, na composição dos sinais no domínio da frequência, foi utilizada uma frequência de aquisição de aproximadamente 16.4kHz, com 32768 pontos amostrados e resolução em frequência de 0.5Hz, com um tempo de amostragem de 2s. Estes parâmetros norteiam os sinais nos domínios do tempo e frequência mostrados neste capítulo. Já as grandezas utilizadas nas Equações (4.1), (4.2) e (4.3) foram: carga máxima de 10N, frequência natural de vibração da estrutura de 3000Hz (valor resultante de ensaios com a bancada fora de operação), valores de n e ε iguais à unidade e fator de amortecimento de 0.06. Já as frequências de defeito para os rolamentos da série 1200, assim como para os da série 6200 (rolamentos rígidos de simples carreira de esferas, que também compõem a bancada experimental), ambas na frequência de rotação usada estão listadas na Tabela 4.1 seguinte:

Tabela 4.1 – Frequências características de defeito.

	Série 1200	Série 6200
f_{dg} (Hz)	21.5	21.5
f_{dpi} (Hz)	314	279
f_{dpe} (Hz)	193	172
f_{de} (Hz)	218	223

Sendo f_{dg} a frequência de defeito na gaiola.

➤ 4.2.1 – Modelagem matemática de defeito na pista externa.

Considerando a pista externa estacionária, o defeito nela localizado gera impulsos quando da passagem das esferas. Impulsos estes de mesma amplitude e espaçamento constante entre eles (Bezerra, 2004). Na Figura 4.2 seguinte, pode-se visualizar os sinais no domínio do tempo e da frequência, assim como o espectro do envelope sem ruído, de um rolamento com defeito na pista externa, segundo modelo matemático explicitado e implementado em ambiente computacional.

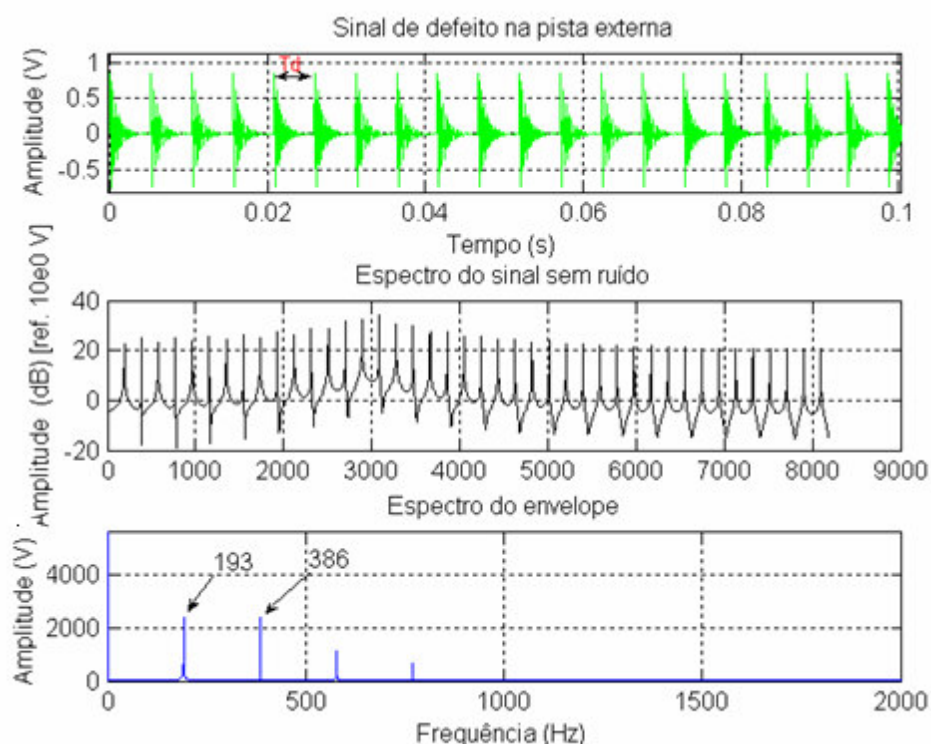


Figura 4.2 – Sinal de defeito na pista externa do rolamento

Os parâmetros usados para construção do sinal foram aqueles já explicitados no item anterior, tomando como referência o rolamento da série 1200. Observam-se, pela sua visualização, os impulsos espaçados de um valor (T_d) igual ao inverso da frequência de defeito (sinal no domínio do tempo), que também é representada pelo espaçamento entre os picos do espectro, onde o maior deles corresponde à frequência natural (frequência central de ressonância) do rolamento simulado. No espectro do envelope, pode e ser observado o pico correspondente frequência de defeito (193Hz), assim como seus harmônicos superiores. Tais conclusões corroboram os estudos de McFadden (1984).

➤ 4.2.2 – Modelagem matemática de defeito na pista interna

Neste caso, como a pista rotativa é a interna, o defeito nela localizado possui um movimento em relação à região de carga (Bezerra, 2004). Portanto, ocorre a modulação, em amplitude, do sinal de defeito por outro que representa a influência da variação de carga, com frequência igual à de rotação da pista interna. Como consequência, bandas laterais àquelas correspondentes a frequência de defeito aparecem, no espectro, com espaçamento entre elas igual à frequência de modulação (rotação). Na Figura 4.3 seguinte, é representado o sinal de defeito na pista interna, nos domínios do tempo e da frequência, assim como o espectro do seu envelope, com os mesmos parâmetros usados para o caso anterior, exceto a frequência característica do defeito, que está de acordo com a Tabela 4.1, simulando o rolamento da série 1200.

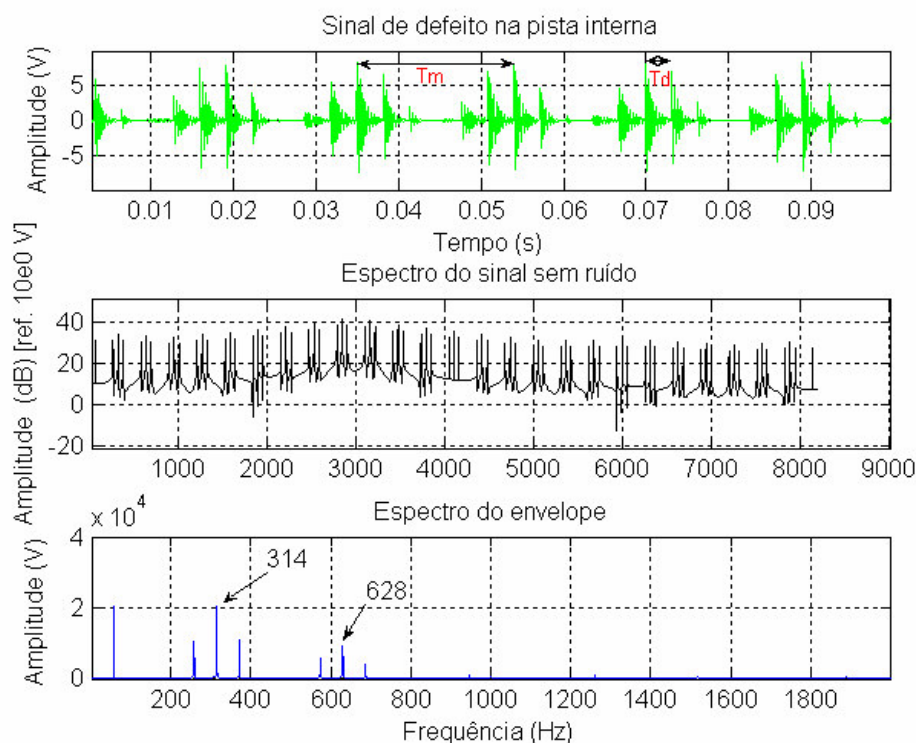


Figura 4.3 – Sinal de defeito na pista interna do rolamento

A visualização do sinal corrobora as afirmações feitas acerca do seu comportamento, onde T_d é o período de falha e T_m , o período de modulação. Pela visualização do espectro do envelope, é possível identificar o pico representativo da frequência de defeito na pista rotativa (314Hz), assim como seu harmônico superior. Além disso, pode-se notar as raias

laterais espaçadas da frequência de defeito de um valor igual à frequência de modulação (rotação), concordando mais uma vez com os trabalhos de McFadden (1984).

➤ 4.2.3 – Modelagem matemática de defeitos nos corpos rolantes (esferas)

Segundo McFadden (1984), o sinal de defeito na esfera se comporta de uma forma particular, pois, em alguns casos, ele é modulado pela frequência de falha da gaiola. No entanto, esta modulação não é, algumas vezes, facilmente visível, pois existe no mercado uma diversidade muito grande de gaiolas, que variam não somente na sua forma, como também no material utilizado na sua fabricação. Usando a frequência característica de defeito da gaiola (Tabela 4.1), que compõe o sinal de modulação, a frequência de falha na esfera (onda portadora) e mantendo os outros parâmetros similares ao caso de defeito na pista interna, chega-se aos sinais de falha contidos na Figura 4.4, onde se pode observar o espaçamento correspondente ao período de defeito (T_d) e aquele devido ao período de modulação (T_m).

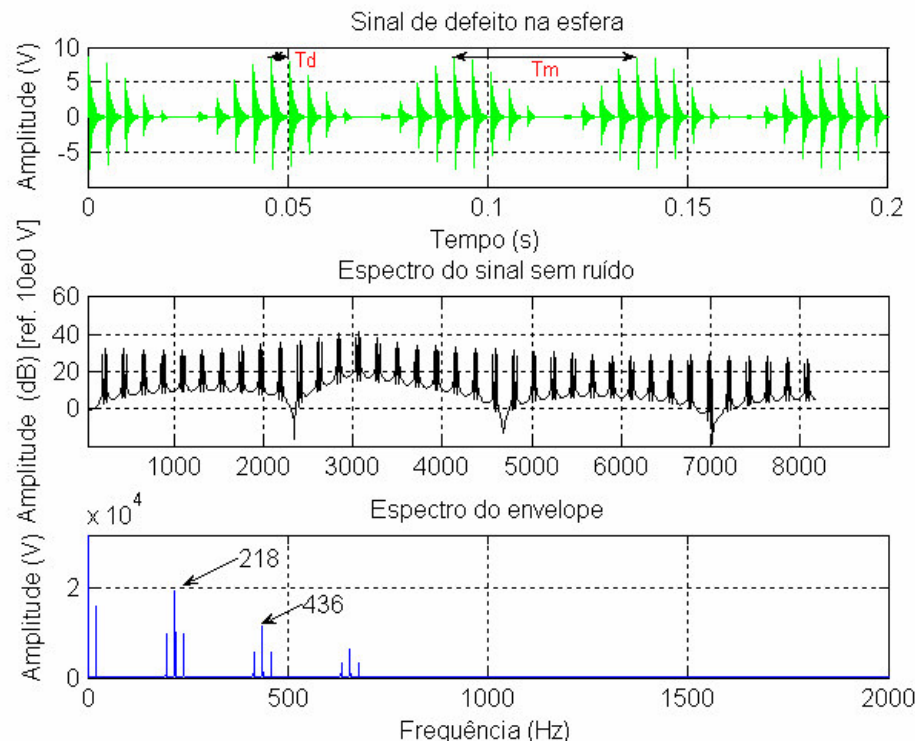


Figura 4.4 – Sinal de defeito no corpo rolante (esfera) do rolamento

Mais uma vez, no espectro do envelope, merece destaque a frequência de defeito e seu harmônico superior, assim como as raias laterais representando a modulação que, neste caso, é por um sinal de frequência igual à de defeito na gaiola, corroborando, mais uma vez, os trabalhos de McFadden (1984).

➤ 4.2.4 – Modelagem matemática de defeito na gaiola.

Quando o defeito se apresenta na gaiola do rolamento, os pulsos se manifestam em uma frequência igual a aquela de defeito neste componente, sinal este modulado pela variação da zona de carga no rolamento. Desta forma, e mantendo os outros parâmetros idênticos a aqueles das situações anteriores, chega-se aos sinais de defeito na gaiola nos domínios do tempo e da frequência, acrescidos do espectro do envelope sem ruído. Sinais estes mostrados pela Figura 4.5 seguinte:

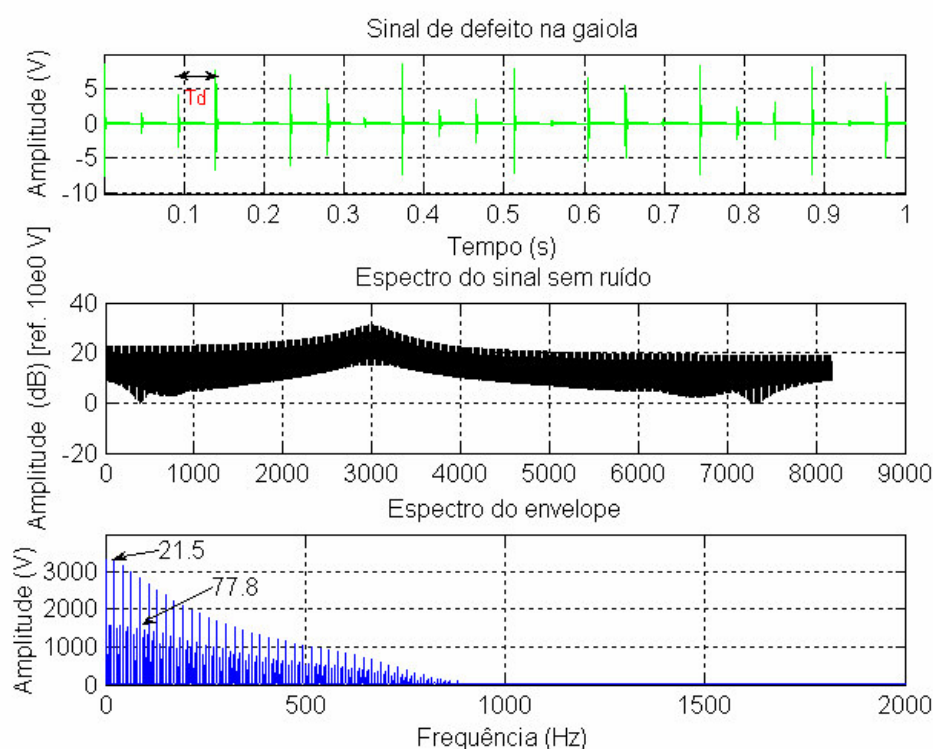


Figura 4.5 – Sinal de defeito na gaiola do rolamento

É importante salientar que a determinação do sinal de defeito na gaiola está sujeita às limitações já expostas anteriormente, devido à grande gama de componentes de geometria e materiais constituintes disponíveis no mercado. Através da visualização do espectro do envelope é possível a identificação do pico referente à frequência de defeito

(21.5Hz) e daquele correspondente à modulação pela variação da zona de carga (77.8Hz), valor este espaçado da frequência de defeito de um valor igual à frequência de rotação imposta ao rolamento.

4.3 Filtragem adaptativa aplicada aos sinais ruidosos de defeito

Uma vez caracterizados os modelos de defeito no rolamento, nas seções anteriores, é necessário aplicar as técnicas de filtragem adaptativa explicitadas no capítulo anterior aos modelos de defeito corrompidos por ruído, aplicados aos sinais de defeito de forma a respeitar certas relações sinal-ruído, que simularão graus de intensidade de falha.

Para avaliar a performance do processo de filtragem, serão usados alguns parâmetros de avaliação da condição no domínio do tempo, como o nível RMS do sinal, fator de crista, fator “K” e momento estatístico central normalizado de sexta ordem, além de uma análise no domínio da frequência: a técnica do envelope. O equacionamento dos parâmetros foi exposto anteriormente no capítulo II, Equação (2.18) (nível RMS), assim como os do fator de crista e fator “K” (Equações (2.19) e (2.20), respectivamente). Já o momento estatístico de sexta ordem normalizado pode ser definido por:

$$\gamma_6 = \frac{M'_6}{\sigma^{2.(3)}} \quad (4.5)$$

Onde σ^2 é a variância da distribuição, n o número de ponto amostrados, e M'_6 , o momento estatístico central de sexta ordem, que é equacionado por:

$$M'_6 = \frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n (x_k - X_{med})^6 \quad (4.6)$$

Segundo Dyer (1978); Samantha & Al-Blalushi (2001), este parâmetro pode ser usado com o objetivo de fornecer informações sobre o estado do rolamento. Um fato a ser comentado é que, segundo os estudos experimentais de Bezerra (2004), o momento estatístico central de sexta ordem e a curtose possuem comportamentos semelhantes, mostrando-se mais sensíveis à intensidade de falha para baixas velocidades, caindo de rendimento à medida que a mesma aumentava. Portanto, os comentários feitos com relação ao comportamento da curtose podem ser estendidos ao momento estatístico de sexta ordem.

É importante salientar que estas grandezas estatísticas, quando aplicadas a sinais de vibração em rolamentos, são influenciadas por variações na velocidade de rotação. De fato, Bezerra (2004), em seus estudos, chegou à conclusão de que o nível global RMS e o fator “K” crescem com o aumento da velocidade de rotação. Já o fator de crista e o momento central normalizado de sexta ordem caem na condição citada. Quanto aos picos no domínio da frequência, segundo as pesquisas do autor, eles não apresentam uma tendência definida condizente com o aumento da velocidade. Ao analisar a influência da severidade da falha, o mesmo pesquisador constatou que, à medida que a falha se agrava, o nível RMS e o fator “K” crescem, assim como o pico máximo. Por outro lado, o fator de crista tem seus valores decrescidos, nas faixas de frequência e intensidade de defeito por ele simuladas. Sendo que, para este último, seus valores parecem convergir pra um patamar único pra frequências de rotação acima de 45Hz nas suas condições de modelagem. O comportamento da técnica do envelope, quando sujeito à presença da filtragem adaptativa, também foi estudado, e ainda pelo mesmo autor, chegando à conclusão de que a aplicação do método, para defeitos situados nas pistas interna e externa, tem o efeito de evidenciar os picos efetivamente relacionados à falha, atenuando os demais e facilitando um diagnóstico confiável.

Conforme foi salientado na seção 4.1, serão aplicados 3 tipos de filtro adaptativo: (LMS, em que uma versão com atraso do sinal desejado é utilizada como entrada) LMS sem atraso e RLS (em que o sinal representativo do rolamento em boas condições é utilizado como sinal desejado). Os alvos de tais processos de filtragem são sinais oriundos de defeitos nas pistas interna e externa, assim como nos corpos rolantes e na gaiola. Níveis de intensidade de falha serão simulados através da variação da relação sinal-ruído (S.N.R.). Tal conceito expressa uma relação entre os níveis de energia contidos no sinal e no ruído, sendo seu valor aproximado pela seguinte equação:

$$SNR = \frac{\mu^2 + \sigma^2}{(b - a)^2 / 12} \quad (4.7)$$

Onde μ representa o valor médio do sinal, o denominador, segundo o curso de Matlab 5.1 da UERJ (1999), representa a energia contida no ruído e b e a são os níveis máximo e mínimo, respectivamente, da amplitude do mesmo.

De fato, de acordo com os estudos de Bezerra (2004), é plausível supor que eles estão correlacionados, ou seja, quanto maior a relação sinal-ruído, maior será a intensidade da falha. Portanto, nas simulações, foram utilizados diferentes níveis de SNR, desde um

valor de 0.4, que representa um rolamento com ruído alto e com baixa intensidade de falha, corroborando os estudos de Büchner (2001), até o valor de 1, representando um rolamento com defeito severo. Nos estudos de Chaturvedi e Thomas (1982), foi analisado o desempenho do sistema de cancelamento de ruído adaptativo em sinais vibratórios oriundos de mancais de rolamentos, com resultados encorajadores. Nestes, a entrada do filtro adaptativo foi composta por sinais de uma turbina somados com aqueles oriundos de um mancal de rolos cilíndricos com defeito na sua pista externa (estacionária), sendo os primeiros aqueles que representaram a entrada de referência. Então, as duas parcelas de ruído tiveram seu índice de correlação decrescido pelo atraso imposto à entrada do filtro. Desta forma, o rendimento do filtro adaptativo proposto foi analisado em um caso onde as parcelas de ruído contidas na entrada do filtro e na entrada de referência são não-correlacionadas ou fracamente correlacionadas. Como avaliação, foi calculado os valores da variância e da curtose da entrada do filtro, da sua saída e do ruído estimado, além do espectro e do cepstrum de potência para a entrada e saída do filtro, além daqueles para o sinal defeituoso do rolamento, para diferentes valores do atraso, sendo o objetivo da filtragem adaptativa a minimização da potência média do sinal de interferência residual na saída do sistema. Como resultado, foi concluído que, à medida que o atraso imposto aumentava, a melhora da relação sinal-ruído decrescia, tendência esta acompanhada pelos valores da curtose. Quanto aos espectros, estes exibem a modulação em amplitude característica do estado de falha do rolamento mesmo para grandes níveis de atraso, tendência realçada pela presença de picos periódicos nos sinais de saída do filtro no domínio do tempo. Quanto ao cepstrum de potência, o seu pico mais alto evidenciou o período de defeito do rolamento, embora tenha apresentado outros picos. Vale ressaltar que estes resultados foram alcançados mesmo sendo as parcelas de ruído fracamente correlacionadas.

No caso deste trabalho, as parcelas de ruído nos sinais de entrada e de referência também são descorrelacionadas no caso da aplicação do filtro com atraso, sendo estes correlacionados nos outros casos. Nele, serão calculados, para cada caso, os parâmetros já citados e explicados, para atestar a eficácia do processo e, no final, tecidas algumas conclusões acerca da atuação do método.

➤ 4.3.1 – Filtragem adaptativa LMS com atraso aplicado aos sinais de defeito

Para a simulação da ação do filtro adaptativo a defeitos na pista estacionária (externa) do rolamento, filtro este com resposta finita ao impulso, cujo processo foi descrito

no capítulo anterior como aprimoramento linear adaptativo, foram usados alguns parâmetros, como: número de parâmetros, ou coeficientes, da função transferência do filtro (32), tamanho do passo de adaptação (0,08) e fator de vazamento (que está relacionado ao patamar mínimo necessário ao algoritmo para que ele cesse o processo de adaptação, atingindo um resultado satisfatório) (1), mostrando que o filtro não vai continuar a adaptação após atingir o patamar, estabilizando-se. Já o vetor de coeficientes iniciais é tal que seus valores são iguais a zero, assim como o vetor de estado inicial do filtro para o processo adaptativo. Por sua vez, o atraso do filtro foi escolhido de forma a minimizar o nível RMS do sinal filtrado. O modo de atuação do filtro LMS com atraso pode ser sintetizado pela Figura 3.8, que está reproduzida na Figura 4.6 seguinte:

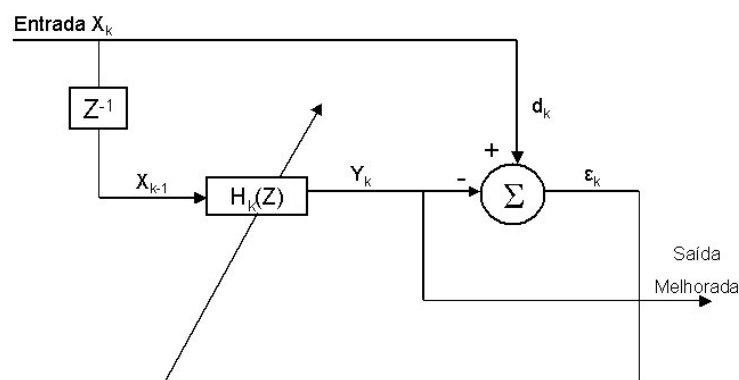


Figura 4.6 – Filtro LMS com atraso

Onde o sinal de defeito corrompido por ruído (sinal desejado) sofre um atraso para servir como entrada do filtro, atraso este aplicado de forma a tornar as parcelas de ruído em d_k e x_{k-d} não correlacionadas. O sinal Y_k é o sinal filtrado de interesse.

Os resultados da simulação estão resumidos nas Tabelas 4.2 e 4.3 seguintes (com e sem a presença do filtro, respectivamente), simulação esta feita para o rolamento tipo 1200 com uma relação entre a energia do sinal de defeito livre de ruído e do sinal do rolamento em boas condições de 1.

Tabela 4.2 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (LMS com atraso) (defeito na pista externa)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.1989	0.2379	0.2381	0.4524
F_{cr}	4.8539	4.4952	5.3831	4.7443
F_k (V ²)	0.1921	0.2543	0.3052	0.9709
M_6	24.8236	28.4340	31.0660	36.3476

Tabela 4.3 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na pista externa)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.6834	0.7298	0.7768	0.8175
F_{cr}	3.6662	3.8942	4.0361	4.1484
F_k (V ²)	1.7123	2.0740	2.4354	2.7724
M_6	15.6821	21.8579	28.0515	34.4712

Conforme pode ser observado pelo acompanhamento dos valores dos índices conforme a propagação da falha e comparação entre os valores com e sem presença do filtro, o nível RMS e o fator “K” apresentaram uma tendência de aumento, corroborando os estudos de Bezerra (2004), tanto com como sem a presença do filtro. Já o fator de crista para o sinal filtrado não apresentou tendência definida e o coeficiente do momento estatístico de sexta ordem apresentou valores superiores no caso do sinal filtrado, evidenciando de uma forma mais presente e efetiva o aparecimento da falha na pista externa.

Já as Figuras 4.7 e 4.8 seguintes apresentam o sinal no domínio do tempo e o espectro do envelope não filtrados e filtrados, respectivamente. E ainda com uma relação sinal-ruído de 0.4, representando a condição mais crítica, pois, além de o rolamento já apresentar uma falha incipiente, ele está na condição mais corrompida por ruído, exigindo uma maior performance do processo de filtragem.

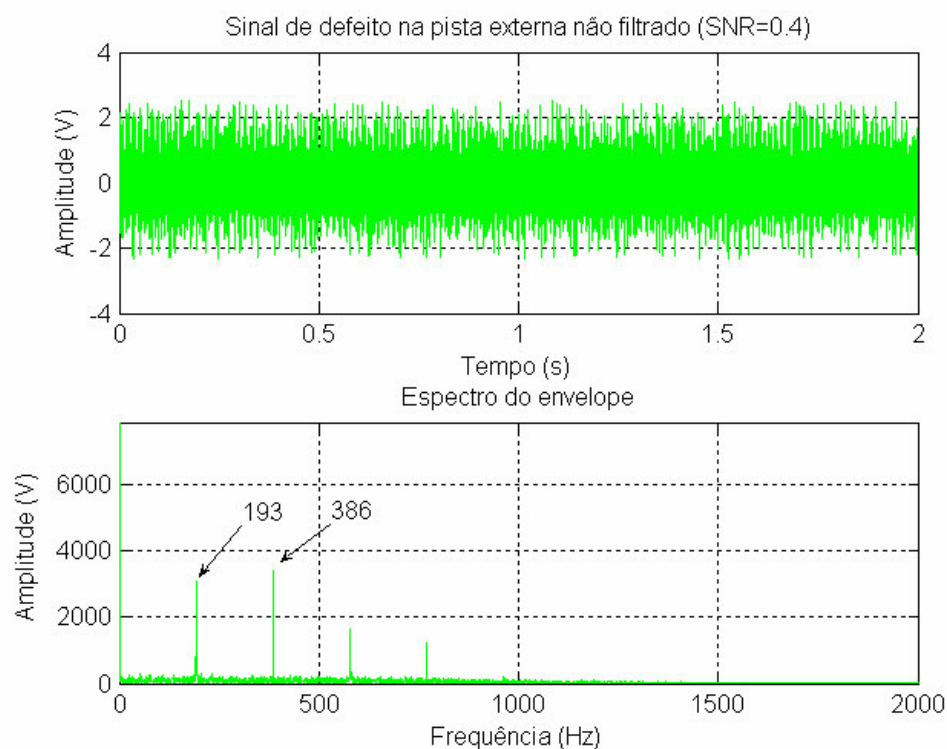


Figura 4.7 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na pista externa.

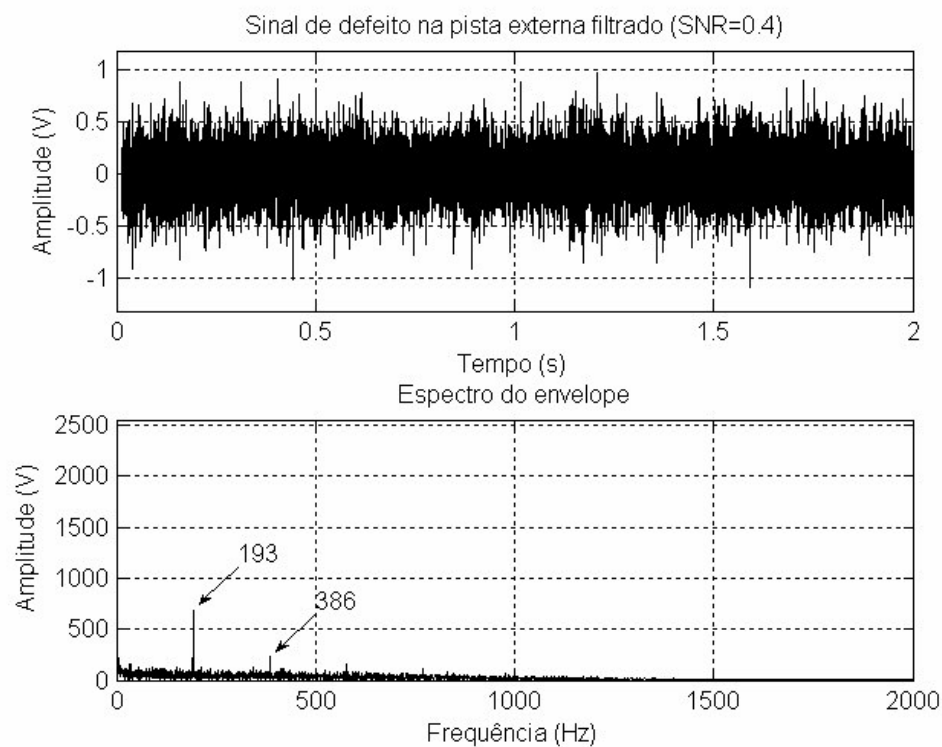


Figura 4.8 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na pista externa (LMS com atraso).

