

CENTRO UNIVERSITÁRIO DA FEI

ANGELO DE MOURA MACHADO

**APLICAÇÃO DA TRANSFORMADA *WAVELET* NO MONITORAMENTO DE
SINAIS DE VIBRAÇÃO EM ROLAMENTOS**

São Bernardo do Campo

2014

ANGELO DE MOURA MACHADO

**APLICAÇÃO DA TRANSFORMADA *WAVELET* NO MONITORAMENTO DE
SINAIS DE VIBRAÇÃO EM ROLAMENTOS**

Dissertação apresentado ao Centro
Universitário da FEI, para obtenção do título
de Mestre em Engenharia Mecânica,
orientado pelo Prof. Dr. Agenor de Toledo
Fleury.

São Bernardo do Campo

2014

Machado, Angelo de Moura

Aplicação da transformada Wavelet no monitoramento de sinais de vibração em rolamentos / Angelo de Moura Machado. São Bernardo do Campo, 2014.

150 f. : il.

Dissertação - Centro Universitário da FEI.

Orientador: Prof. Dr. Agenor de Toledo Fleury.

1. Wavelets. 2. Vibração. 3. Rolamentos. 4. Monitoramento de Máquinas I. Fleury, Agenor de Toledo, orient. II. Título.

CDU 62-1/-9



Centro Universitário da **FEI**

APRESENTAÇÃO DE DISSERTAÇÃO ATA DA BANCA JULGADORA

PGM-10

Programa de Mestrado de Engenharia Mecânica

Aluno: Angelo de Moura Machado

Matrícula: 211116-9

Título do Trabalho: Aplicação da transformada Wavelet no monitoramento de sinais de vibração em rolamentos

Área de Concentração: Sistemas da Mobilidade

ORIGINAL ASSINADA

Orientador: Prof. Dr. Agenor de Toledo Fleury

Data da realização da defesa: 12/03/2014

A Banca Julgadora abaixo-assinada atribuiu ao aluno o seguinte:

APROVADO

REPROVADO

São Bernardo do Campo, 12 de Março de 2014.

MEMBROS DA BANCA JULGADORA

Prof. Dr. Agenor de Toledo Fleury

Ass.: _____

Prof. Dr. Aldo Artur Belardi

Ass.: _____

Prof. Dr. Flavius Portella Ribas Martins

Ass.: _____

VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO

**ENDOSSO DO ORIENTADOR APÓS A INCLUSÃO DAS
RECOMENDAÇÕES DA BANCA EXAMINADORA**

Aprovação do Coordenador do Programa de Pós-graduação

Prof. Dr. Agenor de Toledo Fleury

À Deus, meus amados pais e minha amada esposa.

AGRADECIMENTOS

Meus sinceros agradecimentos:

À Deus, pela vida.

Ao professor Doutor Agenor de Toledo Fleury, orientador deste trabalho, pelo apoio, paciência e confiança depositada no desenvolvimento e bom andamento da pesquisa.

A minha esposa Tatiane, pela dedicação, companheirismo, abdicção e paciência em minhas faltas.

Aos meus pais, Terezinha e Juarez, formadores de minha personalidade os quais através da criação, educação e amor me mostraram que a vida é o nosso maior desafio e também o nosso maior prêmio. Obrigado.

A meus irmãos que sempre serviram de exemplo ao irmão mais novo.

Aos professores da FEI, por colaborarem com a minha formação acadêmica.

À empresa TARGET Engenharia por fornecer laboratório e recursos para análise prática.

Às empresas PW Service e Amedi Usinagem que colaboraram com recursos e serviços para criação do banco de testes.

Aos amigos Evandro Pegorari, Rodrigo Daniel, Rodrigo Schneiater e Willians Vieira, que colaboraram diretamente em alguma fase da pesquisa.

E a todos que colaboraram indiretamente para a realização deste trabalho.

Muito obrigado.

"Mede o que é mensurável, e torna mensurável o que não é..."

(Galileu Galilei)

RESUMO

Este trabalho visa avaliar a eficácia do uso de análise de ondaletas (*wavelets*) no monitoramento de sinais de vibração de rolamentos. A análise com uso das *Wavelets* será utilizada como ferramenta complementar as técnicas tradicionais já estabelecidas baseadas nas transformadas de Fourier. Este estudo formata um sistema com comportamento e falhas conhecidas e busca a utilização das técnicas de *wavelets*. Essas ferramentas começaram a se mostrar com grande possibilidade de aplicações no fim da década de 80, sendo ainda hoje objeto de estudo de diferentes áreas e a cada dia mais utilizada para resolução de problemas e proposições de melhorias. Ao longo do trabalho, são criados softwares e algoritmos com o intuito da comprovação dos modelos matemáticos firmados por essa técnica. Projeta-se um *hardware* de aquisição de dados de vibração que permite o monitoramento de alguns rolamentos em um banco de testes, os quais serão objetos de estudos comparativos entre as ferramentas *wavelets* e as FFTs. O principal foco aqui, são as vantagens de utilizar *wavelets* frente às técnicas convencionais de análise de falhas existentes no mercado. Ao final, obtém-se como produto, os conjuntos de parâmetros e tipos de *wavelets* que permitem criar um método de análise de rolamentos. Por se tratar de uma ferramenta aplicada a sistemas dinâmicos rotativos, pode-se antecipar inúmeras aplicações dos resultados, considerando que sistemas rotacionais são praticamente utilizados em todas as áreas de conhecimento da Engenharia.

Palavras-chave: *Wavelets*, Vibração, Rolamentos, Monitoramento de Máquinas.

ABSTRACT

The issue of this study is to evaluate the effectiveness of using wavelet analysis in the monitoring of vibration signals of bearings. Wavelet analysis will be used as a complementary tool to the established techniques used for this purpose, based on the Fourier transform. This study will address the question of bearing failures, allowing the comparison between techniques using just FFTs (HFD, p.ex) and those using FFTs and wavelets. Analysis techniques with wavelet processing began to show great application possibilities, especially with the increasing of signal processing in the late 80's, becoming the object of study of different areas. Software and algorithms will be created throughout the work with the aim of validating mathematical wavelet models. The system created to this study will use acquisition hardware vibration data when monitoring some bearings on a test bench. The focus here are the advantages of using wavelets, instead of conventional techniques for bearing fault analysis. At the end, the resulting product is a set of parameters and wavelet types able to create a method of bearing analysis. This is a tool that can be applied to rotational dynamic systems, thus forecasting several applications, whereas bearings systems are used in many areas of engineering.

Keywords: *Wavelets*, Vibration, Bearing, Machine Diagnosis.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Representação de um sistema de instrumentação e aquisição de dados.....	26
Figura 2: Sinal contínuo $f(t)$, sinal analógico.	27
Figura 3: Sinal contínuo e sinal discretizado.....	28
Figura 4 – Níveis de Quantização e Decisão / Erro de quantização	30
Figura 5: (a) Trecho de sinal estacionário. (b) Trecho de sinal não estacionário	31
Figura 6: Sinal senoidal determinísticos.....	32
Figura 7: Sinal Rampa “Dente de Serra”	33
Figura 8: Sinal de vibração no domínio do tempo.....	34
Figura 9: Espectro de frequência do sinal no tempo da Figura 8.....	35
Figura 10: (a) Sinal discretizado respeitando o critério de Nyquist.....	39
Figura 11: (a) Janela Retangular (b) Janela Hanning (c) Janela Triangular (d) Janela Hamming	41
Figura 12: Sinal discreto com 128 amostras. Nota-se o fim abrupto da informação	42
Figura 13: Sinal fjt com a janela $K(t)$ Hanning – Minimização de erro de <i>Leakage</i>	42
Figura 14: Espectro de um sinal sem janelamento e com janelamento Hanning.....	43
Figura 15: Exemplo de sistema monitorado por análise de Fourier	47
Figura 16: Espectros de velocidade (a) Ventilador (b) Motor	48
Figura 17: Exemplo de curva de tendência de valor global de energia	49
Figura 18: Representação de janela de observação do sinal	51
Figura 19: (a) Análise de Fourier (b) Análise de Gabor – Janelada	51
Figura 20: Resolução plano tempo x frequência (a) Transformada de Gabor (b) Transformada <i>Wavelet</i>	54
Figura 21: (a) <i>Wavelet</i> Morlet com diferentes escalas e (b) seu correspondente espectro de potência	54
Figura 22: <i>Wavelet</i> de Haar	57
Figura 23: <i>Wavelet</i> de Daubechies 2	58
Figura 24: <i>Wavelet</i> de Meyer	58
Figura 25: <i>Wavelet</i> Chapéu Mexicano.....	59
Figura 26: (a) Sinal Doppler com ruído branco e (b) reconstruído por encurtamento de <i>Wavelet</i>	63
Figura 27: O algoritmo piramidal – Decimação de ordem 2	64
Figura 28: Síntese do sinal pelo algoritmo piramidal	65
Figura 29: (a) Sinal em Multirresolução com WT (b) Sinal com Janela Fixa STFT	67
Figura 30: Simulação de diminuição de lâmina lubrificante – Aumento de Nível de “Carpete”	68
Figura 31: Cavidade inicial em elemento rolante	69
Figura 32: Sinal analítico da transformada de Hilbert	71
Figura 33: Diagrama funcional de um processo de envelope	72
Figura 34: Curva de Envelope (a) Equipamento sem defeito (b) Equipamento com defeito	72
Figura 35: Exemplo de falha encontrada em um rolamento planetário – Detalhe dos desgastes	73
Figura 36: Componentes de um rolamento radial.....	74
Figura 37: Diagrama de Blocos do sistema de aquisição de dados	77
Figura 38: Esquema Eletrônico – Condicionador e filtro	78
Figura 39: Detalhe do <i>Data Sheet</i> do acelerômetro	79
Figura 40: Circuito Condicionador de Sinal do Acelerômetro	79
Figura 41: Topologia de filtro <i>Butterworth</i> passa-baixa.....	80
Figura 42: Validação da resposta do filtro <i>Anti-Aliasing</i>	81
Figura 43: Sinal de saída e sinal entrada em fc (-3dB).....	81
Figura 44: Resposta em frequência do filtro AA.....	82
Figura 45: Comportamento do estágio inicial da falha.....	85
Figura 46: Fase de aparecimento de frequências de ressonância do conjunto	86
Figura 47: Sinal monitorado no tempo com modulação por baixas frequências	86
Figura 48: Espectro característico de falha detectada pelo envelope.....	87
Figura 49: Estágio com grande dano ao componente. Diminuição da energia em altas frequências	87
Figura 50: Evolução temporal de uma falha em rolamento	88
Figura 51: Adiantamento de detecção de falhas por vibração com uso de <i>Wavelets</i>	89
Figura 52: Sinal característico de falha em pista – Picos de ressonância	90
Figura 53: <i>Wavelet</i> de Laplace	92
Figura 54: (a) Parte real (b) Parte Imaginária (c) Espectro de frequência – TWL.....	92
Figura 55: Dimensões de rolamento rígido de esferas 6205 – DIN625-1	93
Figura 56: Rolamentos 6205 que foram ensaiados – Eixos Independentes	95
Figura 57: Acoplamento do Banco de Ensaios	96

Figura 58: Banco de ensaios do rolamento 6205.....	97
Figura 59: Mancal bipartido – Alojamento Rolamento 6205.....	97
Figura 60: Troca de eixo rolamentado – Mancal Bipartido.....	98
Figura 61: Mancal sem a parte superior – Eixo Exposto.....	98
Figura 62: Eixo com rebaixo no lado acoplado – Detalhe de chaveta.....	99
Figura 63: Acelerômetro em posição horizontal de medição.....	100
Figura 64: Acelerômetro em posição vertical de medição.....	100
Figura 65: Rolamento em um instalação – Diversos componentes, diferentes pontos de análise.....	102
Figura 66: Rolamento referência – Vertical.....	104
Figura 67: Rolamento 02 – Horizontal.....	104
Figura 68: Rolamento 04 – Horizontal.....	105
Figura 69: Rolamento 05 – Vertical.....	105
Figura 70: Rolamento REFERÊNCIA – Baixo Carpete e sem destaque de falhas.....	106
Figura 71: Rolamento 02 - Destaque de BPFO em $\cong 20$ dB	107
Figura 72: Rolamento 04 - Destaque de BPFO em $\cong 15$ dB	107
Figura 73: Rolamento 05 - Destaque de BPF1 em $\cong 16$ dB	108
Figura 74: Espectro Rolamento 02 – Destaque de ressonância do rolamento.....	109
Figura 75: <i>Wavelet</i> de Morlet.....	110
Figura 76: Comparativo do sinal do Rolamento 02 em um escalograma.....	111
Figura 77: Concentração de escalas é maior na <i>wavelet</i> de Laplace.....	112
Figura 78: Decomposição dos sinais analisados.....	113
Figura 79: Detalhe das faixas utilizadas na reconstrução dos sinais.....	114
Figura 80: Rolamento 05 – Horizontal – Comparativo.....	115
Figura 81: Rolamento 05 - Pista Interna Falha A.....	116
Figura 82: Rolamento 05 - Pista Interna Falha B.....	117
Figura 83: Rolamento 05 - Pista Externa Início de desgaste.....	117
Figura 84: Rolamento 05 - Pista Externa – Detalhe de desgaste.....	118
Figura 85: Rolamento 04 – Vertical – Comparativo.....	119
Figura 86: Rolamento 04 – Elemento Rolante – Detalhe de Ranhura.....	120
Figura 87: Rolamento 04 - Pista Interna – Perda de Material.....	121
Figura 88: Rolamento 04 - Pista Interna – Detalhe do desgaste.....	121
Figura 89: Rolamento 04 - Pista Interna – Detalhe Ampliado.....	122
Figura 90: Rolamento 03 – Vertical – Comparativo.....	123
Figura 91: Rolamento 03 – Elemento Rolante – Microfissuras.....	124
Figura 92: Rolamento 03 - Pista Interna – Micro Poros.....	125
Figura 93: Rolamento 03 - Pista Interna – Micro Poros em destaque.....	125
Figura 94: Rolamento 02 – Horizontal – Comparativo.....	127
Figura 95: Rolamento 02 – Pista Externa com grande quantidade de poros.....	128
Figura 96: Rolamento 02 – Pista Externa – Detalhe de micro poros.....	129
Figura 97: Rolamento 02 – Pista Externa – Micro poros ampliados.....	129
Figura 98: Rolamento 02 – Análise com <i>wavelet</i> de Daubechies No. 03.....	130
Figura 99: Rolamento 01 – Vertical – Comparativo.....	132
Figura 100: Rolamento 01 – Desgastes em elementos rolantes.....	133
Figura 101: Rolamento 01 – Pista Interna – Ranhura transversal em destaque.....	134
Figura 102: Rolamento 01 – Pista Interna – Ranhura transversal ampliada.....	134
Figura 103: Rolamento 01 – Pista Interna – Ranhura B em destaque.....	135
Figura 104: Rolamento Novo – Referência.....	136

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Comparativo entre desempenho de cálculo DFT e FFT	44
Tabela 2: Características do rolamento de esferas 6205 - DIN625-1	94
Tabela 3: Frequências de defeito para 900 RPM.....	99
Tabela 4: Limites de vibração global em RMS – ISO10816-1	101
Tabela 5: Classificação dos equipamentos e níveis de vibração – ISO10816-1	102
Tabela 6: Tabela para definição de limites vibração em rolamentos	103
Tabela 7: Resultados obtidos nos ensaios em rolamentos	138

LISTA DE SÍMBOLOS

a	Fator escala
A	Amplitude fasor
b	Fator de deslocamento
$C_{j,k}$	Coefficientes Wavelets Discretos de aproximação
C_n	Coefficientes de Fourier
CWT	Transformada Wavelet Contínua
d	Diâmetro do elemento rolante
$d_{j,k}$	Coefficientes Wavelets Discretos de detalhes
$d_{j,k}^{(\psi)}$	Transformada wavelet Discreta
D	Diâmetro médio do rolamento
E	Energia do sinal
E_ψ	Energia Wavelet mãe
$E_{\psi_{a,b}}$	Energia Wavelet Escalonada
f_a	Função analítica
f_c	Frequência de corte
f_{fft}	Transformada rápida de Fourier
f_j	Função Janelada
f_N	Frequência de Nyquist
F_n	Transformada discreta de Fourier
f_t	Transformada Discreta Inversa de Fourier
f_r	Frequência de rotação
h	Transformada de Hilbert
K_{Hn}	Função Hanning
L^2	Espaço funcional complexo
n	Número de elementos rolantes
Q_{err}	Erro de quantização
RES_{conv}	Resolução conversor AD
SN_{rel}	Relação sinal ruído
N	Número de bits do conversor AD
WT	Transformada de Gabor
Δt	Intervalo de amostragem

ϕ	Ângulo contato elemento rolante e pista interna
ψ	Wavelet Mãe
$\psi_{a,b}$	Função Wavelet escalonada
ψ_L	Função wavelet de Laplace
ψ_M	Função wavelet de Morlet
ω	Frequência Angular

ABREVIATURAS

AD	Analógico Digital
AM	Amplitude Modulada
AMR	Análise Multi-Resolução
BFF	Ball Fail Frequency
BSF	Ball Spin Frequency
BPFI	Ball Passing Frequency Inner Race
BPFO	Ball Passing Frequency Outer Race
CWT	Continous Wavelet Transform
DEP	Densidade Espectral de Potência
DIN	Deutsches Institut für Normung
DFT	Discrete Fourier Transform
DWT	Discrete Wavelet Transform
FFT	Fast Fourier Transform
FTF	Fundamental Train Frequency
HFD	High Frequency Demodulation
ICP	Integrated Circuit - Piezoelectric
IDFT	Inverse Discrete Fourier Transform
IFFT	Inverse Fast Fourier Transform
ISO	International Organization for Standardization
LTI	Linear Time Invariant
LWT	Laplace Wavelet Transform
PDS	Processamento Digital de Sinais
PE	Peak Energy
RMS	Root Mean Square
RMP	Rotações Por Minuto
STFT	Short Time Fourier Transform
TF	Transformada de Fourier
TW	Transformada Wavelet

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	17
1.1 MOTIVAÇÃO	18
1.2 OBJETIVO	19
1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO.....	20
2 REVISÃO DA LITERATURA	22
2.1 INTRODUÇÃO.....	22
2.2 WAVELETS APLICADAS A SINAIS DE VIBRAÇÃO.....	22
2.3 WAVELETS NA ANÁLISE DE SINAIS.....	23
2.4 INSTRUMENTAÇÃO E ANÁLISE DE SINAIS.....	24
3 TEORIA	25
3.1 PROCESSAMENTO DIGITAL DE SINAIS - PDS	25
3.1.1 Dimensão de um sinal.....	27
3.1.2 Sinais contínuos e discretos.....	27
3.1.3 Sinais periódicos e não periódicos.....	30
3.1.4 Análise no domínio do tempo.....	32
3.1.5 Análise no domínio da frequência.....	34
3.2 ANÁLISE DE FOURIER	36
3.2.1 A transformada de Fourier.....	36
3.2.2 Transformada Discreta de Fourier.....	38
3.2.3 Janelamento de sinais.....	40
3.2.4 Transformada rápida de Fourier – FFT.....	43
3.2.5 Densidade Espectral de Potência.....	45
3.2.6 Aplicações da análise de Fourier - Monitoramento de sistemas rotativos.....	46
3.2.7 Análise de sinais não-estacionários.....	49
3.2.8 A Transformada de Gabor.....	50
3.3 WAVELETS	52
3.3.1 Introdução às <i>Wavelets</i>	52
3.3.2 Transformada <i>Wavelet</i> Continua - CWT.....	55
3.3.3 Funções <i>Wavelets</i>	56
3.3.3.1 <i>Wavelet</i> de Haar.....	57
3.3.3.2 <i>Wavelet</i> de Daubechies.....	57
3.3.3.3 Outras funções <i>Wavelets</i>	58
3.3.4 Transformada <i>Wavelet</i> Discreta - DWT.....	59
3.3.5 <i>Wavelets</i> em processos estacionários.....	62
3.3.6 O algoritmo piramidal.....	63
3.4 COMPARATIVO WAVELETS E FFTS.....	65
3.4.1 Análise via <i>Wavelets</i> em Vibração.....	65
3.4.2 Análise de Sinais de Rolamento - Envelopes.....	67
4 METODOLOGIA.....	76
4.1 SOFTWARE E ALGORITMOS.....	76
4.1.1 LabVIEW.....	76
4.2 HARDWARE	76
4.2.1 Diagrama de Blocos.....	76
4.2.2 Esquema Eletrônico.....	77
4.2.3 Circuito Condicionador de Sinal.....	78
4.2.4 Filtro <i>Anti-Aliasing</i>	79
4.2.5 Acelerômetro.....	82
4.3 MÉTODO PROPOSTO	83
4.3.1 Utilização de <i>Wavelets</i> como complemento ao Envelope.....	83
4.4 WAVELET DE LAPLACE.....	90

5 RESULTADOS OBTIDOS.....	93
5.1 OBJETO DE ESTUDO.....	93
5.1.1 Banco de ensaios	95
5.1.2 Aquisição dos dados – Configuração de Ensaio	99
5.2 ANÁLISE DOS DADOS	101
5.2.1 Limites de Vibração.....	101
5.2.2 Escolha dos sinais avaliados	103
5.2.3 <i>Wavelet</i> Laplace x <i>Wavelet</i> de Morlet – Validação Experimental	109
5.2.4 Análise <i>Wavelet</i> como complemento ao Envelope	113
5.2.5 Análises dos resultados.....	137
6 CONCLUSÕES.....	140
6.1 CONCLUSÃO	140
6.2 SUGESTÃO PARA ESTUDOS FUTUROS	142
REFERÊNCIAS	144

1 INTRODUÇÃO

A constante busca por elementos que possam prever as condições futuras de qualquer processo industrial, visando redução de custos, menores tempos de maquinário parado, menores perdas por manutenções, e com o aproveitamento de técnicas computacionais cada vez mais próximas e acessíveis dando a possibilidade de processamentos matemáticos de variáveis faz cada dia surgir novas técnicas de ganho de produção, prolongamento de vida útil de equipamentos, manutenções com maior eficácia, predição de condições de equipamentos e relatórios de produção confiáveis. Com essa função, técnicas de processamento de sinal surgem com diferentes intuítos e através de sua manipulação podem ser adaptadas e melhoradas para que atendam as expectativas de diferentes mercados.

No processamento de sinais de vibração, foco deste estudo, é usual a aplicação das transformadas rápidas de Fourier (FFT) para análise e verificação das condições dos equipamentos monitorados como ferramenta da manutenção preditiva. Essa técnica de processo de sinal, fornece dados reais das condições do componente para que o responsável pelo sistema possa programar a intervenção com mínimas consequências ao processo ao qual encontra-se o equipamento.

A análise de vibração irá avaliar a evolução de sinais estacionários, isto é, sinais que se repetem ao longo do tempo e tem sempre o mesmo tipo de comportamento. Isso faz com que eventuais falhas como desalinhamentos, desbalanceamentos, batimentos por folgas ou falhas em elementos rolantes possam ser avaliadas e encontradas após essa análise. Essa técnica mostra-se eficiente, sobretudo com a utilização da computação e eletrônica embarcada nos equipamentos de monitoramento que surgiram nas últimas duas décadas.

O conceito principal da análise de vibração na manutenção preditiva é acompanhar como um equipamento se comporta dinamicamente, analisando seu espectro de Fourier durante a sua utilização. É uma transformada discreta de Fourier preparada para as condições de análise de cada sistema.

Hoje em dia, todo o processo é feito digitalmente e, uma vez realizado o processamento inicial, esse espectro de frequência é guardado em banco de dados para que

seja avaliado durante a vida útil do equipamento. Diversas ferramentas são utilizadas para acompanhar esses sinais e como consequência às condições do objeto avaliado, essas serão abordadas ao longo desse estudo.

1.1 Motivação

Existem casos em que o sinal no domínio da frequência não identifica características que seriam essenciais à descoberta de possíveis falhas e isso faz com que seja necessária uma análise no domínio do tempo. Uma situação transitória, uma aceleração na rotação, picos de grande magnitude, porém curtos demais, ou um acontecimento externo ao processo são exemplos disso.

Quando se tem em análise, sinal com grande amplitude no tempo (picos), porém, com baixa energia por se tratar de sinais muito curtos, temos um caso em que a FFT através do processo de envelope HFD (*High Frequency Demodulation*), pode não ser suficiente para identificação de uma eventual falha. Sinal de rolamento com falha em fase inicial é exemplo típico, pois, são geralmente sinais de baixa magnitude e curtos, não se destacando em uma análise espectral. Porém, a informação da amplitude do pico é relevante.

Somado a isto, uma vez no domínio da frequência, mesmo com a utilização da transformada inversa de Fourier (IFFT), informações temporais do sinal são perdidas e como resultado, a análise no tempo resultante da IFFT, não poderá ser considerada para efeitos transitórios, picos, ou eventos aleatórios. Dessa forma, em caso de necessidade de se analisar um sinal no tempo, somente será possível obtê-lo em uma nova amostragem, fazendo com que novas medições tenham de ser realizadas e assim, deslocando equipes e recursos para se fazer uma nova coleta de dados.

Isso fez nascer a necessidade de uma análise mais precisa, que indique possíveis falhas mesmo em sinais de baixa energia e que, além disso, tenham a capacidade de reconstruir o sinal no tempo e assim indicar como os eventos transitórios e efeitos não determinísticos que influenciam na condição geral do equipamento.

Neste trabalho, serão desenvolvidas ferramentas de software e *hardware* que farão o monitoramento de sinais provenientes de um sistema com rolamentos em que a tradicional

HFD é deficiente, abrindo portas para a utilização de ferramentas de processamento por *wavelets*.

As *Wavelets* (versão anglofônica para Ondinhas ou Ondaletas) é uma ferramenta contemporânea com seu uso aplicado a inúmeras áreas como estatística, compressão e processamento de imagens, música, geologia, fractais, óptica, eletromagnetismo, radares, predição de maremotos entre muitos outros (MORETIN, 1999) e como tratado nesse, o processamento de sinais.

A análise via processamento *wavelets* é uma alternativa a sistemas de funções que se propõem a fazer a representação de outras funções em determinados espaços, por exemplo, funções trigonométricas. As *wavelets* são passíveis de localização no tempo ou espaço analisado, podendo esta ser utilizada como funções bases para tratamento de sinais não-estacionários.

1.2 Objetivo

A intenção desse trabalho é o desenvolvimento de uma ferramenta de processamento de sinal baseada em *wavelets* que possa identificar sinais de vibração de baixa magnitude provenientes de rolamentos com falhas. Busca-se um algoritmo de análise que irá separar os sinais dos rolamentos que naturalmente possam estar mascarados por sinais de maior potência, processá-los e antever possíveis falhas em um estágio inicial.

O algoritmo será confrontado com a consolidada técnica de análise de sinais de vibração em rolamentos, que é a análise conhecida como Envelope. O Envelope ou HFD utiliza filtros, transformada de Fourier e de Hilbert em seu processamento e será abordado no texto desse trabalho.

Como as transformada *wavelet* tem a capacidade da reconstrução do sinal no domínio do tempo, todos os efeitos transitórios podem ser reconstruídos para fins de análises com grande eficácia. Outra vantagem da utilização das *wavelets* é a capacidade da reconstrução do sinal original com apenas a utilização de alguns coeficientes. Isto significa uma economia de espaço em banco de dados e possibilita que sinais possam ser guardados e reconstruídos sem a perda significativa de informação.

São objetivos específicos desse trabalho:

- a) Definir parâmetros e ferramenta *wavelet* para aplicação ao monitoramento de rolamentos defeituosos;
- b) Criação de algoritmo para o monitoramento de elementos rolantes como alternativa à análise por envelope de sinais;
- c) Avaliação da técnica de monitoramento de sinais transitórios eficazes ao monitoramento de sistemas rotativos.

1.3 Estrutura do trabalho

O passo inicial para elaboração do trabalho foi estabelecer as diferenças entre as transformadas *wavelet* e a transformada de Fourier considerando características matemáticas, aplicações, velocidade de processamento, suas transformadas inversas e demais relevantes características. Com base nos questionamentos e necessidades da aplicação visualiza-se que a análise de vibração classicamente utiliza a FFT em sua grande maioria, porém a aplicação das *wavelets* pode ser interessante em casos em que a mesma não pode ser aplicada, ou não tem uma resposta satisfatória. Frente a isso, foi feita uma revisão da bibliográfica sobre a aplicação das *wavelets* em sistemas mecânicos rotacionais.

Foi estabelecida a criação de cinco capítulos para validação da proposta desse trabalho que são mostrados abaixo:

Capítulo 1 apresenta a introdução do trabalho, a motivação, os objetivos no desenvolvimento da ferramenta, a estrutura do trabalho, a aplicação das técnicas de análise de vibração em rolamentos e uma discussão em casos clássicos onde as diferenças entre as análises de FFT e *wavelets* serão abordadas. A ideia é estabelecer o porquê da utilização das *wavelets* frente as Fourier e em quais casos isso deve ser feito.

Capítulo 2 apresenta uma revisão da literatura aplicada ao tema análise de vibração em rolamentos com uso de técnicas de processamento via *wavelets*. Além de indicar em uma breve revisão possíveis outras aplicações das *wavelets* em outras áreas do conhecimento.

Capítulo 3 apresenta a teorização do trabalho a fundamentação teórica através do uso de transformada de Fourier e *wavelet* aplicadas no processamento de sinais com uso de softwares.

Capítulo 4 trata da metodologia adotada para criação do algoritmo de análise e da criação de um objeto de estudo que deverá ser provado no capítulo 5.

No capítulo 5 a avaliação dos dados obtidos buscando a comprovação das afirmações do capítulo de teorização (capítulo 3) e eficácia do método proposto para tal.

Capítulo 6 formará conclusões ao trabalho além de propor novos trabalhos com o tema abordado.

2 REVISÃO DA LITERATURA

2.1 Introdução

Devido a grande possibilidade de aplicações das análises via *Wavelets*, alguns aspectos da análise de vibrações em sistemas rotativos vêm sendo objeto de estudos como o que é apresentado neste trabalho. Autores buscam a utilização da ferramenta em complemento a análises consolidadas abrindo possibilidades para a implementação da transformada *Wavelet* também na área mecânica.

2.2 *Wavetets* aplicadas a sinais de vibração

Chen et al. (2010) utilizam um método com *wavelets*, que demonstra vantagens sobre a análise de Fourier na análise de vibrações da estrutura de uma ponte. Ele demonstra que o sinal pode ser passado para o domínio da frequência e analisado com janelas independentes melhorando a resolução do sinal ao longo de todo espectro. Demonstra também que pode reconstruir um sinal original, deixando de lado sinais de ruídos que encontram-se no sinal bruto. Devido às características desse tipo de análise, mostra que utilizando o escalonamento e com diferentes tipos de amplitudes da *Wavelet*-Mãe pode localizar possíveis defeitos que aparecem no sinal ao longo do tempo, substituindo a análise de Fourier o qual perde essa localização quando retorna do domínio da frequência ao domínio do tempo.

Fadi et al. (2010) compara transformada de Fourier com a transformada janelada de Fourier e técnicas de análise com transformada *Wavelet*, para avaliar um sistema com motor e gerador em sua fase transiente, ou seja, a partida e parada do motor. Analisando o diagrama de tempo-frequência, produto da análise via *Wavelet* afirma a sua melhor aplicação comparada a transformada de Fourier e a transformada janelada de Fourier.

Gryllias e Antoniadis (2009) elabora um estudo comparativo com a utilização do deslocamento da *wavelet* de Morlet para demodular sinais de vibração de rolamentos defeituosos. Com sinal demodulado, ele utiliza critérios de seleção de formas de onda como fator de crista (*Crest Factor*), e curtose para definir que utilizando o processamento através da energia de pico (P.E.) têm-se como resultados análises de sinais claras comparadas a outros fatores de seleção.

Khalid et al. (2007) utiliza a *wavelet* de Laplace com os parâmetros de deslocamento e escala maximizados via critério de seleção por fator de curtose, para identificar problemas de falhas mecânicas em rolamento. Ele faz uma comparação com a *wavelet* mais utilizada para esse fim que é a *wavelet* de Morlet e percebe uma maior precisão nos coeficientes das escalas quando utiliza a *wavelet* de Laplace.

Lokesha et al (2013) faz um estudo comparativo entre *wavelet* de Morlet e Laplace na detecção de falhas em sistemas de engrenagem e mostra suas diferenças e vantagens da utilização de cada uma. Ele utiliza um banco de ensaios que simula força para aumentar a amplitude do sinal analisado e faz o monitoramento da resposta por curtose de ambas *wavelets* e conclui que a *wavelet* de Laplace é melhor aplicada a este tipo de monitoramento, pois responde bem a diferentes estágios de falhas.

Moraes (1996) apresenta em sua dissertação uma fundamentação da transformada *wavelet*, tendo referencia a transformada de Fourier em análise de sinais de vibração em sistemas rotacionais. Ele faz um estudo de aceleração de rotores através do uso da *wavelet* de Haar e indica a viabilidade do uso da técnica para sinais de vibração mecânica.

Randall (2011) apresenta algumas técnicas de análise de sinais de vibração em rolamentos com falhas e os compara entre si. Mostra as diferenças, vantagens e desvantagens da utilização de técnicas como o uso da Energia de Pico (*Spike Energy*), *Cepstrum* e HFD. Utiliza neste, um filtro de cancelamento de ruído auto adaptativo, que combinado com as técnicas de processamento de sinal indica eficiência do seu uso aplicados à sinais de vibração mecânica.

Yakopoulos e Antoniadis (2002) utiliza a transformada *wavelet* para demodular sinais de vibração provenientes de falhas de rolamentos. Ele utiliza as características de localização em tempo e frequência da transformada, para comprovar através da análise de três falhas diferentes em rolamentos a veracidade do método de demodulação por *Wavelet* de Morlet.

2.3 Wavelets na análise de sinais

Belardi et al. (2006) utiliza a *wavelet* de Haar para fazer a análise de sinais de corrente em motores elétricos e buscar a detecção de falhas mecânicas em sistemas com controle de posição. É elaborado um sistema de controle que faz a análise em tempo real da entrada em relação a saída e procura descontinuidades no sinal. Propõe neste trabalho uma metodologia de detecção de

descontinuidade que pode ser aplicada a outras áreas que não somente a análise de corrente em motores elétricos.

Gutierrez (2002) utiliza o processamento matemático com *wavelets*, para analisar o custo da operação e fornecimento de energia elétrica no mercado brasileiro. Utiliza como base a série temporal do custo deste fornecimento ao longo de anos e com uso do encolhimento de sinal via *wavelets*, define e analisa parâmetros que somente puderam ser percebidos após o processamento com uso dessa técnica.

Salim (2006) utiliza a transformada *Wavelet* em conjunto com redes neurais, para criar um algoritmo de controle para uso em sistemas de subestações de energia. O objetivo da ferramenta é a detecção, seleção e tratamento do tipo de falha proveniente de uma rede trifásica.

2.4 Instrumentação e análise de sinais

Machado et al. (2009) desenvolveu sistema de medição com uso de acelerômetro e martelo de impacto para provar o modelo criado por elementos finitos que afirmava os valores e formas dos três primeiros modos de vibração de uma chassi de veículo. Foi proposto e criado *hardware* e *softwares* próprios para utilização dos sensores no intuito exclusivo de se fazer a análise modal da estrutura estudada. Como resultado, foi obtido o modelo 3D de 60 pontos monitorados que demonstraram a função de transferência da estrutura nas diferentes componentes frequências e comprovaram os três primeiros modos de vibração identificados na análise por elementos finitos.

3 TEORIA

3.1 Processamento digital de sinais - PDS

A todo o momento nos deparamos com séries temporais (sinais), que por algum motivo necessitam de preparação, modificações, pois estas carregam por si informações que serão avaliadas em outros locais ou mesmo no ambiente em que são lidas, avaliadas e analisadas. São exemplos desses sinais: áudio, vídeo, tomográficos, aceleração, sinais sísmológicos e dados em geral.

Mediante a concepção do processamento digital de sinais e com a necessidade de processamento de grandes volumes de dados, é comum a necessidade de compressão para que no ato de armazenagem não seja gasto muito espaço físico de memória em servidores, por exemplo com uma matriz de dados muito extensa. Imaginemos sinais de vídeo de alta definição. Para que os dados que compõe essa imagem, essa matriz de dados, possa ser tanto armazenadas como transmitidas necessitam de meios que processem, comprimindo o sinal para transmissão e no recebimento o reconstrua com a maior fidelidade possível ou total fidelidade do sinal. O certo é que sinais quando se encontram no domínio do tempo ocupam muito mais espaço em comparações ao mesmo sinal amostrado e avaliado no domínio da frequência. Para tal processo de compressão, transmissão, síntese e reconstrução alguns algoritmos podem ser utilizados, como o caso das TF ou as TW.

Assim o processamento digital de sinais, utiliza de ferramentas para manipular os dados componentes do sistema em processo para avalia-lo, seja no domínio do tempo ou domínio da frequência quanto a sua conformação, composição espectral e possibilidade de compor um sinal de saída condizente com a resposta do sistema. São exemplos, filtros de seleção de frequência, filtros de suavização de sinal, decimações, entre outros.

Em alguns casos como o que será estudado nesse documento, para que o PDS ocorra é necessário que seja realizado um pré-processamento analógico, para que o sinal avaliado possa ser coerente a realidade. Entende-se que para avaliação de um sinal, processamento e posterior reconstrução, é necessário o seguinte fluxo dos dados:



Figura 1: Representação de um sistema de instrumentação e aquisição de dados

Fonte: Autor

Quando se trata de uma saída de dados, pode-se trabalhar com os sinais dentro de um ambiente de software e sendo estes processadores digitais de sinais, podemos entender que um sinal seria representado computacionalmente, processado e retornado ao estado físico original já com o efeito do processo. De mesma forma podemos utilizar essa ferramenta para avaliações de sinais amostrados e já dentro de um ambiente computacional, simula-lo, através de manipulações de variáveis, coeficientes e funções. E considerando o processamento como ferramenta inicial de geração de sinais fazer o caminho do processamento e criação de sinais e aplica-los ao sistema considerando a fase de processamento e conversão DA até sua utilização física, é o caminho contrário ao mostrado acima. É identificar o processo, atuar em cima de suas funções, alterá-lo e utiliza-lo aplicando em algum componente de *hardware*.

Um sistema de processamento digital de sinal, em comparação ao mesmo sistema que tem a concepção analógica tem muitas vantagens. Podemos afirmar que em um sistema analógico composto por componentes discretos, como resistores, capacitores e indutores, temos influência direta de variações de temperatura, vibrações, oxidações ou variações de tensão. Sistemas digitais são imunes a estes eventos e além dessas características ainda no que diz respeito a realização de projetos, temos a redução de tempo para a implementação de um sistema digital, redução dos custos de desenvolvimento, menor susceptibilidade a ruídos, menor potência e conseqüente consumo. Utilizando um processamento digital, é mais rápido fazer alterações de sistema, já que com uma mudança de software pode-se mudar completamente o escopo do sistema de processamento, o mesmo *hardware* pode ser aplicado a diferentes soluções.

Para tratamento dos sinais discretos, necessita-se entrar na teoria de processamento de sinais quanto a classificação, características de processamento, séries temporais, transformadas e outros. Soma-se o fato de sinais poderem ser classificados quanto a diversas características e é neste ponto que um sinal em estudo será definido em sua dimensão, periodicidade e continuidade, tópicos abordados a seguir.

3.1.1 Dimensão de um sinal

Quando se trata de dimensão do sinal, são avaliadas quantas e quais são as variáveis dependentes do sinal e este pode assim ser classificado como unidimensional ou multidimensional.

Sinais unidimensionais, são sinais que são compostos por uma variável dependente de uma variável independente, $A = f(t)$, exemplo: áudio.

Sinais multidimensionais podem ser entendidos como aqueles que dependem não somente de uma variável independente, sendo então sinais bidimensionais ou tridimensionais por diante, são exemplos:

Sinais bidimensionais, são compostos por uma variável dependente de duas variáveis independente, $I = f(x, y)$, exemplo: imagem.

Sinais tridimensionais, são compostos por uma variável dependente de três variáveis independente, $V = f(x, y, l)$, exemplo: vídeo.

3.1.2 Sinais contínuos e discretos

Um sinal, ou função, é contínua quando considera-se que para qualquer valor de x , obtém-se sempre o $f(x)$, independente do valor de x que será utilizado no cálculo. Podemos também classificar o sinal contínuo como sendo o sinal analógico de uma função (PRIEMER, 1991). Considerando o tempo como a variável independente temos que para qualquer instante $t \in \mathbb{R}$, a função $f(t)$ existirá e será definida.

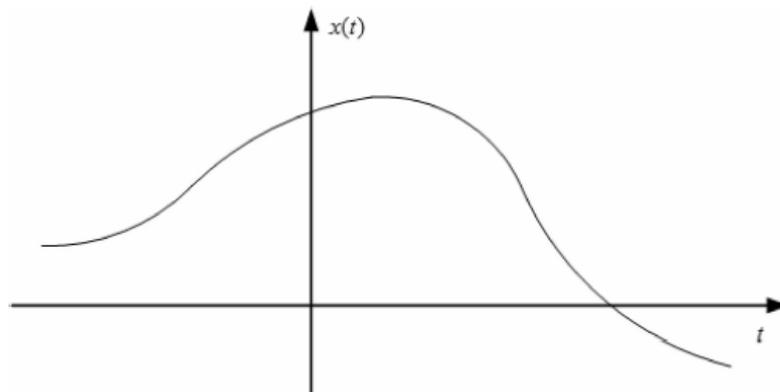


Figura 2: Sinal contínuo $f(t)$, sinal analógico.

Fonte: Autor

Um sinal discretizado, pode ser obtido a partir de um sinal contínuo considerando a notação $x(nT)$, sendo o n o fator inteiro chamado de indexador temporal discreto e o T o período de amostragem da discretização. Os valores de n são definidos como variáveis compreendidas no conjunto dos números inteiros e o período T definido como um incremento da amostragem que pode assumir qualquer valor real. Teremos assim quando um sinal é discretizado, uma sequência de amostras definidas como:

$$x[n] = a(nT) \quad n \in \mathbb{Z} \quad (3.1)$$

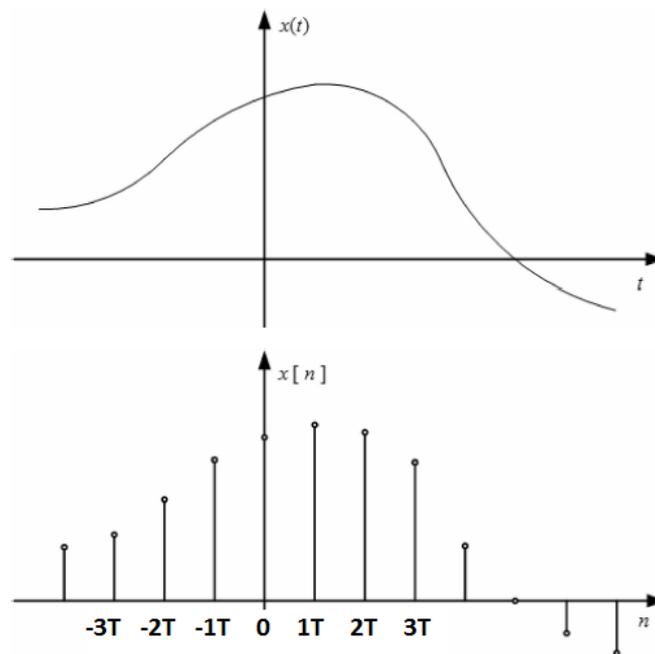


Figura 3: Sinal contínuo e sinal discretizado

Fonte: Autor

Nota-se na figura acima que o passo de amostragem, a chamada resolução temporal do sinal é sempre dada com intervalos definidos em T , assim para o mesmo sinal podemos ter intervalos desde microssegundos até anos ou décadas, tudo vai depender do sinal que está sendo monitorado e o tipo de processamento que será realizado.

Tomando como exemplo, um sinal cujo o passo de amostragem T é de 0,1s temos no exemplo da figura acima, $\dots -3T -2T -T 0 T 2T 3T$ como sendo $x(-0,3 -0,2 -0,1 0 0,1 0,2 0,3)$ s. No entanto, a representação seria para o caso de $3T$ sendo, $x(3)$ com $T=0,1$ s.