Já os espectros dos sinais não filtrado e filtrado, para a mesma SNR, são:

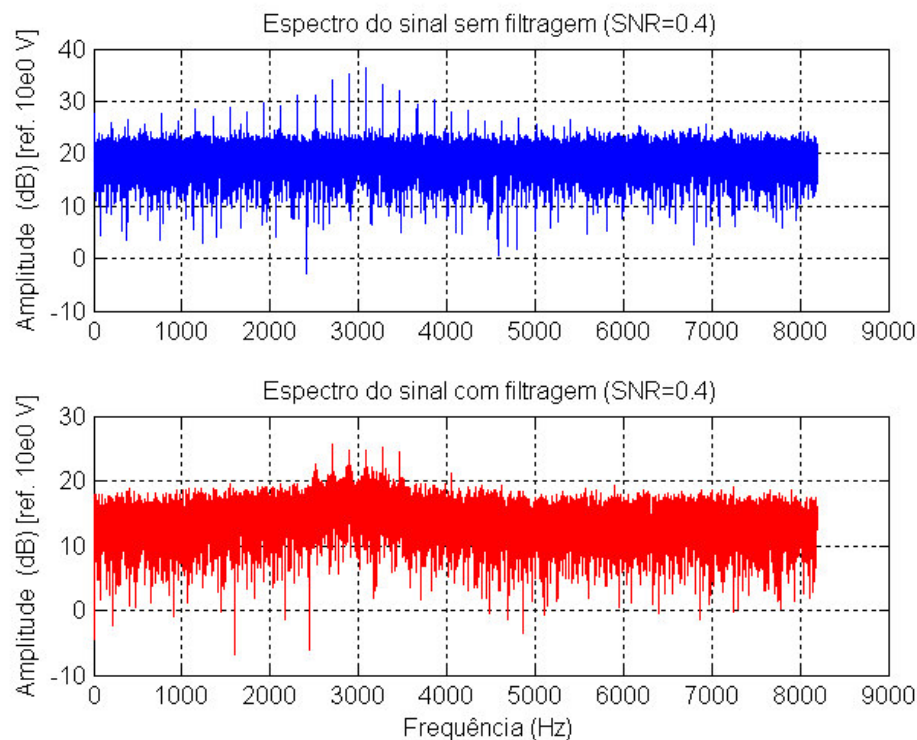


Figura 4.9 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na pista externa (LMS com atraso).

Observando e comparando os espectros dos envelopes dos sinais com e sem a presença do filtro, nota-se claramente o destaque que o sinal filtrado dá ao pico efetivamente relacionado ao defeito, atenuando seus harmônicos. Fato que também pode ser observado através da visualização dos espectros dos sinais da Figura 4.9.

Para simulação do processo de filtragem aplicado a defeitos na pista interna (rotativa), foi usado o mesmo tipo de filtro, assim como os parâmetros de implementação e a relação entre a energia do sinal de defeito e aquela do rolamento em bom estado. Os resultados estão expostos nas tabelas e gráficos seguintes:

Tabela 4.4 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na pista interna) (LMS com atraso)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.2132	0.2438	0.3955	0.4463
F_{cr}	5.2814	6.3367	5.5523	5.9155
F_k (V ²)	0.2400	0.3767	0.8683	1.1784
M_6	35.7435	48.1350	67.6074	75.7017

Tabela 4.5 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na pista interna).

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.6811	0.7328	0.7723	0.8158
F_{cr}	4.2819	4.6410	4.7737	4.9569
F_k (V ²)	1.9865	2.4925	2.8473	3.2987
M_6	18.6677	27.7524	35.5679	45.6072

Através da visualização dos valores das tabelas, pode-se chegar às mesmas conclusões daquelas tiradas para o caso de defeito na pista estacionária, dando destaque às atuações do fator “K” e do coeficiente do momento estatístico de sexta ordem, que mostram o surgimento e evolução da falha de uma forma mais nítida, acompanhados do nível RMS dos sinais.

Já os gráficos dos sinais não filtrado e filtrado, bem como seus respectivos espectros dos envelopes, assim como os espectros destes sinais, são mostrados nas Figuras 4.10 a 4.12, sob as mesmas condições do caso anterior (relação sinal-ruído de 0.4 e relação entre a energia do sinal de defeito e aquela do rolamento considerado em bom estado de 1).

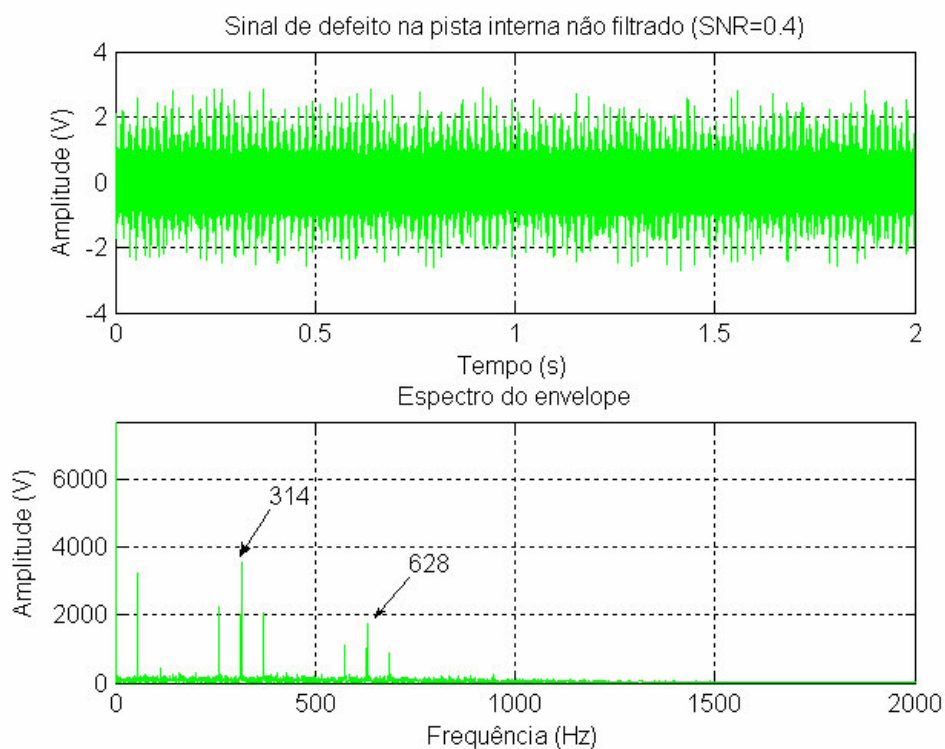


Figura 4.10 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na pista interna.

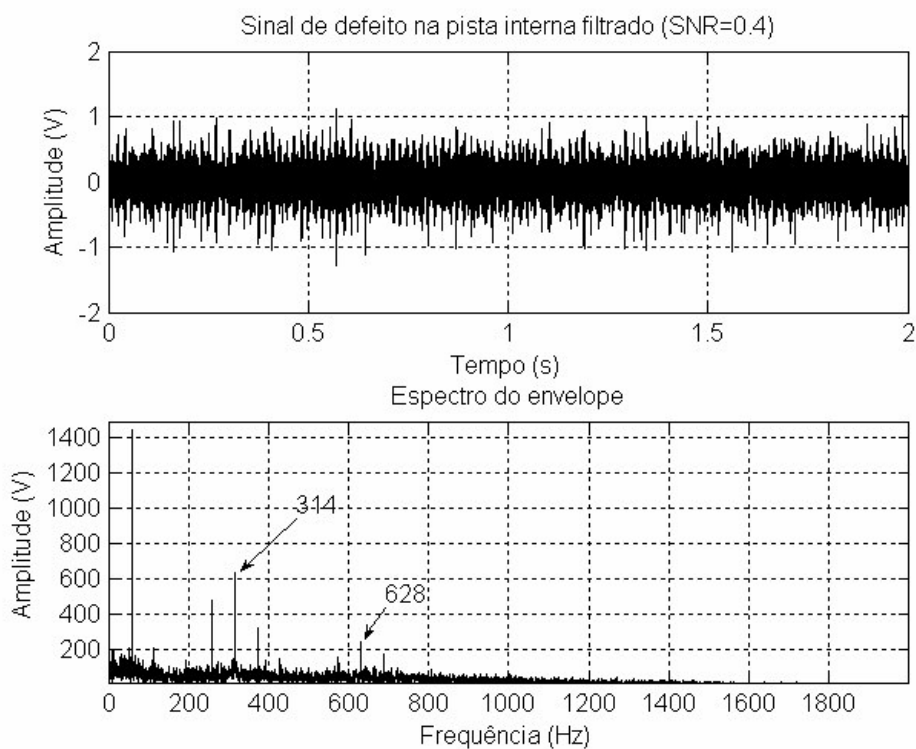


Figura 4.11 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na pista interna (LMS com atraso).

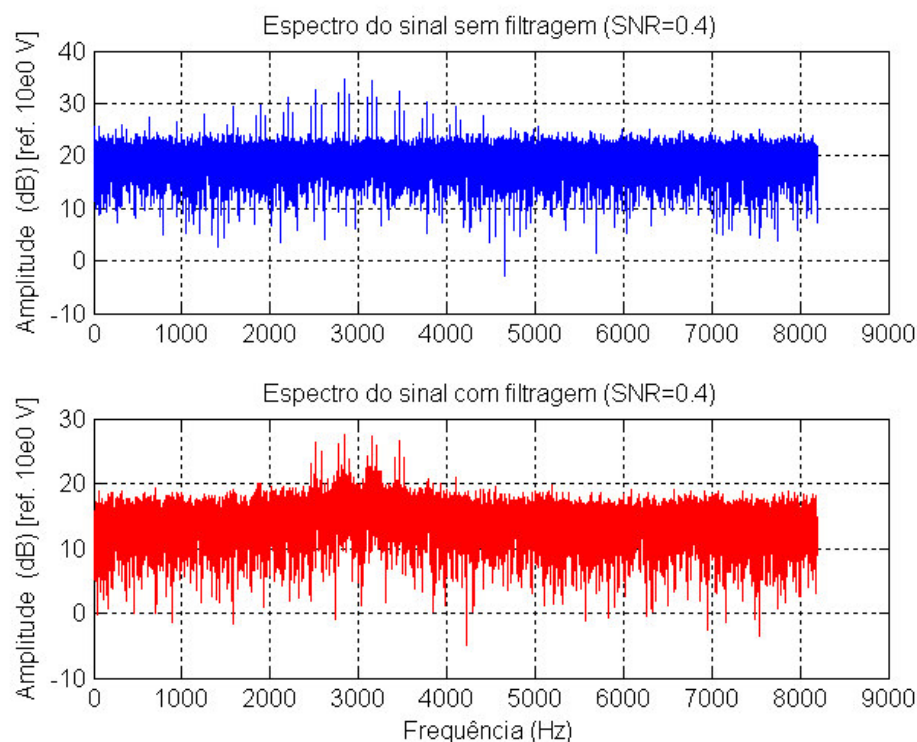


Figura 4.12 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na pista interna (LMS com atraso).

Mais uma vez, a observação dos espectros de ambos os sinais, filtrado e não filtrado, leva à constatação de que o filtro destacou o pico efetivamente relacionado ao defeito, atenuando seus harmônicos, fato confirmado pela visualização dos espectros dos sinais.

Para o caso da filtragem aplicada a sinais de defeito na esfera, a simulação se valeu dos mesmos parâmetros usados para os casos anteriores. Os resultados estão expostos nas Tabelas 4.6 e 4.7, assim como nos gráficos 4.13 a 4.15.

Tabela 4.6 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na esfera) (LMS com atraso)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.1991	0.3524	0.4140	0.4570
F_{cr}	5.5100	6.9730	6.1512	6.6335
F_k (V ²)	0.2185	0.8660	1.0544	1.3854
M_6	42.2625	125.2850	135.3297	144.1140

Tabela 4.7 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na esfera)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.6806	0.7305	0.7777	0.8160
F_{cr}	4.8242	5.2090	5.4586	5.6159
F_k (V ²)	2.2343	2.7796	3.3012	3.7396
M_6	25.7640	44.6719	57.6277	74.5097

Os valores observados levam às mesmas conclusões tecidas acerca dos dois casos anteriores, sendo o comportamento do fator de crista do sinal filtrado concordante com aquele previsto por Nepomuceno (1999) e Mitchell (1993), em que tal índice se mostra eficiente em se tratando de falhas incipientes, embora não tanto no caso de propagação do defeito estudado.

As Figuras 4.13 a 4.15 mostram os sinais de defeito no tempo, na frequência e o seu envelope para os casos de sinal filtrado e não filtrado.

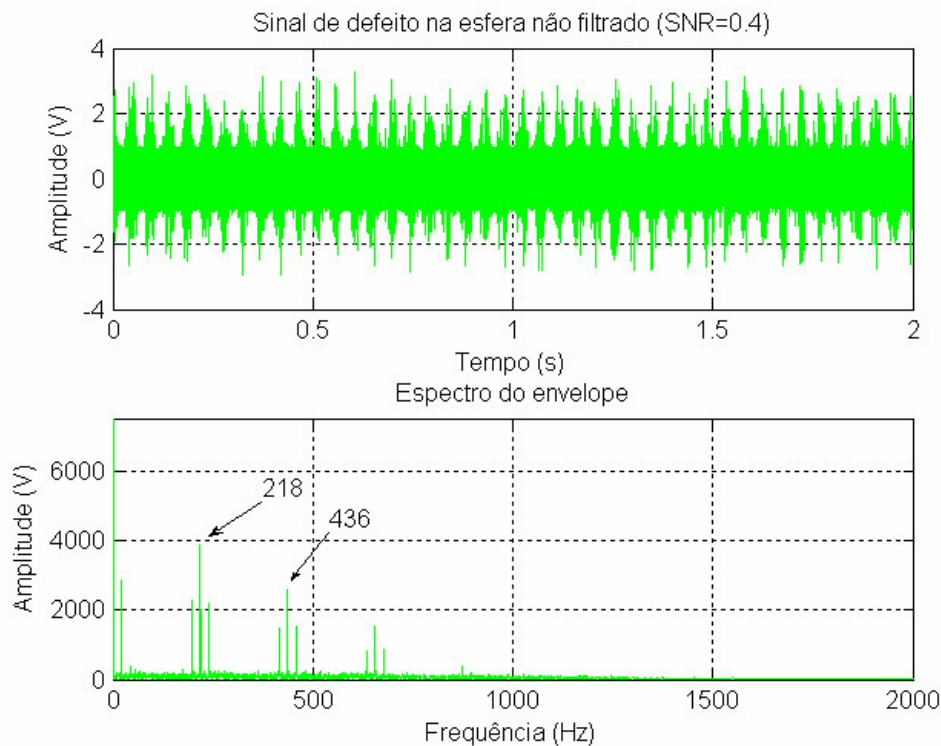


Figura 4.13 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na esfera.

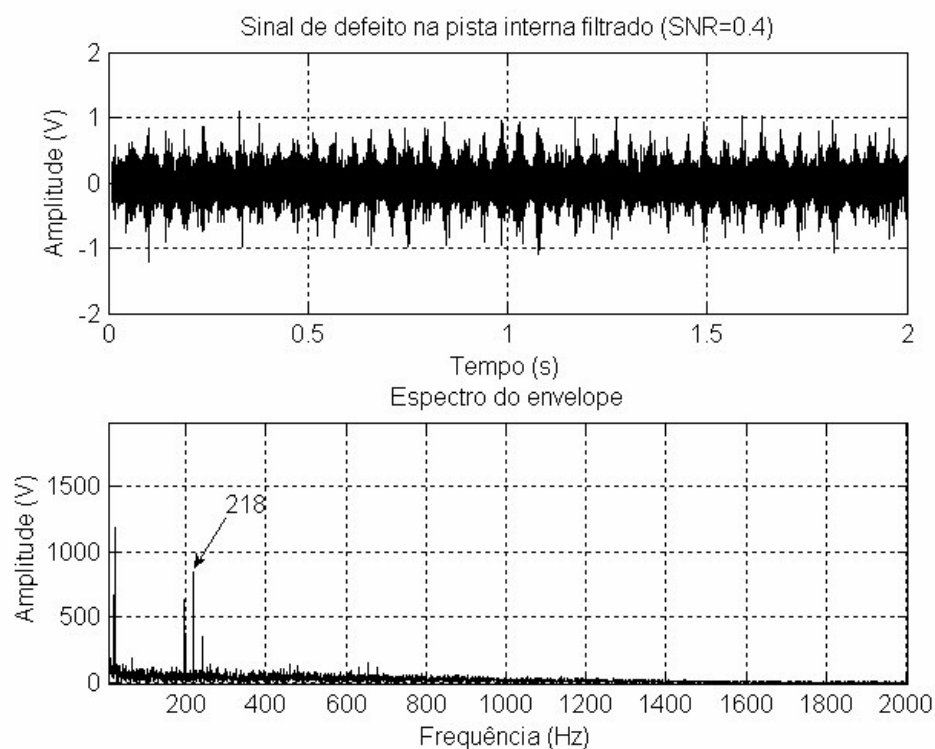


Figura 4.14 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na esfera (LMS com atraso).

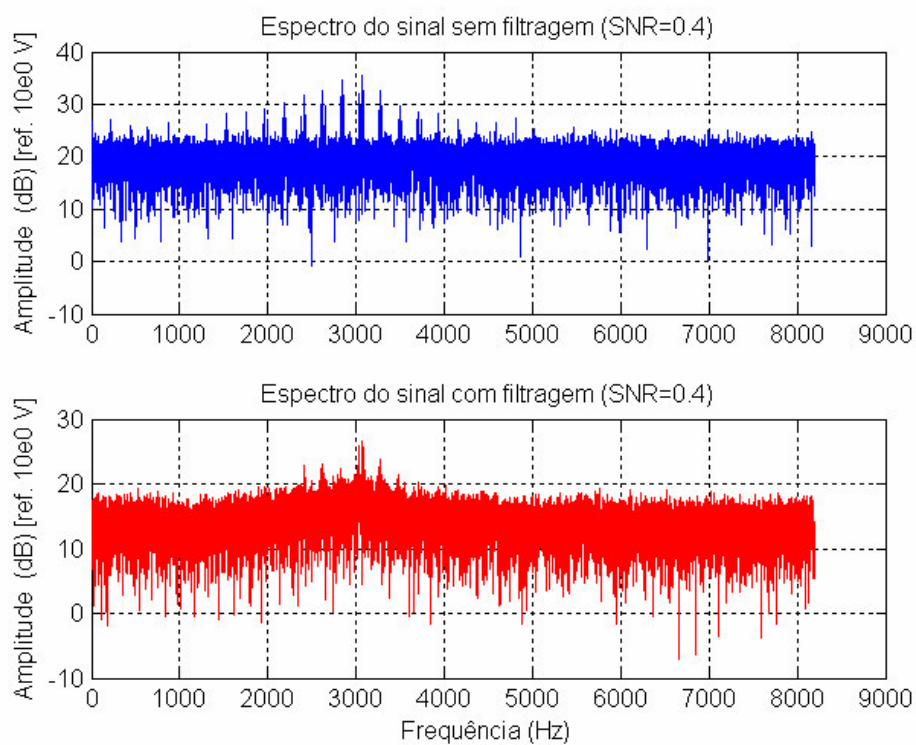


Figura 4.15 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na esfera (LMS com atraso).

A análise dos sinais mostrados evidencia a capacidade do filtro em destacar o pico efetivamente relacionado ao defeito, em detrimento dos demais, nos espectros do envelope do sinal e do próprio sinal.

Para a simulação da eficácia do processo de filtragem do sinal de defeito na gaiola, foram usados 128 coeficientes e o valor do passo de adaptação de 0.01, mantendo-se os mesmos parâmetros dos casos anteriores. Os resultados estão expostos nas Tabelas 4.8 e 4.9, assim como nos gráficos 4.16 a 4.18 (caso da relação sinal-ruído igual a 0.4).

Tabela 4.8 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na gaiola) (LMS com atraso)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.0627	0.2854	0.3388	0.3859
F_{cr}	8.2537	13.4216	14.9142	15.3727
F_k (V ²)	0.0325	1.0931	1.7124	2.2891
M_6	204.9723	4764.9	6089.2	7805.4

Tabela 4.9 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na gaiola)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.6863	0.7324	0.7784	0.8182
F_{cr}	11.8365	12.5697	13.9298	14.7108
F_k (V ²)	5.5756	6.7421	8.4394	9.8480
M_6	1044.9	2016.7	3553.3	5056.0

Por meio da observação e comparação dos valores contidos nas tabelas acima, é possível constatar que os parâmetros se comportaram da maneira prevista, com destaque ao coeficiente do momento estatístico central de sexta ordem, que, de forma geral, apresentou valores elevados e maiores ainda para o caso do sinal filtrado.

Os gráficos seguintes expõem os sinais de defeito filtrado e não filtrado, seus espectros e espectros de envelope.

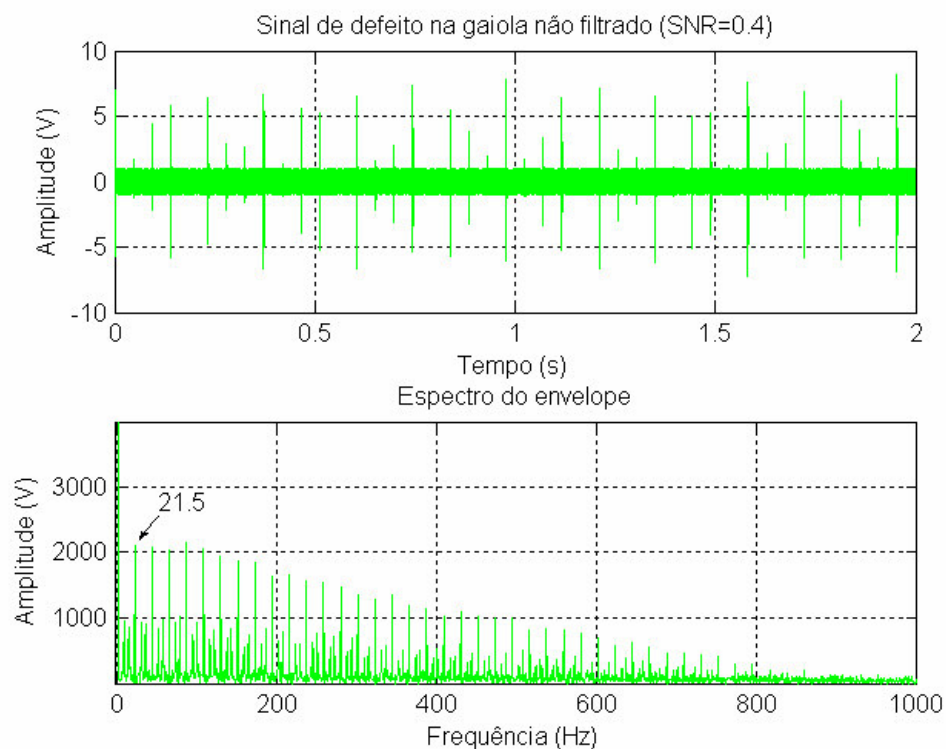


Figura 4.16 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na gaiola.

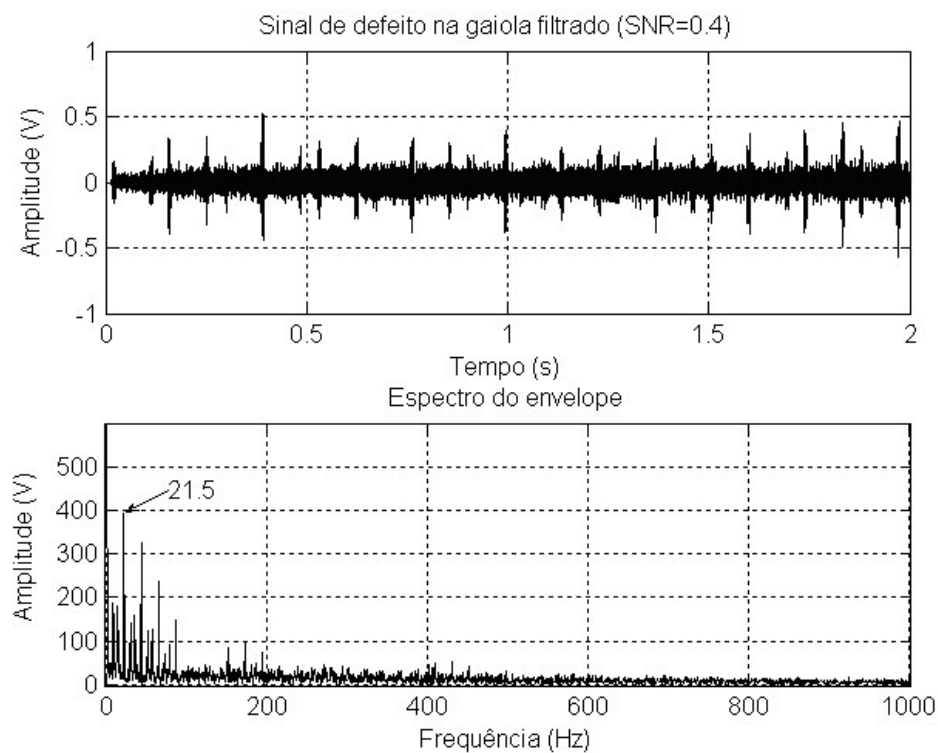


Figura 4.17 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na gaiola (LMS com atraso).

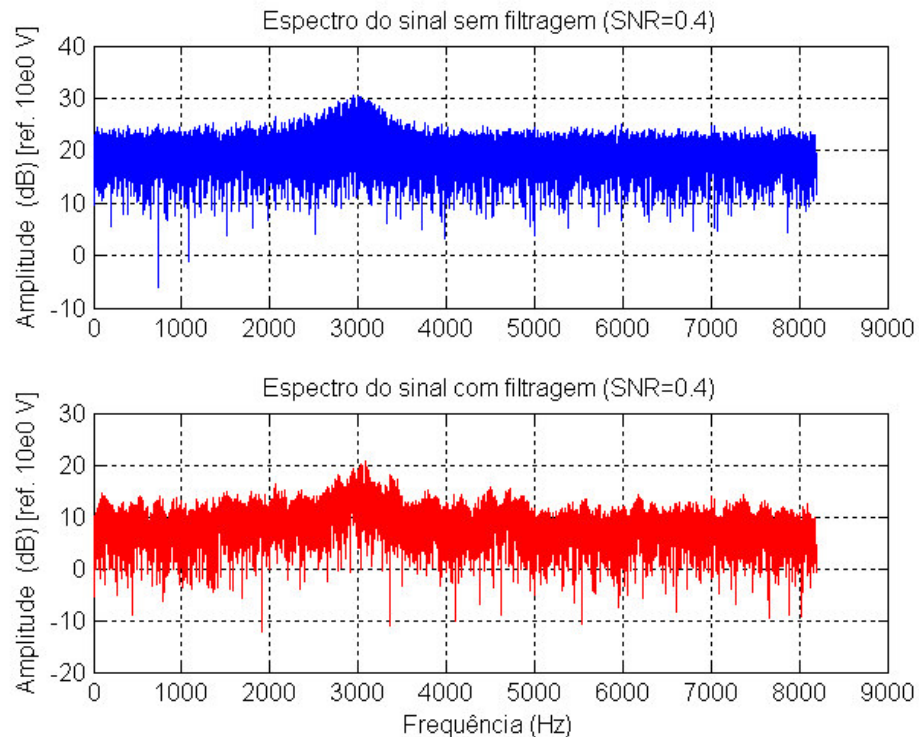


Figura 4.18 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na gaiola (LMS com atraso).

A observação dos sinais expostos evidencia, mais uma vez, a capacidade do filtro em destacar o pico efetivamente relacionado ao defeito, vide espectro do sinal filtrado.

➤ 4.3.2 – Filtragem adaptativa LMS sem atraso aplicado aos sinais de defeito.