Uma vez o sinal adquirido em intervalos equidistantes é necessário que seja feita a conversão do sinal a um valor numérico. É o processo de **quantização** do sinal. Para que um sinal amostrado seja convertido, é necessário que seja realizada a conversão para um sinal digital.

O resultado da conversão analógico-digital será representado em uma quantidade finita de bits. Representado via uma expressão de “0” e “1”, somente será possível a representação de uma conversão de um valor real com a inserção de um erro conhecido que é o erro de quantização. Uma vez que os valores que representarão a conversão serão definidos em níveis de valores, e esses níveis terão de representar infinitos valores que os pulsos amostrados podem conter, entende-se que este erro será minimizado quanto maior for a resolução da conversão analógica digital, porém sempre irão acontecer erros por ser inerente ao processo. Por exemplo, seja um sistema que converta determinado sinal que varie de 0 até 255 graus, trabalhado com um conversor de 8 bits. Esse conversor somente poderá fornecer palavras de 8 bits, e então podendo assumir valores de 0 a 255 bits. Considerando uma amostra de 100,6 graus este conversor indicará que a amostra tem valor de 101 graus e analogamente um valor amostrado de 100,4 graus será indicado como sendo 100 graus. Entende-se aqui que esse conversor sempre irá inserir erros à conversão de no máximo 0,5 graus. Considerando a resolução dos níveis de conversão como neste caso como tendo 255 níveis possíveis, temos a metade da resolução como erro máximo de quantização.

$$Q_{err} = \frac{RES_{conv}}{2} \quad (3.2)$$

Sendo:

Q_{err} – Erro máximo de quantização

RES_{conv} – Resolução do conversor AD

No mesmo processo de conversão analógica entre um nível de quantização e o próximo existe o **nível de decisão**. No exemplo utilizado acima, o nível de decisão encontra-se no meio dos níveis de quantização. No caso esse valor será 100,5. Esse seria o valor divisor para que o resultado da conversão de uma amostra seja considerada como sendo 100 ou 101 em um conversor AD (analógico-digital). Abaixo é representado um sinal amostrado com a representação dos níveis de decisão e de quantização.

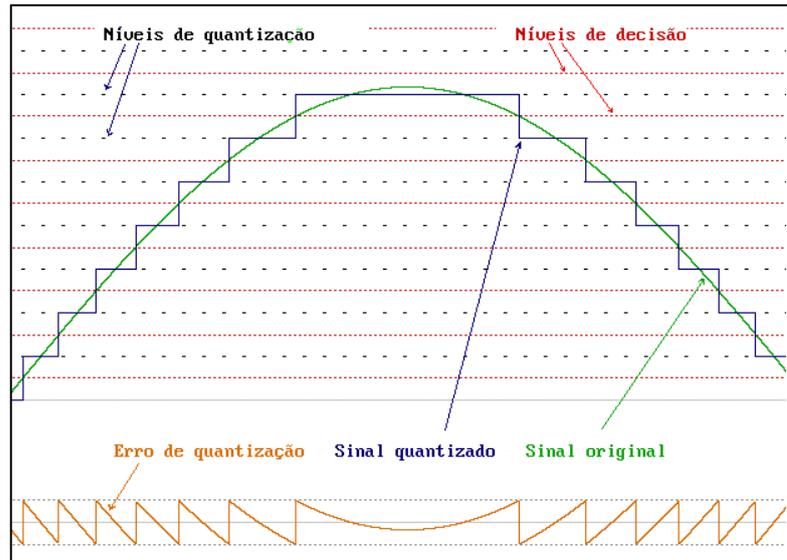


Figura 4 – Níveis de Quantização e Decisão / Erro de quantização

Fonte: Adaptado de QUANTIZAÇÃO, 2013

Observa-se a evolução do erro de quantização de acordo com o valor analógico da amostragem, porém em todo caso o mesmo não ultrapassa o valor máximo do erro de quantização.

Um ponto a ser observado na ilustração acima, é que o sinal que será digitalmente processado, apresentará uma forma de onda diferente da forma de onda original e isso significa a não veracidade da informação processada devido a não linearidade. Essa não linearidade é para o cálculo a seguir, considerada como ruído ao sinal, e deve ser minorado sendo seu valor máximo aceitável para não influenciar na análise SN_{rel} dado por:

$$SN_{rel} = 6N \quad (3.3)$$

Onde, N é número de bits em um ADC (*Analog to Digital Converter*). Sendo que o resultado por aproximação é a máxima relação dada em *dB*. Entende-se que esta relação será verdadeira para valores de pico na conversão, portanto quanto menor o sinal, pior é a relação sinal-ruído.

3.1.3 Sinais periódicos e não periódicos

O conceito de estacionaridade de um sinal será abordado primeiramente para definição de sinais periódicos e não periódicos e na sequência, será utilizada para conceituar as transformadas de Fourier.

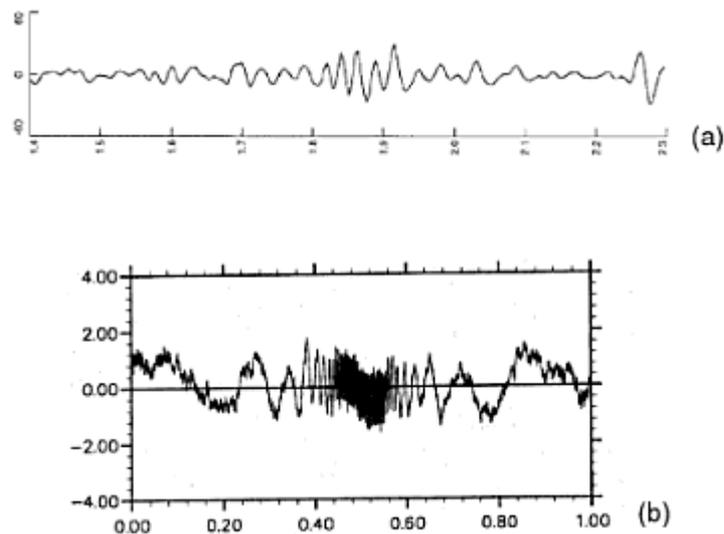


Figura 5: (a) Trecho de sinal estacionário. (b) Trecho de sinal não estacionário

Fonte: OLIVEIRA, 2007

Um processo diz-se estacionário no fato de haver principalmente a noção da invariância no tempo sob condições de translações temporais e respondendo de forma afirmativa a existência de média constante e covariância como função apenas do período (t) em análise. Genericamente, sinais estacionários apresentam comportamento similar ao longo do período de análise.

Avaliando-se o comportamento da Figura 5(a), nota-se que o sinal poderá ser representado com fidelidade por um espectro resultante de TF e que este possivelmente irá se comportar sem grandes mudanças, ou seja, independente do período analisado.

Diferente do comportamento do sinal da Figura 5(a), identifica-se que o sinal apresentado na Figura 5(b) apresenta uma perturbação relevante entre os períodos 0,4s e 0,5s. Uma análise através de um espectro de frequência utilizando a transformada de Fourier neste sinal, irá representar uma resposta condizente a todo período de amostragem e conseqüentemente não irá fornecer informações substanciais para definir a amplitude de cada componente trigonométrica no período de perturbação.

Considerando uma análise temporal, sinais não estacionários apresentam variações no padrão significativas à construção de uma ideia de comportamento médio, que represente aquele sinal no período avaliado. Em outras palavras, sinais não estacionários passam a depender do instante em que são analisados, pois a mudança de comportamento acontece e é relevante no período avaliado.

3.1.4 Análise no domínio do tempo

Quando se deseja fazer análises de sinais determinísticos como um sinal senoidal puro, a análise de amplitude de uma onda quadrada, ou o tempo de rampa de uma resposta qualquer, utiliza-se essa ferramenta que poderá ser muito bem aproveitada se usada em conjunto com equipamentos e recursos eletrônicos existente em bancadas de processo. Para tal, ferramentas como cursores de eixo, tabelas de dados e detectores de pico são bem aplicados a este tipo de análise. Ela se apresentará em função do tempo como conhecida naturalmente e seja esta função discreta ou contínua poderá ser avaliada perante o domínio do tempo.

Sinais determinísticos são aqueles que podem ser classificados por uma função matemática e assim podemos obter algumas características destes, como amplitude, frequências, períodos, etc.

Abaixo são indicados sinais típicos que poderão ser analisados no domínio de tempo de forma satisfatória.

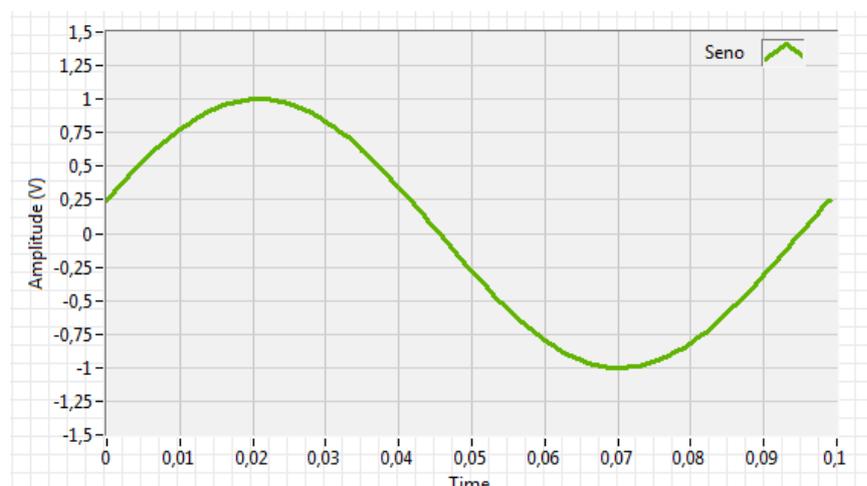


Figura 6: Sinal senoidal determinísticos

Fonte: Autor

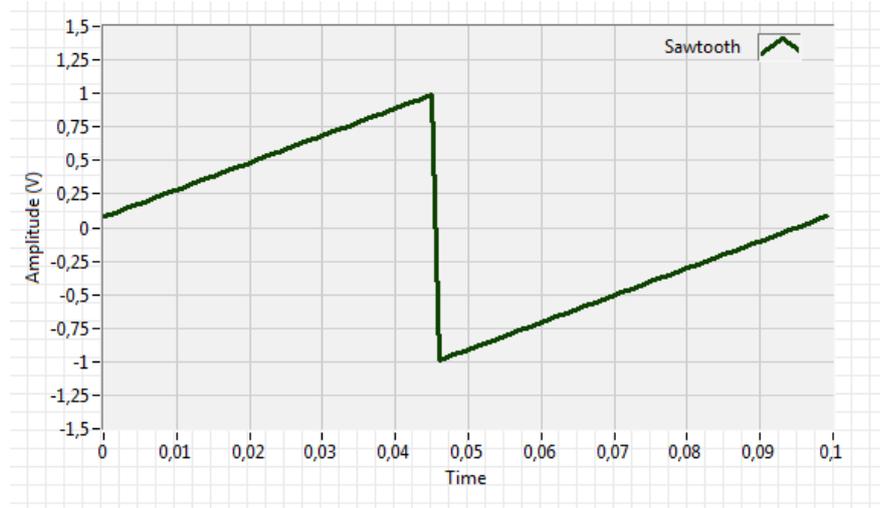


Figura 7: Sinal Rampa “Dente de Serra”

Fonte: Autor

Em ambos os casos, com uma rápida análise em valores de amplitude e períodos é possível a determinações de funções, que representarão os valores de $f(t)$ em qualquer instante $t \in \mathbb{R}$. Será possível a determinação do passado, presente ou futuro dessas funções.

Os sinais acima são eventos obviamente criados para exemplificar situações em que possivelmente poderíamos utilizar esse tipo de análise. Não retratando a realidade dos típicos sinais aqui propostos e focos desse trabalho.

Sinais de vibração ou ruído são mais complexos do que os exemplos acima. São sinais estacionários ou não, com possíveis características transitórias, ciclo-estacionárias, aleatórias, periódicas ou até determinísticas. Isso faz com que sejam sinais bem mais “sujos” e difíceis de analisar no domínio de tempo. Abaixo é mostrado um sinal típico de vibração ou ruído.

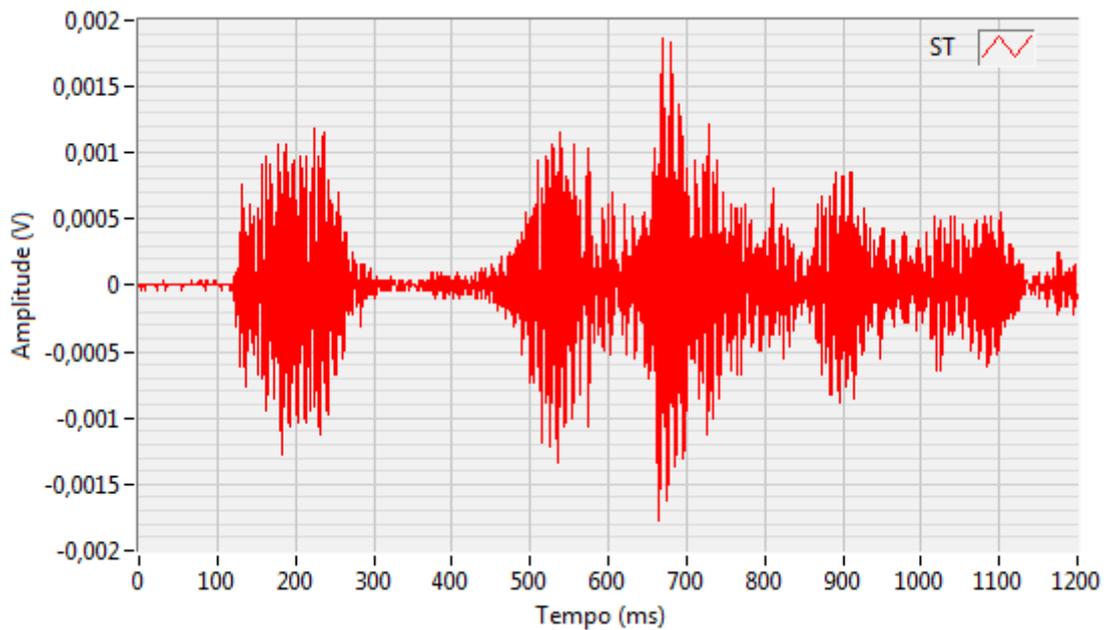


Figura 8: Sinal de vibração no domínio do tempo

Fonte: Autor

Com a dificuldade das análises para sinais como os representados acima, onde características aparentemente simples como a obtenção das amplitudes do sinal, são consideradas de muita complexidade e não aplicáveis as análises no tempo. Com tudo, torna-se necessária a utilização de outras ferramentas de análise de sinal para avaliação dos sinais aleatórios ou neste trabalho, os sinais de vibração.

3.1.5 Análise no domínio da frequência

Observando um sinal de rotação qualquer como o apresentado no item anterior, verifica-se dificuldade em entender quais são os sinais puros, as componentes desse sinal, quais suas amplitudes e frequências, enfim, aplicando soluções de análises no domínio da frequência, pode-se obter respostas bem mais claras da realidade do que se observa com muita dificuldade no tempo.

Utilizando o resultado da Transformada de Fourier, que nos diz que qualquer sinal pode ser decomposto de infinitas funções trigonométricas com diferentes amplitudes e frequências, temos a representação desse sinal com a combinação linear de suas componentes frequências em um espectro de frequências, como o representado abaixo:

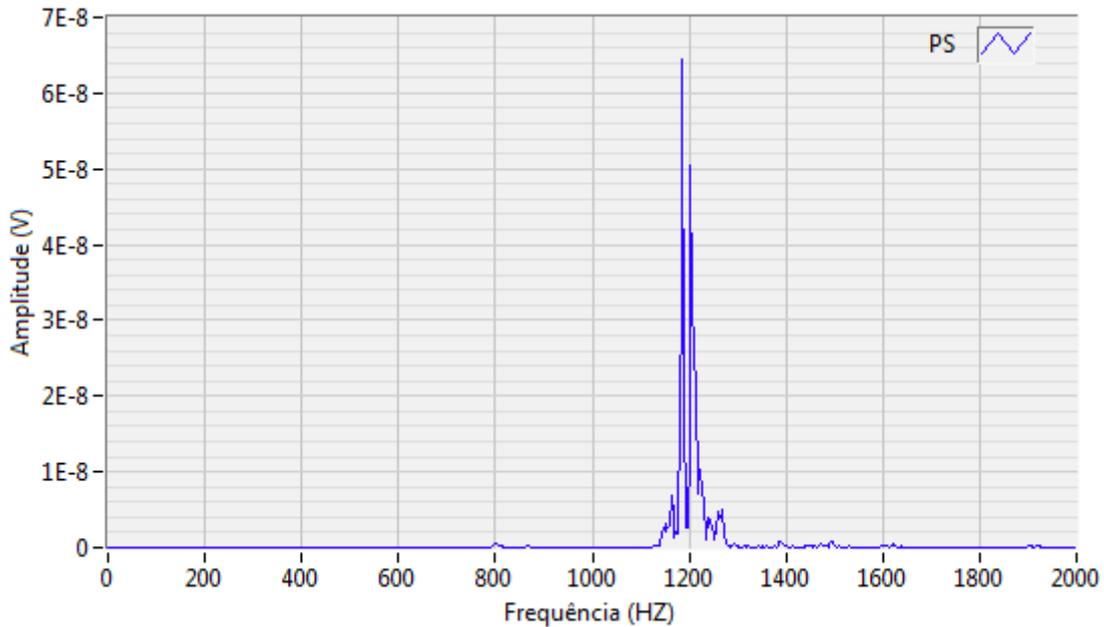


Figura 9: Espectro de frequência do sinal no tempo da Figura 8

Fonte: Autor

Analisando o resultado do espectro acima, percebe-se claramente que o sinal da Figura 9, contém componentes senoidais de frequências entre 1100 Hz e 1300 Hz, com as energias principais, concentradas no entorno de 1200 Hz, então com isso pode-se afirmar que a componente fundamental desse sinal é uma senóide de um pouco menos de 1200 Hz. Isso vem de uma análise rápida e simples do espectro de frequência apresentado. Nota-se que, com a utilização da ferramenta correta o processamento e a análise do sinal podem ser simplificados.

Dentre as vantagens de representar sinais de qualquer natureza, determinísticos ou aleatórios, com a somatória de senos e cossenos, vem do fato de que sistemas lineares e invariantes no tempo (LTI) quando excitados por um sinal, alteram a amplitude e fase desse sinal, mas não suas frequências. É isso que se observa em filtros de sinais, por exemplo.

Tendo isso como base, ao representar-se um sinal por componentes senos e cossenos, sendo estes únicos em suas frequências, na avaliação das influências que sistemas LTI tem em um sinal, nota-se, as alterações de amplitude e fase de cada componente individualmente. A análise sobreposta dos sinais que sofreu alterações por conta de sistemas LTI com o mesmo sinal sem a passagem por esse sistema, pode determinar a resposta desse sistema e sua influência a um sinal, tratando cada componente individualmente, o que é mais simples do que a análise da somatória ou o sinal no domínio do tempo.

3.2 Análise de Fourier

Jean Fourier (1778-1830) estabeleceu uma das ferramentas mais importantes para resolução de problemas de grande complexidade matemática e importantes para o entendimento de sinais complexos. Aplicadas hoje nas mais diferentes áreas da matemática e engenharia, as formulações matemáticas Séries de Fourier e Transformadas de Fourier são ferramentas essenciais para avaliação de sinais em domínios da frequência. As séries de Fourier permitem representar sinais periódicos como um somatório infinito de funções sinusoidais. Uma onda portadora de um sinal AM (amplitude modulada) é exemplo de um sinal periódico. As transformadas de Fourier nos permitem a representação de sinais não periódicos.

A transformada de Fourier é a integral de Fourier de determinada função $f(x) | x \in \mathbb{R}$. Quando $f(x) |$ é uma função contínua de x então seu domínio de definição \mathbb{R} , é o tempo contínuo. A análise espectral será dada em termos de frequência e o domínio de definição da transformada de Fourier, \mathbb{R} no caso, passa ser classificado de domínio da frequência.

A série de Fourier é uma transformação de sequências indexada por \mathbb{Z} , em funções periódicas e quando pensamos na análise de sinais digitais, a análise passa a ser em tempo discreto. As séries descrevem o comportamento do sinal digital e o domínio será \mathbb{R} , domínio da frequência. Sendo o período 2π dessas funções, identifica-se o domínio da frequência com o uso do círculo unitário.

Técnicas de análise de Fourier são extremamente poderosas, pelo fato de propiciar que sinais aparentemente complexos no domínio do tempo sejam analisados de forma mais simplista no domínio da frequência com base em um processo matemático como os da transformada e séries de Fourier. Casos como os sinais de vibração provenientes de sistemas rotativos são exemplos da aplicação dessa técnica, pois mesmo sinais que não poderiam ser identificados no domínio do tempo por conterem baixas energias por exemplo, desde de que estacionários, podem ser identificados com o uso da técnica da análise de Fourier.

3.2.1 A transformada de Fourier

Utilizada para resolução de equações diferenciais parciais, tem como objetivo a aproximação de funções $f(t)$ por uma combinação de componentes senoidais independentes.

Sendo o espaço funcional $L^2(0, T)$ a coleção de todas as funções mensuráveis $f(t)$ definidas no intervalo $[0, T]$ de energia finita neste intervalo e que respeitem a:¹

$$\int_0^T |f(t)|^2 dt < \infty \quad (3.4)$$

Assumindo que todas estas funções periodicamente são verdadeiras em $\mathbb{R} = (-\infty, +\infty)$ de período T , logo:

$$\mathbb{R} \quad f(t) = f(t - T), \quad \text{para todo } t \in \mathbb{R} \quad (3.5)$$

Considerando o período de amostragem como sendo 2π , o espaço funcional $L^2(0, T)$ passa a ser $L^2(0, 2\pi)$, espaço periódico de quadrado integrável e com isso qualquer das funções $f(t) \in L^2(0, T)$ possuirá uma representação em tempo contínuo em série de Fourier e de frequência discreta. Considerando, $\omega = \frac{2\pi}{T}$ temos:

$$f(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} C_n e^{jn\omega t}, \quad \text{para todo } n \in \mathbb{Z} \quad (3.6)$$

Onde os coeficientes de Fourier C_n s são dados por:

$$C_n = \frac{1}{T} \int_0^T f(t) e^{-jn\omega t} dt, \quad \text{para todo } n \in \mathbb{Z} \quad (3.7)$$

Cada coeficiente de Fourier corresponde à contribuição enésima de cada frequência harmônica. Sendo a representação espectral dada em função da frequência que é $f = 1/T$ e quando $T \rightarrow \infty$, o intervalo entre harmônicos passa a ser tão pequeno que a representação discreta do sinal não é mais possível, sendo necessária a representação por uso da integral de Fourier, que é a transformada de Fourier para funções contínuas.