Neste arranjo de filtro adaptativo, o filtro do tipo LMS é, mais uma vez, usado. Porém, a entrada do filtro não é mais uma versão atrasada do sinal desejado, mas sim o sinal de interesse (sinal de defeito) corrompido por ruído. Deste modo, este processo de filtragem pede o uso de um sinal de referência, cujo papel será preenchido pelo sinal de vibração do rolamento considerado em boas condições.

O modo de atuação do filtro LMS, adaptado à realidade deste trabalho pode ser sintetizado pela Figura 4.19 seguinte:

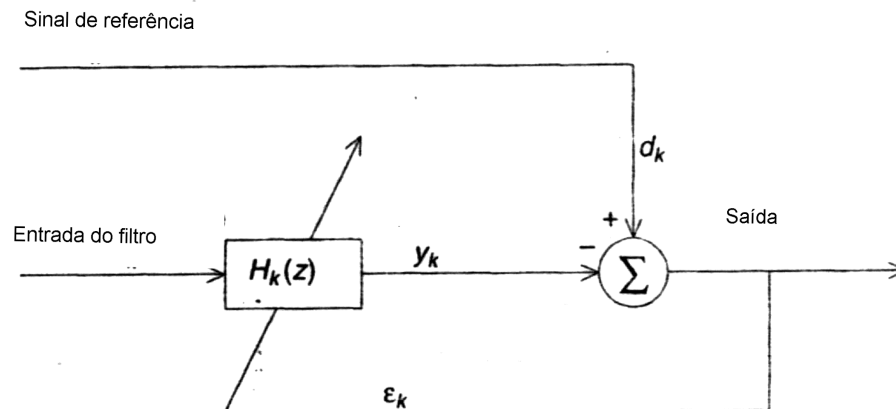


Figura 4.19 – Filtro adaptativo LMS com uso de sinal de referência.

Onde o sinal de defeito corrompido por ruído serve como entrada do filtro e d_k é o sinal vibratório do rolamento antes da ocorrência do defeito.

Para a simulação da ação do filtro adaptativo a defeitos na pista estacionária (externa) do rolamento, os parâmetros usados foram: número de coeficientes da função transferência do filtro (32), tamanho do passo de adaptação (0,02), estimativa da energia do sinal de entrada (o valor da sua variância), vetor de coeficientes inicial (vetor cujos valores são zero) e o vetor de estado inicial do filtro para o processo adaptativo (vetor cujos valores são zero).

Os resultados da simulação estão resumidos nas Tabelas 4.10 e 4.11 seguintes (com e sem a presença do filtro, respectivamente), simulação esta feita para o rolamento tipo 1200 com uma relação entre a energia do sinal de defeito livre de ruído e do sinal do rolamento em boas condições de 1.

Tabela 4.10 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na pista externa) (LMS sem atraso)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.0516	0.0659	0.0738	0.0831
F_{cr}	4.9953	4.6971	4.9872	5.8928
F_k (V ²)	0.0133	0.0204	0.0271	0.0407
M_6	20.9676	23.9688	30.6117	38.1544

Tabela 4.11 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na pista externa)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.6816	0.7285	0.7713	0.8151
F_{cr}	3.6802	3.9041	4.0563	4.1603
F_k (V ²)	1.7099	2.0717	2.4132	2.7640
M_6	14.8541	22.7075	28.6839	33.4011

Conforme pode ser observado pelo acompanhamento dos valores dos índices conforme a propagação da falha e comparação entre os valores com e sem presença do filtro, pode-se afirmar que as conclusões tiradas para o caso de aplicação do filtro LMS com atraso podem ser aqui também consideradas.

Já as Figuras 4.20 e 4.21 seguintes apresentam o sinal no domínio do tempo e o espectro do envelope não filtrados e filtrados, respectivamente, além dos espectros da Figura 4.22, sempre com uma relação sinal-ruído de 0.4.

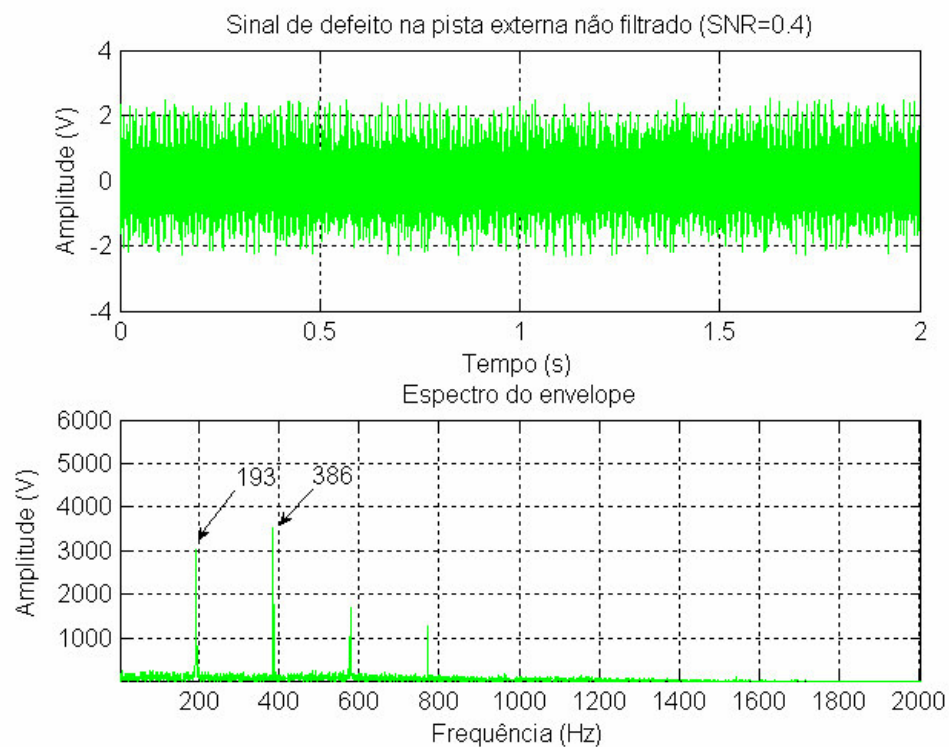


Figura 4.20 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na pista externa.

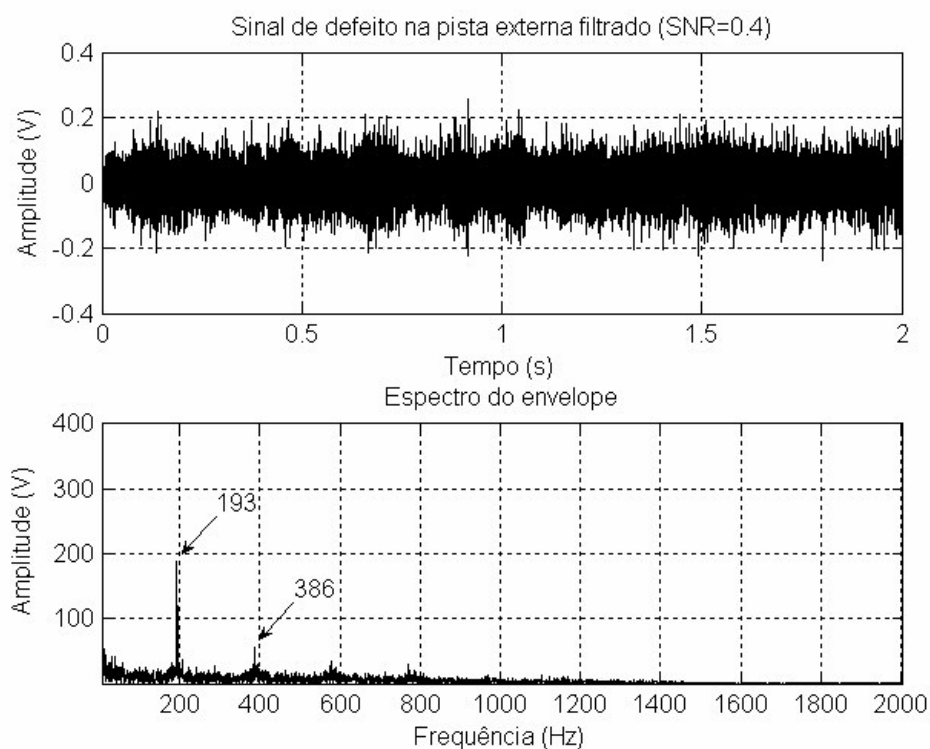


Figura 4.21 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na pista externa (LMS sem atraso).

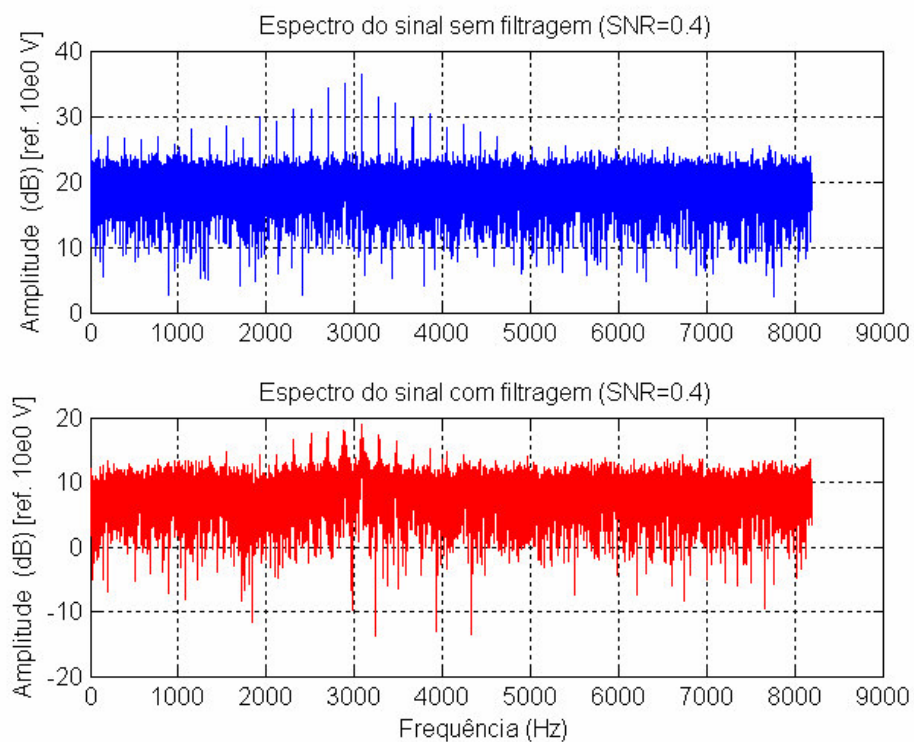


Figura 4.22 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na pista externa (LMS sem atraso)

A Figura 4.21 mostra um sinal que destaca o pico efetivamente relacionado ao defeito, atenuando seus harmônicos e facilitando o processo de diagnóstico.

Para simulação do processo de filtragem aplicado a defeitos na pista interna (rotativa), foram usados como parâmetros do filtro um número de coeficientes da função de transferência igual a 16 e passo de adaptação igual a 0.02. A relação entre a energia do sinal de defeito e aquela do rolamento considerado em boas condições permanece a mesma. Os resultados estão expostos nas tabelas e gráficos seguintes:

Tabela 4.12 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na pista interna) (LMS sem atraso)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.0517	0.0640	0.0749	0.0839
F_{cr}	6.1725	6.7534	7.5532	6.9089
F_k (V ²)	0.0165	0.0277	0.0424	0.0487
M_6	35.6189	47.0449	76.2010	79.3055

Tabela 4.13 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na pista interna)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.6839	0.7389	0.7750	0.8190
F_{cr}	4.2056	4.5237	4.7397	4.8524
F_k (V ²)	1.9672	2.4700	2.8467	3.2544
M_6	18.2011	28.8678	37.8234	45.3934

Neste ponto, as conclusões tiradas acerca do comportamento dos parâmetros de controle na análise da filtragem aplicada aos defeitos na pista externa podem ser estendidas a este caso.

Já os gráficos dos sinais não filtrado e filtrado, bem como seus respectivos espectros dos envelopes, assim como os espectros destes sinais, são mostrados nas Figuras 4.23 a 4.25, sob os mesmos valores de relação sinal-ruído do caso anterior.

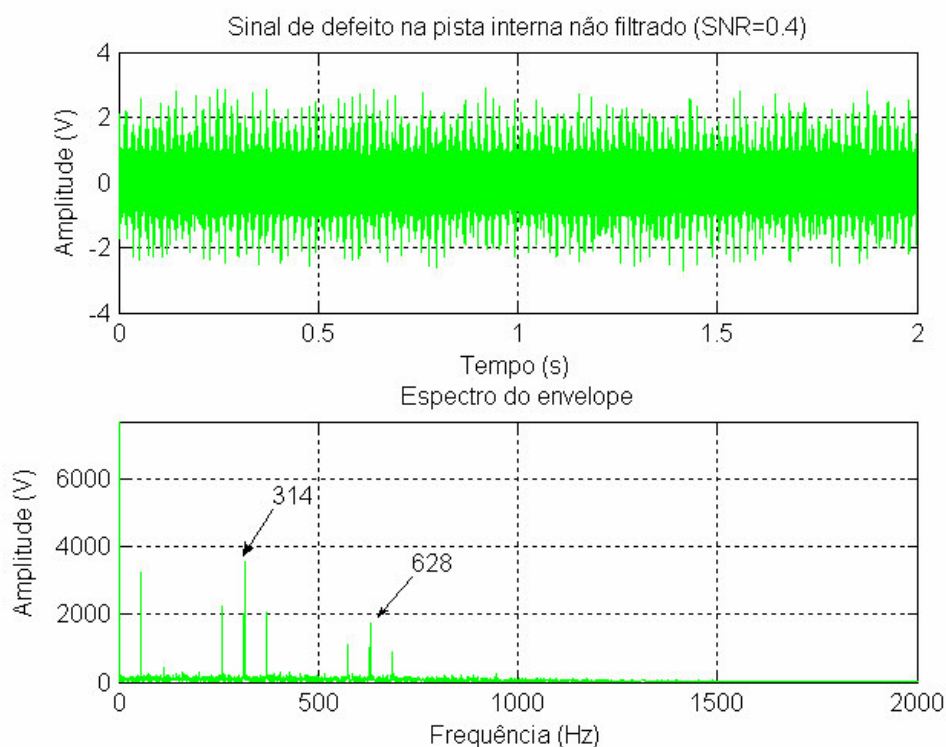


Figura 4.23 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na pista interna

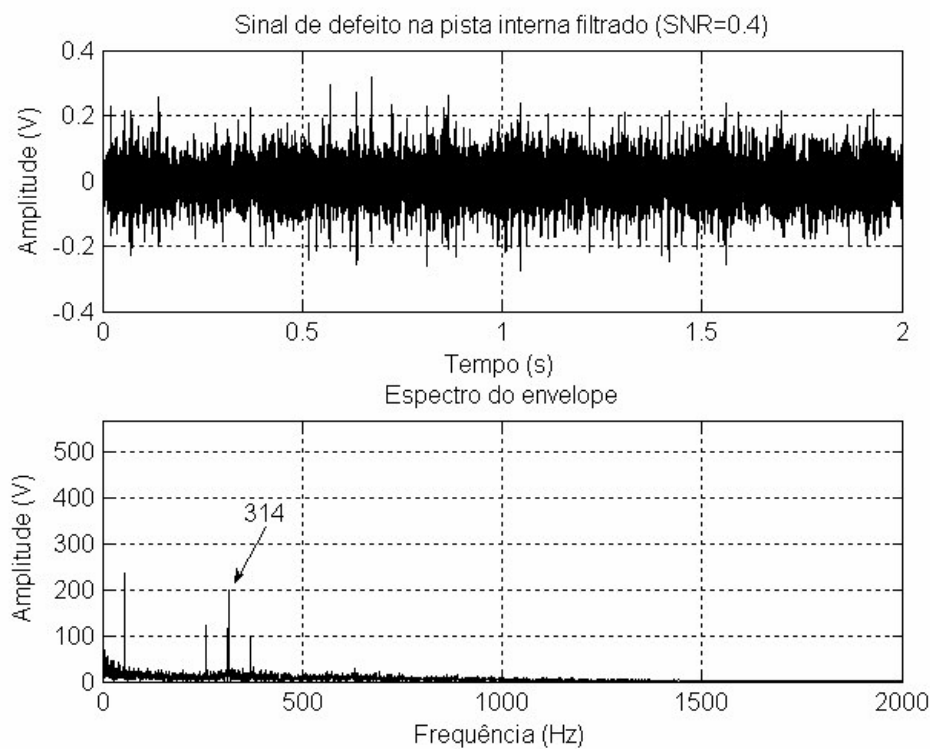


Figura 4.24 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na pista interna (LMS sem atraso)

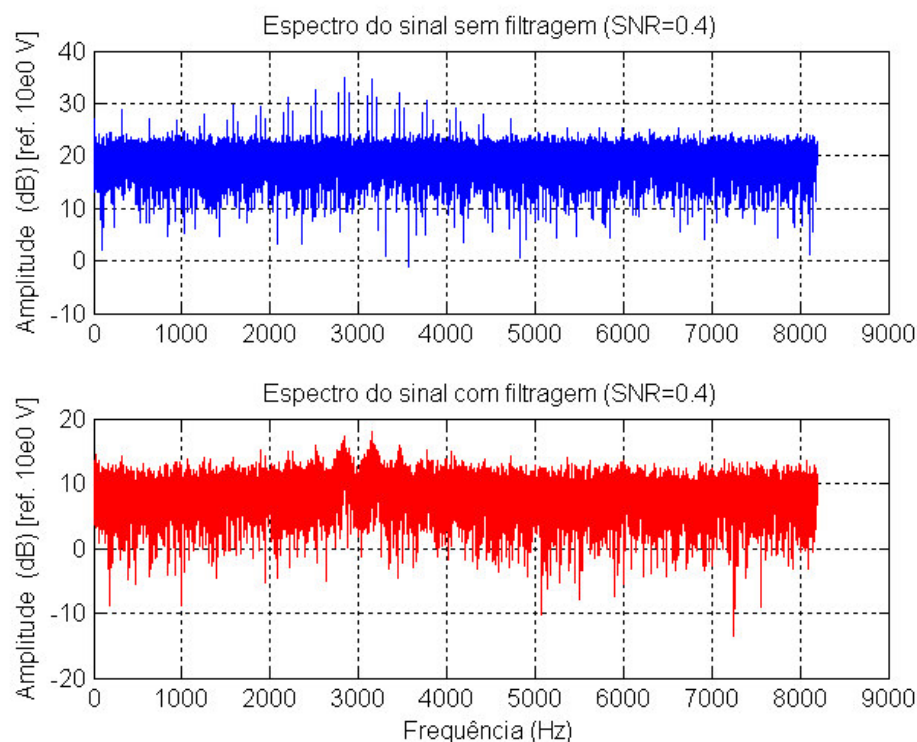


Figura 4.25 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na pista interna (LMS sem atraso)

Neste caso, mais uma vez a aplicação do filtro adaptativo mostra ser eficaz no que diz respeito à atenuação daqueles componentes do sinal que podem levar a imprecisões no diagnóstico do defeito.

Para o caso da filtragem aplicada a sinais de defeito na esfera, a simulação se valeu dos mesmos parâmetros usados para o caso da filtragem aplicada a defeitos na pista estacionária. Os resultados estão expostos nas Tabelas abaixo e Figuras 4.26 a 4.28.

Tabela 4.14 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na esfera) (LMS sem atraso)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.0538	0.0639	0.0734	0.0837
F_{cr}	5.3906	6.0836	5.8680	6.8046
F_k (V ²)	0.0156	0.0248	0.0316	0.0476
M_6	32.6225	46.9915	51.5124	63.1187

Tabela 4.15 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na esfera)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.6809	0.7323	0.7743	0.8137
F_{cr}	4.8264	5.2030	5.3790	5.6134
F_k (V ²)	2.2377	2.7904	3.2247	3.7164
M_6	28.2645	44.5672	57.7884	77.9532

Ao observar os resultados expostos nas tabelas, pode-se dar destaque, no caso dos sinais filtrados, a atuação do fator “K” e do momento estatístico de sexta ordem, que se mostrou conforme o previsto.

As Figuras 4.26 a 4.28 mostram os sinais de defeito no tempo, na frequência e o seu envelope para os casos de sinal filtrado e não filtrado.

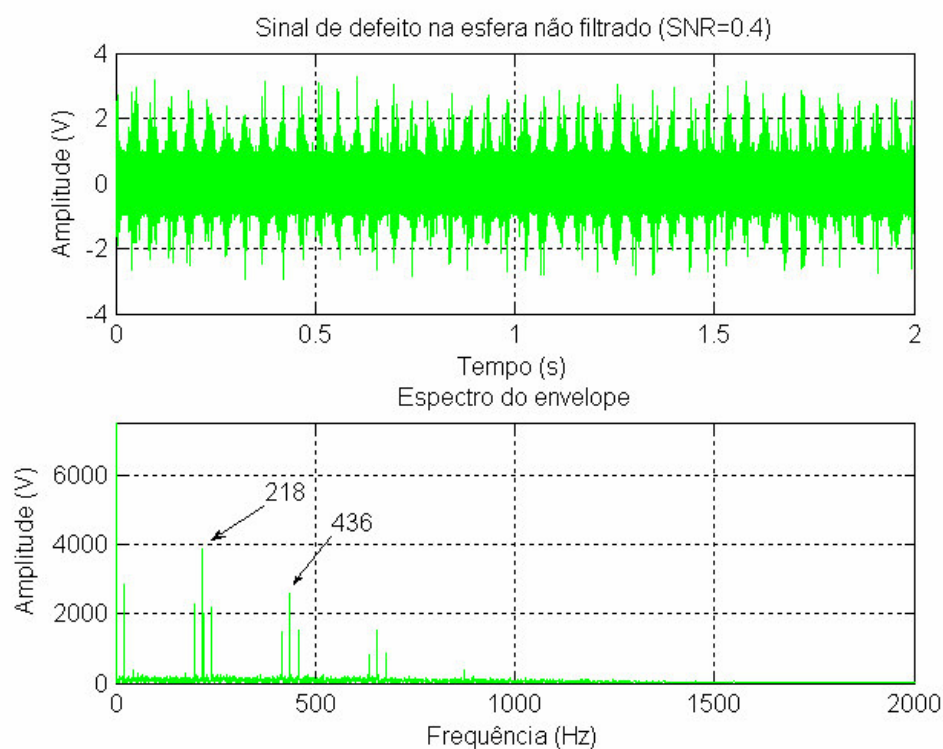


Figura 4.26 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na esfera

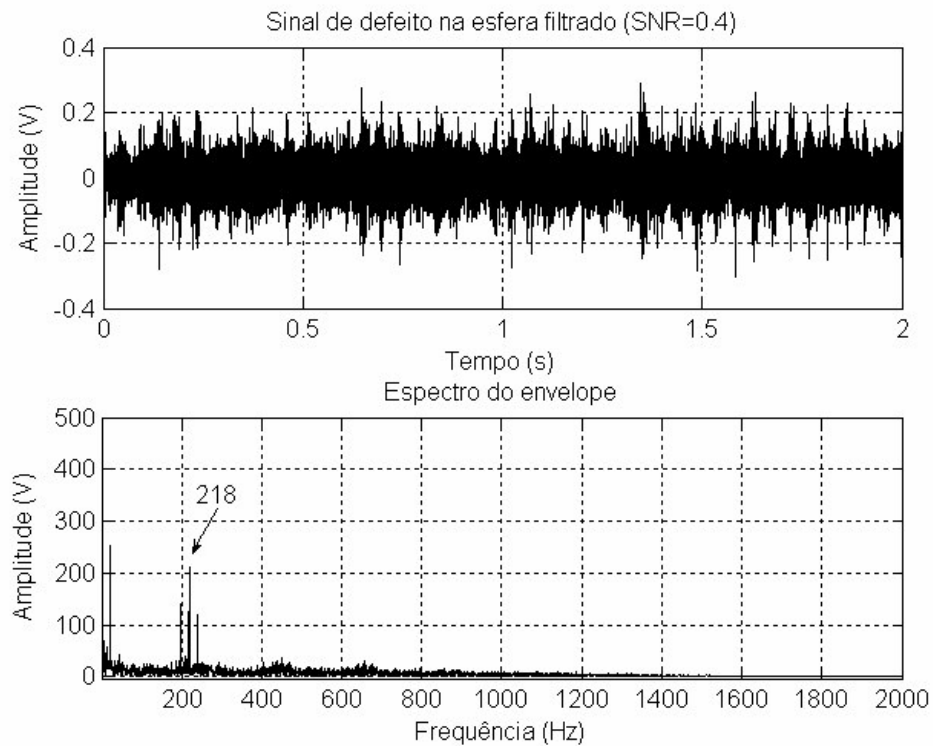


Figura 4.27 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na esfera (LMS sem atraso)

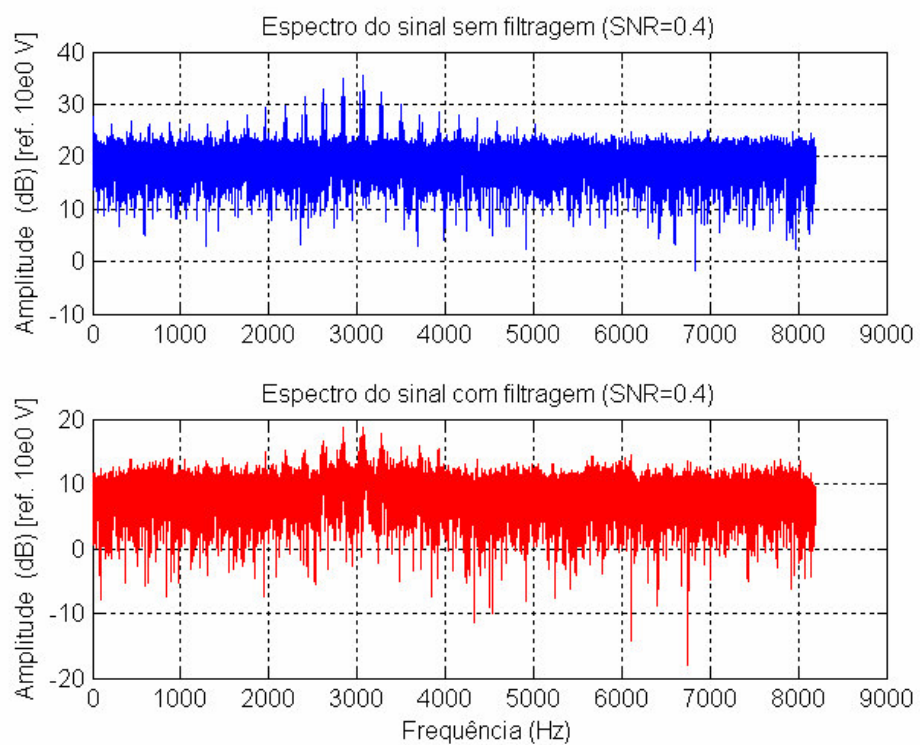


Figura 4.28 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na esfera (LMS sem atraso)

Desta forma, observa-se claramente que o sinal filtrado, à luz da técnica adaptativa, destacou o pico na frequência de defeito, assim como suas bandas laterais, típicas do processo de modulação.

A análise dos sinais mostrados evidencia a capacidade do filtro em destacar o pico efetivamente relacionado ao defeito, em detrimento dos demais, nos espectros do envelope do sinal e do próprio sinal.

Para a simulação da eficácia do processo de filtragem do sinal de defeito na gaiola, foram usados 128 coeficientes e um passo de adaptação de 0.02, mantendo-se os demais parâmetros os mesmos dos casos anteriores. Os resultados estão expostos nas Tabelas 4.16 e 4.17, assim como nos gráficos das Figuras 4.29 a 4.31 (caso da relação sinal-ruído igual a 0.4).

Tabela 4.16 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na gaiola) (LMS sem atraso)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.0504	0.0625	0.0731	0.0797
F_{cr}	6.5252	7.9389	8.8739	8.7940
F_k (V ²)	0.0166	0.0310	0.0475	0.0558
M_6	86.2003	166.2761	257.4120	281.5633

Tabela 4.17 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na gaiola)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.6857	0.7308	0.7736	0.8167
F_{cr}	11.5916	13.1475	14.2056	14.8828
F_k (V ²)	5.4498	7.0213	8.5007	9.9279
M_6	1048.9	2255.7	3601.9	5233.0

As conclusões tiradas acerca do comportamento dos parâmetros de controle aplicados ao sinal de defeito na esfera podem ser estendidas a este caso.

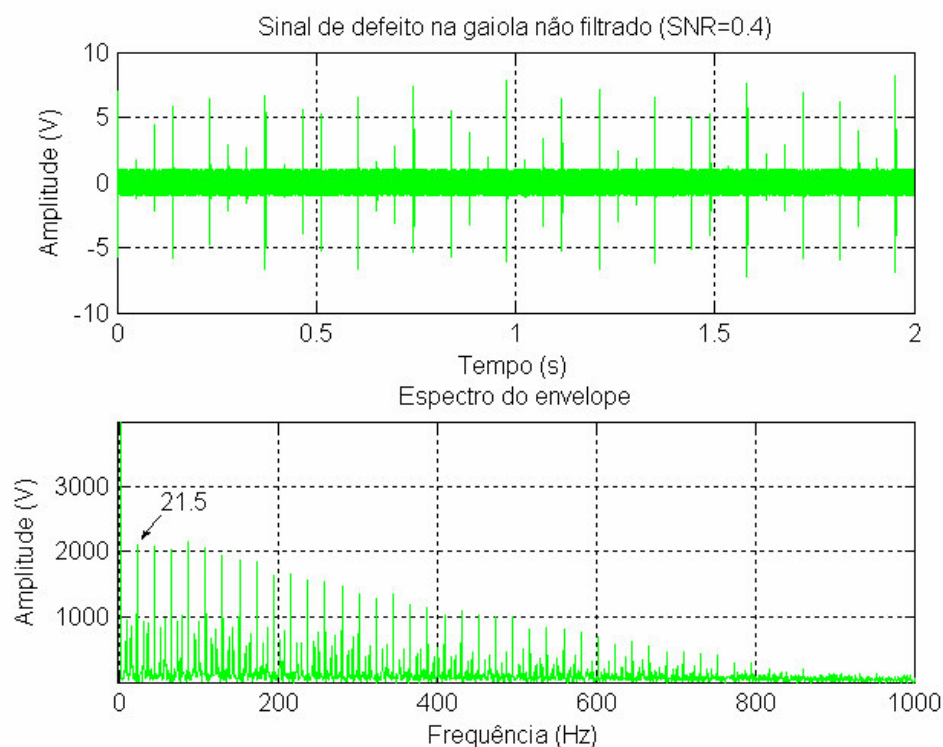


Figura 4.29 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na gaiola

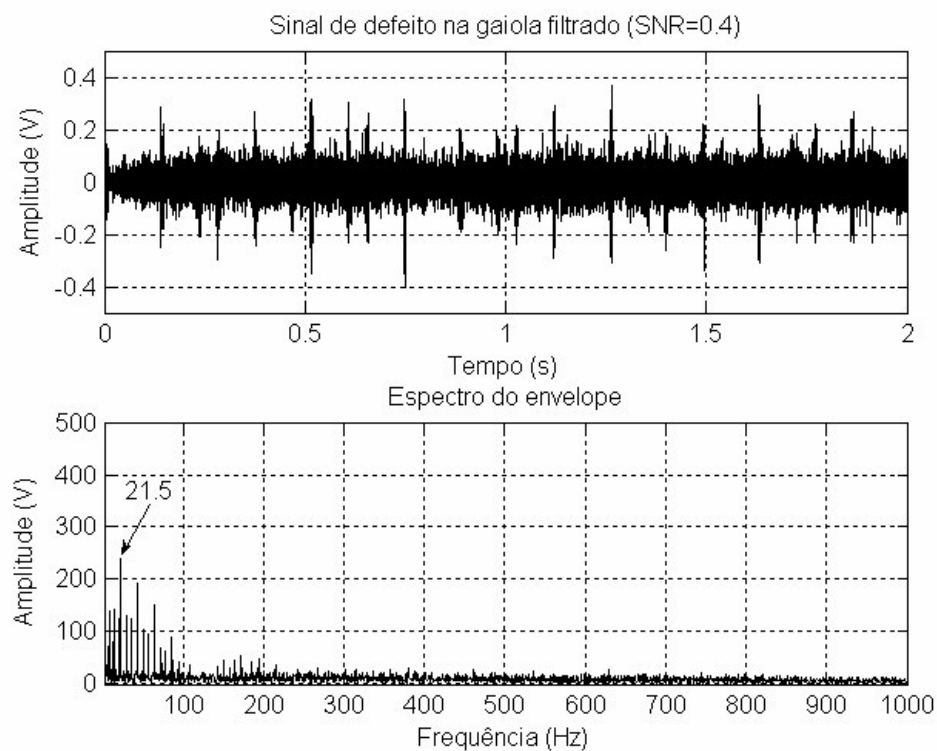


Figura 4.30 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na gaiola (LMS sem atraso)

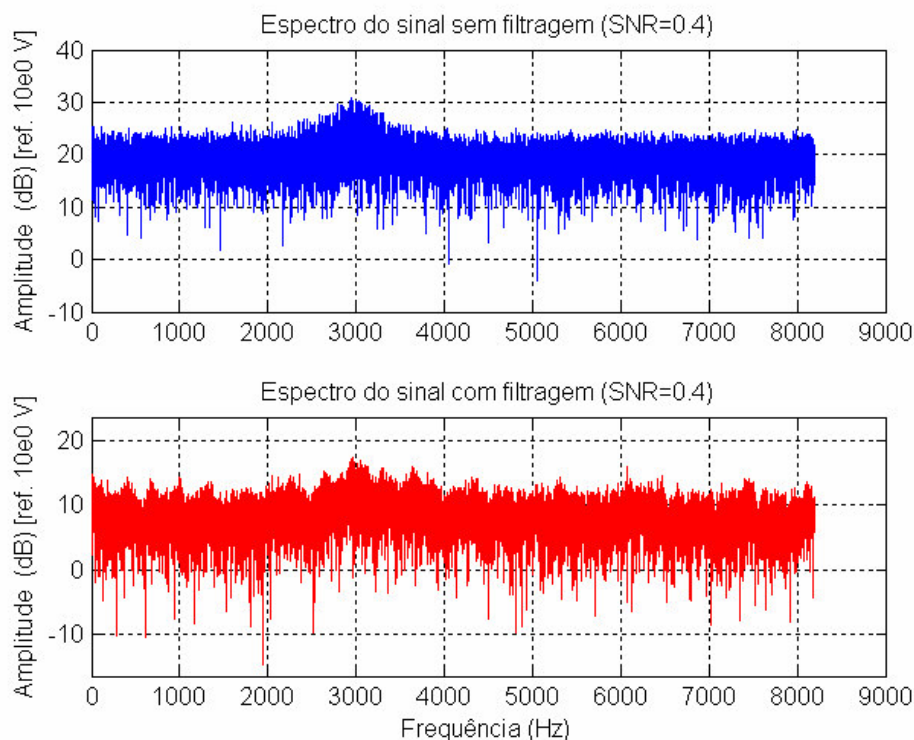


Figura 4.31 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na gaiola (LMS sem atraso)

A observação dos sinais expostos evidencia, mais uma vez, a capacidade do filtro em destacar o pico efetivamente relacionado ao defeito, vide espectro do sinal filtrado.

➤ 4.3.3 – Filtragem adaptativa RLS aplicada aos sinais de defeito

O modo de atuação do filtro RLS, adaptado à realidade deste trabalho, pode ser sintetizado pela Figura 4.32 seguinte, similar ao diagrama do filtro LMS:

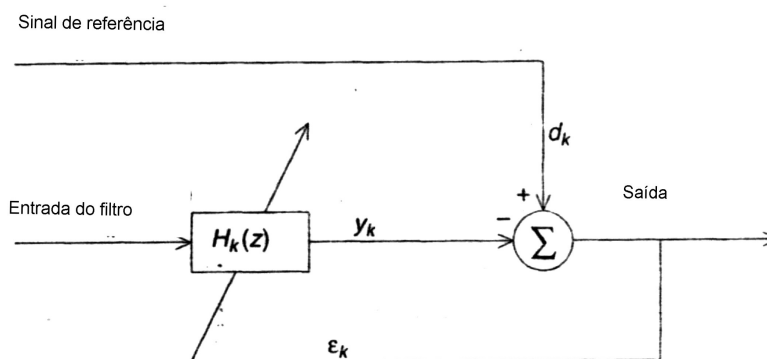


Figura 4.32 – Filtro adaptativo RLS.

Onde o sinal de defeito corrompido por ruído serve como entrada do filtro e d_k é o sinal vibratório do rolamento em boas condições (sinal desejado). O sinal Y_k é o sinal filtrado de interesse.

Para a simulação da ação do filtro adaptativo a defeitos na pista estacionária (externa) do rolamento, os parâmetros usados foram: número de coeficientes da função transferência do filtro (32), tamanho do passo de adaptação (0,0002), fator de esquecimento RLS (0.99), vetor de coeficientes inicial (vetor cujos valores são zero) e o vetor de estado inicial do filtro para o processo adaptativo (vetor cujos valores são zero).

Os resultados da simulação estão resumidos nas Tabelas 4.18 e 4.19 seguintes (com e sem a presença do filtro, respectivamente), simulação esta feita para o rolamento tipo 1200 com uma relação entre a energia do sinal de defeito livre de ruído e do sinal do rolamento em boas condições de 1.

Tabela 4.18 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na pista externa)
(RLS)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.1348	0.1634	0.1882	0.2123
F_{cr}	6.5954	5.9620	9.9481	12.8871
F_k (V ²)	0.1198	0.1592	0.3523	0.5807
M_6	42.0935	45.4935	73.2521	186.6618

Tabela 4.19 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na pista externa)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.6826	0.7297	0.7750	0.8156
F_{cr}	3.6696	3.8927	4.0439	4.1593
F_k (V ²)	1.7098	2.0725	2.4285	2.7669
M_6	15.7246	21.1927	28.9271	34.2692

Conforme pode ser observado pelo acompanhamento dos valores dos índices conforme a propagação da falha e comparação entre os valores com e sem presença do filtro, pode-se afirmar que as conclusões tiradas para o caso de aplicação do filtro LMS com atraso podem ser aqui também consideradas.

Já as Figuras 4.33 e 4.34 seguintes apresentam o sinal no domínio do tempo e o espectro do envelope não filtrados e filtrados, respectivamente, sempre com uma relação sinal-ruído de 0.4.

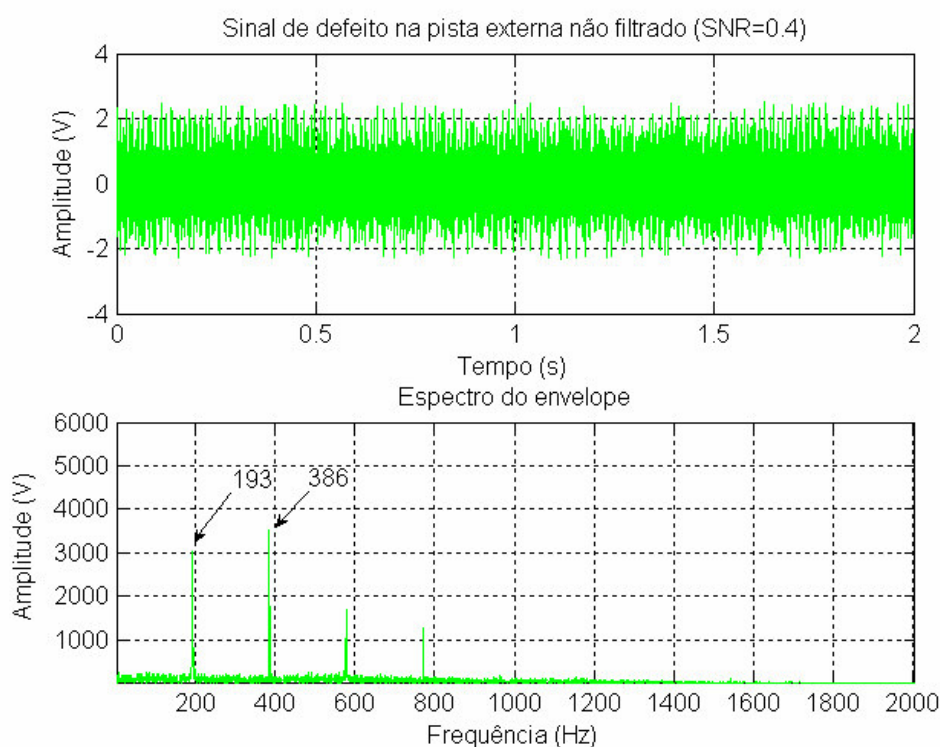


Figura 4.33 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na pista externa

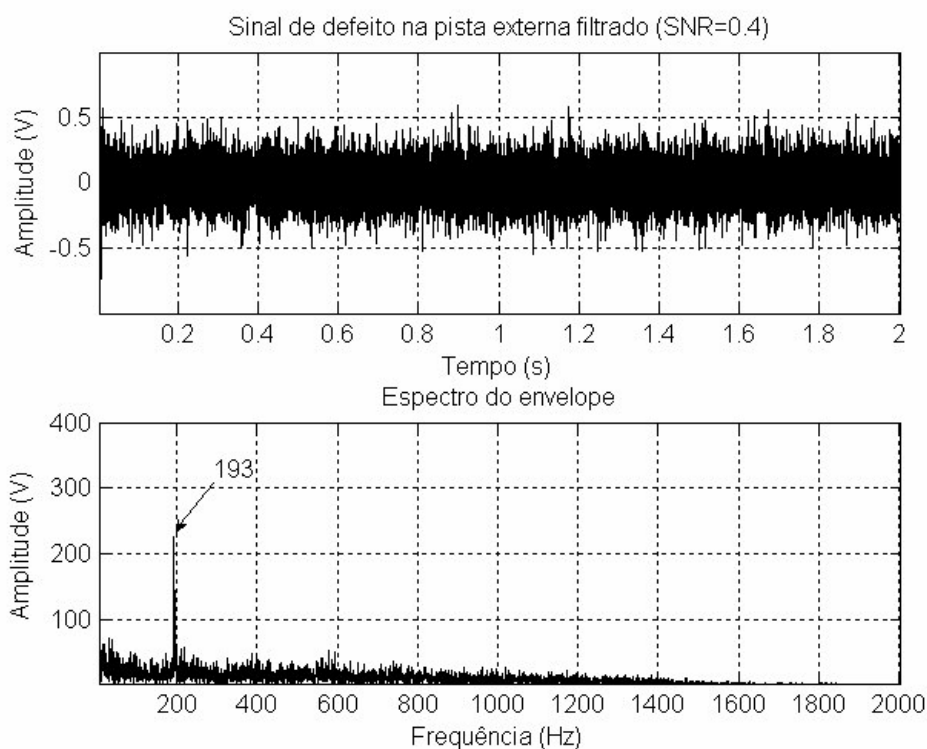


Figura 4.34 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na pista externa (RLS)

Já os espectros dos sinais não filtrado e filtrado são mostrados pela Figura 4.35:

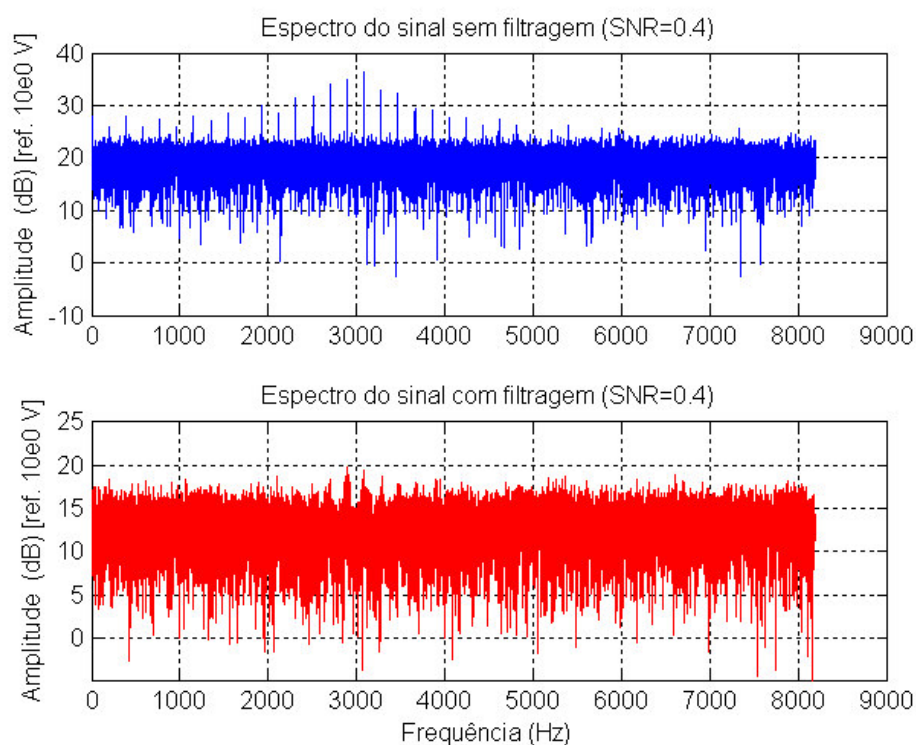


Figura 4.35 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na pista externa (RLS)

Observando e comparando os espectros dos envelopes dos sinais com e sem a presença do filtro, observa-se claramente o destaque que o sinal filtrado dá ao pico efetivamente relacionado ao defeito, atenuando seus harmônicos. Fato que também pode ser observado através da visualização dos espectros dos sinais da Figura 4.34.

Para simulação do processo de filtragem aplicado a defeitos na pista interna (rotativa), foram usados como parâmetros do filtro um número de coeficientes da função de transferência igual a 16 e fator de esquecimento RLS igual a 0.98. A relação entre a energia do sinal de defeito e aquela do rolamento considerado em boas condições permanece a mesma. Os resultados estão expostos nas tabelas e gráficos seguintes:

Tabela 4.20 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na pista interna) (RLS)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.1331	0.1652	0.1908	0.2146
F_{cr}	6.2480	7.2781	8.6547	11.1206
F_k (V ²)	0.1107	0.1986	0.3152	0.5122
M_6	27.9330	72.6150	75.9789	164.1558

Tabela 4.21 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na pista interna)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.6798	0.7306	0.7774	0.8164
F_{cr}	4.2479	4.5691	4.7072	4.9378
F_k (V ²)	1.9629	2.4388	2.8452	3.2910
M_6	18.5529	28.7484	36.4589	45.9023

Pode-se observar, analisando os dados expostos, que os valores do coeficiente do momento estatístico de sexta ordem se mostraram maiores para o caso do sinal filtrado, denunciando uma maior sensibilidade à presença de defeitos. O comportamento dos demais índices pode ser considerado normal.

Já os gráficos dos sinais não filtrado e filtrado, bem como seus respectivos espectros dos envelopes, assim como os espectros destes sinais, são mostrados nas Figuras 4.36 a 4.38, sob os mesmos valores de relação sinal-ruído do caso anterior.

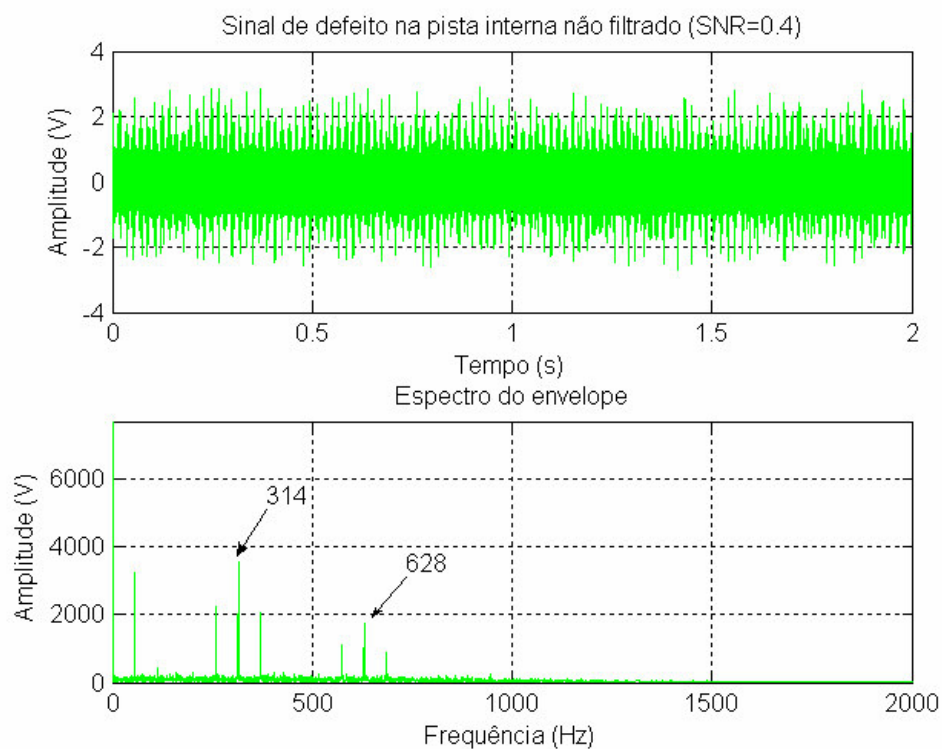


Figura 4.36 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na pista interna.

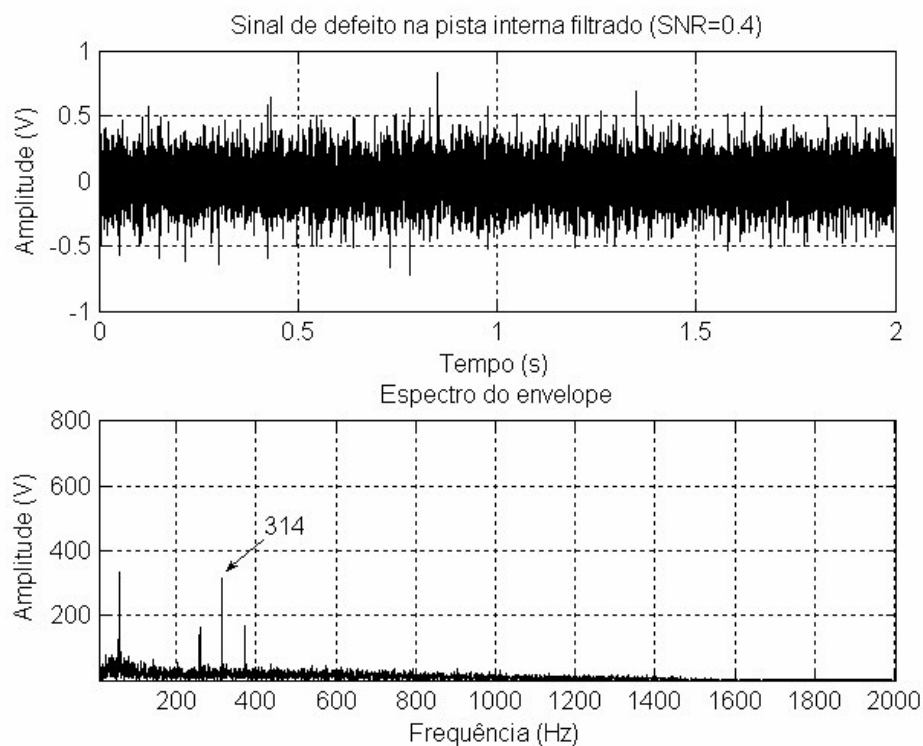


Figura 4.37 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na pista interna (RLS)

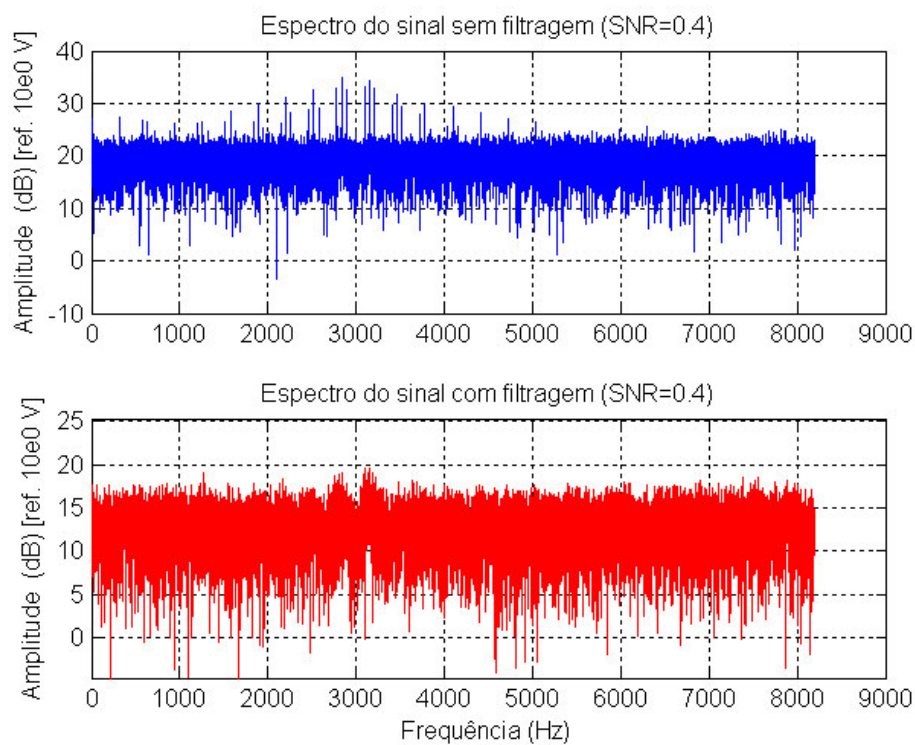


Figura 4.38 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na pista interna (RLS)

Mais uma vez, a observação dos espectros de ambos os sinais, filtrado e não filtrado, leva à constatação de que o filtro destacou os picos efetivamente relacionados ao defeito e ao efeito da modulação pela variação de carga no rolamento, atenuando seus harmônicos, fato confirmado pela visualização dos espectros dos sinais nos dois casos.

Para o caso da filtragem aplicada a sinais de defeito na esfera, a simulação se valeu dos mesmos parâmetros usados para o caso da filtragem aplicada a defeitos na pista estacionária. Os resultados estão expostos nas Tabelas 4.22 e 4.23, assim como nos gráficos das Figuras 4.39 a 4.41.

Tabela 4.22 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na esfera) (RLS)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.1345	0.1660	0.1902	0.2161
F_{cr}	7.4547	8.3671	10.9009	15.1046
F_k (V ²)	0.1349	0.2304	0.3942	0.7056
M_6	41.5983	53.8017	147.5716	784.0828

Tabela 4.23 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na esfera)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.6846	0.7292	0.7762	0.8143
F_{cr}	4.7932	5.2347	5.4841	5.6698
F_k (V ²)	2.2462	2.7833	3.3040	3.7595
M_6	27.1494	42.2160	60.6023	78.4482

Observando-se os valores contidos nas tabelas, chega-se à conclusão de que, à medida que o defeito se propagou, os parâmetros de controle se comportaram da maneira prevista.

As Figuras 4.39 a 4.41 mostram os sinais de defeito no tempo, na frequência e o seu envelope para os casos de sinal filtrado e não filtrado.