¹. Não é objetivo deste trabalho a elucidação de formalismo complexo sobre a teoria de Lebesgue, portanto assume-se que $f(x)$ é contínua por partes. Detalhes a teoria pode ser encontrado em DAUBECHIES, 1992 e HUNTER, 2007

$$F(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt, \quad \text{para todo } \omega \in \mathbb{R} \quad (3.8)$$

A função da transformada inversa, é a obtenção da função matemática contínua que define a função no tempo equivalente da função no domínio da frequência e é definida por:

$$f(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} F(\omega) e^{j\omega t} d\omega, \quad \text{para todo } \omega \in \mathbb{R} \quad (3.9)$$

Trabalhando com funções contínuas amostradas a cada intervalo de tempo Δt , espaçados igualmente em $-\infty < t < +\infty$, teremos a transformada da sequência $f(t\Delta t)$, $t = 0, \pm 1, \pm 2 \dots$ e com isso a integral fica definida por:

$$F_{\Delta}(\omega) = \frac{\Delta t}{2\pi} \sum_{t=-\infty}^{\infty} f_t e^{-j\omega t \Delta t}, \quad \text{sendo } f_t = f(t\Delta t) \quad (3.10)$$

3.2.2 Transformada Discreta de Fourier

Este trabalho tem como foco o processamento digital de sinais, ou seja, o trabalho com sinais discretizados no tempo e com correspondentes amostragens de frequência. Considerando um número finito de amostragens em $f(t)$, como $f_0, f_1, f_2 \dots f_{N-1}$ e sendo $\Delta t = 1$, o conjunto discreto de frequências de Fourier $\omega_n = (2\pi n)/N$, $n=0, 1, 2, \dots, N-1$ define-se a transformada Discreta de Fourier (DFT) como a seguinte somatória:

$$F_n = \sum_{t=0}^{N-1} f_t e^{-j\omega_n t} \quad (3.11)$$

Para obtenção dos valores discretos da série f_n , utiliza-se a Transformada Discreta Inversa de Fourier (IDFT), o que fornece não o valor contínuo da função $f(t)$, mas sim o valor de cada componente discretizado f_n . Sendo esta definida abaixo:

$$f_t = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} F_n e^{j\omega_n t} \quad (3.12)$$

O erro de *Aliasing*, ocorre quando não é respeitado o critério de Nyquist em uma análise realizada em sinais discretizado em um intervalo Δt constante. Este critério estabelece que a máxima frequência de análise admissível, frequência de Nyquist, f_N , é metade da máxima frequência amostrada, sendo:

$$f_N = \frac{1}{2\Delta t} \quad (3.13)$$

Abaixo, observa-se um exemplo de sinal contínuo no tempo amostrado respeitando o critério de Nyquist em (a) e em (b) um sinal de frequência maior que a frequência de Nyquist sendo amostrado em um processo de discretização do sinal no tempo. Na segunda figura, observa-se o erro de *Aliasing* na senóide azul que, é a interpolação do sinal amostrado. Percebe-se que o sistema irá trabalhar com uma senóide inexistente e isso não pode ser revisto digitalmente, pois o sinal já está amostrado nessa fase e não há como se saber se trata-se de erro ou sinais verdadeiros. Para tal é necessário a construção de filtros passa-baixa de *hardware*, conhecidos como filtros *Anti-aliasing*, para eliminação de frequências acima da frequência de Nyquist e antes do processo de discretização do sinal em um sistema de aquisição.

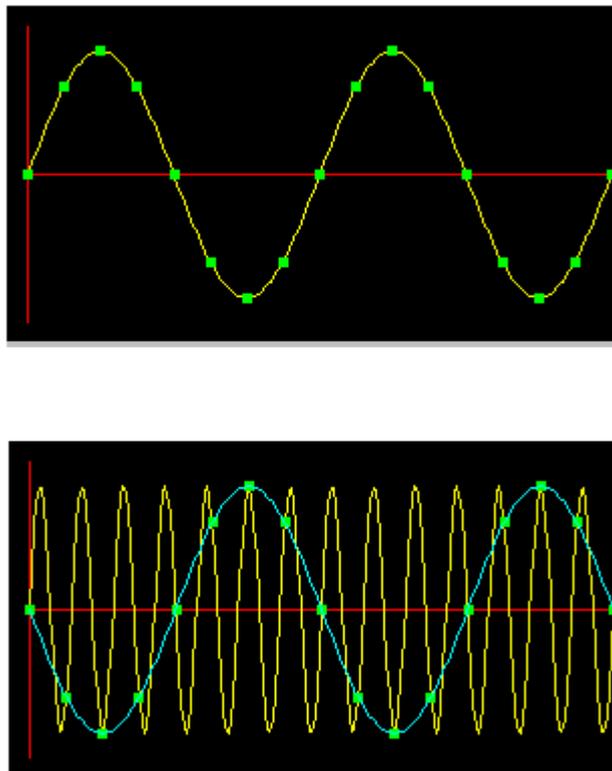


Figura 10: (a) Sinal discretizado respeitando o critério de Nyquist

(b) Sinal de frequência maior que f_N apresentando o erro de *aliasing*

Fonte: MACHADO, 2009

Outro ponto a se destacar quando trata-se da DFT é que quando o cálculo de cada coeficiente é realizado, o mesmo é feito em um período equivalente a um ciclo, ou seja, $0 < t < T$ da $f(t)$ discretiza, portanto quando queremos fazer essa análise em um período maior na linha do tempo, esse processo será repetido e com isso criados erros de conexões de blocos dados discretos. Para evitar esses erros de descontinuidade, é criada uma continuidade virtual no sinal, um janelamento da informação discreta, discutida a seguir.

3.2.3 Janelamento de sinais

Como mencionado anteriormente, as extremidades do bloco analisado pela DFT são importantes quando passamos a análise do sinal para o domínio da frequência. O vazamento espectral do sinal, é influenciado diretamente por inícios e interrupções repentinas na discretização do sinal. Isso compromete a análise e provoca um espalhamento de energias em frequências vizinhas, causada por esse chamado erro de *Leakage*.

Para evitar esse fenômeno, foram aplicadas as soluções com o uso de janelas, que é a aplicação pela qual um sinal é ponderado através de uma função núcleo $K(t)$ resultando em uma função resposta a esta ponderação. De modo geral diz-se que $K(t)$ é uma janela pela qual $f_j(t)$ "vê" $f(t)$ (MORETTIN, 1999): Assim, sendo $f_j(t)$ e $f(t)$ funções periódicas de período T , temos:

$$f_j(t) = \int_0^T K(t-u)f(u) du \quad (3.14)$$

Conforme visto na função acima, aplicar o janelamento a um sinal no domínio do tempo é equivalente a multiplicar o sinal pela função $K(t)$, que representa a função janela. A multiplicação no tempo é equivalente à convolução no domínio da frequência, portanto o espectro de um sinal janelado $f_j(t)$ é a convolução do espectro do sinal original $f(t)$ com o espectro da janela e com isso o janelamento modificará $f_j(t)$ em relação a $f(t)$ tanto no formato do sinal discretizado no tempo, quanto no domínio da frequência.

Desde que as propriedades abaixo sejam respeitadas, diversas funções podem ser utilizadas como funções de janela, sendo que cada função pode ter características funcionais ao tipo de análise em que a mesma é aplicada. Com a escolha correta do janelamento, pode-se definir a duração do período de observação do sinal, reduzir a perda espectral da análise pela redução do espalhamento, separação de sinais de pequena amplitude mesmo em frequências próximas entre outros. Dentre as mais utilizadas, podemos citar as janelas Retangular (considera-se a amplitude do sinal discreto em todo o intervalo de tempo), Hanning, Hamming, Kaiser-Bessel, Triangular, *Flattop*, entre outras. As propriedades são:

- I. $\int_{-T/2}^{T/2} K(t) dt = 1;$
- II. $K(-t) = K(t);$
- III. $|K(t)| \leq K(0),$ para todo o t

Abaixo são mostrados os perfis de algumas janelas utilizadas comumente em processamento de sinais:

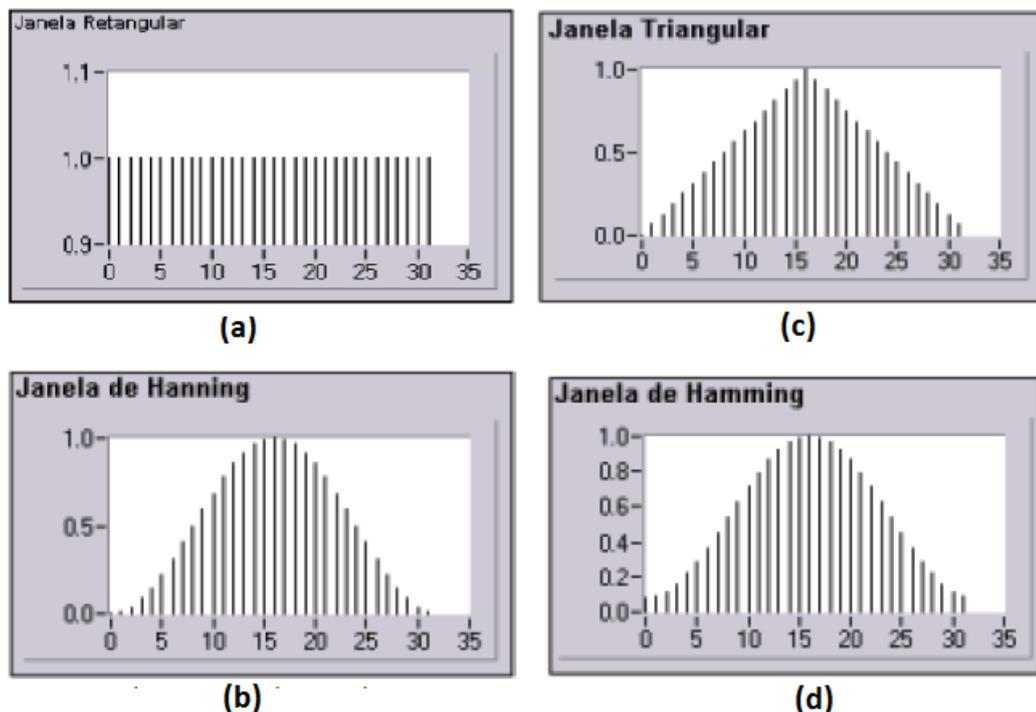


Figura 11: (a) Janela Retangular (b) Janela Hanning (c) Janela Triangular (d) Janela Hamming

Fonte: ANDRADE, 2000

Abaixo é mostrado um sinal no domínio do tempo discretizado com 128 amostras. Nota-se uma interrupção repentina no sinal ao final da amostragem, isso caracteriza perda espectral. O sinal da Figura 12 foi janelado com uma função retangular, que não altera o sinal resultante.

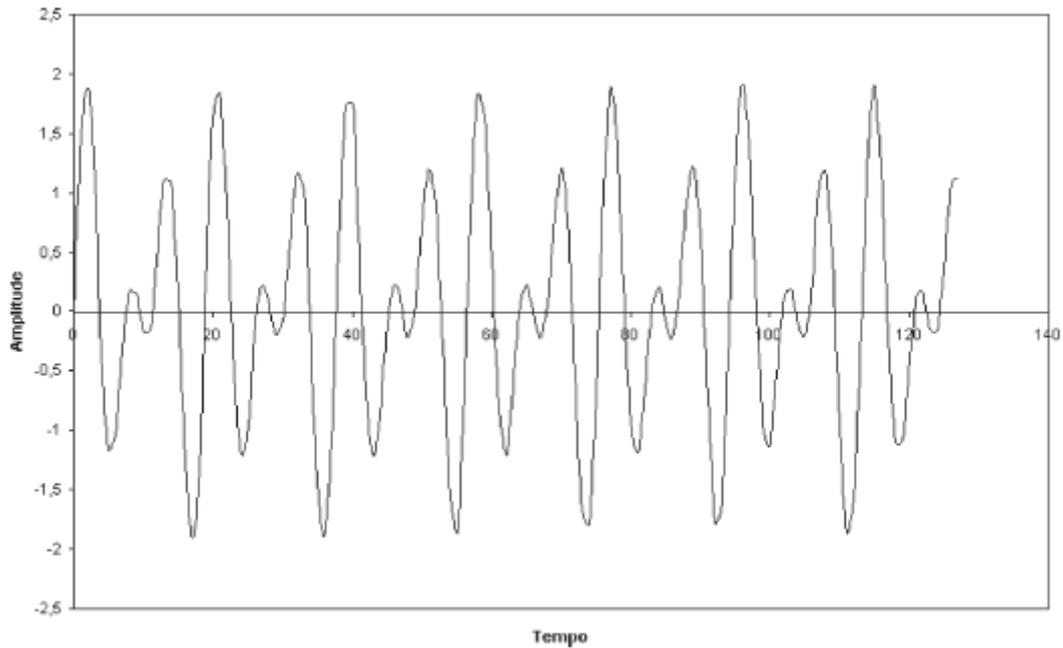


Figura 12: Sinal discreto com 128 amostras. Nota-se o fim abrupto da informação

Fonte: BLOCH, 2003

Agora o mesmo sinal com o janelamento Hanning, pode-se notar que a amplitude do sinal nas extremidades é minimizada para evitar o efeito do truncamento entre os blocos de dados que serão analisados pelo processo da DFT.

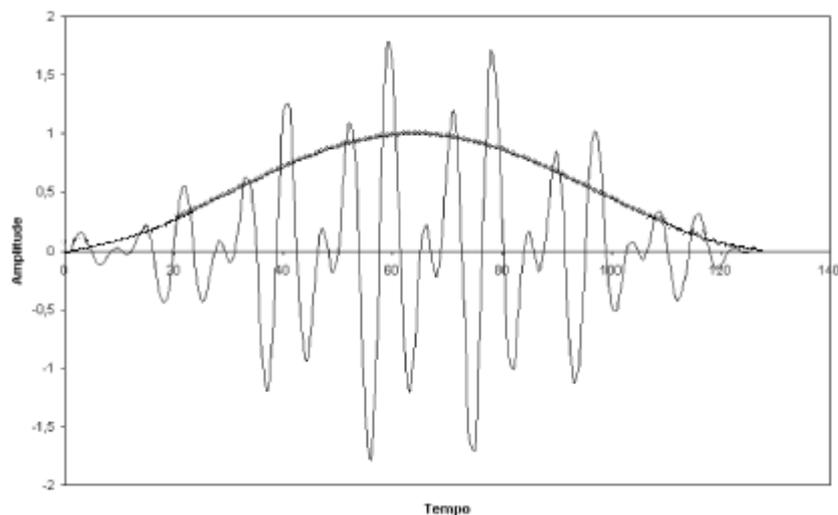


Figura 13: Sinal $f_j(t)$ com a janela $K(t)$ Hanning – Minimização de erro de *Leakage*

Fonte: BLOCH, 2003

Nesse trabalho, será utilizado o janelamento pela função Hanning devido a função resultante $f_j(t)$ ter as extremidades do sinal quase anuladas pela característica da função $K(t)$, conforme visto na Figura 13:

$$K_{Hn}(t) = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right), \quad n = 1, 2, 3, \dots, N - 1 \quad (3.15)$$

Observa-se no espectro abaixo, um sinal com janelamento retangular, isto é, sem a operação de janelamento no sinal em comparação ao mesmo sinal janelado com Hanning, observa-se que sinais de baixas amplitudes são mascarados devido ao espalhamento espectral que ocorre em um sinal sem a janela apropriada, já com o janelamento Hanning é possível perceber que o sinal de frequência maior mesmo sendo de amplitude bem menor pode ter a análise espectral realizada.

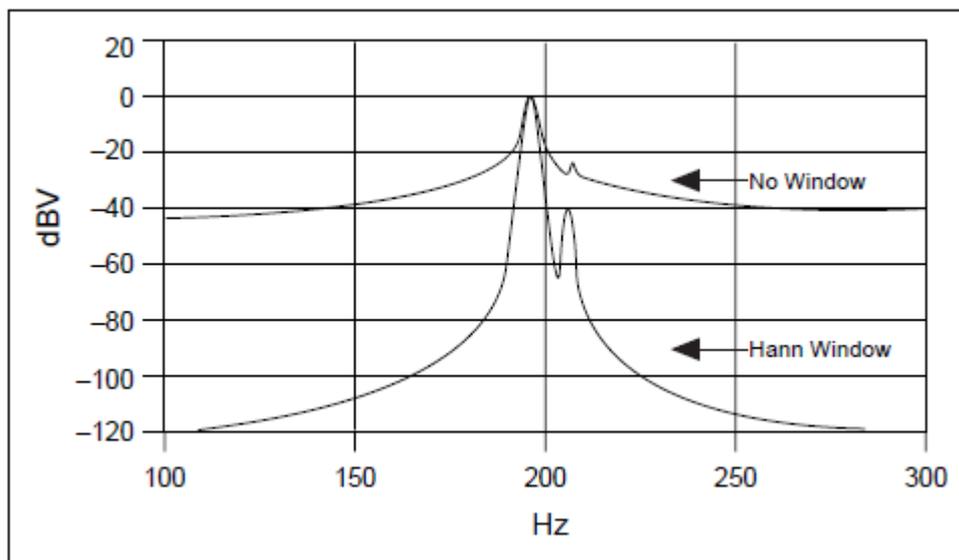


Figura 14: Espectro de um sinal sem janelamento e com janelamento Hanning

Fonte: CHUGANI, 1998

3.2.4 Transformada rápida de Fourier – FFT

Para calcularmos a DFT como visto anteriormente, são necessárias N^2 operações de multiplicações e adições complexas. Isso demanda um número considerável de operações para cada evento de cálculo da DFT.

A FFT (*Fast Fourier Transform*) foi proposta por Cooley e Turkey (1965) que diminui consideravelmente as operações complexas para cálculos efetivos das transformadas discretas.

Isso implica na implementação de muitos sistemas de análise real sem perda significativa de processamento. A FFT necessita de $N \log_2 N$ operações em tempo real para seu cálculo. Ela consiste no fato de que alguns dos termos podem ser calculados somente uma vez e locados em tabelas para ter o uso em operações futuras.

A tabela abaixo deixa claro o ganho em numero de operações complexas necessárias para se implementar o algoritmo da FFT em comparação a DFT.

Tabela 1: Comparativo entre desempenho de cálculo DFT e FFT

N	N^2 - (DFT)	$N \log_2 N$ - (FFT)	Velocidade
2	4	2	2
4	16	8	2
8	64	24	2,67
16	256	64	4
32	1024	160	6,4
64	4096	384	10,67
128	16384	896	18,29
256	65536	2048	32
512	262144	4068	56,89
1024	1048576	10240	102,4
2048	4194304	22528	186,18
4096	16777216	49512	341,33
8192	671088964	106496	630,15

Fonte: OLIVEIRA, 2007

Nota-se no caso de uma DFT com 8192 pontos discretizado, um ganho computacional de mais de 630 vezes quando comparado ao algoritmo FFT. Isso mostra a eficácia desse algoritmo e inúmeras aplicações ao que este possa ser submetido devido a sua eficiência no tratamento de dados em tempo real e o ganho em operações que este propicia.

O algoritmo usado para cálculo da FFT e sua inversa consistem na expansão de uma DFT em índices pares e ímpares de avaliação para cada ponto discretizado. Sendo N da forma $N = 2^L$ em que L é inteiro positivo, então N pode ser expresso como: $N = 2M$, onde M é um inteiro positivo:²

² Para o trabalho é importante o ganho no processamento digital que este algoritmo propicia. Detalhes quanto a sua composição podem ser obtidos em COOLEY, 1965 e OLIVEIRA, 2007.

$$f_{fft}(t) = \frac{1}{2M} \sum_{n=0}^{2M-1} f(n) e^{-\frac{j2\pi nt}{2M}} \quad (3.16)$$

Dividindo-se o somatório nos índices pares e ímpares, teremos:

$$f_{fft}(t) = \frac{1}{2} \left[\frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} f(2n) e^{-\frac{j2\pi nt}{M}} + \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} f(2n+1) e^{-\frac{j\pi(2n+1)t}{M}} \right] \quad (3.17)$$

3.2.5 Densidade Espectral de Potência

Sendo uma função periódica de quadrado integrável, podemos definir alguma análise ou aplicação para essa função através da representação das séries de Fourier. Sendo esta não periódica, mas de quadrado integrável, podemos fazer a representação no domínio do tempo com a utilização da integral de Fourier, ou conhecida como a transformada de Fourier. Em ambos os casos utilizamos as técnicas de Fourier, mas também em ambos casos as funções convergem na integração.

Considerando casos de aplicação para processos estacionários que a função aleatória $f(t)$ pode assumir qualquer trajetória sendo de quadrado não integrável e também não periódica, para análise espectral do processo utiliza-se de algumas ferramentas para permitir a análise de Fourier. Uma delas é a densidade espectral de potência.

A densidade espectral de potência fornece a energia do sinal em cada frequência. Significa que ao integrar-se a DEP (J/Hz) pela frequência, obtemos a energia do sinal expressa em Joules.

Temos que a energia de um sinal pode então ser expressa da forma:

$$E = \frac{1}{2T} \int_{-T}^T |f(t)|^2 dt \quad (3.18)$$

Como o Teorema de Parseval, teremos essa mesma energia no domínio da frequência expressa por:

$$E = \frac{1}{2T} \int_{-T}^T |F(\omega)|^2 d\omega \quad (3.19)$$

3.2.6 Aplicações da análise de Fourier - Monitoramento de sistemas rotativos

Com seu uso matemático amplamente difundido para diferentes tipos de funções, estacionárias ou não, as análises de Fourier foram ao longo dos anos e principalmente após o advento computacional na engenharia, sendo cada vez mais aplicadas e estudadas como consequência. Entre outras aplicações, destacam-se análise, síntese e codificação de voz, sinais de radar por efeito *doppler*, análise de harmônicos das redes elétricas, análises de imagens, modulação de sinais em telecomunicações, sendo esta ferramenta utilizada para determinações de espectros, realização de integrais de convolução, simulação de filtros entre outros.

A análise espectral, vem sendo utilizada pela indústria e diferentes setores de serviços para definir e acompanhar as condições de trabalho de diferentes equipamentos, que tem na análise de vibração um importante indicador da qualidade do mesmo. Um sistema básico de instrumentação com uso de acelerômetros, condicionadores de sinal e um histórico das condições anteriores do sistema são ferramentas básicas a esta análise. Consiste no acompanhamento da vida de utilização de um equipamento com base nas análises espectrais desde o *start-up*. E com base nessas informações de frequência e amplitudes, será possível identificar falhas de montagem, projetos, mau uso, entre outros, e determinar se por exemplo um rolamento apresenta falha e também em qual componente do mesmo essa falha se apresenta. Tomando como base um equipamento clássico, na Figura 15 segue um resumo da aplicação da análise de Fourier no monitoramento de máquinas rotativas.

Por ser uma técnica de prognóstico, isto é, antes do acontecimento da falha, por que deve-se saber se um rolamento por exemplo, tem um leve dano se ele ainda tem um número de meses de vida do início da falha até a quebra do equipamento? E por que saber se o dano é em pista interna, externa, elemento rolante ou gaiola?

Com essa técnica, busca-se programar a parada da máquina e evitar a efetiva quebra do equipamento e dar ferramentas para o controle da situação, pois se é conhecida a falha em um estágio inicial, pode-se decidir qual ação será mais adequada, com base na criticidade da máquina, disponibilidade de peças de reposição, as exigências de produção e planos de manutenção. Com a análise de vibração, é possível conhecer a natureza e gravidade da condição de falha e no caso de rolamentos, informações de em qual componente a falha se encontra são efetivos na descoberta da causa raiz do problema e orientação da ação a ser tomada.

Um equipamento é acionado por um motor elétrico e consiste em um ventilador acionado por uma correia que apresenta excessiva vibração. Sendo o sistema:

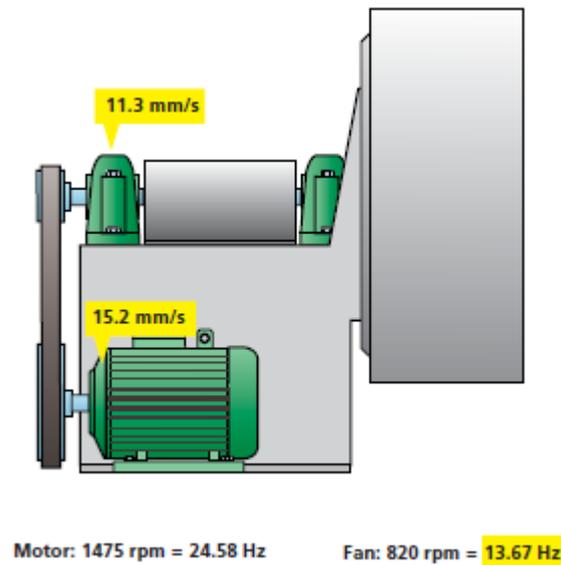


Figura 15: Exemplo de sistema monitorado por análise de Fourier

Fonte: LUFT, 2010

No sistema exemplo, temos um monitoramento vertical em dois pontos, sendo que cada um será monitorado individualmente. Neste caso temos um motor de 04 polos com rotação 1475 RPM o que induz à frequência fundamental da rotação de 24.58Hz. A relação de redução entre as polias, que são comunicadas pela correia levam a uma rotação de 820RPM no ventilador, ou uma frequência de 13.67Hz.

Aplica-se ao processo o uso de um sistema de aquisição, o qual grava um sinal nos dois pontos destacados. Então, após um processamento de sinal utilizando Fourier temos:

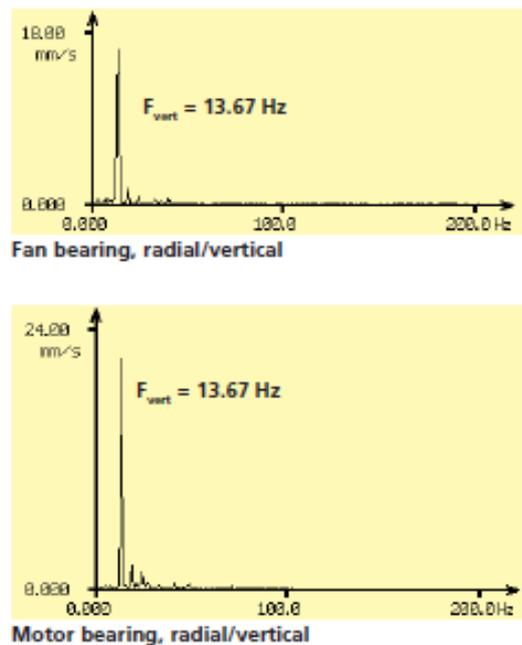


Figura 16: Espectros de velocidade (a) Ventilador (b) Motor

Fonte: LUFT, 2010

Com a informação que a análise espectral está fornecendo e com as informações inerentes ao sistema analisado, conclui-se no caso que a vibração excessiva, que a energia causadora da falha e possível desgaste e quebra do equipamento o qual acontecerá se nenhuma ação for tomada é o desbalanceamento da polia do sistema de ventilação e não é uma falha que vem do motor. Isso vem do fato que a frequência fundamental da rotação do ventilador é 13,67Hz e nota-se no espectro do motor a influência da energia dessa frequência que é transmitida pela correia ao motor. No caso, um balanceamento do sistema de ventilação deve trazer os valores de velocidade nos dois espectros a níveis de 2,0 a 3,0 mm/s.

Outra ferramenta que também pode ser aplicada a alguns casos no monitoramento de sistemas rotativos é a análise de valores globais da energia do sinal. Isto é, o acompanhamento de uma medição que indica o quanto e como vem se comportando o sinal mediante ao tempo de uso do equipamento. Essa curva de tendência é utilizada com limites considerados críticos e alarmantes. Serão assim utilizados em sistema automáticos de análise, entende-se que quando esses limites críticos forem alcançados e somente quando isso ocorrer o sistema, seja de forma *off-line* ou *on-line* avisa para que seja realizada a análise mais detalhada do ponto e então possa ser verificada a real situação e espectro de frequências do sistema. Isso traz vantagens e desvantagens a uma análise. Vantagens pela economia de espaço por não ter que guardar sinais para avaliação espectral que entende-se e refere-se a sistemas com baixo níveis de vibração global e portanto sem

criticidade. A economia de custos, pelo fato do deslocamento até o local por parte de equipes de medição serem realizados somente em caso de real necessidade. E em caso de sistemas *on-line* a verificação de falha automática que pode ocorrer no ato do acontecimento dessa vibração excessiva.

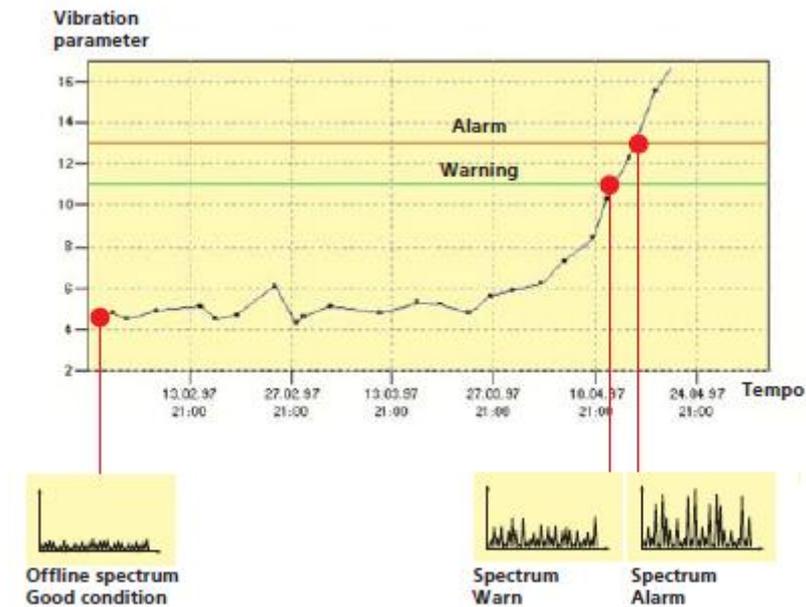


Figura 17: Exemplo de curva de tendência de valor global de energia

Fonte: LUFT, 2010

Em desvantagens a este sistema, tem-se que uma análise global de vibração, pode não mostrar ou mascarar informações de grande relevância a análise, porém com baixas energias ao sinal global, que é o caso de análises de sinais de vibração de rolamentos. Estes se caracterizam por serem sinais de baixa energia que necessitam de processos especiais para serem analisados, isto é, o sinal original precisa passar por alguns tratamentos para então se fazer a análise do resultante espectro de frequência o qual contem as transformadas de Fourier eficazes ao propósito.

3.2.7 Análise de sinais não-estacionários

Foi verificado que, o sistema de análise com a utilização de senos e cossenos desempenha papel importante na análise de sinais de comportamento periódico, sinais estacionários. Está incluso de forma implícita à TF, a hipótese de estacionaridade dos sinais. Quando tratamos de sinais não estacionários, surge a necessidade do tratamento com a dependência da variável tempo na análise de Fourier.

Mudanças abruptas nos tipos de sinais analisados, temporárias ou não, faz com que possíveis ferramentas de análises diferentes da análise de Fourier, sejam utilizadas. Pois Fourier não é apropriada para encontros de interrupções, descontinuidades ou qualquer outro fenômeno localizado. Em casos assim procura-se a utilização de bases de sinais constantes por partes, bases de Haar ou Walsh são mais adequadas e conduzem a outras transformadas.³

3.2.8 A Transformada de Gabor

Com base nos conceitos de sinais não-estacionários ou dependentes no tempo a transformada de Gabor (GABOR, 1946) também conhecida como transformada janelada de Fourier ou então transformada de Fourier de tempo curto (STFT – *Short Time Fourier Transform*) foi a primeira opção como alternativa à análise de Fourier contemplando essa transformada a possibilidade de uma análise tempo-frequência.

Essa alternativa de aplicação veio do fato de que a análise de Fourier afirma que qualquer sinal poderá ser expresso como uma somatória infinita de senos e cossenos com diferentes amplitudes e frequências, porém é uma operação matemática incapaz de determinar em que momento do tempo ocorrem as variações desse sinal por se tratar de uma análise espectral e não uma análise no domínio do tempo. O conceito da transformada de Gabor baseia-se em observar o sinal por uma janela de tempo onde este apresenta comportamento estacionário, matematicamente tem-se:

$$WT(\omega, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)W^*(t - \tau)e^{-j\omega t} dt \quad (3.20)$$

Sendo:

$W(t)$ – Janela de instante de tempo centrada em t e extensão limitada.

A análise janelada estabelece um período o qual o sinal é avaliado como estacionário e com isso obtém-se o resultado da análise de Fourier para determinados períodos de tempo. A transformada de Gabor adota a janela Gaussiana. OLIVEIRA (2007, p.10) diz “[...] Gabor demonstrou que o sinal que atinge a cota inferior do Princípio da Incerteza, isto é, resulta em um melhor preenchimento do plano tempo-frequência, é um pulso gaussiano.”

³ Para a análise de sinais em patamares, é interessante o aprofundamento no assunto, são textos recomendados e este MORETIN, 1999, HAAR, 1910 e WALSH, 1923.

Trata-se de transformada calculada para todos os valores de τ e fornecerá assim como resultado uma representação tempo x frequência do sinal em análise. No tempo intuitivamente temos a representação:

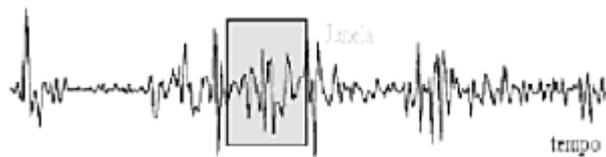


Figura 18: Representação de janela de observação do sinal

Fonte: OLIVEIRA, 2007

A transformada de Gabor é uma operação que opera com uma janela fixa no tempo x frequência o que faz com que sinais de alta e baixa frequências possam ser fielmente obtidos simultaneamente em uma análise com essa ferramenta. Isso introduz o conceito de utilização das *Wavelets*, pois estas além de operarem como transformadas locais como a TW tem a propriedade do escalonamento, isto é, operam como janelas que diminuem para componentes de alta frequência e aumentam sua banda passante para componentes de baixas frequências.

Por essa característica singular, um espectro de Fourier de um sinal que no domínio do tempo apresenta relevantes alterações, perturbações, em um curto período de tempo (em relação ao período de amostragem), quando no domínio da frequência não apresentará grandes mudanças comparado ao mesmo sinal, porém sem perturbação. Em um espectro *Wavelets* isso não ocorrerá, já que o mesmo tem a característica de análise em janelas de tempo e com isso consegue deixar essa variação do sinal somente no instante em que acontece. No caso da análise de Fourier, toda a energia contida na perturbação será minimizada no domínio da frequência, pois o período em que a mesma acontece sendo este curto, não o faz ter influência global no espectro de Fourier.

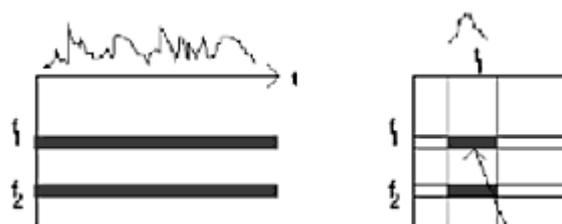


Figura 19: (a) Análise de Fourier (b) Análise de Gabor – Janelada

Fonte: OLIVEIRA, 2007

Observa-se na representação acima que para uma análise espectral de Gabor, a resolução no tempo e frequência permanece constante no plano.

3.3 Wavelets

3.3.1 Introdução às *Wavelets*

Referida na grande maioria da literatura encontrada, as *Wavelets* são tratadas nesse texto como o vocábulo em inglês devido a quantidade de textos, trabalhos e livros serem mais facilmente encontradas com essa classificação, embora introduzida academicamente de forma relevante pela escola francesa (Morlet, Grossmann, Meyer, Mallat, etc.), tem na classificação *Ondelettes* grande quantidade de estudos.

A análise via *Wavelets*, ou as *wavelets* segundo Morettin (1999), são funções bases encaradas como opção à sistemas de funções que propõe-se a fazer a representação de outras funções em determinados espaços como funções trigonométricas, funções de Haar, Walsh entre outras.

Talvez a mais conhecida e aplicada principalmente em quase que todos os casos de análises de sinais estacionários do ponto de vista do algoritmo, a análise de Fourier tem como objetivo a aproximação de uma função por uma combinação linear de senos e cossenos. Essa utilização é perfeita para os casos de localização em frequência, porém no evento de análises de sinais não-estacionários surge a necessidade de aplicações de outras funções e processos para se ter essa representação, surge a necessidade da localização no tempo e assim têm-se o uso das *wavelets*.

Ao contrário das funções trigonométricas, as funções *wavelets* são passíveis de localização no tempo ou espaço analisado, podendo esta ser utilizada como funções bases para tratamento de sinais não-estacionários.

O procedimento de análise consiste no fato da adoção de uma função base considerada como a função-mãe e essa função que tem características de oscilação e decaimento serve como núcleo formador para todas as funções que serão utilizadas como base na transformação do sinal, isto é, serão correspondentes expandidas ou comprimidas da *wavelet*-mãe.

A primeira menção ao assunto vem de Haar (1909) sobre a análise de sinais escalonada e desse estudo hoje temos a *Wavelet* de Haar. Grossmann e Morlet (1980) em estudos de sinais geofísicos elaboraram o conceito de *Wavelets* ao analisarem sinais sísmicos devido a estes terem características de transitoriedade relevantes. Mallat (1989), Meyer (1990) e Daubechies (1992) no fim da década de 80 e início da década de 90 estabeleceram diversos estudos e publicações do tema, estabelecendo a descritiva matemática para *wavelets* discretas e apresentando funções *wavelets* e diversos algoritmos que foram utilizados a partir de então como base para estudos de aplicação das *wavelets*

Wavelets matematicamente, são funções que satisfazem certas propriedades. Essas funções, no espaço funcional $L^2(\mathbb{R})$ tem características de tenderem a zero em $|t| \rightarrow \infty$, diferente das funções exponenciais de Fourier. Com base na função mãe $\psi(t)$ obtemos a representação de sinais comprimindo, dilatando e transladando essa função ao longo de todo os reais. Assim:

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \text{ com } a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0 \quad (3.21)$$

Em comparação a Fourier, no caso da análise *Wavelets*, os parâmetros não são interpretados nos domínios tempo e frequência e sim escala e deslocamento ($a \times b$). Assim cria-se uma forma alternativa de se analisar um sinal que é a análise em multiresolução (AMR). Essa análise consiste no fato de ter-se uma alta resolução no tempo e baixa na frequência para frequências altas, e para frequências baixas temos baixa resolução no tempo e alta resolução de frequência.

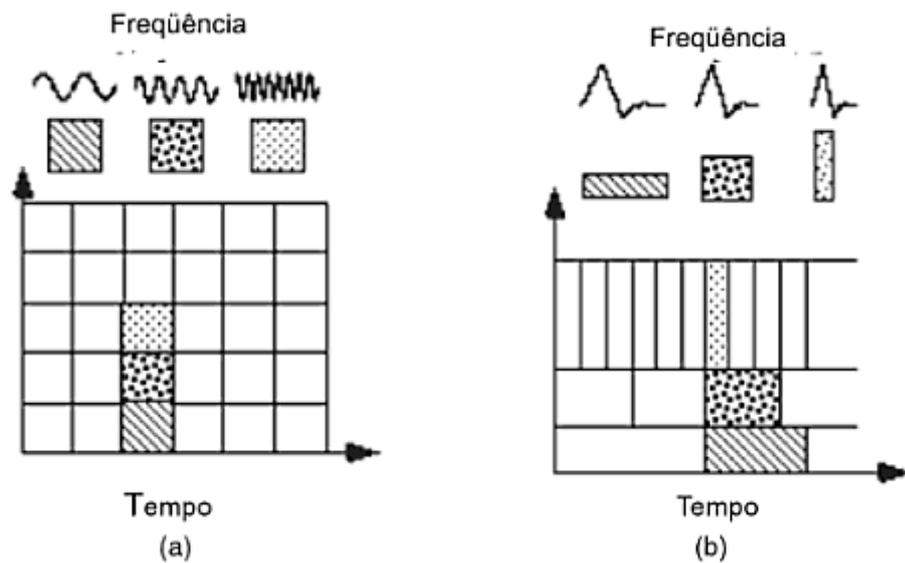


Figura 20: Resolução plano tempo x frequência (a) Transformada de Gabor (b) Transformada *Wavelet*

Fonte: OLIVEIRA, 2007

O processamento do sinal via Transformada *Wavelets* é naturalmente um processo AMR por causa do escalonamento (dilatação), ou seja, o coeficiente a .

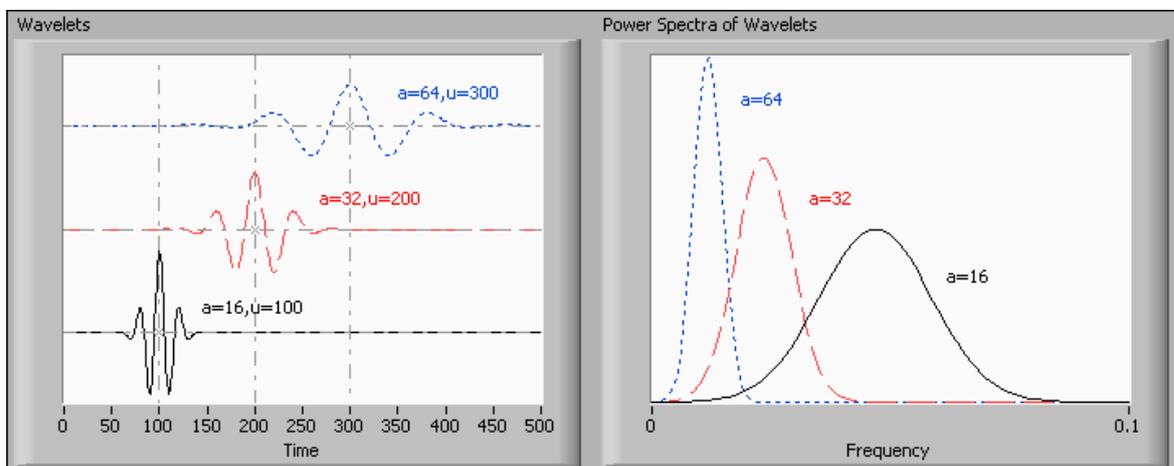


Figura 21: (a) *Wavelet* Morlet com diferentes escalas e (b) seu correspondente espectro de potência

Fonte: LABVIEW, 2005

O gráfico anterior mostra representação no tempo de três *Wavelets*, com três diferentes escalas e translações (a e b , respectivamente). Nota-se a multirresolução para o exemplo, pois a *wavelet* preta a qual tem uma curta duração de tempo, tem uma larga banda de frequência e uma frequência central alta de forma inversa, a *wavelet* azul, representa uma função com uma longa duração de tempo com uma estreita faixa de frequência, sendo a frequência central de valor baixo comparada a *wavelet* de cor preta.

3.3.2 Transformada *Wavelet* Continua - CWT

Temos na Transformada *Wavelet* Continua (CWT) a *wavelet* mãe $\psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$ com as funções de escalonamento e deslocamento como visto em (2.21) segue respectivamente:

Escalonamento:

$$\psi_a(t) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{t}{a}\right), \text{ com } a \neq 0 \quad (3.22)$$

Deslocamento:

$$\psi_b(t) = \psi(t - b), \text{ com } b \in \mathbb{R} \quad (3.23)$$

Avaliando a função de escalonamento, chega-se a conclusão que se $a > 1$, a *wavelet* será uma versão mais lenta da *wavelet* mãe, uma versão dilatada. De forma contrária se $a < 1$ essa será uma *wavelet* comprimida.