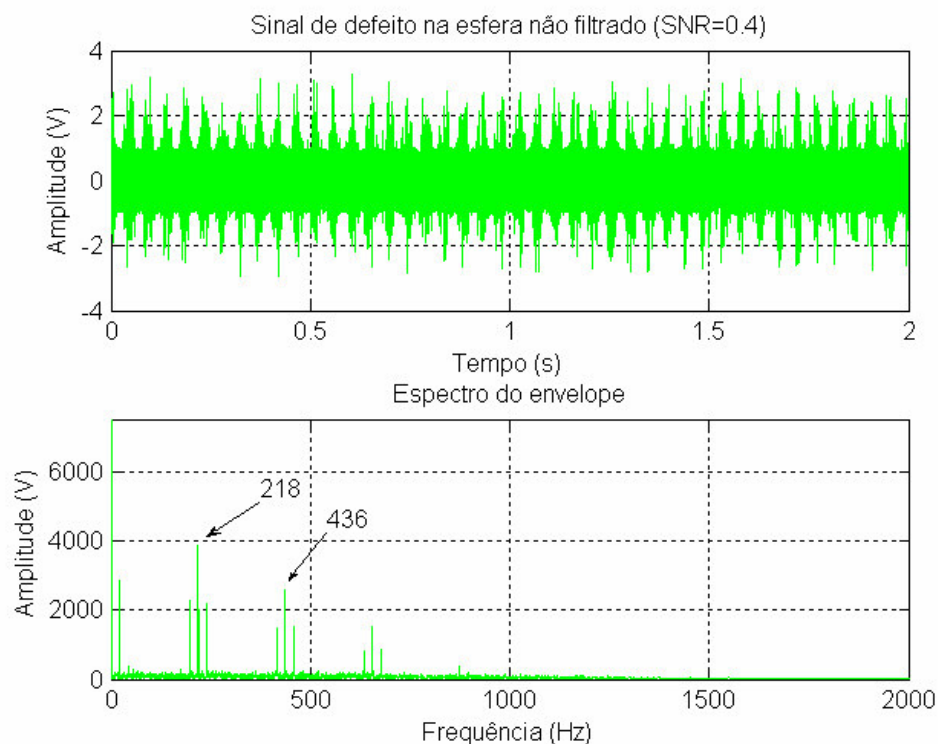


Figura 4.39 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na esfera

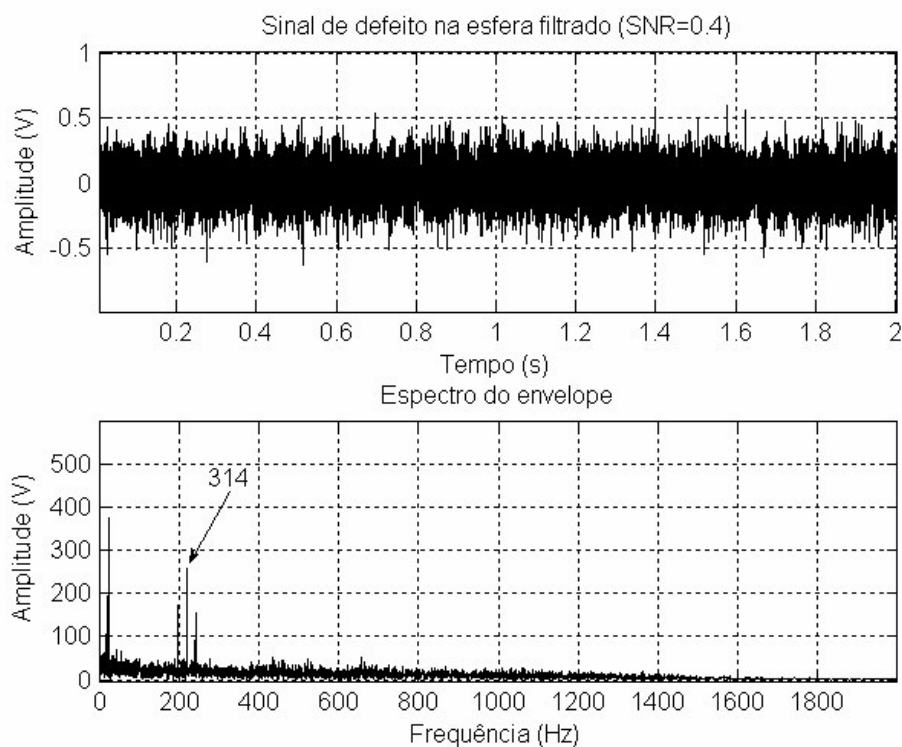


Figura 4.40 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na esfera (RLS)

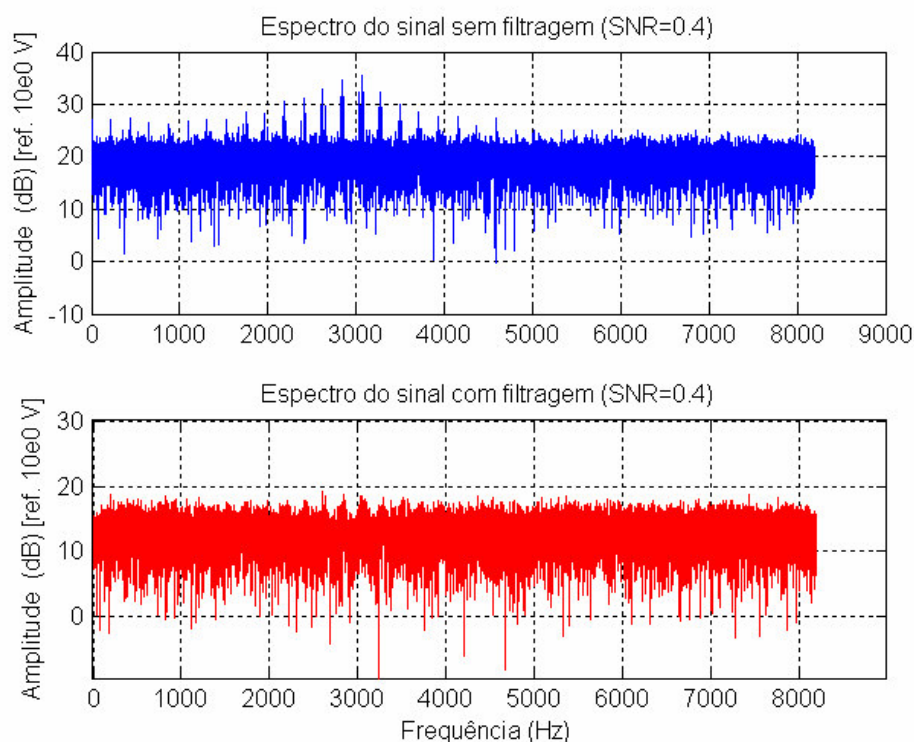


Figura 4.41 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na esfera (RLS)

A análise dos sinais mostrados evidencia a capacidade do filtro em destacar o pico efetivamente relacionado ao defeito, em detrimento dos demais, nos espectros do envelope do sinal e do próprio sinal.

Para a simulação da eficácia do processo de filtragem do sinal de defeito na gaiola, foram usados 128 coeficientes e um valor do fator de esquecimento RLS de 0.998, mantendo-se os demais parâmetros os mesmos dos casos anteriores. Os resultados estão expostos nas Tabelas 4.24 e 4.25, assim como nos gráficos das Figuras 4.42 a 4.44 (caso da relação sinal-ruído igual a 0.4).

Tabela 4.24 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (defeito na gaiola) (RLS)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.1409	0.1780	0.1977	0.2437
F_{cr}	13.5077	15.9633	22.2753	18.9907
F_k (V ²)	0.2680	0.5058	0.8706	1.1279
M_6	1498.6	2194.3	3915.7	7915.5

Tabela 4.25 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado (defeito na gaiola)

Parâmetros	S.N.R.			
	0.4	0.6	0.8	1
X_{rms} (V)	0.6808	0.7332	0.7732	0.8151
F_{cr}	11.6059	13.5132	14.4504	15.3761
F_k (V ²)	5.3788	7.2638	8.6379	10.2151
M_6	935.1930	2302.0	3645.3	5164.5

Mais uma vez é dado destaque a atuação do fator “K” e do momento estatístico central de sexta ordem, que tiveram um comportamento aceito como previsível, corroborando os conceitos expostos no capítulo II.

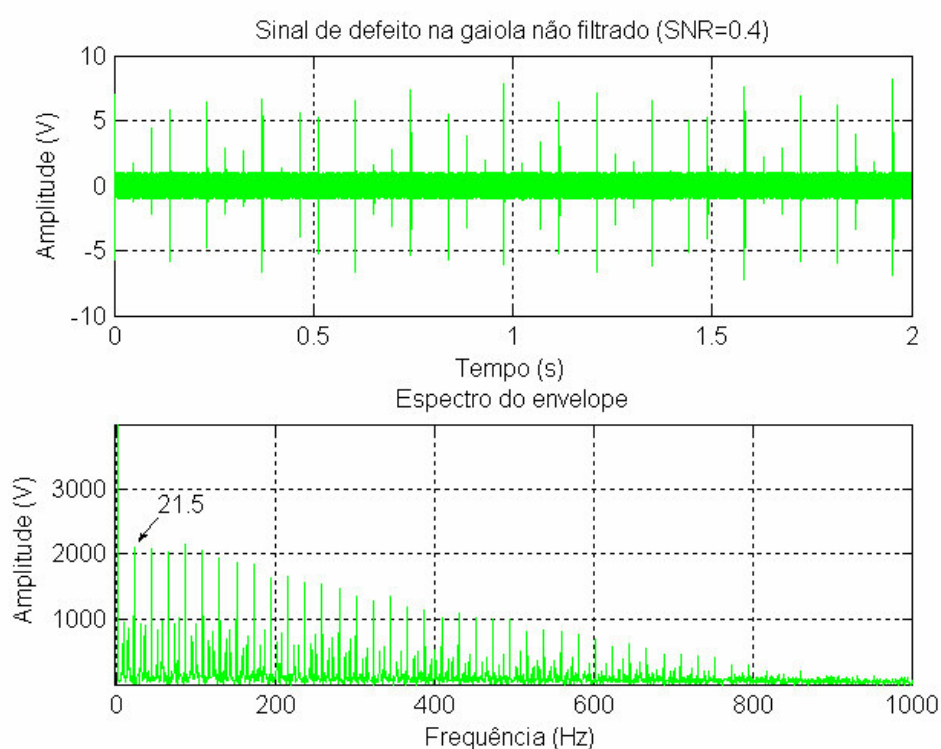


Figura 4.42 – Sinal no tempo e envelope de defeito não filtrado na gaiola

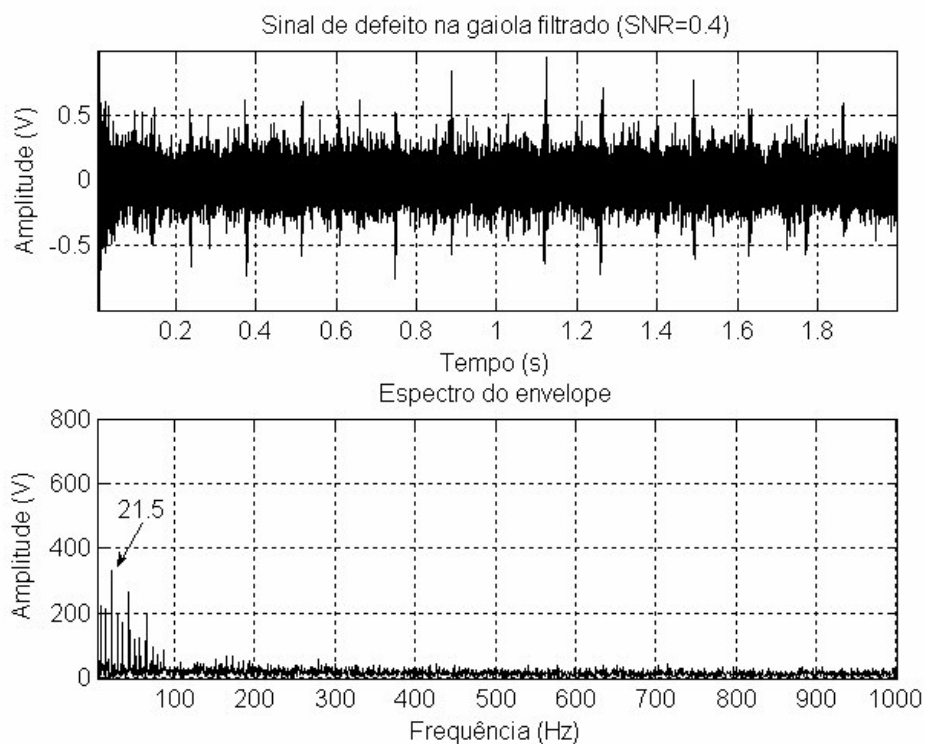


Figura 4.43 – Sinal no tempo e envelope de defeito filtrado na gaiola (RLS)

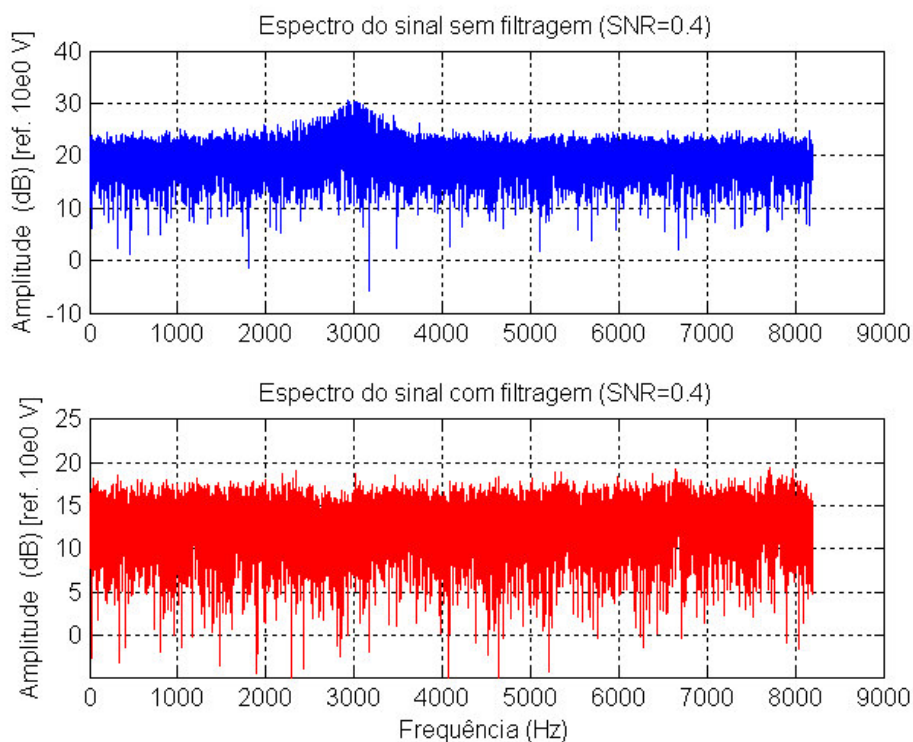


Figura 4.44 – Espectros dos sinais de defeito não filtrado e filtrado na gaiola (RLS)

Assim como ocorreu nos casos anteriores, pode-se afirmar que os sinais filtrados vistos na Figura 4.39 contribuem para uma melhora no processo de diagnóstico de defeitos, no caso da simples observação do espectro do envelope. No caso exposto, defeito na gaiola.

4.4 – Análise dos resultados e conclusões

Observando os resultados expostos nas tabelas e gráficos, pode-se constatar que, para o caso da simulação de falhas na pista externa, pode-se dar destaque à atuação do coeficiente do momento estatístico de sexta ordem, que apresentou valores crescentes à medida que a falha se agravou, para o caso dos sinais filtrados, corroborando a idéia de que os momentos estatísticos de ordem par indicam a expansão ou achatamento de uma distribuição (Bezerra, 2004), fato também observado quando surge uma falha em um rolamento. Quanto ao fator de crista, a instabilidade dos seus valores pode ser atribuída às severidades das falhas simuladas, pois já foi exposto que, em uma dada faixa de tempo, seus valores tendem a crescer e, em outra, a cair, a depender da atuação do valor de pico, para defeitos incipientes, e do valor RMS para defeitos generalizados. A atuação do filtro adaptativo foi também destacada pela apresentação dos sinais não filtrado e filtrado no domínio do tempo e seus respectivos espectros de envelope, onde se pode observar uma atenuação dos harmônicos, bem como dos componentes considerados ruidosos.

Para o caso das simulações de falhas na pista interna, pode-se observar que o fator de crista apresentou uma tendência de crescimento mais clara no caso do sinal filtrado, característica esta corroborada pelos estudos de Bezerra (2004). Já o coeficiente do momento de sexta ordem também apresentou a tendência esperada, inclusive com valores superiores para o caso do sinal filtrado, facilitando a detecção de falhas incipientes. Os sinais no domínio do tempo e espectros dos envelopes, assim como no caso anterior, demonstraram a eficácia do processo de filtragem.

As simulações do processo de filtragem aplicado aos sinais de falha nas esferas mostraram certa tendência de crescimento do fator de crista com o aumento da intensidade do defeito, chegando a uma faixa de generalização da falha em que houve certo decréscimo do seu valor.

Já para o caso de simulação de defeito na gaiola, o comportamento do índice fator de crista pode ser considerado semelhante ao caso de presença de defeitos na esfera.

De um modo geral, os sinais filtrados no domínio do tempo, assim como os espectros de envelope, mostraram mais claramente os padrões característicos de defeitos,

comparados com aqueles não filtrados, indo de encontro aos estudos de Chaturvedi e Thomas (1982), onde seus sinais de espectro e cepstrum de potência para a estimação daqueles oriundos de mancais de rolamentos de rolos cilíndricos a partir de versões com ruído evidenciaram, com resultados animadores, picos de defeito relacionados à falha na pista externa dos rolamentos, melhorando a relação sinal-ruído dos citados sinais.

O próximo capítulo será dedicado a todo o procedimento experimental executado para a aplicação da técnica da filtragem adaptativa a sinais vibratórios reais oriundos de mancais de rolamentos. Nele estarão contidos todos os equipamentos usados para o experimento com suas respectivas especificações, além de todo o detalhamento relacionado ao processo de preparação e uso da bancada experimental e das aquisições dos sinais vibratórios.

CAPÍTULO V

Metodologia e procedimentos

5.1 Introdução

Esta parte do trabalho discorre sobre a metodologia e procedimentos envolvidos para a aquisição de sinais vibratórios reais provenientes de mancais de rolamentos. Sinais estes que serão alvo do processo de filtragem explicitado no capítulo anterior, servindo, portanto, para teste de eficácia e validação do método. Para tanto, será utilizada uma bancada experimental composta de cinco mancais de rolamentos (dois do tipo autocompensador de esferas e três rígidos de esferas e carreira simples) que sustentam um eixo movido por um motor elétrico, sendo seus detalhamentos expostos no decorrer deste capítulo.

Para um maior conhecimento do sistema que será usado nos experimentos, objetivando uma maior qualidade e precisão das análises posteriores, realizar-se-á a caracterização do seu comportamento vibratório via função resposta em frequência (FRF), na situação estática da bancada, seguida da análise espectral para o sistema em funcionamento.

Objetivando subsidiar o sistema de filtragem, a próxima etapa será a coleta dos dados para os rolamentos em boas condições. Passada a fase de estabilização dos níveis vibratórios, os sinais serão coletados com certa frequência e serão observadas as tendências de propagação de falhas, que serão favorecidas pela flexão do eixo escalonado, que resultará em excesso de carga nos rolamentos. Desta forma, o filtro, de posse do sinal proveniente do mancal de referência, entrará em ação para identificar a parcela do sinal de fato relacionada ao defeito, atenuando a influência das demais e aquelas componentes ligadas a distúrbios causados pelo caminho do sinal do epicentro do fenômeno vibratório ao sensor (impedância mecânica do sistema), por exemplo.

Para avaliação do desempenho do processo de filtragem, serão utilizados índices advindos de técnicas de identificação de falhas em rolamentos nos domínios do tempo e frequências, como aquelas usadas no capítulo já exposto sobre simulações computacionais de defeitos.

5.2 Detalhamento da bancada experimental

Conforme afirmado anteriormente, foi utilizada neste trabalho uma bancada experimental composta por um motor elétrico, que movimenta um eixo escalonado, por sua vez suportado por um conjunto de 5 mancais de rolamentos: três deles rígidos de simples carreira de esferas e os outros dois do tipo autocompensador de dupla carreira de esferas. Todo o conjunto pode ser visualizado através da Figura 5.1 seguinte:

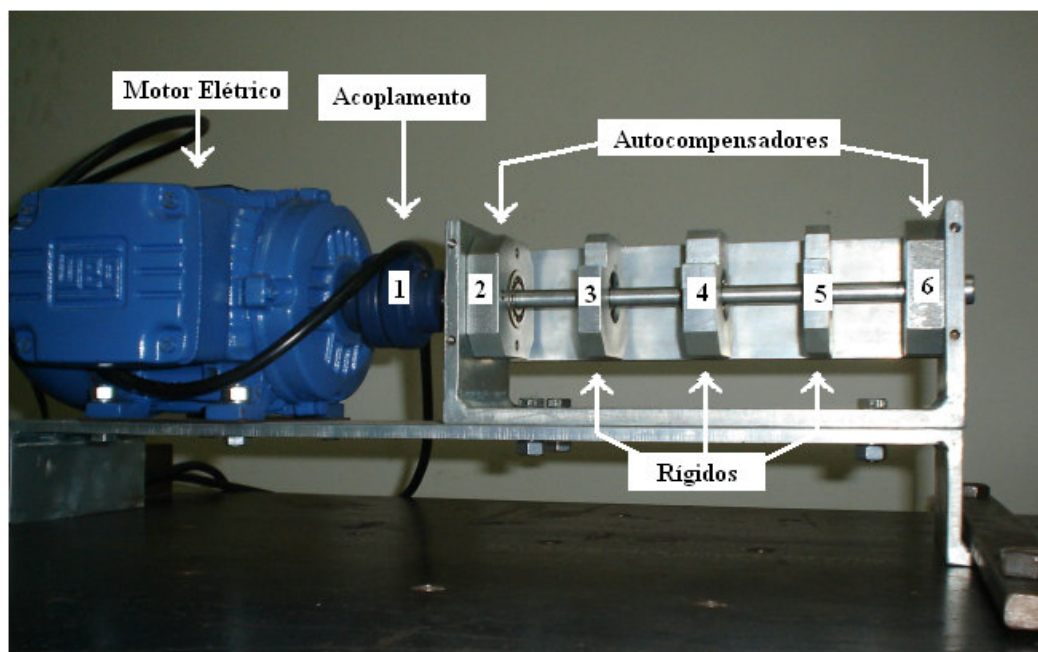


Figura 5.1 – Bancada experimental.

Conforme ilustrado, os mancais foram enumerados para facilitar futuras análises, sendo que os de números 2 e 6 são aqueles autocompensadores, e os demais, rígidos de esferas.

Tais componentes possuem o seguinte detalhamento:

- ✓ Motor elétrico: Marca WEG – GK76381; 2 pólos; Potência de 0.5CV ou 0.37KW. Frequência de rotação de 3380RPM ou 56.3Hz.
- ✓ 2 rolamentos autocompensadores de esferas do tipo 1200, dupla carreira, com 9 esferas por carreira, cada uma de diâmetro 4.8mm.
- ✓ 3 rolamentos rígidos de simples carreira de esferas, do tipo 6200, com 8 esferas, cada uma de diâmetro 4.8mm.

- ✓ Eixo escalonado, cujo dimensionamento consta na Figura 5.2.
- ✓ Acoplamento flexível Uniflex, com 4 ranhuras.

Com o intuito de controlar a vida dos mancais, calculada segundo catálogo do fabricante, reduzindo-a e possibilitando as análises pertinentes à aplicação da filtragem adaptativa em um espaço de tempo viável, foi aplicada uma carga na direção radial do mancal 4, exposto na Figura 5.2. O valor de tal carga estimado foi baseado no catálogo do fabricante, buscando uma vida útil remanescente para o rolamento de aproximadamente dois meses, chegando-se ao valor de 652N.

A forma de aplicação desta carga foi baseada na ação de um parafuso, através da imposição de uma deflexão de 0.056mm, valor este calculado via modelagem de elementos finitos do eixo para a carga pretendida. Vale ressaltar que há limitações para a mensuração, de forma direta, da carga aplicada, motivo pelo qual foi adotada a forma indireta explicitada. Mesmo porque houve um enfoque maior na padronização das condições do ensaio, para o caso de haver necessidade de desmontagem e montagem da bancada, em detrimento da precisão da carga.

Para a aplicação do método de indução de defeitos proposto, é necessária a calibração do sensor de deslocamento, possibilitando a confiabilidade do valor do deslocamento desejado.

O desenho do eixo do conjunto, bem como o seu dimensionamento, está mostrado na Figura 5.2 seguinte.

5.3 Calibração e atuação do sensor de deslocamento

A medição do deslocamento imposto ao mancal foi feita com o auxílio de um sensor de proximidade (marca Dymac, da VibroSyst, do tipo PES – 106 P/N, com faixa de operação de 0 a 6mm). No entanto, este instrumento necessitou ser calibrado, sendo o valor desejado ajustado através da curva de calibração. Com o intuito de prevenir o aparecimento de pulsos interferentes no sinal no domínio do tempo e componentes indesejadas no sinal no domínio da frequência, quando da montagem da bancada para proceder à calibração, assim como para os ensaios em si, foi usado um torquímetro para assegurar a aplicação do torque por igual em todos os parafusos, quando dos seus apertos, sendo usado o valor padrão de 1N.m para os torques aplicados naqueles.

Os componentes do processo de calibração foram os seguintes:

- ✓ Fonte, com ganho de -24 a 24V, do tipo DYC003-1;
- ✓ Multímetro digital, do tipo hp 3054A, com faixa de atuação de 0 a 350V (4 dígitos de precisão);
- ✓ Micrômetro, da marca Mitutoyo, faixa de 0 a 25mm, resolução de 0.005mm;
- ✓ Aparato para ligação e fixação dos demais componentes.

Tais equipamentos podem ser visualizados, com suas respectivas indicações, na Figura 5.3 seguinte:

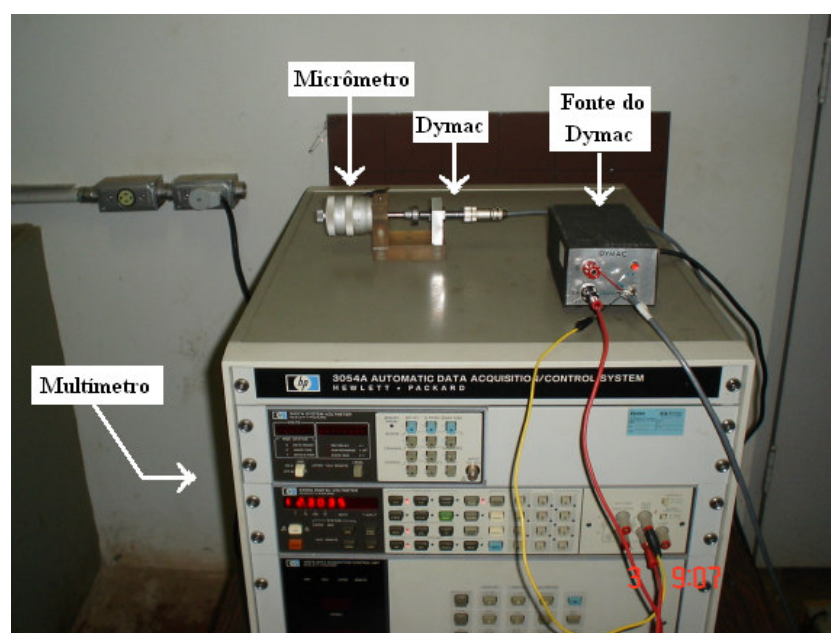


Figura 5.3 – Componentes do processo de calibração do sensor de proximidade

O procedimento de calibração consistiu em avançar o micrômetro de 0 a 6mm, que corresponde a um avanço de 0 a 10V no multímetro, com um passo de 0.2mm, e registrar os respectivos valores análogos. Este procedimento foi repetido três vezes, sendo determinada então a curva de calibração, que correspondeu a um ajuste não linear de quinta ordem e pode ser visualizada através da Figura 5.4 seguinte.

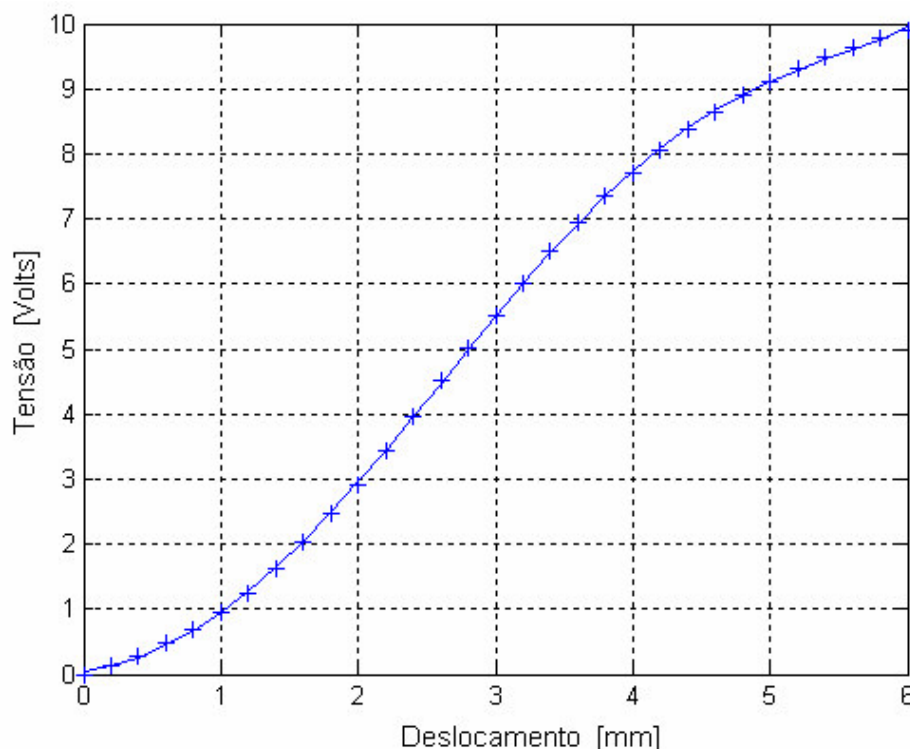


Figura 5.4 – Curva ajustada para o sensor de proximidade (---) e valores médios medidos (+++).

O polinômio usado para o ajuste foi:

$$v = a_0 + a_1 \cdot \Delta + a_2 \cdot \Delta^2 + a_3 \cdot \Delta^3 + a_4 \cdot \Delta^4 + a_5 \cdot \Delta^5 \quad (5.1)$$

Onde v representa a tensão no multímetro (V) e Δ , o deslocamento correspondente no micrômetro (mm). O erro médio quadrático residual inerente à ajustagem foi de $0.0211V^2$.

Com relação aos coeficientes a_i da Equação (5.1), eles foram determinados em intervalos de 95% de confiança, que por sua vez estão explicitados na Tabela 5.1.

Tabela 5.1. Intervalo de confiança de 95% para os coeficientes do ajuste

Coeficiente	Intervalo Inferior	Intervalo Superior
a_0	0,0310	0,0334
a_1	0,3422	0,3728
a_2	0,4569	0,4924
a_3	0,1326	0,1391
a_4	-0,0578	-0,0576
a_5	0,0046	0,0046

Para se chegar ao valor da voltagem correspondente ao deslocamento desejado imposto ao eixo (0.056mm), foi utilizado um procedimento de bisseção. De posse deste valor, a aplicação do deslocamento consistiu no acionamento de um parafuso, que provocou a deflexão do mancal 4 da bancada que, por sua vez defletiu o eixo, até que fosse atingida esta voltagem medida no multímetro.