Para garantir a isometria, foi inserido o controle de amplitude nessas funções, isso porque todas as *wavelets* devem ter a mesma energia.⁴

$$\|\psi(t)\|^2 = \|\psi_{a,b}(t)\|^2 \text{ isto é } E_\psi = E_{\psi_{a,b}} \quad (3.24)$$

Define-se então a CWT como:

$$CWT(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{a,b}(t) dt \quad (3.25)$$

A invariância por mudança de escala deve sempre existir para que a transformação seja verdadeira. Essa propriedade caracteriza-se por:

$$\text{Se } f(t) \rightarrow f(\alpha t), \text{ com } \alpha \in \mathbb{R}, \alpha \neq 0, \text{ logo } CWT(a, b) \rightarrow |\alpha|^{-1/2} CWT(\alpha a, \alpha b)$$

⁴ A prova da igualdade entre as energias $E_\psi = E_{\psi_{a,b}}$ pode ser encontrada em OLIVEIRA, 2007, p. 28

Uma função poderá ser *wavelet* se provar que é oscilatória, ou seja, ter valor médio no domínio do tempo igual a zero (OLIVEIRA, 2007) obedecendo a condição de admissibilidade, ter energia finita e transformada de Fourier com espectro contínuo na origem (MORETTIN, 1999), assim:

$$P1. \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0$$

$$P2. \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)| dt < +\infty$$

$$P3. \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty, \text{ chamado } C_\psi$$

As propriedades acima combinadas fazem com que as funções *wavelets* possam ser encaradas como funções de características de filtros passa faixa, como evidenciado na Figura 21.

A transformada inversa da CWT é definida por:

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} CWT(a, b) \psi_{a,b}(t) \frac{db da}{a^2} \quad (3.26)$$

Sendo que C_ψ é chamada constante de admissibilidade e é definida na propriedade *P3* acima.

3.3.3 Funções *Wavelets*

Diversas são as funções utilizadas como *wavelets*. Caracterizam-se por seus formatos e funções as quais são aplicadas como *wavelets* mães e aqui, serão comentadas as mais comumente encontradas nos trabalhos pesquisados. Serão observadas as diferenças entre elas o que vem a mostrar que desde que respeitando as propriedades citadas, a construção de uma *wavelet* mãe é possível e viável a sua utilização desde que os parâmetros a e b sejam bem orientados.

As funções *wavelets* mais usuais são *Wavelet* de Haar, *Wavelet* Meyer, *Wavelet* Daubechies, *Wavelet* de Morlet, *Wavelet* Shannon e *Wavelet* Gaussiana cada uma com características próprias, abaixo são comentadas algumas dessas.

3.3.3.1 *Wavelet* de Haar

A função de Haar é a mais antiga das funções *wavelets* e é definida de forma escalar como:

$$\psi^{(H)}(t) = \begin{cases} +1, & 0 \leq t < \frac{1}{2} \\ -1, & \frac{1}{2} \leq t < 1 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Utilizada como base em $L^2(\mathbb{R})$ para aproximação de qualquer função neste espaço funcional (MALLAT, 1999). Ela é utilizada para funções com mudanças abruptas e patamares fixos, devido a suas características de aproximação a um sinal constante por partes.

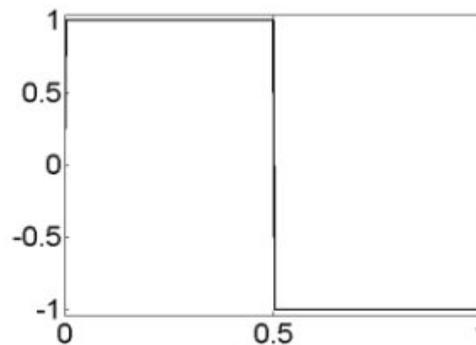


Figura 22: *Wavelet* de Haar

Fonte: Autor “adaptado de” HAAR, 1910

3.3.3.2 *Wavelet* de Daubechies

Em Fourier, as ondas utilizadas na decomposição são ortogonais. Nas *wavelets*, as primeiras a serem obtidas com ortogonalidade não apresentavam suporte compacto. *Wavelets* de Haar são ortogonais e de suporte compacto, porém não são suaves. Daubechies apresentou no fim da década de 80, uma família de *Wavelets* ortogonais e de tempo-limitada, suporte compacto. (OLIVEIRA, 2007)

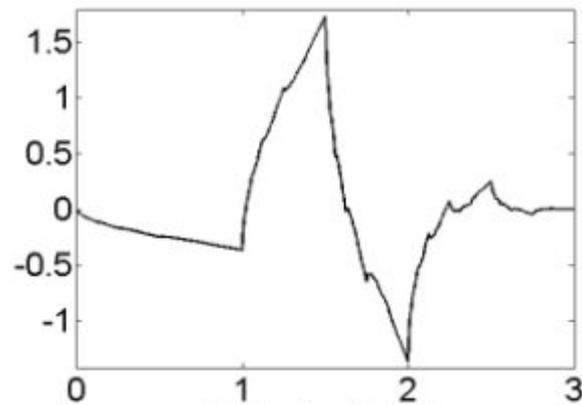


Figura 23: Wavelet de Daubechies 2

Fonte: Autor “adaptado de” DAUBECHIES, 1992

São representadas por dbN , sendo que o N representa a ordem da *wavelet*. Por suas características de suporte compacto, consegue o resultado de aproximação de funções com um menor número de coeficientes e assim maior compressão de um sinal, seu formato singular e diferenciável, utiliza menos *wavelets* escalonadas para as representações. (MALLAT, 1999)

3.3.3.3 Outras funções Wavelets

Abaixo, segue a representações de algumas funções *wavelets* que também podem ser aplicadas a soluções que utilizam as transformadas *wavelets* no processamento de sinal.

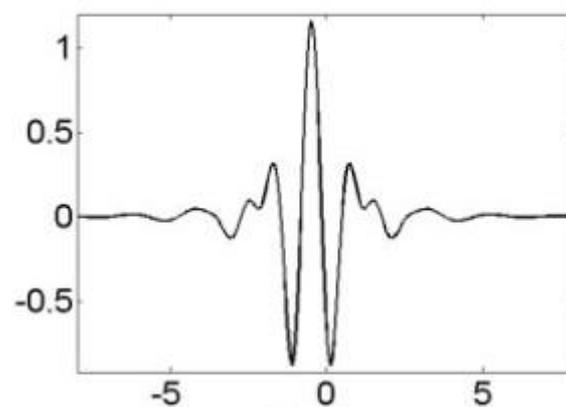


Figura 24: Wavelet de Meyer

Fonte: Autor “adaptado de” MEYER, 1990

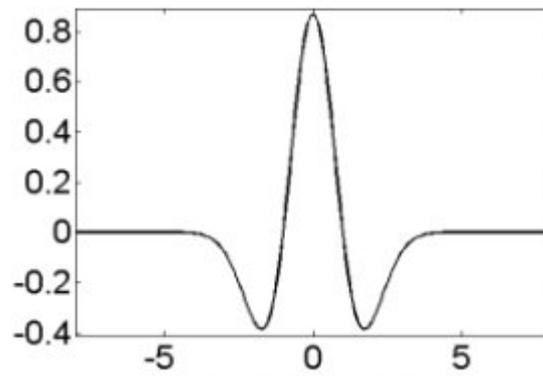


Figura 25: Wavelet Chapéu Mexicano

Fonte: Autor “adaptado de” MORETTIN, 1999

A *wavelet* “Chapéu Mexicano” que possui esse nome pela forma a qual se apresenta denota uma característica de densidade de probabilidade Gaussiana, assim como a família das *wavelets* de densidade Gaussiana que são *wavelets* derivadas dessa função.

3.3.4 Transformada *Wavelet* Discreta - DWT

Grossman (1988) e Morlet (1981) introduziram o conceito de transformada contínua *wavelet* (CWT) em suas pesquisas, que produziu o mapeamento unidimensional em uma representação de duas dimensões (tempo, escala).

Meyer, Grossman e Daubechies em 1986 introduziram um conjunto discreto quase ortogonal e completo em $L^2(\mathbb{R})$ com as *wavelets frames* (MORETTIN, 1999), base para as Transformadas Discretas de *Wavelet* (DWT) que baseiam-se na busca de melhores descrições de sinais. Caracterizam-se por não ser transladas e nem escalonadas continuamente e sim em intervalos discretos. (OLIVEIRA,2007).

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a_0^m|}} \psi\left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right), \quad m, n, \in \mathbb{Z}, \quad a_0 > 1 \quad (3.27)$$

Supondo a existência de um conjunto de dados de um processo estocástico $X = (X_0, X_1, \dots, X_T)'$ com $T = 2^M$, com $M > 0$ inteiro, define-se a transformada *wavelet* discreta (DWT) por:

$$d_{j,k}^{(\psi)} = \sum_{t=0}^{T-1} X_t \psi_{j,k}\left(\frac{t}{T}\right) \quad (3.28)$$

Assim considerando, $d_{j,k}^{(\psi)} = d_{j,k}$ para simplificação, essa transformada é calculada para $j = 0, 1, \dots, M - 1$ e $k = 0, 1, \dots, 2^j - 1$. Assim para T observações, têm-se T coeficientes.

Na forma matricial, $d = WX$ e com condições de fronteira apropriadas a transformada é ortogonal e pode ser invertida, sendo: $X = W'd$. Sendo que W' indica transposição de W .⁵

Introduz-se aqui o conceito de algoritmo piramidal, o qual é utilizado para obtenção da DWT e não como denota diretamente $d = WX$ uma multiplicação matricial. O algoritmo piramidal, tem complexidade $O(T)$ e constitui-se de sequência de filtros passa baixa e passa altas. (MORETTIN, 1999).

Apresentando como se faz a reconstrução da sequência de dados X , este é associado a uma função f , Morettin (1999) define nas equações 3.29 até 3.35 a reconstrução de um sinal amostrado utilizando *wavelet* de Haar o qual é apresentado abaixo:

Sendo f definida por:

$$f(t) = \sum_{k=0}^{2^M-1} X_k I_{\{k/2^M \leq t < (k+1)/2^M\}} \quad (3.29)$$

Considerando então que $T = 8 = 2^3$ e considerando para exemplificação a mais simples das *wavelets* a *wavelets* de Haar, temos:

$$X = \frac{1}{2\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & 1 & \sqrt{2} & 0 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & \sqrt{2} & 0 & -2 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & -\sqrt{2} & 0 & 0 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & -\sqrt{2} & 0 & 0 & -2 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & 0 & \sqrt{2} & 0 & 0 & 2 & 0 \\ 1 & -1 & 0 & \sqrt{2} & 0 & 0 & -2 & 0 \\ 1 & -1 & 0 & -\sqrt{2} & 0 & 0 & 0 & 2 \\ 1 & -1 & 0 & -\sqrt{2} & 0 & 0 & 0 & -2 \end{pmatrix} d \quad (3.30)$$

⁵ Sobre condições de fronteira, maiores informações podem ser adquiridas nas publicações de BRUCE, 1996 e GAO, 1996

Obtém-se assim o vetor $d = (d_{-1,0}, d_{0,0}, d_{1,0}, \dots, d_{2,3})'$, reescrevemos f como sendo:

$$f(t) = d_{-1,0}\phi(t) + \sum_{j=0}^2 \sum_{k=0}^{2^j-1} d_{j,k}\psi_{j,k}(t) \quad (3.31)$$

Sendo que $\phi(t) = 1$ e é função de escala para a *wavelet* de Haar.

Diferente das *wavelets* contínuas, somente se considera a escala mais grossa com uso de um valor J , em 2^{-j} correspondente a parte suave do sinal e não todos níveis de resolução M . Ficando 3.31 como:

$$f(t) = \sum_k c_{j,k}\phi_{j,k}(t) + \sum_{j=J}^{M-1} \sum_{k=0}^{2^j-1} d_{j,k}\psi_{j,k}(t) \quad (3.32)$$

Sendo com denotação simplificada de 3.32, $V_j X$ a menção à parte do sinal :

$$V_j X = \sum_{j < J} d_{j,k}\psi_{j,k}(t) \quad (3.33)$$

Sendo $W_j X$ a parte do sinal considerada como a estrutura grossa:

$$W_j X = \sum_{0 \leq k < 2^j} d_{j,k}\psi_{j,k} \quad \text{com } j \geq J \quad (3.34)$$

Assim a reconstrução dos dados pode ser encarada nos níveis de resolução j ou escala 2^{-j} . Ficando a composição como:

$$X = V_j X + \sum_{J \leq j < M} W_j X \quad (3.35)$$

Nota-se que, com as alterações de escala e dilatações, que é a alteração dos coeficientes j e k torna-se possível a captura de oscilações de alta e baixas frequências por parte da *wavelet*.

Denotando características de filtros passa faixa e evidenciando a decomposição de multirresolução proposta por Mallat em 1989.

3.3.5 *Wavelets* em processos estacionários

Princípios de limiarização ou encolhimento (*thresholding* e *shrinkage*, respectivamente) são processos utilizados nas análises de sinais estacionários. Encolhimento, tem como base a redução do ruído presente em um sinal, diminuindo os coeficientes de *wavelets* formadores desse sinal, na síntese. Donoho e Johnstone, 1995 e Gutierrez, 2002 tem trabalhos interessantes a esta aplicação.

Abaixo segue exemplo de uma função Doppler com adicional ruído branco gaussiano, que passa pelo processo de eliminação de alguns coeficientes aplicando o encolhimento e os limites *SureShrink*, percebe-se clara influência de um filtro passa baixa, resultado das operações com as *wavelets* no caso.⁶

⁶ *SureShrink*, *RiskShrink*, *Cross-Validation*, são todos modelos para definição de limiar após o processo de encolhimento de um sinal via *wavelets*, uma leitura mais aprofundada é encontrada em DONOHO 1995, NASON, 1996 e MORETTIN. 1999

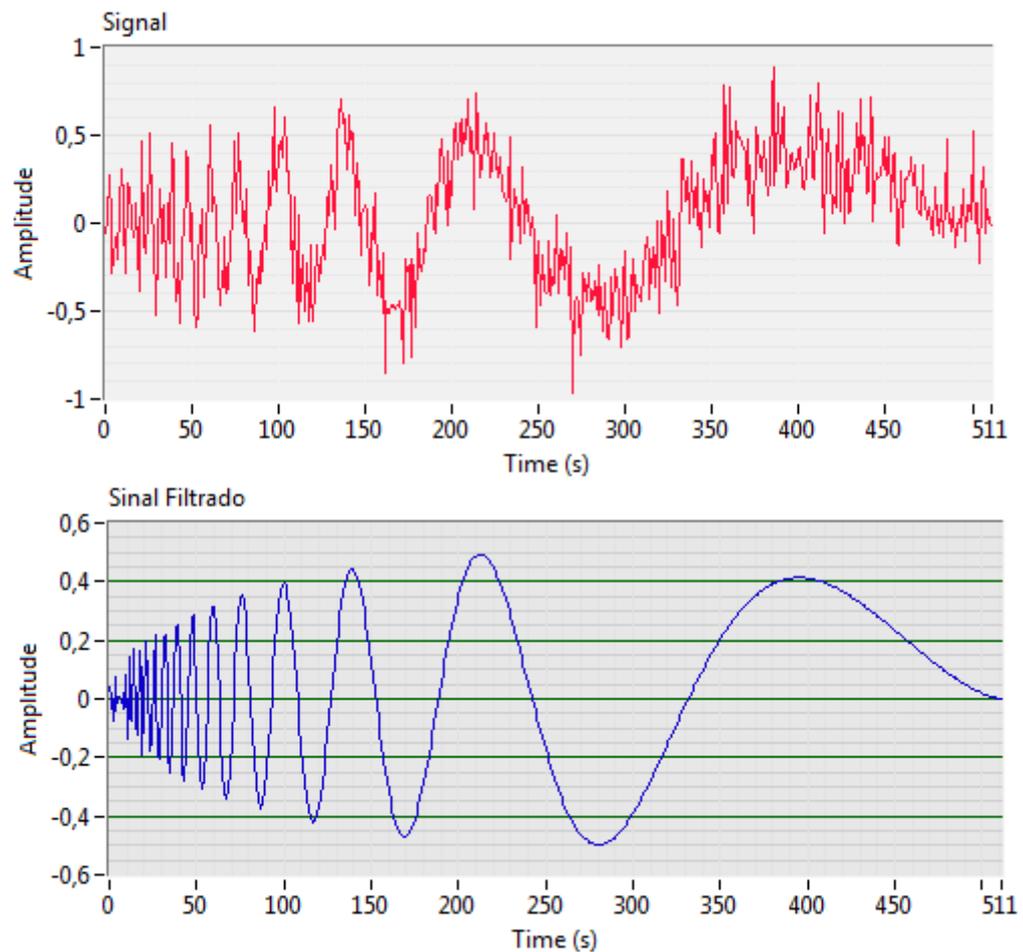


Figura 26: (a) Sinal Doppler com ruído branco e (b) reconstruído por encurtamento de *Wavelet*

Fonte: Autor

3.3.6 O algoritmo piramidal

A aplicação prática da DWT, ocorre com o uso do algoritmo piramidal, (Mallat, 1989) em cada iteração do algoritmo três dados serão acionados, serão eles, o vetor de entrada, o filtro *wavelets* do tipo mãe $h(k)$ e o filtro de escala $l(k)$, também conhecida como *wavelet* pai.

O algoritmo piramidal, utiliza para cálculo matemático não as relações de $c_{j,k}$ e $d_{j,k}$, mas realiza os cálculos de outra forma, utilizando para tal filtros passa baixa e passa alta das funções *wavelets*. No j -ésimo passo, o algoritmo calcula a transformada discreta a partir dos coeficientes suaves $c_{j-1,k}$, do nível $j - 1$, dado por:

$$C_{j,k} = \sum_n l_{n-2k} c_{j-1,n} \quad (3.36)$$

$$d_{j,k} = \sum_n h_{n-2k} c_{j-1,n} \quad (3.37)$$

Podem então, as transformadas serem interpretadas como filtragens seguidas de decimações, e o número de coeficientes para $C_{j,k}$, que está no nível j , será metade da quantidade de coeficientes $C_{j-1,k}$ do nível $j - 1$, essa relação também vale para $d_{j,k}$ e então no final do processo tem-se a mesma quantidade de dados que ao início.

Os filtros L e H, passa baixa e passa alta respectivamente, são definidos como são escritos como $L = (l(k))_{k \in \mathbb{Z}}$ e $H = (h(k))_{k \in \mathbb{Z}}$, sendo L responsáveis pelas médias e H pelas diferenças. A seleção da *wavelet* determinará o filtro a ser utilizado.

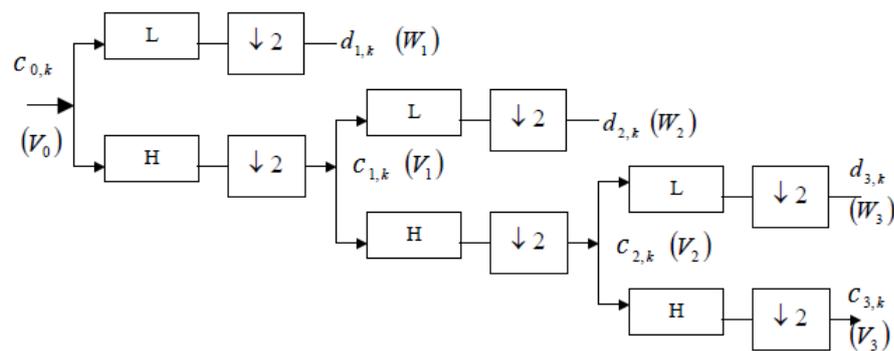


Figura 27: O algoritmo piramidal – Decimação de ordem 2

Fonte: Autor “Adaptado de” GUTIERREZ, 2002

Analisando a figura da decomposição acima, verifica-se que um sinal $X(k)$ pertencente ao espaço funcional V_0 . Tomando a transformada de *wavelets* discreta, e aplicando em seguida a decimação, resulta em coeficientes $d_{1,k}$ e $c_{1,k}$ pertencentes agora aos espaços W_1 e V_1 que serão versões escaladas do espaço original. Os coeficientes em V_1 , são as aproximações e os coeficientes W_2 os detalhes. Aplicando-se o mesmo processo novamente tem-se a aproximação em V_x e os detalhes em W_x . Esse processo divide o sinal original em sinais com diferentes bandas, onde cada coeficiente possuirá uma frequência única e assim podendo ser analisado individualmente.

A figura abaixo, mostra a síntese a partir dos coeficientes de *wavelets* do sinal decomposto. A operação de *upsampling* o contrário da decimação, introduz zeros nas novas amostragens. Então é realizado os processos de filtragem em cada sinal. Esse processo é repetido até a reconstrução do sinal original.

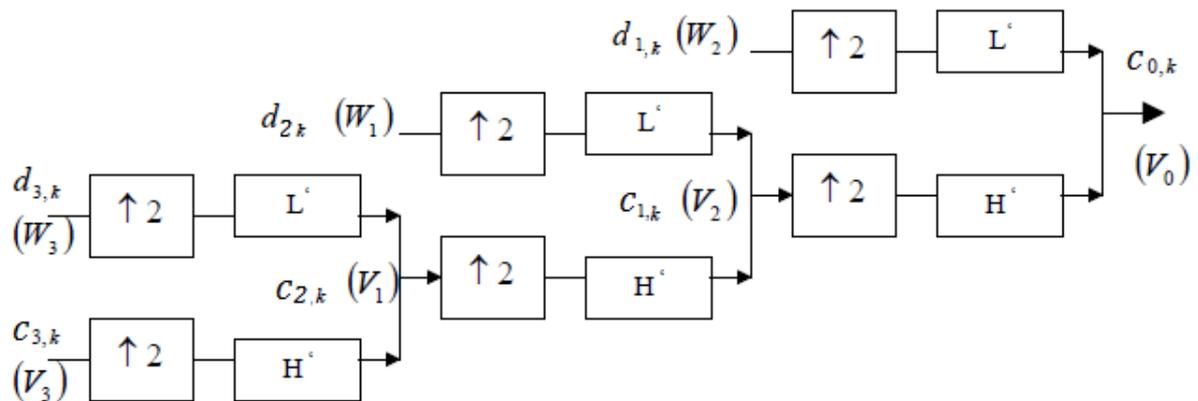


Figura 28: Síntese do sinal pelo algoritmo piramidal

Fonte: Autor “Adaptado de” GUTIERREZ, 2002

3.4 Comparativo WAVELETS e FFTs

3.4.1 Análise via Wavelets em Vibração

Se sinais de vibração em sistemas rotativos, se caracterizam por ser sinais estacionários, então porque utilizarmos a análise via *Wavelets* como ferramenta para monitoramento de características desses, se esta é uma análise que caracteriza-se por delimitar sinais não estacionários? A resposta está justamente na capacidade que a análise via *wavelets* tem de fazer a localização do sinal no tempo, além de outras importantes características que esta ferramenta matemática oferece na sua avaliação.