5.4 Caracterização do sistema

A caracterização do comportamento vibratório da bancada experimental constitui uma importante ferramenta para as análises pertinentes ao processo de diagnóstico de defeitos dos rolamentos, pois, além do fato de que algumas técnicas de detecção são baseadas nas frequências naturais dos componentes, o conhecimento destas pode explicar o comportamento de certos picos em frequência do sinal vibratório. Tendo isto em vista, além da determinação das frequências características de defeito nos rolamentos, feita no capítulo IV, foi também executado um experimento para a obtenção das funções resposta em frequência (FRF) de cada um dos mancais de rolamentos da bancada experimental, além do acoplamento, com a bancada fora de operação (motor desligado). Os equipamentos usados para a execução de tal experimento foram:

- ✓ Acelerômetro piezoelétrico do tipo 8309 da B&K;
- ✓ Condicionador de sinais.
- ✓ Martelo de impacto, do tipo 8202, da B&K;
- ✓ Analisador espectral de sinais, do tipo SD380, da Scientific Atlanta;
- ✓ Aparato para ligação e fixação dos demais componentes.

O arranjo experimental pode ser visualizado pelo diagrama de blocos da Figura 5.5.

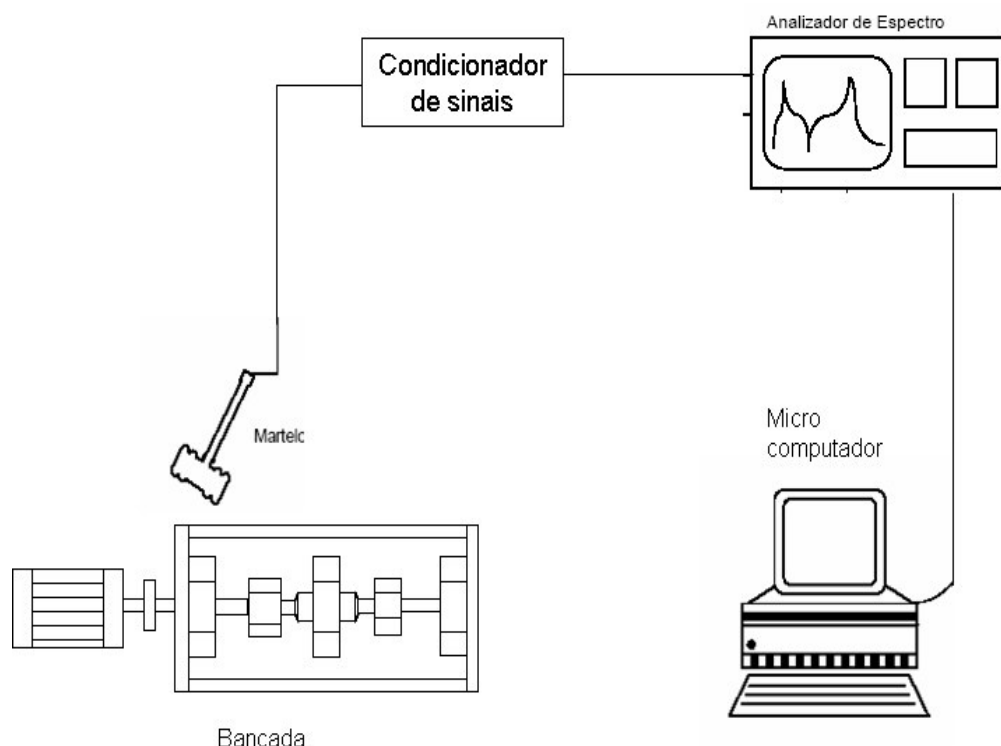


Figura 5.5 – Diagrama de blocos da cadeia de instrumentação do ensaio de caracterização da bancada.

O analisador espectral atuou com uma frequência máxima de análise de 10KHz e resolução em frequência de 12.5Hz, utilizando 800 pontos e o estimador H_1 para o computo das FRF, janela exponencial 3 e um total de 50 excitações (médias) por ensaio. É importante destacar que a resolução pobre em frequência utilizada pode ser justificada pelo objetivo maior deste experimento, que é de identificar prioritariamente as regiões que caracterizam os pontos de medição.

O experimento em si constituiu na excitação de cada mancal e do acoplamento, com um determinado número de médias, mantendo o acelerômetro fixo em um mancal e coletando as FRF para cada combinação ponto de excitação e ponto de medição no analisador de sinais. A partir daí, foi mudado o ponto de medição (mancal) e repetido o procedimento, assim por diante. Como são 5 pontos de medição (excetuando o acoplamento) e 6 de excitação, foi realizado um total de 30 ensaios. As fixações do sensor, nos mancais 2 e 6, foram feitas através de um parafuso prisioneiro que, segundo Büchner (2001), é o tipo mais perfeito para medição de vibrações, pois praticamente não altera a frequência natural dos transdutores, que variam entre 25kHz e 35kHz, diferentemente de outros tipos de fixação. A desvantagem da utilização do parafuso prisioneiro reside no fato de que a superfície de medição é danificada, fato este que, para a bancada experimental

utilizada, não constitui problema. Para as medições nos demais mancais, foram utilizadas bases magnéticas, que constituem o tipo mais prático de fixação, embora se restrinjam ao uso em superfícies metálicas, que é o caso da bancada utilizada.

Como exemplo ilustrativo das FRF coletadas, através da Figura 5.6 pode-se visualizar aquelas obtidas para os mancais 2 e 6, sendo eles ao mesmo o epicentro (ponto de excitação) e ponto de medição da energia vibratória (FRF pontuais).

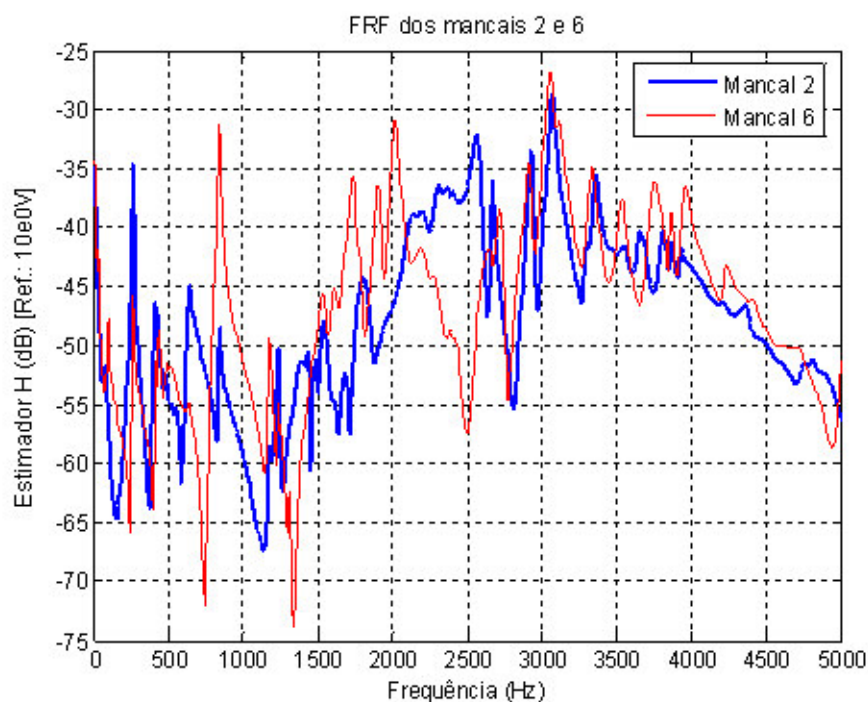


Figura 5.6 - Magnitudes das FRF dos mancais 2 e 6

5.5 Aquisição dos dados para a bancada em funcionamento

Uma vez caracterizada a bancada em termos de fenômenos vibratórios, foram coletados sinais para a bancada em funcionamento e com o seu eixo defletido, catalisando o processo de deterioração dos seus mancais. Estes sinais foram medidos com certa frequência, procurando assim acompanhar o surgimento e a propagação dos defeitos, bem como testar a eficácia da filtragem adaptativa na melhora da qualidade destes sinais. Para a realização destes ensaios, foram utilizados os seguintes equipamentos:

- ✓ Condicionador de sinais Nexus, do tipo 2692, da B&K;
- ✓ Micro computador;

- ✓ Dois acelerômetros, do tipo 4371, da B&K;
- ✓ Dois acelerômetros, do tipo 8309, da B&K;
- ✓ Placa A/D, do tipo BNC – 2110, da National Instruments;
- ✓ Calibrador de acelerômetros, do tipo 4294, da B&K, com frequência de 159.2Hz e nível de 10m/s^{-2} ;
- ✓ Aparato para ligação e fixação dos demais componentes.

Os sinais foram adquiridos usando um total de 16384 pontos e um tempo de amostragem total de 40s. Para o cálculo no processo de mediação, foi utilizado um “overlap” (superposição de trechos do sinal, admitindo que o mesmo é periódico) de 50%, que levou a uma resolução em frequência de 1Hz, na faixa de frequência de 10Hz a 10KHz. Tais parâmetros norteiam a concepção dos espectros dos sinais vibratórios, coletados segundo este sistema, que serão posteriormente apresentados.

Na Figura 5.7 seguinte está mostrada a cadeia de instrumentação.

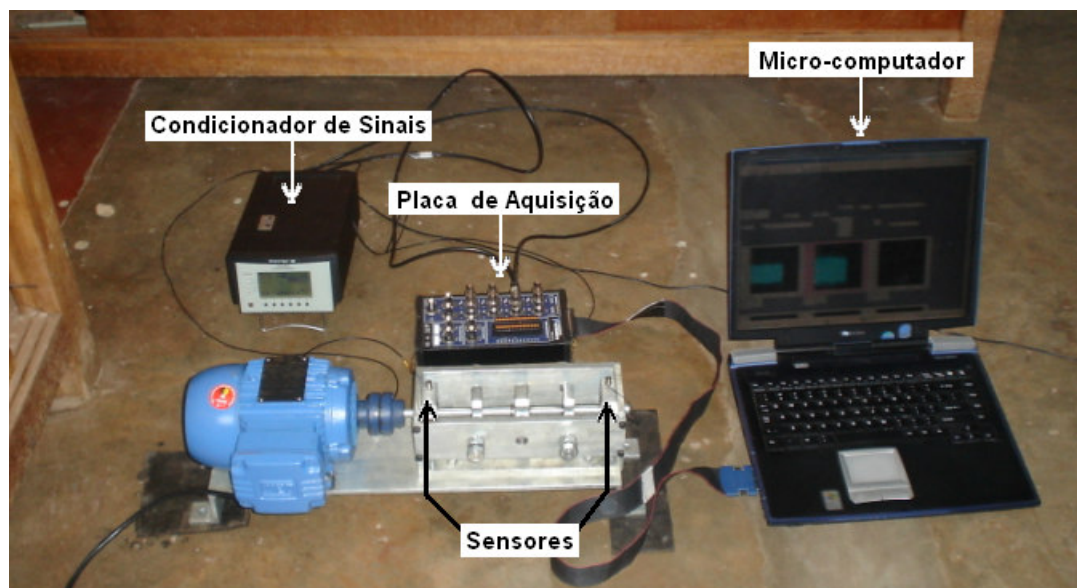


Figura 5.7 - Cadeia de instrumentação para aquisição dos sinais

Já as Figuras 5.8, 5.9 e 5.10 retratam as posições dos sensores nos mancais 2 e 6, 3 e 5, e 4, respectivamente.

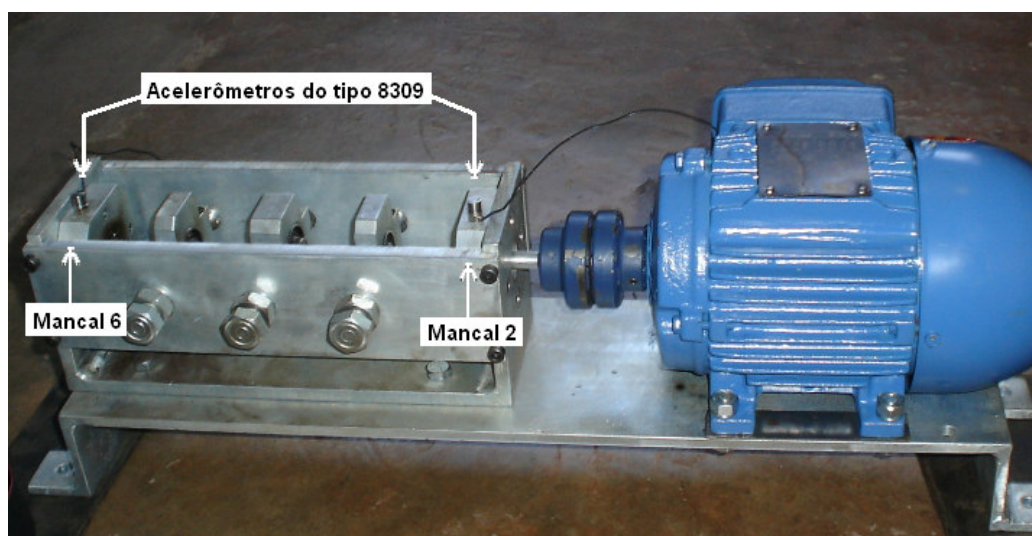


Figura 5.8 - Acelerômetros do tipo 8309, fixados nos mancais 2 e 6.

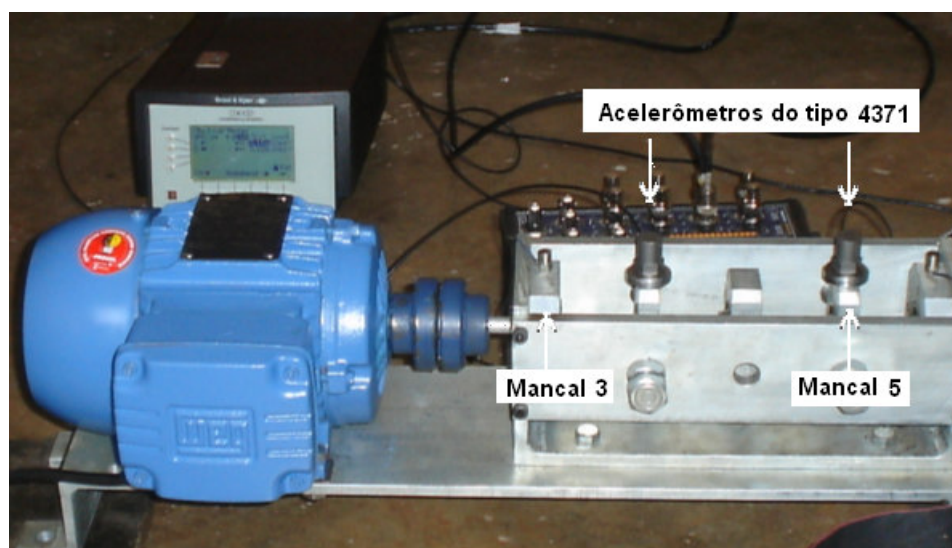


Figura 5.9 - Acelerômetros do tipo 4371, fixados nos mancais 3 e 5.

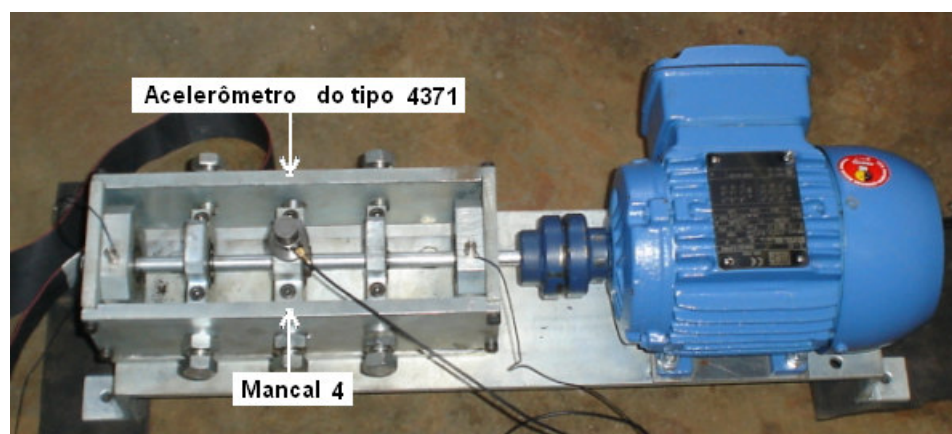


Figura 5.10 - Acelerômetro do tipo 4371, fixado no mancal 4.

O condicionador de sinais utilizado possui apenas dois canais, motivo pelo qual as aquisições foram feitas separadamente para os mancais 2 e 6, 3 e 5, e para o mancal 4 separadamente. Para os pontos 2, 3 e 4, foi utilizado o canal 1, sendo utilizado o 2 para os demais.

➤ 5.5.1 – Calibração dos acelerômetros.

Os ganhos na calibração para os sensores do tipo 8309 e 4371, bem como seus fatores de calibração, que foram usados para aplicação nos sinais adquiridos após o uso nos sinais calibrados, para os canais 1 e 2, podem ser explicitados pela Tabela 5.2 seguinte.

Tabela 5.2 – Dados para calibração dos sensores

Sensor (Tipo)	Freq. Natural (KHz)	Ganho (mV/m.s ²)	Fator de calib. (m.s ⁻² /V)	
			Canal 1	Canal 2
8309	180	3.16	128.5	127.1
4371	42	0.0316	58.7	58.7

➤ 5.5.2 – Procedimento de aquisição dos sinais.

Uma vez calibrados e posicionados os sensores, além da entrada em operação do motor do sistema, foram feitas coletas de sinais todos os dias (em um total de 21 ensaios) até que algum rolamento apresentasse falha, fato que aconteceu antes do ensaio 12, 208 horas e 50 minutos (aproximadamente 8 dias e meio) após a partida da bancada. Como consequência, o mancal travou o eixo, que por sua vez provocou danos ao motor, sendo este substituído. A ocorrência de defeito no mancal 2, além de também sofrer as consequências (carga excessiva e desigual) da deflexão do eixo, foi potencializada pela falta de lubrificação entre suas esferas e pistas, falha esta caracterizada pela ruptura da sua gaiola. O mancal 2 supracitado do sistema, já sem a gaiola, está ilustrado na Figura 5.11.

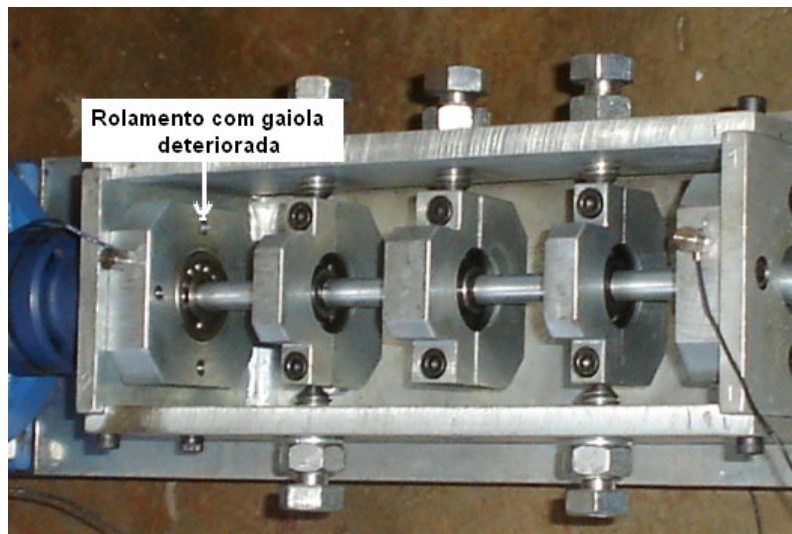


Figura 5.11 - Mancal do rolamento com a gaiola deteriorada.

Após a falha do mancal ainda foram feitas algumas aquisições extras, para a bancada funcionando por mais algumas horas, com o objetivo de aplicar a filtragem adaptativa a estes sinais representativos do defeito e testar sua eficácia.

De posse dos dados dos ensaios, foi gerado um gráfico dos níveis de energia rms em função do número do ensaio para o mancal 2, como uma forma de acompanhar a progressão do desgaste na gaiola deste. A partir daí foram selecionados alguns ensaios relacionados a este mancal para a aplicação da filtragem adaptativa, de uma forma análoga àquela explicitada no capítulo de simulação computacional de defeitos, ou seja, tomou-se o sinal do rolamento em bom estado como um ponto de partida e, a partir daí, foi usado o filtro nos sinais à medida que o defeito se propagou, sendo possível tecer conclusões acerca da performance do processo de filtragem em melhorar a qualidade destes sinais para detecção e diagnóstico de falhas em diferentes estágios, usando como indicadores os mesmos parâmetros utilizados no capítulo IV. Estes resultados do processo experimental, assim como as análises pertinentes e conclusões apropriadas são tema do capítulo VI seguinte.

CAPÍTULO VI

Apresentação, análise e discussão dos resultados

6.1 Introdução

Este capítulo será dedicado à apresentação, análise e discussão dos resultados da aplicação da filtragem adaptativa, discutida nos capítulos III e IV do presente trabalho, aos sinais coletados segundo o procedimento descrito no capítulo V, relacionados ao mancal de rolamentos autocompensadores 2, no qual o método foi aplicado. Já o mancal 4 foi aquele escolhido como referência e, sendo assim, os sinais coletados neste, para cada ensaio, serviram de referencial para dois dos três tipos de filtro aplicados. Em outras palavras, foram aqueles cuja influência no mancal 2 em estudo foi atenuada. Dentre os diversos ensaios realizados na bancada experimental, foram utilizados para aplicação do método alguns daqueles compreendidos entre os de número 5 e 15. O ensaio 5 foi aquele, entre os iniciais, que apresentou o menor nível global rms, indo de encontro à idéia de que as maiores probabilidades de falha de um componente ou máquina encontram-se no início ou fim do seu ciclo de vida (Wowk, 1991), sendo, então, o sinal que representa o início da fase de maturidade do componente. Já o ensaio 12 foi o primeiro realizado após o colapso total da gaiola do mancal 2, sendo os experimentos de números 14 e 15 realizados mesmo na presença do defeito citado. Desta forma, os ensaios selecionados foram os de número 7, 9 e 11 (fase de depreciação do mancal 2), além dos de números 14 e 15 (após a ocorrência de ruptura na gaiola do mancal considerado). A Figura 6.1 seguinte mostra os níveis globais rms para cada ensaio selecionado para análise.

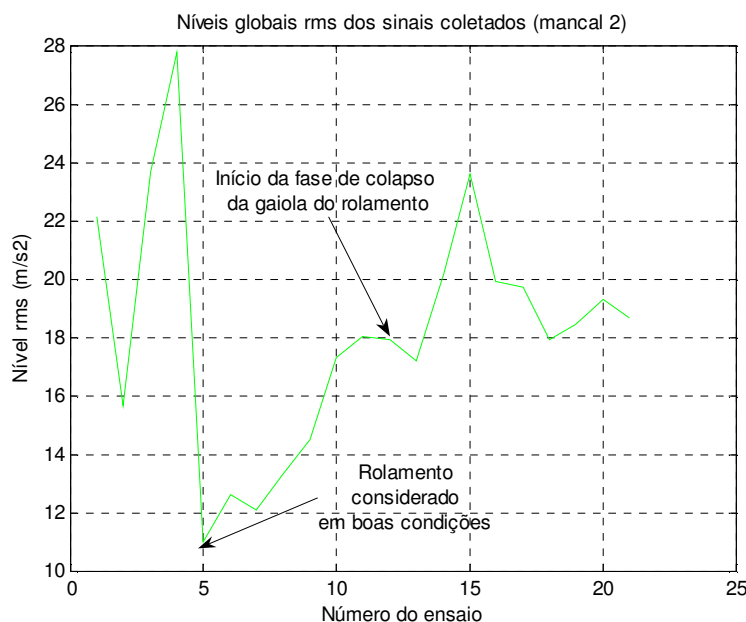


Figura 6.1 – Níveis vibratórios do mancal 2

Nos estudos de Chaturvedi e Thomas (1982), foram estudadas duas situações de níveis de correlação entre os sinais: um caso onde os componentes de ruído da entrada do filtro e referência eram correlacionados e os sinais relativamente não correlacionados, e outro caso onde os sinais eram correlacionados e suas parcelas de ruído, fracamente correlacionadas. No primeiro caso, esta situação foi alcançada mediante o posicionamento dos sensores próximos um do outro e das bordas da bancada experimental, estando longe da fonte dos impactos (mancal de rolamentos com defeito na pista externa estacionária). No segundo, o sinal de entrada do filtro foi obtido mediante o posicionamento do sensor bem próximo da fonte dos impactos, já o sensor de referência, um pouco mais longe em relação ao primeiro caso, para diminuir o índice de correlação entre as parcelas de ruído, estando ele suficientemente longe das bordas da bancada, para que as parcelas de interesse dos sinais estejam suficientemente correlacionadas. Como resultado, para o primeiro caso, o cálculo do valor da curtose no sinal de saída do filtro alertou para a possibilidade de defeito no mancal, já o espectro e o cepstrum de potência do mesmo sinal claramente revelaram picos relacionados à frequência de defeito na pista externa do rolamento usado. Para o segundo caso, conclusões similares podem ser tiradas. No presente trabalho, os níveis de correlação entre os sinais se aproximam do segundo caso supracitado, onde os níveis de ruído da entrada do filtro e da referência são estimados como fracamente correlacionados, já as parcelas do sinal contêm um certo nível de correlação, embora prejudicada pela

existência de outra fonte vibratória sob o sensor de referência, no caso, o mancal 4, constituindo um desafio a mais ao sistema de filtragem adaptativa usado.

Portanto, uma vez determinados os sinais de referência, foram filtrados, à luz das técnicas adaptativas propostas (filtros adaptativos dos tipos LMS com atraso, sem atraso e RLS), os sinais coletados no mancal considerado, para cada ensaio selecionado, a fim de contribuir para a melhoria dos processos de detecção e diagnóstico do defeito, procedendo-se, então, à discussão dos resultados e conclusões acerca dos mesmos.

6.2 Análise comparativa dos estágios inicial e final de falha do rolamento

Na Figura 6.2 seguinte, estão explicitados os sinais no domínio do tempo, com um tempo de amostragem de 40 segundos e coletados segundo o “overlap” no processo de mediação de 50% mostrado no capítulo V. Tais sinais são do rolamento 2 em dois casos: quando considerado em bom estado (ensaio 5) e no ensaio imediatamente posterior à falha (ensaio 12).

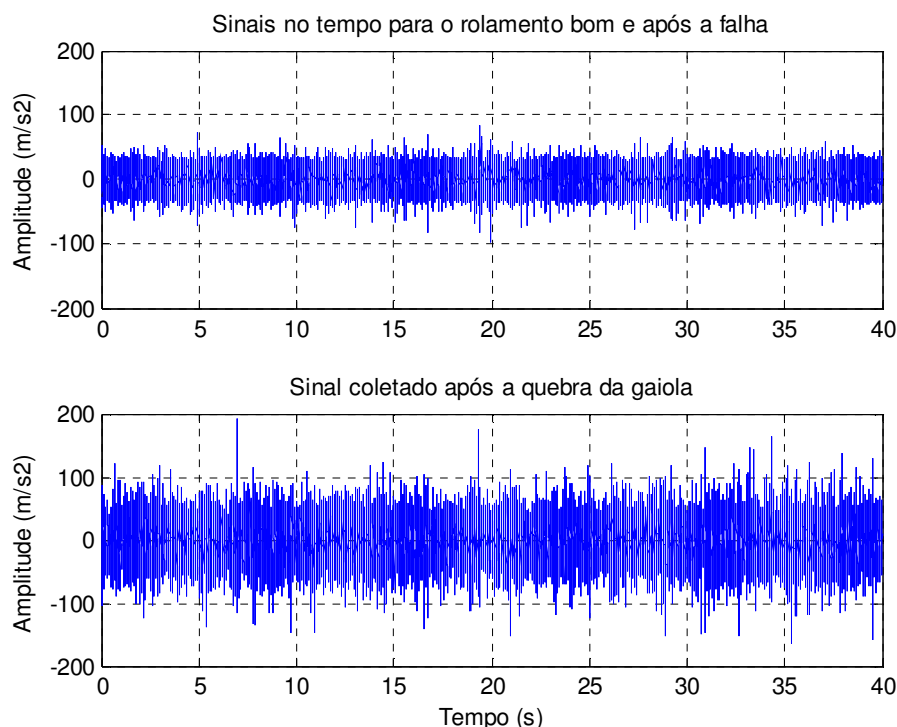


Figura 6.2 – Sinais no tempo para o rolamento bom e após a falha

A comparação entre estes sinais também evidencia e ilustra o processo de deterioração deste componente do rolamento, pois, as amplitudes do sinal de falha para o

ensaio 12 são cerca de três vezes aquelas para o caso do sinal do rolamento em boas condições. Os espectros destes sinais foram gerados com uma resolução em frequência de 1 Hz e uma frequência máxima de análise de 8.192 Hz, utilizando um total de 16384 pontos e processo de cálculo de médias já explicado no capítulo anterior. Estes espectros constam na Figura 6.3 seguinte:

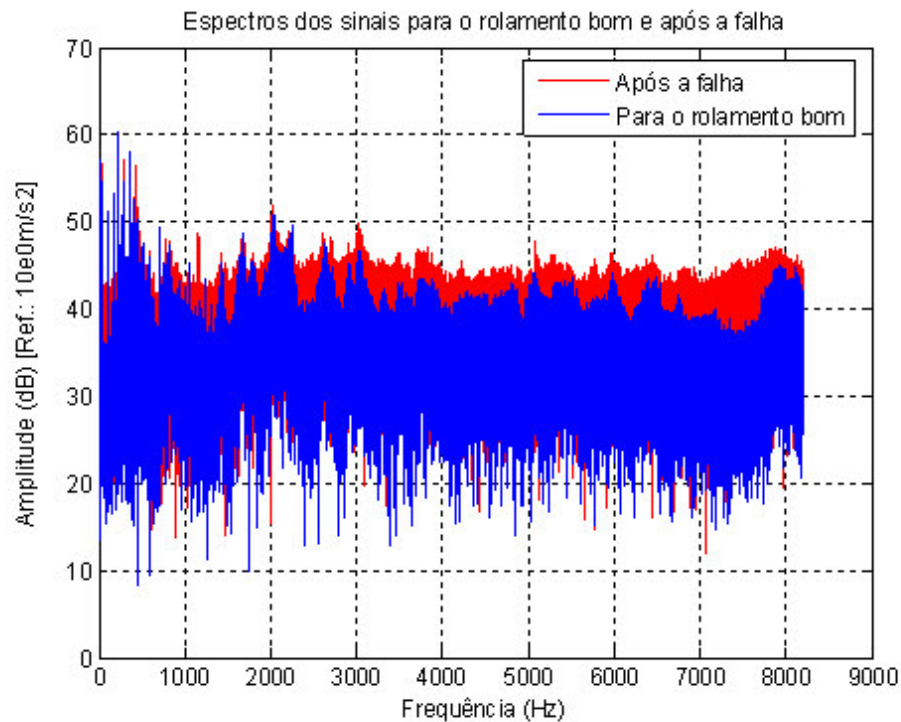


Figura 6.3 – Espectros dos sinais para o rolamento 2 em boas condições e após a falha.

Onde pode ser notada mais uma vez a presença de falha através do aumento dos níveis vibratórios, não sendo possível, no entanto o diagnóstico da falha. Isto ocorre, segundo Büchner (2001), devido ao fenômeno do mascaramento, em que componentes do sinal em baixa frequência e com grande conteúdo em energia, provenientes de outros componentes da máquina ou até de equipamentos vizinhos, encobrem os componentes do sinal de falha do rolamento no estágio incipiente, tornando praticamente impossível um diagnóstico apenas pelo espectro direto. Para contornar este problema é comumente usada a técnica do envelope, inclusive neste trabalho. Tal método tem a propriedade de separar, ou demodular, o sinal proveniente da ressonância da estrutura (onda portadora) daquele proveniente do defeito (onda de modulação).

As análises nos ensaios selecionados foram feitas, conforme já explicitado, em etapas intermediárias a estas apresentadas, assim como duas outras após o colapso da gaiola do mancal 2. Tais análises contaram com o uso das técnicas da filtragem adaptativa, da técnica do envelope e cálculo dos parâmetros apresentados no capítulo IV para avaliação da performance do método.

6.3 Resultados e análise da aplicação da técnica da filtragem adaptativa.

Conforme já exposto, as técnicas adaptativas foram aplicadas aos sinais gerados nos ensaios selecionados e a avaliação da sua performance foi feita nos mesmos moldes do capítulo de simulação computacional de defeitos (IV). Para uma bem sucedida aplicação da técnica do envelope, foi usado o sinal gerado a partir do teste de impacto no mancal 2 a fim de determinar as regiões nas quais se encontram as frequências de ressonância deste componente, em torno do qual o sinal vibratório será filtrado. A Figura 6.4 a seguir mostra a F.R.F. obtida para o mancal em estudo (2), onde a excitação ocorreu no mesmo. Tal sinal foi obtido utilizando aqueles parâmetros de aquisição usados para a caracterização da bancada experimental (resolução em frequência de 12.5Hz, 800 pontos e 50 médias para cada ensaio).

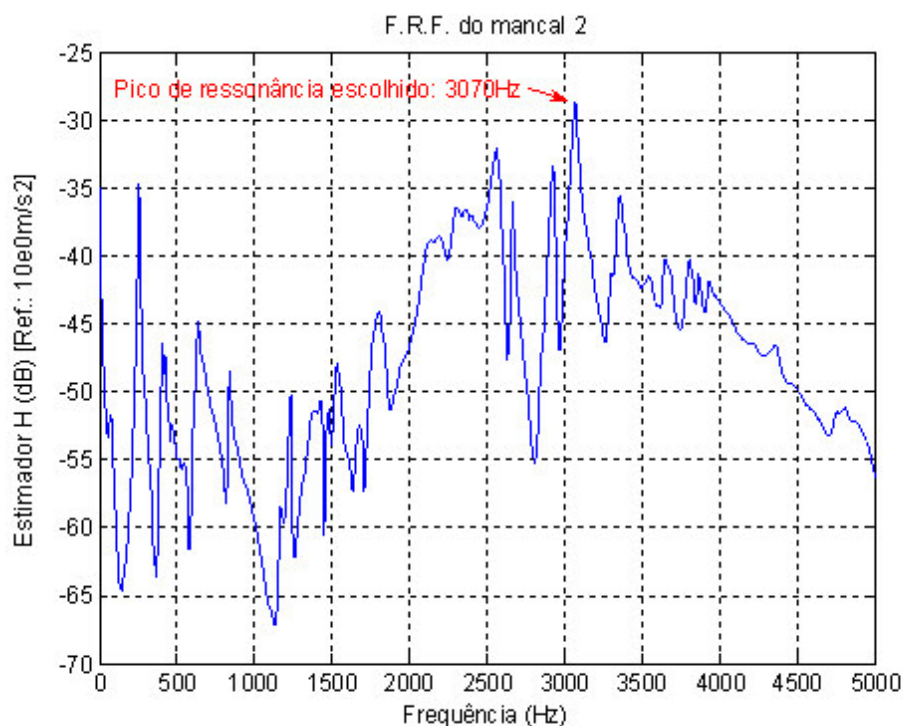


Figura 6.4 – Função resposta em frequência do mancal 2

Desta forma, a filtragem passa banda componente da técnica do envelope terá como frequência central o pico escolhido, com uma largura de banda de 600Hz, agindo de acordo com o que preconiza os estudos de Mitchell (1993) e Büchner (2001). Os resultados e análises pertinentes do processo de filtragem adaptativa serão, a seguir, apresentados.

➤ 6.3.1 – Parâmetros de controle aplicados ao sinal não filtrado

Nesta etapa, a progressão do defeito na gaiola do rolamento autocompensador 2 será acompanhada e quantificada, por intermédio dos parâmetros já usados anteriormente. Tais informações estão apresentadas na Tabela 6.1 seguinte, assim como pelos sinais no domínio do tempo e espectros de envelope para três dos cinco ensaios supracitados, os de números 7, 11 e 15.

Tabela 6.1 – Parâmetros de controle do sinal não filtrado.

Parâmetros	Ensaio				
	Antes da falha			Depois da falha	
	7	9	11	14	15
X_{rms} (V)	12.068	14.474	18.023	20.179	23.601
F_{cr}	8.792	7.896	10.475	12.152	22.937
F_k (V ²)	1280.5	1654.1	3402.4	4948.3	12785
M_6	28.653	29.770	66.471	81.014	1188.8

Observando os valores contidos e sua evolução, pode-se concluir que o comportamento dos parâmetros de controle corroborou os estudos de Mitchell (1993), Nepomuceno (1999) e Bezerra (2004), mostrando que estes índices, de fato, funcionam, de certa forma, como indicadores do estado de mancais de rolamentos. Os sinais de defeito e seus espectros de envelope, para os ensaios selecionados, estão mostrados nas Figuras 6.5 a 6.7. Vale ressaltar que os sinais no domínio do tempo e espectros dos sinais, tanto para este caso como para os subseqüentes, obedecem aos parâmetros de amostragem já detalhados no capítulo anterior (“overlap” de 50%, 16384 pontos e resolução em frequência de 1Hz), sendo estes os mesmos para os espectros de envelope.

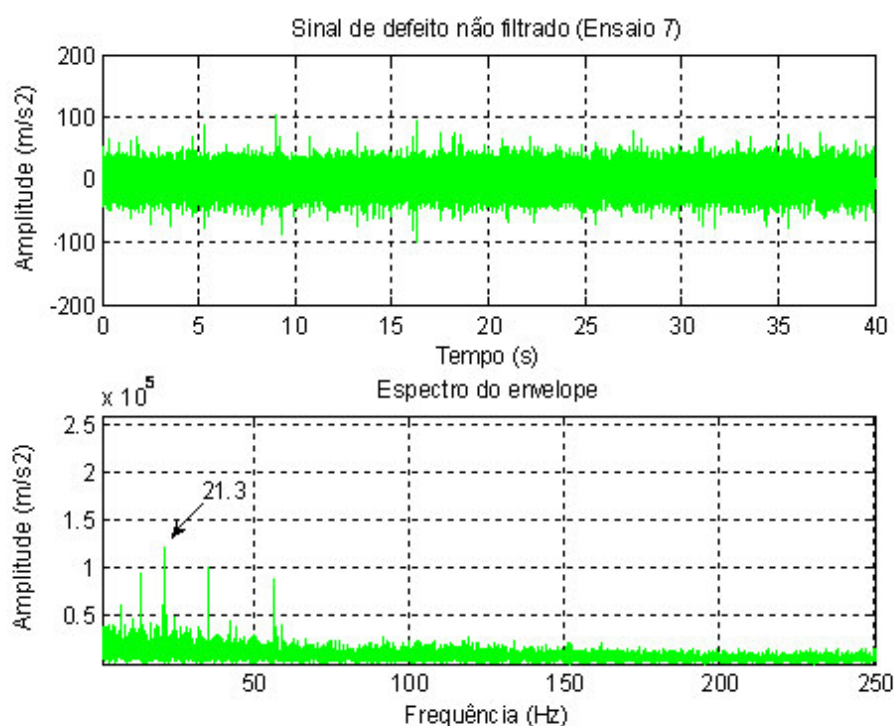


Figura 6.5 – Sinal vibratório não filtrado e espectro do envelope para o ensaio 7

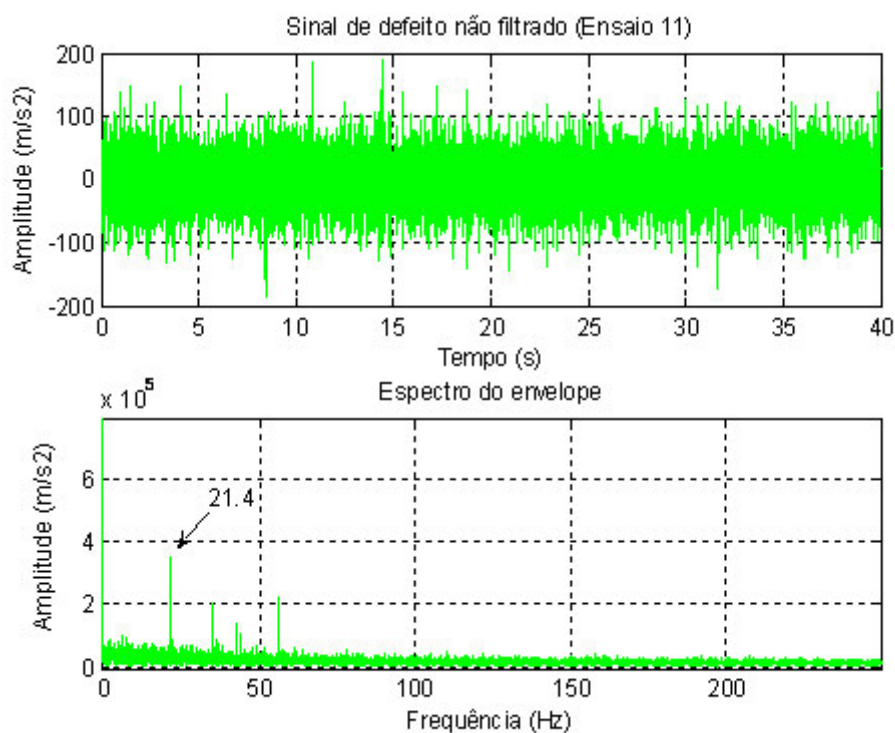


Figura 6.6 – Sinal vibratório não filtrado e espectro do envelope para o ensaio 11

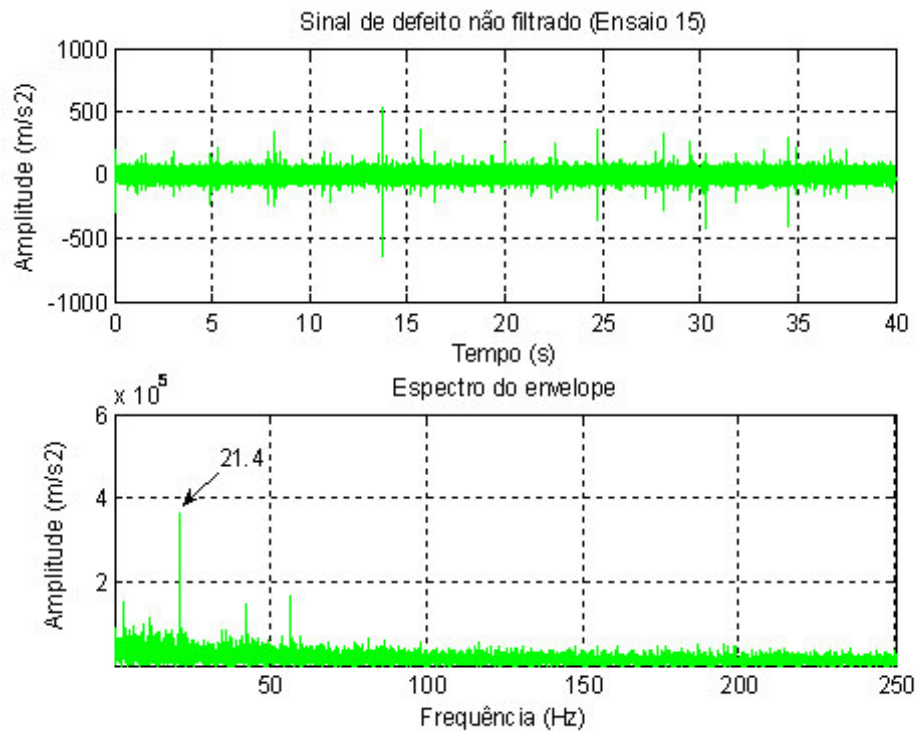


Figura 6.7 – Sinal vibratório não filtrado e espectro do envelope para o ensaio 15

Após a visualização das figuras mostradas, nota-se a presença dos picos na frequência de defeito na gaiola, embora com valores ligeiramente diferentes daquele calculado (21.5Hz). De fato, de acordo com os trabalhos de Prasad (1987), isto ocorre devido ao deslizamento ou derrapagem entre componentes dos mancais de elementos rolantes. O aumento na amplitude do pico nesta frequência é um indicador da progressão do defeito.

➤ 6.3.2 – Parâmetros de controle aplicados ao sinal filtrado (Filtro LMS sem atraso)

A aplicação do filtro do tipo LMS sem atraso, em que é usado um sinal de referência, seguiu os mesmos moldes que o caso dos sinais simulados exposto no capítulo IV, sendo também similar ao filtro adaptativo usado por Chaturvedi e Thomas (1982) no seu trabalho sobre detecção de falhas em mancais usando cancelamento de ruído, embora com uma concepção um pouco diferente, pois foi usado um atraso no sinal de entrada do filtro de metade do número de coeficientes, porém não da mesma forma que no presente trabalho. Porém, para os sinais colhidos nos experimentos, aqueles considerados como de referência são os gerados pelo mancal 4 no mesmo ensaio daqueles produzidos pelo mancal escolhido como alvo do processo de filtragem (mancal 2), tendo como objetivo reduzir a influência

daquela fonte externa na medição de vibrações neste mancal. Os valores dos parâmetros de controle encontrados para os ensaios selecionados e sob esta condição estão expostos na Tabela 6.2 seguinte:

Tabela 6.2 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (Filtro LMS sem atraso).

Parâmetros	Ensaio				
	Antes da falha			Depois da falha	
	7	9	11	14	15
X_{rms} (V)	8.427	9.605	10.074	3.128	2.085
F_{cr}	5.001	3.267	4.119	5.627	13.034
F_k (V ²)	355.081	301.427	418.057	55.051	56.670
M_6	32.547	8.221	10.593	18.086	83.484

Os dados mostrados para os parâmetros calculados antes da falha, no que diz respeito ao valor RMS, revelam um comportamento de acordo com o esperado. Porém, o fator de crista e o fator K tiveram seus valores decrescidos no ensaio 9, talvez devido à ação do valor de pico máximo do sinal no tempo, que pode ter sofrido a consequência da redução da influência da vibração do mancal 4 para este ensaio, que, por sua vez, pode ter tido algum comportamento não previsto. Outro fato interessante é que, para os sinais colhidos após a ocorrência da falha, os parâmetros não se comportaram como previsto, talvez devido a um aumento na probabilidade de ocorrência de fenômenos aleatórios quando da operação de um mancal que se apresenta com sua gaiola rompida.

Os sinais filtrados por esta técnica estão explicitados nas Figuras 6.8 a 6.10 seguintes:

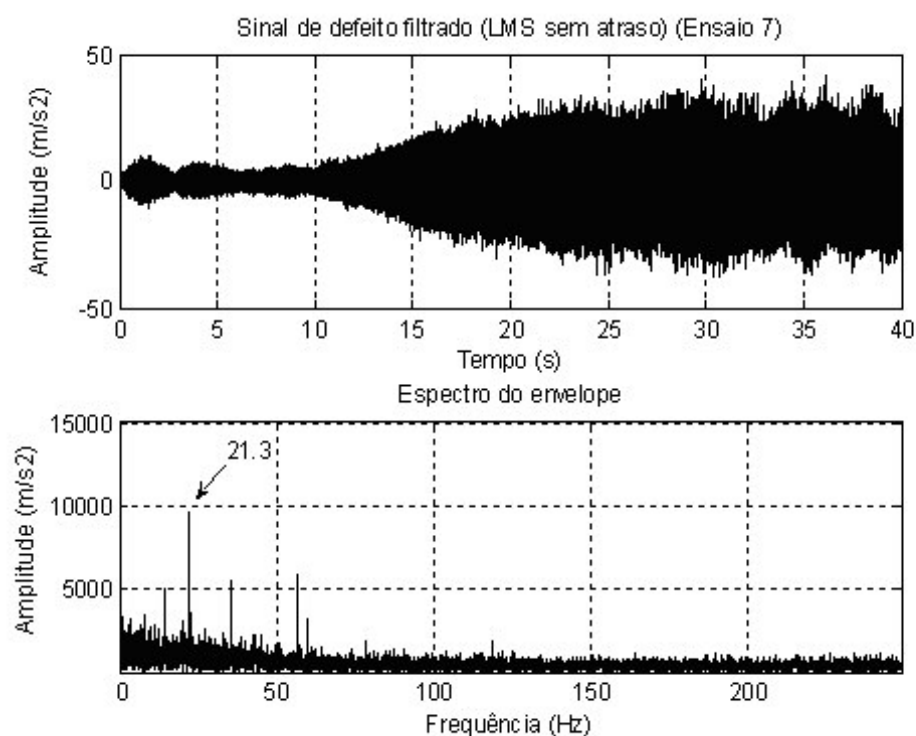


Figura 6.8 – Sinal filtrado (LMS sem atraso) e espectro do envelope para o ensaio 7

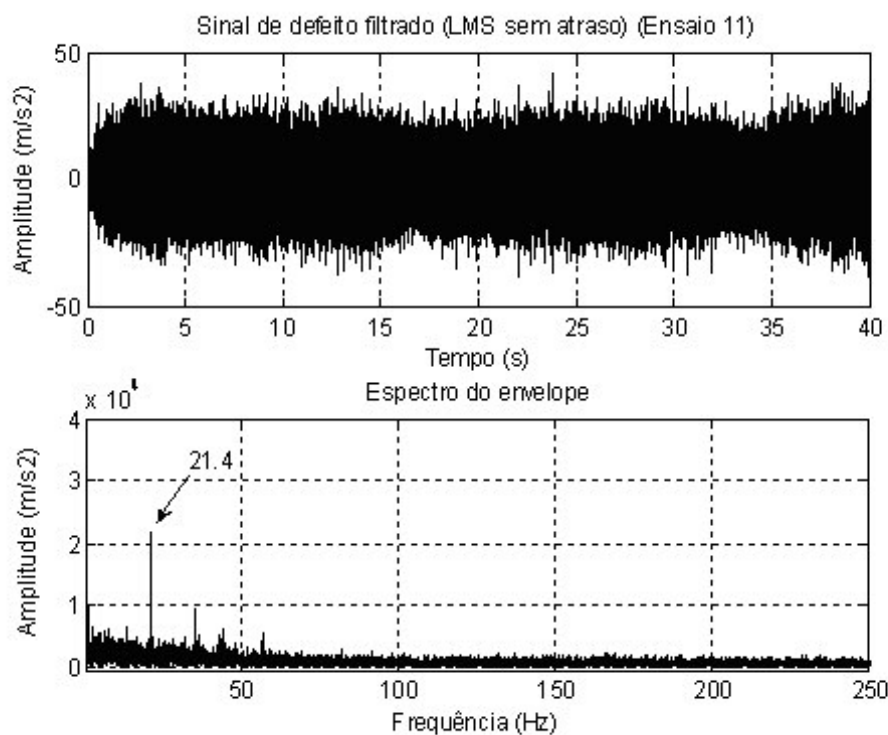


Figura 6.9 – Sinal filtrado (LMS sem atraso) e espectro do envelope para o ensaio 11

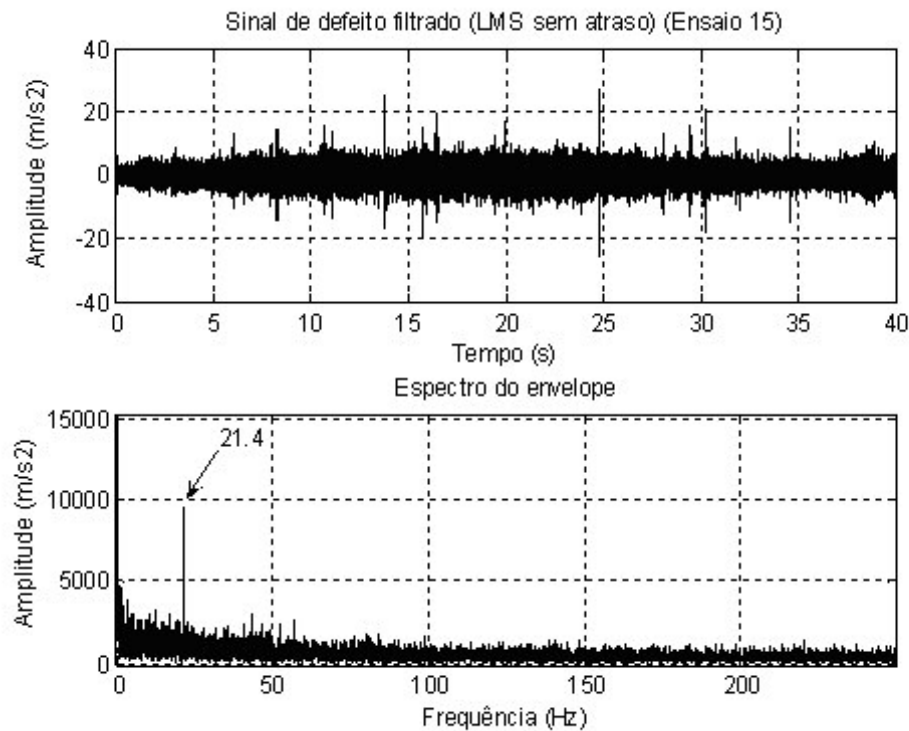


Figura 6.10 – Sinal filtrado (LMS sem atraso) e espectro do envelope para o ensaio 15

Observando estes sinais, pode-se constatar que a atuação do filtro proposto possibilitou a obtenção de espectros de envelope mais “limpos”, com menor presença de picos outros que possam dificultar o processo de diagnóstico e evidenciando aquele efetivamente relacionado à falha.

➤ 6.3.3 – Parâmetros de controle aplicados ao sinal filtrado (Filtro LMS com atraso)

Dentre os tipos de filtro adaptativo aplicados, este é o único que não pede a presença de um sinal de referência, por motivos já colocados anteriormente nos capítulos II e IV. O sinal de entrada do filtro possui um atraso selecionado da mesma forma que no caso dos sinais simulados. Os parâmetros de controle calculados para os sinais na presença deste filtro estão mostrados na Tabela 6.3 seguinte:

Tabela 6.3 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (Filtro LMS com atraso).

Parâmetros	Ensaio				
	Antes da falha			Depois da falha	
	7	9	11	14	15
X_{rms} (V)	5.119	5.986	6.768	8.330	6.459
F_{cr}	7.907	7.725	10.006	14.775	28.414
F_k (V ²)	207.234	276.764	458.318	1025.3	1185.5
M_6	39.796	52.918	97.659	309.481	720870

Os valores expostos na Tabela 6.3 mostram que, antes da falha, a evolução dos parâmetros apresentou o comportamento esperado. Porém, depois da falha, para o índice nível RMS, isto não ocorreu, talvez devido aos fatores explicitados para o caso anterior (filtragem LMS sem atraso) nos mesmos ensaios. Os sinais filtrados estão evidenciados nas Figuras 6.11 a 6.13 seguintes:

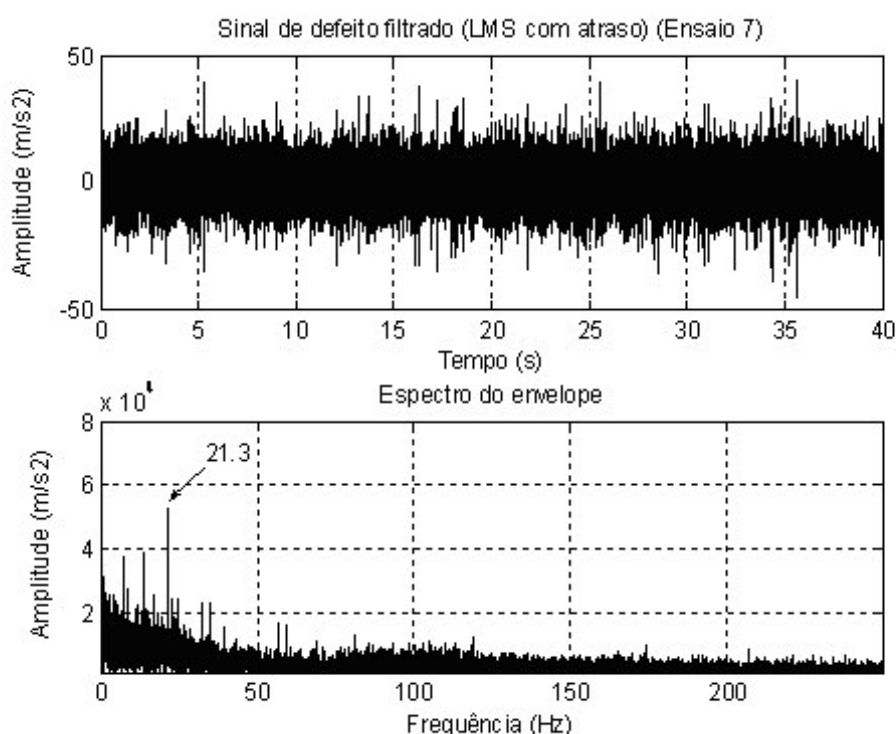


Figura 6.11 – Sinal filtrado (LMS com atraso) e espectro do envelope para o ensaio 7

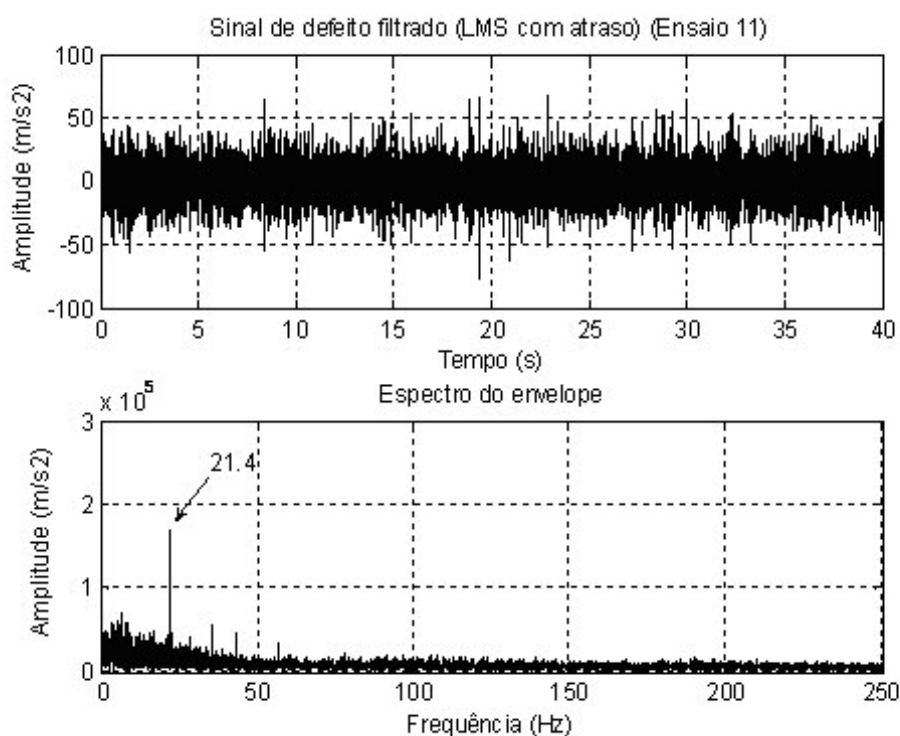


Figura 6.12 – Sinal filtrado (LMS com atraso) e espectro do envelope para o ensaio 11

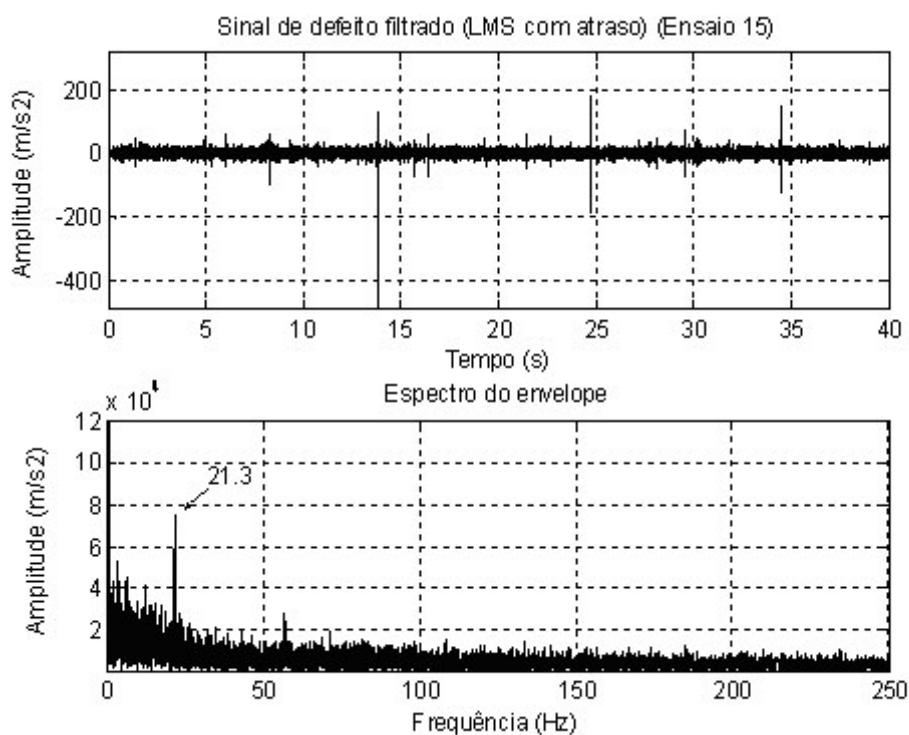


Figura 6.13 – Sinal filtrado (LMS com atraso) e espectro do envelope para o ensaio 15

Pode-se constatar, através da visualização destes sinais, que eles também se apresentaram mais “limpos” em relação a aqueles que não sofreram a ação de algum filtro, facilitando o diagnóstico através do destaque dado ao pico na frequência de defeito na gaiola (21.5Hz) ou em valores muito próximos a este, pelos motivos já explicados para os espectros de envelope dos sinais não filtrados.