O escalograma multirresolução, é importante característica das análises que utilizam *wavelets*, seja este diagrama de tempo x escala, ou tempo x frequência. Pois fornecem informações relevantes para determinação de sinais transientes em uma análise espectral.

Os transientes poderiam ser analisados com a transformada de Gabor, usada na STFT (*Short Time Fourier Transform*, explicada no item 3.2.8), porém devido a característica de análise multirresolução, o resultado de uma análise via transformada *wavelets* contínuas tem maior precisão.

A capacidade que a TW (Transformada *Wavelet*) tem de localizar o sinal no domínio do tempo frente a TF (Transformada de Fourier) que não tem como característica a localização do sinal nesse domínio e somente na frequência, é também importante fator para sua utilização na identificação de sinais não estacionários, os quais podem ser utilizados em um pós-processamento da forma mais adequada ao processo, desde que estas características sejam previamente identificadas.

Classificam-se sinais não estacionários focando análise de vibração nos grupos: Harmônicos ou sinais de frequência modulada e sinais transientes. O primeiro grupo gerado variações em rotações, por exemplo no desligamento ou ligamento de um motor. O segundo grupo, sinais transientes, são eventos curtos de comportamento não preditivo e de natureza aleatória, como a quebra de um dente em engrenagens, impactos, atritos entre outros. Sendo os sinais transientes, perfeitamente analisáveis com uso de *wavelets*, devido a sua localização temporal. Assim a análise de escalogramas ou também conhecidos como periodogramas gerados por essa ferramenta faz-se muito útil e análise destes tipos de eventos transitórios.

Na STFT, o sinal dependente do tempo é analisado via um espectrograma, que é uma ferramenta que define um sinal e sua distribuição de energia em um plano tempo x frequência, corresponde a uma versão dinâmica da densidade espectral para sinais não estacionários (RIOUL; VETTERLI, 1991). Na análise *wavelet* um escalograma é definido como o quadrado da transformada contínua, sendo:

$$ESC(a, t) = |CWT(a, t)|^2 \quad (3.38)$$

Abaixo tem-se um comparativo de espectrogramas, o primeiro considerando um escalograma com representação do eixo y em frequência e o segundo um espectrograma de STFT com janelas fixas. Repare-se a diferença na análise multirresolução para o sinal tipo Doppler.

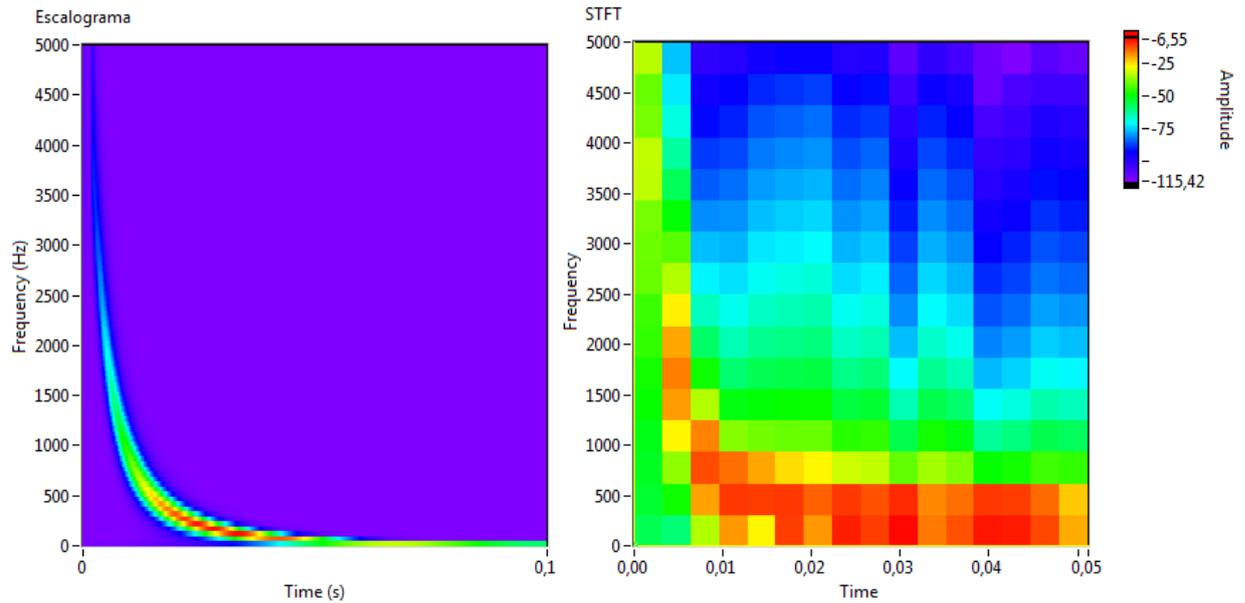


Figura 29: (a) Sinal em Multirresolução com WT (b) Sinal com Janela Fixa STFT

Fonte: Autor

Outra aplicação interessante ao assunto *wavelets* é a criação de um método para avaliação de sinais de rolamentos em sistemas rotativos. Esse trabalho propõe um método de detecção desses sinais concorrente, ou complementar ao método tradicional que é a realização da separação dos sinais de rolamento com uso de filtros e demodulações. Esta tradicional teoria é mostrada a seguir.

3.4.2 Análise de Sinais de Rolamento - Envelopes

Um sistema com uso de rolamentos montado corretamente, sem contaminação e com lubrificação periódica não apresentará falha a não ser por fadiga do material. A vida útil desse componente tem sido estudado com regularidade por ser item de importante e comum uso na indústria e em qualquer sistema rotativo.

A efetiva avaliação da condição desse componente e sua via útil, busca sobre tudo reduzir custos de máquina parada e aumentar a qualidade e confiabilidade de um sistema. Para tal alguns são os artifícios que são utilizados para o monitoramento de um sistema rolamentado.

A vida útil do componente irá depender do projeto adequado e de condições de uso, inclusive no ambiente em que o mesmo é aplicado. Se respeitadas as premissas para o uso do

equipamento, a vida útil do mesmo irá depender da película lubrificante que separa os elementos rolantes das pistas além de fornecer o arrefecimento e amortecimento desse contato.

Mas como as superfícies tanto de pistas, quanto de elementos rolantes não são perfeitas devido a rugosidade, essa película acaba por ser ultrapassada e faz com que exista contato entre os elementos, perdendo assim a capacidade de separação destes.

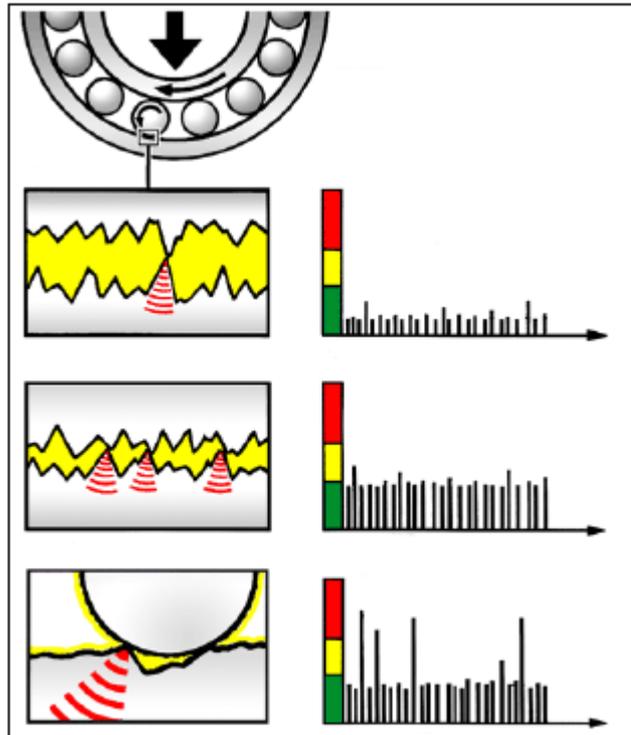


Figura 30: Simulação de diminuição de lâmina lubrificante – Aumento de Nível de “Carpete”

Fonte: GAGNON, 2006

Com o atrito das peças, pode ocorrer tanto a incorporação do material, quanto a perda do mesmo entre as partes. Na figura acima, verifica-se que com a perda de material, o espectro de frequências tem o *nível de carpete* aumentado, além do destaque de algumas frequências que são as frequências moduladas provenientes de falhas.⁷

De acordo com a ISO 281-2007, a vida nominal básica de um rolamento até que ocorra o primeiro desgaste por fadiga do material é de 1.000.000 de revoluções em carga máxima, isso

⁷ Define-se Nível de Carpete como o valor médio da linha que representa o espectro de frequência, o ruído do rolamento. Esse termo é comum quando da análise de vibrações em máquinas rotativas e aparece em inglês como *carpet level* em algumas referências nesse documento como NORTON, 2003 e SCOTT, 2003.

quando respeitada as cargas dinâmicas sobre o componente e supondo que esta seja constante em magnitude e direção. (SKF, 2013)

Abaixo é mostrada uma cavidade gerada por desgaste em um elemento rolante devido a contaminação do material. Observa-se uma micro porosidade que convergirá a maiores cavidades conforme o uso do equipamento.

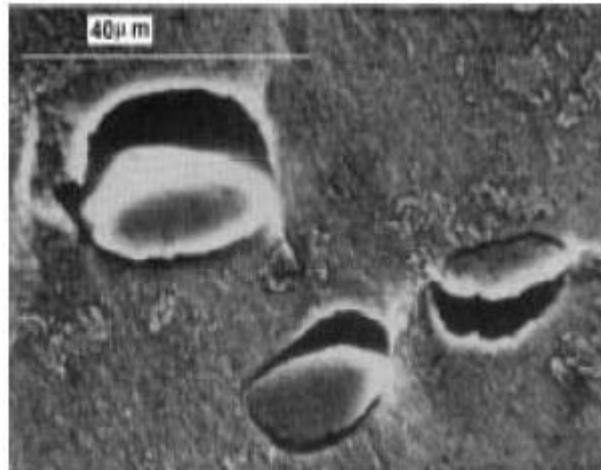


Figura 31: Cavidade inicial em elemento rolante

Fonte: ZHANG, 2003

A técnica chamada de envelope (ou demodulação), pode ser definida como a utilização de curva de mais baixo detalhe para se obter o contorno de uma forma de onda de um sinal de vibração de um ponto com rolamento. É o processo pelo qual se obtém a curva envoltória desse sinal no domínio do tempo.

A técnica foi desenvolvida no fim da década de 70 pela *Bruel & Kjaer* e consistem em isolar os sinais de alta frequência que, entende-se serem os sinais de frequências naturais de componentes do rolamento. Esses sinais estariam modulados pela passagem constante do elemento rolante sobre a fissura criada pela falha. Porém esse sinal é de baixa energia, e por isso ficaria mascarado em sinais de maiores amplitudes em um sistema rotativo, como desalinhamento, desbalanceamentos e até a própria frequência fundamental de rotação.

Realizado tal processo de filtragem, têm-se então um sinal que é um sinal de alta frequência modulado por um sinal de baixa frequência que é o sinal modulador, ou seja, o sinal de falha do rolamento.

Faz-se então um processo que é a aplicação da transformada de Hilbert para obtenção da envoltória deste sinal. A transformada de Hilbert $h(t)$ de um sinal $x(t)$ é definida por:

$$h(t) = \frac{1}{\pi t} * x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\pi t} x(t - \tau) d\tau \quad (3.39)$$

Trata-se de uma convolução de um sinal $x(t)$ com a função $\frac{1}{\pi t}$. A transformada de Hilbert $h(t)$ se denota como sendo a parte imaginária de uma função analítica $f_a(t)$ de $x(t)$.

$$f_a(t) = x(t) + jh(t) \quad (3.40)$$

Tratando-se de um sinal complexo, um sinal como um cosseno, pode ser calculado utilizando essa transformada da seguinte forma:

$$h(t) = x(t) + jx(t) \quad (3.41)$$

Sendo $jx(t) = j\sin(\omega t)$ a parte imaginária e $x(t) = \cos(\omega t)$ a parte real do sinal. E dessa forma $h(t) = e^{j\omega t}$. Do sinal analítico, tem-se que a parte real se iguala a função analisada que é $x(t)$.

A partir do sinal analítico pode se obter a envoltória da função $x(t)$, calculando-se o módulo do fasor $f_a(t)$. Sendo:

$$|f_a(t)| = \sqrt{x(t)^2 + h(t)^2} \quad (3.42)$$

Graficamente, a envoltória de $x(t)$ pode ser verificada na função Helicoidal na figura 5.

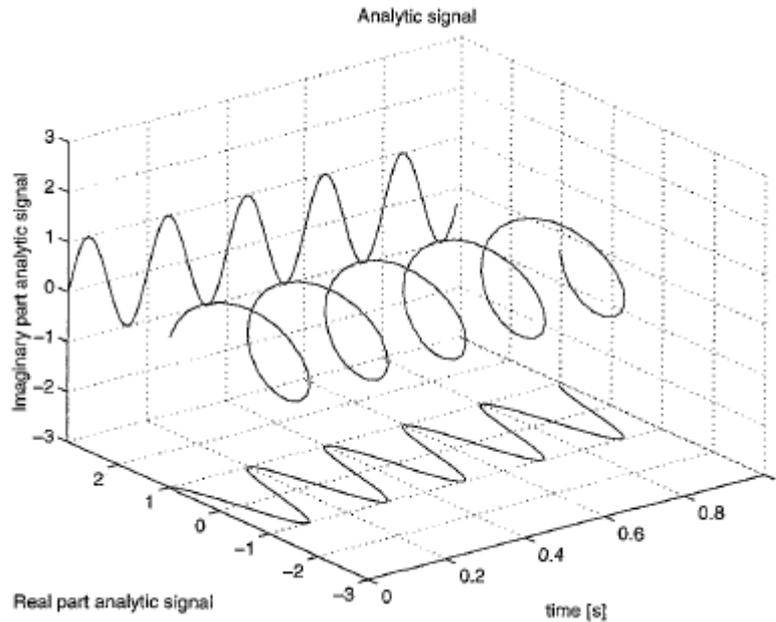


Figura 32: Sinal analítico da transformada de Hilbert

Fonte: GEERTS, 2013

Assim o sinal analítico, será dado por:

$$A(t)e^{j\omega(t)t} \quad (3.43)$$

Onde $A(t)$ é a amplitude do fasor na frequência instantânea ω .

Como característica, a transformada de Hilbert tem o fato de não alterar a magnitude do sinal, somente a sua fase como uma função sinal no domínio da frequência, temos:⁸

$$H(f) = -j\text{sgn}(f) = \begin{cases} -j, & \text{quando } f > 0 \\ +j, & \text{quando } f < 0 \\ 0, & \text{quando } f = 0 \end{cases} \quad (3.44)$$

A definição acima implica em obter-se um cosseno negativo quando se calcula um sinal seno com a transformada de Hilbert, um seno negativo quando se calcula a transformada de um cosseno negativo e por sua vez obtém-se um cosseno quando se calcula a partir de um seno negativo. Por essa razão a transformada Hilbert é conhecida como filtro de quadratura.

⁸ A prova da função sinal no domínio como produto da transformada de Hilbert para qualquer função naquele domínio é encontrada em GEERTS 1996

Este é um processo de retificação e demodulação do sinal que é feito com o uso da transformada de Hilbert o qual como produto fornecerá o sinal de falha dos rolamentos. Este processo é descrito na figura abaixo.

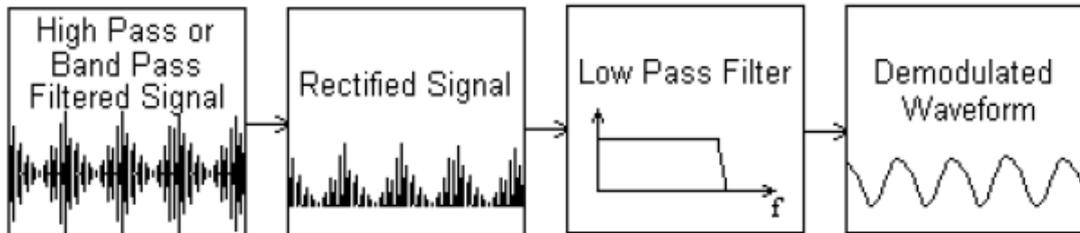


Figura 33: Diagrama funcional de um processo de envelope

Fonte: MING, 1999

Assim um processo prático aplicando o envelopamento através da transformada de Hilbert apresenta-se como representado na figura a seguir:

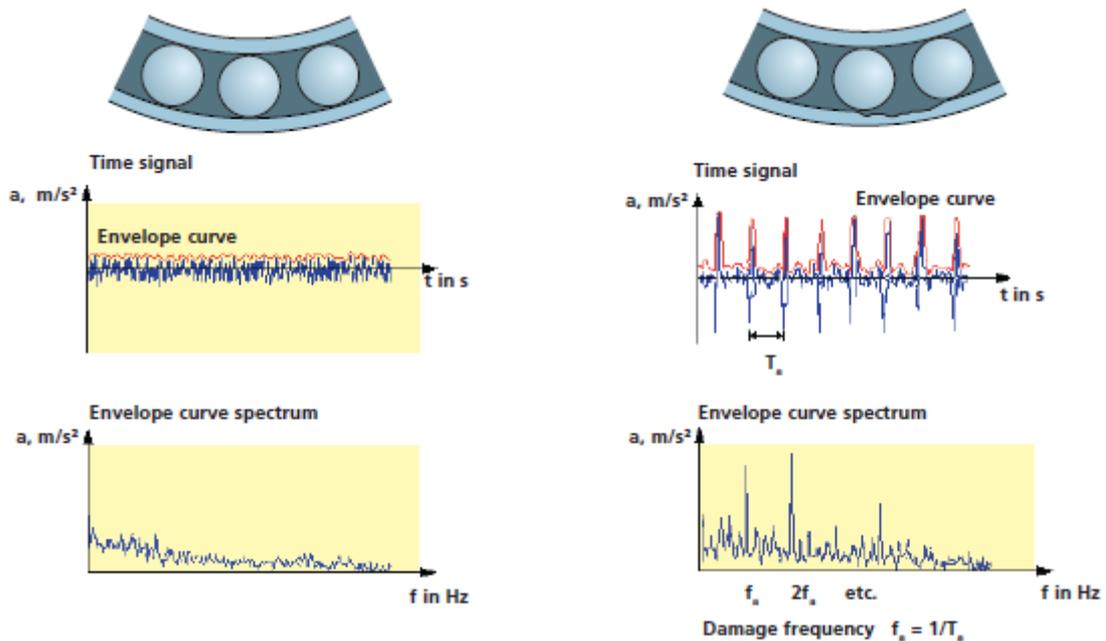


Figura 34: Curva de Envelope (a) Equipamento sem defeito (b) Equipamento com defeito

Fonte: LUFT, 2010

Observa-se que, neste processo a análise da transformada de Fourier fica mais evidente quando analisada em baixas frequências, região onde os defeitos serão evidentes. Em casos de

falha de pista interna ou pistas externas de rolamentos, as frequências analisadas serão de 3 a 5 vezes a frequência fundamental de rotação para pista externa e de 6 a 7 vezes a frequência fundamental de rotação para a pista interna. Também chamadas de BPFO (*Ball Passing Frequency Outer Race*) e BPFI (*Ball Passing Frequency Inner Race*) respectivamente, representadas em 1.5 e 1.6.

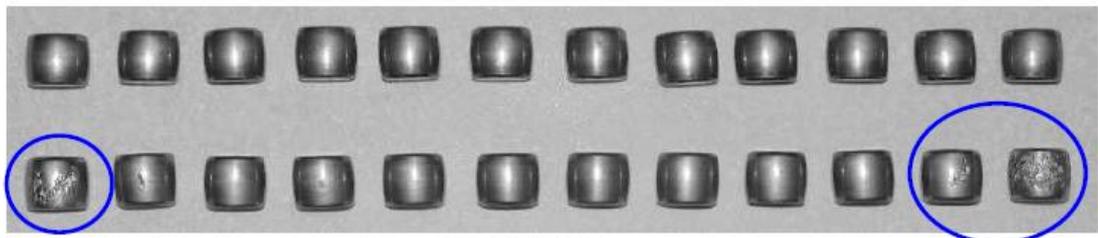
Exemplo de uma falha identificada em pista interna de um rolamento:



Planetary Bearing



Inner Race



Rollers

Figura 35: Exemplo de falha encontrada em um rolamento planetário – Detalhe dos desgastes

Fonte: RANDALL, 2013

São componentes de um rolamento:

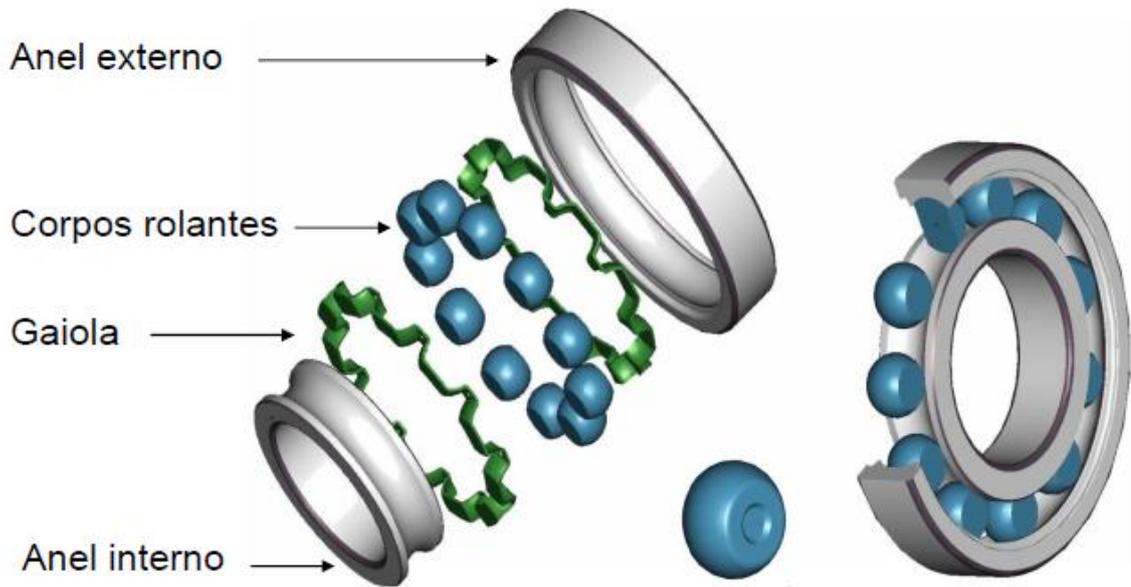


Figura 36: Componentes de um rolamento radial

Fonte: “Adaptado de” SKF, 2013

A figura acima retrata a composição de um rolamento para que fique clara a nomenclatura utilizada neste documento.