➤ 6.3.4 – Parâmetros de controle aplicados ao sinal filtrado (Filtro RLS)

O filtro adaptativo do tipo RLS também foi aplicado aos sinais gerados nos ensaios selecionados, seguindo o modelo adotado para os sinais simulados e usando como referência os mesmos sinais utilizados quando da aplicação do filtro LMS sem atraso. Os valores dos índices estão expostos na Tabela 6.4 seguinte:

Tabela 6.4 – Parâmetros de controle do sinal filtrado (Filtro RLS).

Parâmetros	Ensaio				
	Antes da falha			Depois da falha	
	7	9	11	14	15
X_{rms} (V)	5.441	5.795	6.111	2.491	1.811
F_{cr}	24.216	86.264	239.80	345.57	253.88
F_k (V ²)	716.97	2897.0	8954.4	2145.0	832.438
M_6	1216.0	3.6×10^6	8.5×10^8	5.6×10^9	4.7×10^8

Observando os valores dos parâmetros calculados, chega-se à conclusão de que o seu comportamento é similar ao caso da aplicação do outro filtro que se vale do uso de um sinal de referência (LMS sem atraso), onde as justificativas para tal comportamento naquele caso podem ser estendidas para este. Há de se destacar, também, especificamente neste caso, os altos valores encontrados para os coeficientes do momento estatístico central de sexta ordem ao longo da propagação da falha, o que indicaria uma função densidade de probabilidades da distribuição das alturas das superfícies relacionadas à rugosidade do material do mancal extremamente concentrada. Nas Figuras 6.14 a 6.16 seguintes, são mostrados os sinais no domínio do tempo, assim como os espectros de envelope, onde foi aplicado o filtro adaptativo RLS mencionado.

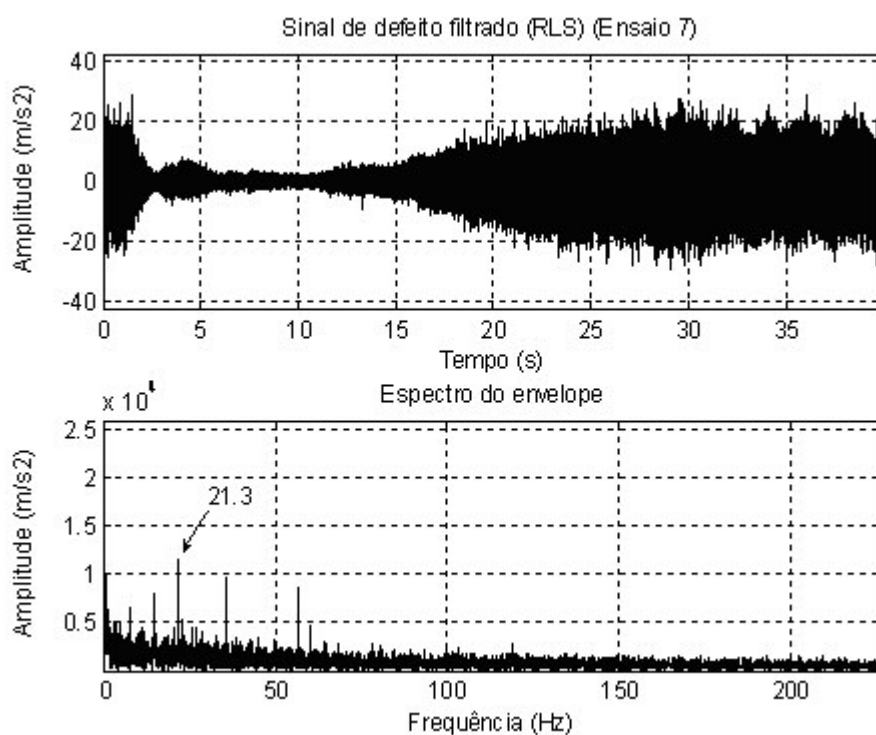


Figura 6.14 – Sinal filtrado (RLS) e espectro do envelope para o ensaio 7

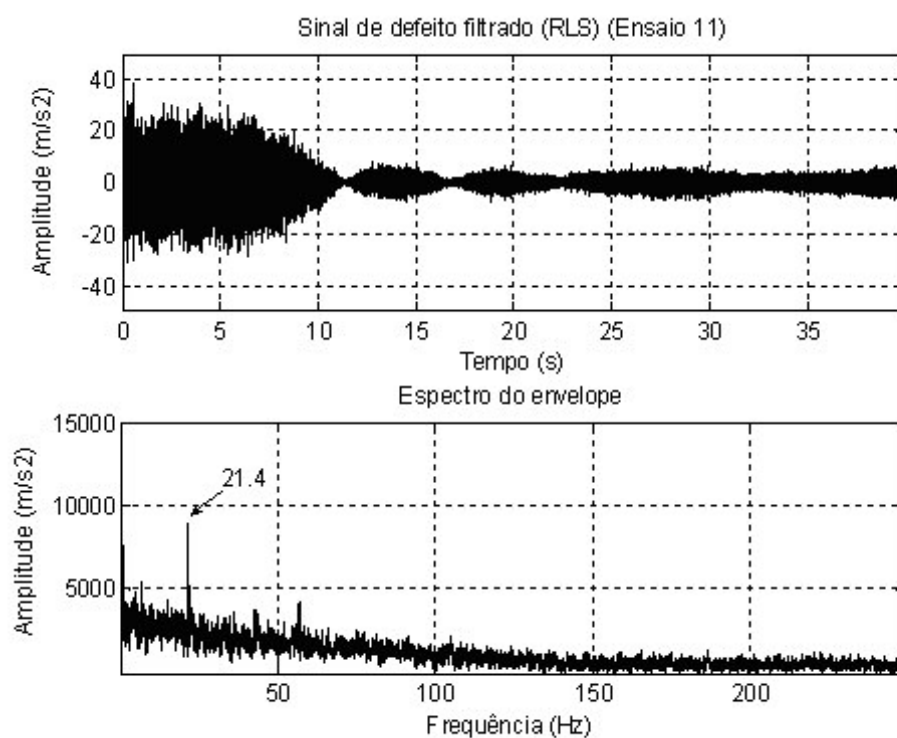


Figura 6.15 – Sinal filtrado (RLS) e espectro do envelope para o ensaio 11

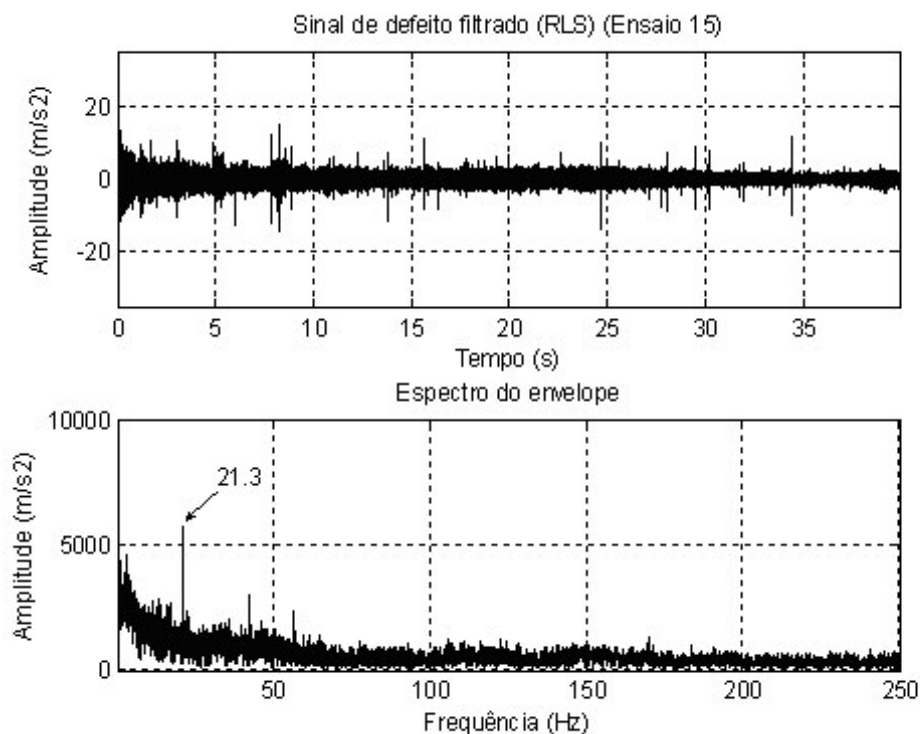


Figura 6.16 – Sinal filtrado (RLS) e espectro do envelope para o ensaio 15.

Observando estes sinais, chega-se à conclusão de que o processo de filtragem não foi bem sucedido na tentativa de evidenciar o pico de defeito na gaiola para o ensaio 7. Porém, para os demais ensaios selecionados, a aplicação do filtro adaptativo RLS possibilitou a obtenção de espectros de envelope em que se pode destacar mais claramente o pico na frequência de defeito na gaiola, indo de encontro, assim como nos outros dois casos de filtragem, ao que preconiza a observação e as conclusões tiradas acerca dos sinais simulados filtrados pela mesma técnica.

6.4 Observações e conclusões

Após as análises feitas para cada caso de aplicação da filtragem adaptativa mostrado, pode-se concluir que, com relação aos valores dos parâmetros de controle calculados, estes tiveram um comportamento compatível com o previsto para os ensaios realizados antes da ocorrência da falha, assim como os próprios valores calculados para os sinais não filtrados, mostrando que o uso dos filtros, sob este ponto de vista, não contribuiu efetivamente para uma melhoria na identificação da falha, haja visto que foi possível identificá-la e acompanhá-la sem a presença do filtro, fato já previsto quando da aplicação do método aos sinais de falha simulados. No entanto, a filtragem adaptativa que se valeu do

uso de um sinal de referência mostrou resultados atípicos após a ocorrência da falha, sendo estes possivelmente relacionados aos sinais de referência usados, uma vez que os sinais em que foi aplicado o filtro LMS com atraso (em que um sinal de referência não é necessário), não apresentaram tais tendências, excetuando-se o nível RMS calculado para o ensaio 15, cujo valor apresentou um decremento. Outra possibilidade pode ser atribuída aos fatos aleatórios que se mostram mais presentes na operação de um mancal com a gaiola rompida e da influência do mancal de referência 4, que se mostrou presente para estes processos de filtragem sem atraso LMS e RLS.

A utilidade do uso de filtragem adaptativa se revela mais claramente nos espectros de envelope dos sinais de defeito, possibilitando a obtenção de versões mais “limpas” do sinal, à medida que procura amenizar a influência de outra fonte vibratória, que possuía os maiores níveis de energia dentre os mancais componentes da bancada experimental. Vale ressaltar, então, que este sistema possuía outros mancais, que também exerceram influência sobre o rolamento em estudo, fato que dificultou a obtenção de espectros de envelope com seus picos de defeito ainda mais pronunciados, embora isto tenha ocorrido com os sinais simulados, que estavam livres da presença de outras fontes vibratórias, constituindo uma situação ideal. Tais resultados vão de encontro aos do trabalho de Chaturvedi e Thomas (1982), onde os sinais de saída do filtro mostram mais claramente a presença do defeito. Pode-se constatar, então, que o filtro adaptativo é útil em medições feitas em sistemas cotidianos, onde outras fontes vibratórias presentes podem ser bastante numerosas, contribuindo para a melhoria do processo de diagnóstico de falhas em mancais de rolamentos.

No próximo capítulo serão tecidas conclusões gerais acerca de todo o trabalho desenvolvido, onde será analisada a sua performance em atingir os objetivos traçados, assim como serão dadas sugestões de trabalhos futuros que possam contribuir para a melhoria das pesquisas neste tema, assim como expandir seus horizontes.

CAPÍTULO VII

Conclusões, observações e sugestões para trabalhos futuros

7.1 Conclusões e observações

A proposta deste trabalho foi estudar o comportamento de sinais vibratórios de mancais de rolamentos, uma vez filtrados à luz da técnica da filtragem adaptativa, sob condições simuladas e experimentais, com vistas a melhorar a performance do processo de detecção e diagnóstico de defeitos, feitos com base no cálculo de parâmetros estatísticos, como nível RMS, fator de crista, fator 'K' e momento estatístico central de sexta ordem, bem como a técnica do envelope. Outra proposta foi fazer uma análise comparativa da performance dos três tipos de filtros adaptativos: LMS com e sem atraso e RLS. Uma vez realizadas estas tarefas, as principais conclusões tiradas deste trabalho foram:

- ✓ Para os sinais simulados em ambiente computacional, é possível concluir que, para diferentes níveis de relação sinal-ruído e intensidade de falha, os parâmetros de controle estatístico propostos tiveram um comportamento dentro do previsto pelas referências bibliográficas consultadas, mesmo na ausência do filtro. É importante destacar também que, para a maioria dos tipos de defeito simulados, o parâmetro estatístico coeficiente do momento central de sexta ordem apresentou maiores valores para os sinais filtrados, evidenciando com maior clareza a presença das falhas. No entanto, a potencialidade do uso dos filtros adaptativos, para tais sinais, se revelou através de uma melhor qualidade oferecida aos seus espectros de envelope, evidenciando os picos efetivamente relacionados ao defeito, atenuando os demais, tanto para os filtros que se valeram do uso de sinal de referência no sentido de atenuar sua influência (filtros LMS sem atraso e RLS) quanto para aquele em que tal sinal não foi necessário (filtro LMS com atraso), obtendo, com isso, uma maior possibilidade de êxito no diagnóstico dos defeitos via método do envelope.
- ✓ Quanto à aplicação da técnica aos sinais obtidos dos rolamentos da bancada experimental, pode-se concluir que a falha na gaiola do mancal

autocompensador 2 foi prevista de uma forma mais clara através da visualização dos espectros de envelope dos sinais filtrados, embora os parâmetros estatísticos de controle adotados, aplicados aos sinais não filtrados, já indicassem uma tendência de progressão de defeito, sem, no entanto, fazer o diagnóstico de tal falha. É importante destacar, entretanto, que, nos sinais que utilizaram referência, a filtragem foi efetuada tendo como objetivo atenuar a influência da fonte vibratória do mancal 4 no rolamento em estudo, sendo que a bancada experimental também possuía três outros mancais, ou fontes vibratórias, cuja energia também se fez presente, influenciando as medições efetuadas.

- ✓ Quanto ao comportamento dos índices para os sinais filtrados, ainda no caso dos sinais oriundos da bancada, pode-se concluir que o nível RMS, o fator K e o coeficiente do momento central de sexta ordem tiveram um comportamento previsível pela literatura, pois obtiveram sucesso na detecção do defeito até a ocorrência da quebra da gaiola. Além disso, um comportamento fora do padrão foi observado para os parâmetros estatísticos de detecção de falha usados para os sinais após a ocorrência da falha. Possíveis explicações para este fato foram explicitadas no capítulo anterior.
- ✓ Pode-se destacar também, e ainda para os mesmos sinais, que o parâmetro coeficiente do momento estatístico de sexta ordem para o sinal filtrado pelo método RLS apresentou valores muito elevados, demonstrando uma alta concentração da função densidade de probabilidades das amplitudes do sinal defeituoso.
- ✓ No trabalho de Chaturvedi e Thomas (1982) citado, a principal conclusão é de que a técnica de cancelamento de ruído com filtragem adaptativa convencional (aplicada a situações onde as parcelas de ruído dos sinais de entrada e de referência do filtro são correlacionadas mais do que as parcelas de interesse) pode também ser usada em uma situação em que as parcelas de interesse são mais correlacionadas que as de defeito, com resultados satisfatórios, comprovados pelo uso de técnicas como cálculos da curtose e análise do espectro e do cepstrum do sinal de saída do filtro. Tais conclusões validam a forma como a técnica da filtragem adaptativa foi aplicada no presente trabalho, com resultados também considerados satisfatórios.

Como conclusão mais marcante e positiva da aplicação da técnica da filtragem adaptativa, tanto aos sinais simulados, quanto àqueles oriundos da bancada experimental, pode-se afirmar que ela apresenta sucesso quando aplicada conjuntamente à técnica do envelope, melhorando a qualidade dos sinais e facilitando o trabalho de diagnóstico do defeito, fato este que poderia ser mais bem compreendido ainda se houvessem mais fontes de ruído que corrompessem os sinais vibratórios, como em qualquer máquina que utilize mancais de rolamentos presente na indústria.

7.2 Sugestões para trabalhos futuros

No decorrer da realização deste trabalho, foram visualizados novos caminhos que seria de interesse serem explorados. Tais sugestões estão a seguir enumeradas:

- ✓ Investigar e verificar a eficácia da aplicação direta do filtro de Kalman aos sinais simulados e experimentais: Para aplicação de tal filtro, seriam necessárias as presenças dos sinais medidos (ou simulados com ruído) e da modelagem matemática do fenômeno a ser filtrado. Este trabalho dispõe destas informações, sendo que a aplicação da filtragem adaptativa RLS usa conceitos e informações do filtro de Kalman, uma vez que seu ganho age na determinação dos parâmetros do filtro RLS, a cada iteração. Por este fato, foi feita neste trabalho uma pequena revisão bibliográfica acerca do tema.
- ✓ Realizar estudos sobre a influência das variáveis do filtro adaptativo na sua performance: Seria interessante investigar a ação do valor da faixa de filtragem na aplicação da técnica do envelope e o número de coeficientes do filtro sobre a eficácia da técnica, assim como a influência dos índices de correlação entre as parcelas de interesse e de ruído dos sinais de entrada e de referência do filtro adaptativo sobre a performance da técnica, de uma forma geral. Além disso, o valor do passo de adaptação também influi na performance dos filtros LMS e poderia ser estudado, assim como o atraso entre o sinal desejado e a sua entrada, onde couber sua aplicação. No filtro adaptativo RLS, a determinação do seu fator de esquecimento influi nos cálculos do ganho de Kalman, sendo também uma interessante fonte de estudos.
- ✓ Verificar a eficiência das técnicas apresentadas em sistemas em que a velocidade de rotação é variável, e/ou com diferentes tipos de mancais: Neste trabalho, a velocidade de rotação foi fixada, assim como o tipo de mancal

(rolamento de esferas). A variação destes parâmetros constitui cenários de interessante exploração.

- ✓ Aplicação da técnica adaptativa de forma conjunta à técnica do envelope em campo para verificação da sua eficácia: Neste trabalho, os sinais coletados na bancada experimental, por mais sujeitos a outras fontes vibratórias e de ruído que sejam, não são iguais a aqueles oriundos de máquinas cotidianamente presentes na indústria em geral, que apresentam outros desafios à aplicação da técnica de filtragem adaptativa.
- ✓ Devem ser incentivados a criação e uso de softwares que popularizem a filtragem adaptativa: O volume de dados envolvidos neste processo é considerável. Portanto o uso de programas cativos a estas tarefas constitui uma solução rápida e eficaz para um bom trabalho de detecção e diagnóstico de defeitos, dentro da manutenção preditiva.

CAPÍTULO VIII

Bibliografia e anexos

8.1 Bibliografia

- Almeida, R. G. T., Vicente, S. A. S. e Padovese, L. R., “*New Technique for Evaluation of Global Vibration Levels in Rolling Bearings*”, COBEM 2001, Vibration and Sound, Vol. 10, pp. 241-248, 2001.
- Antonioli, E. B., 1999. “*Estudo comparativo de técnicas de medição e análise de vibrações para a manutenção preditiva em mancais de rolamento*”. Florianópolis, 122f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – PPEM, UFSC.
- Becerra, V. M., “*Advanced System Identification*”, 2001.
- Bendat, J. S. and Piersol, A. G., “*RANDOM DATA – Analysis and measurement procedures*”, 2. ed., L. A., John & Sons, 1986, 565p.
- Bezerra, R. A., 2004. “*Detecção de Falhas em Rolamentos por Análise de Vibração*”, Tese de Doutorado – Universidade Estadual de Campinas, Campinas.
- Botö, P.A., 1971. “*Detection of bearing damage by shock pulse measurement*”. Ball Bearing Journal, v. 167, p. 1-7, Gothenburg.
- Braun, S., 1986. “*Mechanical Signature Analysis : Theory and Applications.*”, Academic Press.
- Brüel & Kjaer. “*Technical Review – Vibration Monitoring of Machines*”, Dinamarca, 1987, 37p., Manual Técnico.
- Büchner, P. C., 2001. “*Análise de mancais de rolamentos através dos sinais de vibrações, usando método da curtose e do envelope*” Curitiba, 106f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – CPEM, PUCPR.
- Burgess, P.F.J., “*Antifriction bearing fault detection using envelope detection*”. Trans Instn Prof Engrs, New Zeland, 1988; 15(2):77–82.
- Chaturvedi, G. K., Thomas, D. W., “*Bearing Fault Detection Using Adaptive Noise Cancelling*”. Journal of Mechanical Design, Vol. 104/289, 10f., 1982.

-
- Dyer, D. e Stewart, R., *"Detection of Rolling Element Bearings Damage by Statistical Vibration Analysis"*, ASME, Journal of Mechanical Design, Vol. 100(2), April, pp. 229-235, 1978.
 - Marques, P. A. C., *"Introdução à Filtragem Adaptativa"*, ISEL – Instituto Superior de Engenharia de Lisboa, 2003.
 - Martin, H. R. e Honarvar, F., *"Application of Statistical Moment to Bearing Failure Detection"*, Applied Acoustics, Vol. 44, pp. 67-77, 1995.
 - Martins, L. G., 1985. *"Detecção de defeitos em rolamentos através do processamento e análise de sinais de vibrações"*. Florianópolis, 106f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – PPEM, UFSC.
 - Maybeck, P. S., *"Stochastic Models, Estimation, and Control"*, Vol. 1, 1979.
 - McFadden P.D.; Smith, J.D., *"Vibration monitoring of rolling element bearings by the high frequency resonance technique - a review"*. Tribology International. 1984; 17(1):3–10.
 - McFadden, P. D.; Smith, J. D., *"Model for The Vibration Produced By Single Point Defect in a Rolling Element Bearing"*, Journal of Sound and Vibration, Vol. 96(1), pp. 69-81, 1984.
 - Mitchell, J. S., *"Machinery Analysis and Monitoring"*, Oklahoma: Penn Well Books, U.S.A., 1993, 566p.
 - Nepomuceno, L. X., *"Técnicas de Manutenção Preditiva"*, São Paulo, Editora Edgard Blücher, Brasil, 1999, Cap. XI: Identificação das Origens das Vibrações. Monitoração, pp. 410-498.
 - Prasad, H., *"The effect of cage and roller slip on the measured defect frequency response of rolling element bearings"*. ASLE Trans, 1987;,30(3):360–7.
 - Proakis, L. G. e Manolakis, D. G., *"Digital Signal Processing"*, 3ª Ed., New York, Prentice Hall, U.S.A., 1996, 967p..
 - Ripper Neto, A. P. *"Medição de Vibrações para Manutenção Preditiva de Máquinas"* Universidade Federal do Rio de Janeiro – COPPE/UFRJ, 2000, 20p.
 - Samanta, B. e Al-Blalushi, K. R., *"Artificial Neural Network Based Fault Diagnostics of Rolling Element Bearings Using Time-Domain Features"*, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 17(2), pp. 317-328, 2001.
 - Santos, M. B., 1999. *"Uma Contribuição à Análise de Sinais Utilizando Wavelets."*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Uberlândia, UFU.
 - Silva, A. A., *"Detecção e Análise Dinâmica de Falhas em Rolamentos"*, São Carlos, Universidade de São Paulo – Escola de Engenharia de São Carlos, 1999, 209p., Tese (Doutorado).
-

- Simom, D. *"Kalman Filtering"*, Innovatia Software, 2001. Disponível em: <www.innovatia.com/software/papers/kalman.htm>. Acesso em: Abr. 2005.
- SKF. *"Manual SKF de Manutenção de Rolamentos"*. Brasil, 1997. 333p. Manual Técnico.
- Stearns, S. D. e David, R. A., *"Signal processing Algorithms in Matlab"*, New Jersey, Prentice Hall, U.S.^a 1996, 372p.
- Tandon, N. e Choudhury, A., *"A Review of Vibration and Acoustic Measurement Methods for the Detection of Defects in Rolling Element Bearings"*, Tribology International, Vol. 32, pp. 469-480, 1999.
- Tandon, N. e Nakra, B., *"Vibration and Acoustical Monitoring Techniques for the Detection of Defects in Rolling Element Bearings – A Review"*, Shock and Vibration Digest, Vol. 24(3), pp. 3-11, 1992.
- Taylor, J. I., 1980. *"Identification of bearing defects by spectral analysis"*. Journal of mechanical design, v. 102, p. 199-205, apr.
- Tse, P., Peng, Y. e Yam, R., *"Wavelet Analysis and Envelope Detection for Rolling Element Bearing Fault Diagnosis – Their Effectiveness and Flexibilities"*, Journal of Vibration and Acoustics, Vol. 123(3), pp. 303-310, 2001.
- UERJ, Faculdade de Engenharia. *"Curso de Matlab 5.1 – Introdução à Solução de Problemas em Engenharia"*. Brasil, 1999. 181p. Manual Técnico.
- Widrow, B. e Stearns, S. D. *"Adaptive Signal Processing"*, New Jersey, Prentice Hall, U.S.A., 1985, 474p.
- Wowk, V., 1991. *"Machinery vibration: measurement and analysis"*. New York: Book Mart Press.