A avaliação de sinais de vibração de rolamentos com uso da análise de Fourier tem algumas frequências que a caracterizam. Abaixo são definidos alguns desses valores:

BPFO – Ball Passing Frequency Outer Race, que é a frequência em que o elemento rolante passa em mesmo ponto pela pista externa do rolamento e é dada por:

$$BPFO = \frac{nf_r}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos\phi \right) \quad (3.45)$$

BPFI – Ball Passing Frequency Inner Race, que é a frequência em que o elemento rolante passa pelo mesmo ponto da pista interna do rolamento e é dada por:

$$BPFI = \frac{nf_r}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos\phi \right) \quad (3.46)$$

FTF – Fundamental Train Frequency, é a frequência de rotação da gaiola dos elementos rolantes, a estrutura que segura os elementos entre as pistas externas e internas. Dada por:

$$FTF = \frac{f_r}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos\phi \right) \quad (3.47)$$

BSF – *Ball Spin Frequency*, é a frequência em que o elemento rolante gira em torno do seu próprio eixo, dada por:

$$BSF = \frac{D}{2d} \left(1 - \left(\frac{d}{D} \cos\phi \right)^2 \right) \quad (3.48)$$

Onde para todas as funções:

n = *Número de elementos rolantes*

d = *Diâmetro do elemento rolante*

ϕ = *Ângulo de contato*

D = *Diâmetro médio (meio do elemento rolante)*

f_r = *Frequência de rotação*

4 METODOLOGIA

4.1 Software e algoritmos

4.1.1 LabVIEW

Para análise dos dados que foram adquiridos na comprovação prática deste estudo, foi criado um software de análise dos sinais. Este foi desenvolvido em linguagem de programação gráfica **LabVIEW** (*Laboratory Virtual Instruments Eletronic Workbench*) da **National Instruments**, que é uma conhecida ferramenta da linguagem gráfica.

Foram utilizadas ferramentas de análise de Fourier, espectro de magnitude, operações de janelamento, filtragens entre outras e servirão como base para construção do software analítico do envelope HFD e na proposta *wavelet*.

4.2 Hardware

O *hardware* que foi utilizado neste banco de provas, foi desenvolvido para o condicionamento de um canal de vibração utilizando um acelerômetro. Utilizado em conjunto com o software, define o sistema de aquisição de dados como a ferramenta que faz uma amostragem de um conjunto de valores com intervalos dt conhecidos de um sinal analógico. O *hardware* que faz o condicionamento e filtragem do sinal (filtro *Anti-Alliasing*), junto com teoria do sensoriamento com acelerômetro, é abordado na sequência.

4.2.1 Diagrama de Blocos

A seguir, temos o diagrama de blocos do sistema de aquisição de dados para o banco de prova de rolamentos. Uma placa de aquisição de dados modelo USB NI6009, foi utilizada como interface entre o filtro e o *software*.

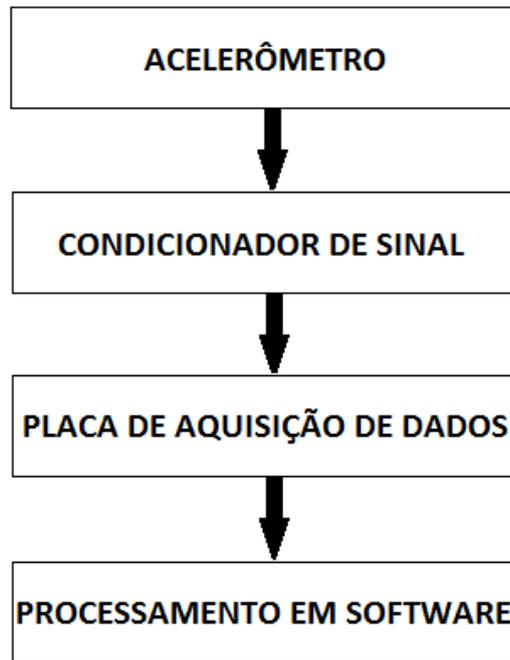


Figura 37: Diagrama de Blocos do sistema de aquisição de dados

Fonte: Autor

4.2.2 Esquema Eletrônico

Foi desenvolvido no intuito de prover alimentação do acelerômetro, desacoplar o sinal que possui nível DC para entrada do filtro *Anti-Aliasing*, efetivar a filtragem do sinal com um filtro de 4^a. Ordem e entregar o sinal em níveis de aquisição a placa de aquisição de dados. O esquema eletrônico dos circuitos condicionador de sinal e filtro AA (*Anti-Aliasing*) é mostrado seguir:

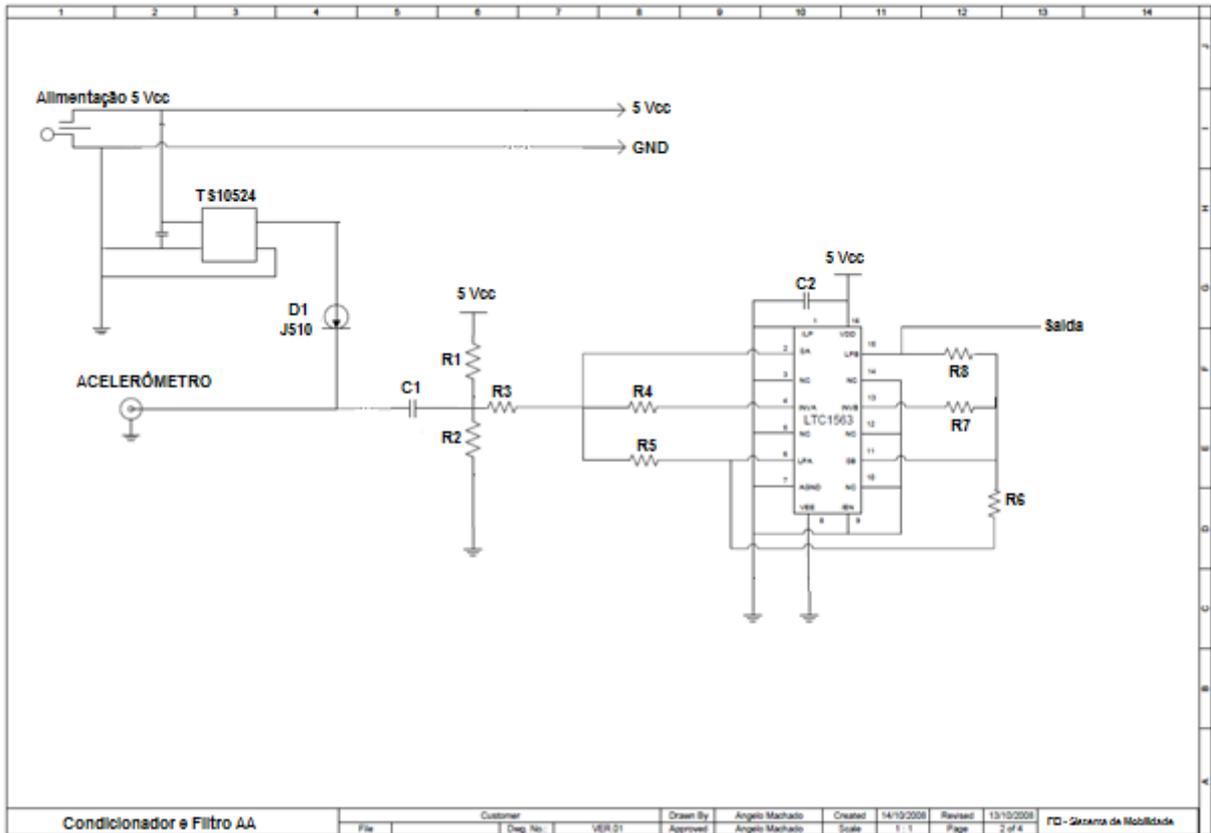


Figura 38: Esquema Eletrônico – Condicionador e filtro

Fonte: Autor

4.2.3 Circuito Condicionador de Sinal

É o circuito que prepara o sinal de alta impedância e de baixo nível de tensão do acelerômetro para que a placa de aquisição de dados possa fazer a conversão AD. O sinal de saída do condicionador mostrará um sinal elétrico proporcional à aceleração que o sensor estará monitorando. A saída de tensão do condicionador é um sinal modulado por essa aceleração.

Neste circuito, também temos o controle da corrente de alimentação e tensão para excitação do circuito interno ao acelerômetro. Assim o circuito condicionador, fornece ao acelerômetro uma tensão de 24Vcc com uma corrente constante de 3,6mA, conforme especificação do fabricante.

Electrical	
Settling Time (within 1% of bias)	≤2.0 sec
Discharge Time Constant	≥0.3 sec
Excitation Voltage	18 to 28 VDC
Constant Current Excitation	2 to 20 mA

Figura 39: Detalhe do Data Sheet do acelerômetro

Fonte: IMI, 2004

O circuito condicionador, utiliza alimentação de 5Vcc para gerar 24Vcc com o uso de um inversor encapsulado de baixa potência (1W) TS1-1S0524N. Esse componente consegue fornecer com uma entrada de 5Vcc uma saída de 24Vcc com corrente de até 41,6mA. Como a carga consumirá 3,6 mA, o mesmo atende ao propósito sem grande esforço. Foi utilizado um inversor encapsulado ao invés da alimentação direta de 24 Vcc pelo motivo da utilização dos 5 Vcc em outras partes desse circuito e assim utilizando somente uma fonte de alimentação.

Na saída do inversor liga-se o diodo regulador de corrente modelo J510 que regula a corrente que passa por seus terminais a um valor constante e não maior que 3,6 mA, o que atende às especificações do fabricante.

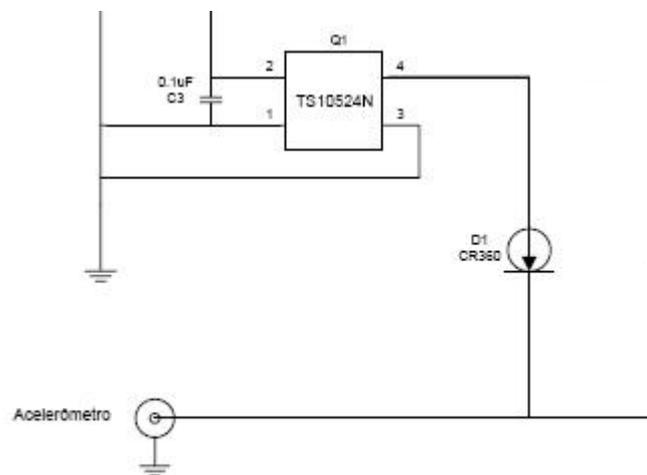


Figura 40: Circuito Condicionador de Sinal do Acelerômetro

Fonte: Autor

4.2.4 Filtro *Anti-Aliasing*

Foi projetado um circuito para evitar erro de *alias* na aquisição do canal de aceleração. Este filtro minimiza sinais com frequências maiores que a metade da frequência de amostragem do sinal, pois sinais mais rápidos que a velocidade da placa de aquisição em fazer a amostragem são perdidos e erros são mostrados.

O erro de *alias*, tem de ser tratado antes da amostragem do sinal, porque uma vez amostrado sem o devido tratamento o erro já está presente no sinal aquisitado, conforme verificado na Figura 10.

O circuito projetado foi um filtro passa-baixa com frequência de corte (f_c), ajustada para metade da frequência de amostragem.

Foi utilizado um filtro RC ativo *Butterworth* de 4ª ordem e com frequência de corte (-3dB) em 10.000 Hz, o qual respeita o critério de Nyquist, pois a taxa de amostragem é de 25kS/s.

Foi usado o componente LTC1563-2 do fabricante Linear Technology. Abaixo tem-se a arquitetura do circuito ativo de filtragem.

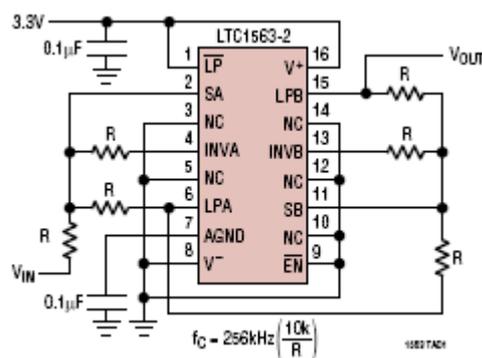


Figura 41: Topologia de filtro *Butterworth* passa-baixa

Fonte: LINEAR, 2005

Para f_c de 10 kHz, foi utilizado resistor R no valor de 256 kΩ, conforme a indicação da folha de dados do fabricante, obtida através da função:

$$f_c = 256 \text{ kHz} \left(\frac{10 \text{ k}}{R} \right) \quad (4.1)$$

A curva de resposta em frequência do filtro, foi obtida com uso de um osciloscópio e um gerador de funções. Com sinal conhecido na entrada do circuito, a amplitude do sinal de saída foi monitorada.

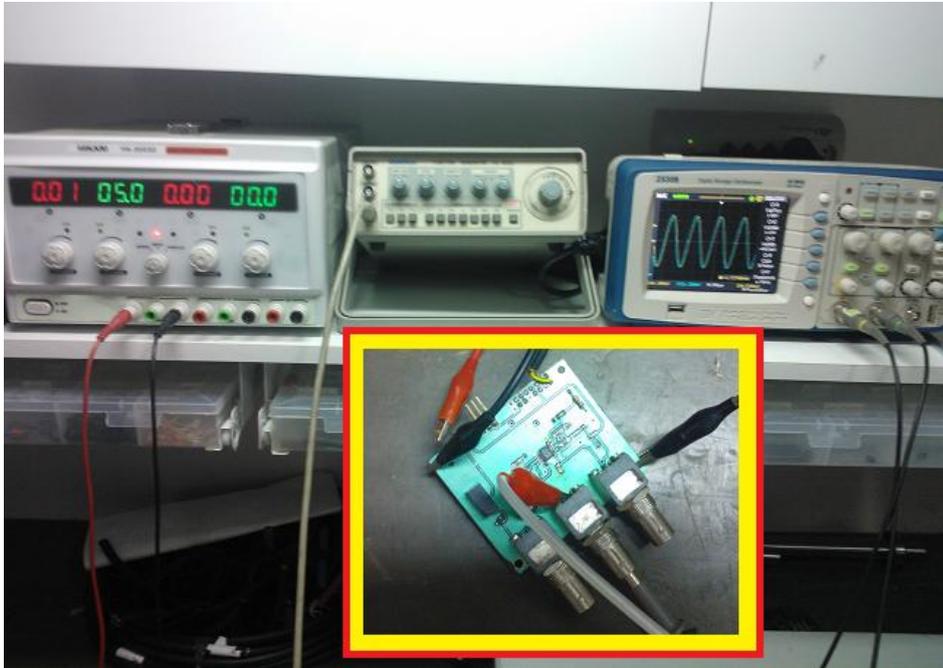


Figura 42: Validação da resposta do filtro *Anti-Aliasing*

Fonte: Autor

Foram obtidas diversas curvas, como a mostrada abaixo que relacionam a saída filtrada (sinal amarelo) com a entrada conhecida (sinal azul) para a montagem da resposta em frequência do filtro. Na figura a seguir, temos a resposta na frequência de corte do filtro.

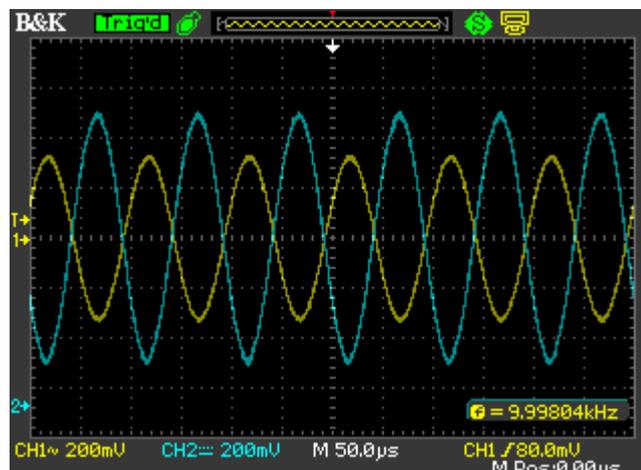


Figura 43: Sinal de saída e sinal entrada em f_c (-3dB)

Fonte: Autor

O gráfico abaixo, mostra a resposta da saída do filtro a uma excitação de 1 Vpp na entrada do circuito.

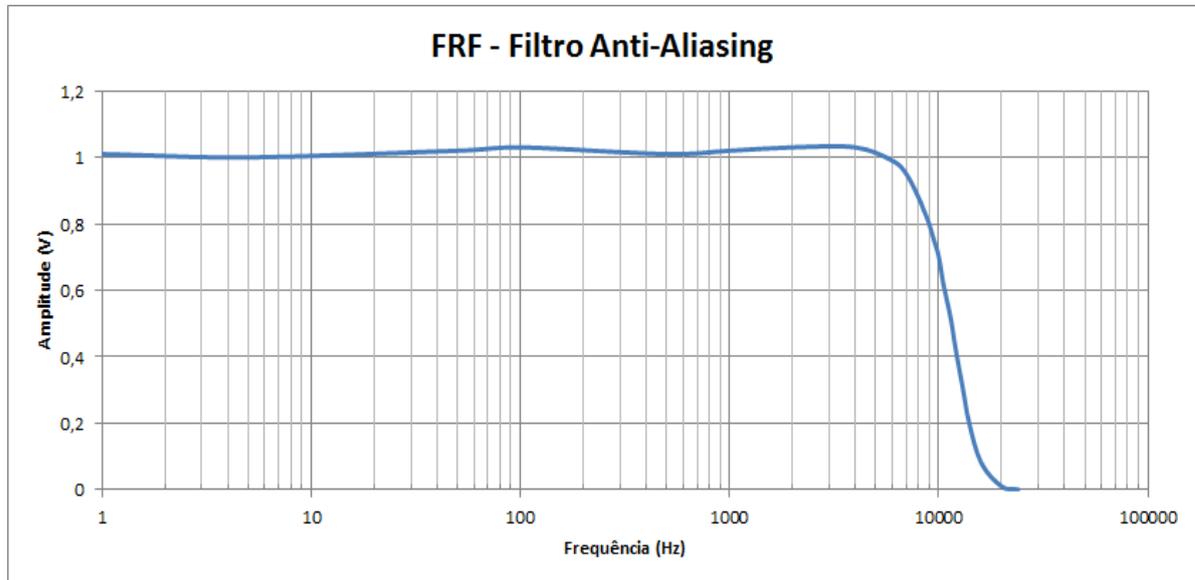


Figura 44: Resposta em frequência do filtro AA

Fonte: Autor

4.2.5 Acelerômetro

Para aquisição dos sinais de vibração, foi utilizado um acelerômetro, que é um transdutor composto por um cristal que gera um sinal elétrico proporcional à aceleração aplicada em suas faces. Foi utilizado um acelerômetro tipo ICP que é um transdutor já com circuito condicionador. Isso implica em um sensor mais barato em relação a outros modelos de acelerômetro, pois esse modelo já transmite o sinal proporcional de aceleração como corrente elétrica, evitando cabos de baixas capacitâncias que são aplicados em outros tipos de acelerômetros como o caso dos piezoelétricos.

São exemplos de aplicação desses sensores a análise de vibração em maquinários, balanceamentos, controles de vibração, redução ativa de vibração, testes estruturais, análises modais, vibração sísmica, choques e impactos, movimento e estabilização, entre outros.

Características do acelerômetro utilizado no trabalho:

- a) **Fabricante:** IMI Sensors
- b) **Modelo:** 608A11 Low cost, industrial ICP Accelerometer- Small Size (9/16 inch footprint)
- c) **Cabo:** Integrado
- d) **Sensibilidade:** 100 mV/G
- e) **Temperatura Máxima de Funcionamento:** 120 °C
- f) **Faixa de leitura:** 0,5 até 10.000 Hz

4.3 Método Proposto

4.3.1 Utilização de *Wavelets* como complemento ao Envelope

Este trabalho visa definir uma ferramenta de processamento de sinais para análise de rolamentos que complemente o processo do envelope HFD. Método já solidificado de utilização da transformada de Hilbert para demodulação de sinais de alta frequência, como mencionado no item 3.4.2.

Se a ferramenta HFD já é utilizada para essa análise, então porque criar outra ferramenta que se propõe ao mesmo fim? A resposta está no fato de que a análise através da HFD, define que seja primeiramente filtrado o sinal para seleção da alta frequência antes da demodulação, sendo assim, esta faixa deve ser previamente conhecida. Isso torna subjetiva a análise e a sujeita e erros no *setup*, pois essa ferramenta é aplicada para diferentes sistemas, rolamentos, alojamentos e em diferentes aplicações, onde todas elas tem suas especificidades. Como saber quais as faixas em que a ressonância excitada por uma falha de rolamento irá aparecer em um espectro de aceleração? É o tipo de pergunta que faz com que a configuração inicial do sistema como seleção do filtro, ponto de medição, periodicidade das medidas, seja muito importante, pois um erro aqui pode condenar todas análises. Assim, o processo HFD fica sujeito a erros e ao subjetivismo que a seleção desses parâmetros pode trazer.

Somado a isso, a utilização da HFD pode não responder de forma satisfatória e não atender a todos os casos com predição e confiabilidade, pelo fato de que sinais de rolamento possuem baixa energia e por isso não são detectados por esse método nos estágios iniciais do problema. A falha começa a ser detectada quando já tem certa magnitude, já existe a deterioração do rolamento e assim, redução na vida útil do equipamento.

Para se entender essa deficiência da HFD, vale avaliar a evolução de uma falha em um sistema rolamentado.

Se determinado sistema possui um rolamento mal lubrificado, será possível detectar um aumento no nível de ruído em frequências altas. Essas frequências dependem de uma série de fatores como a construção do sistema, sendo assim não somente uma frequência característica. São frequências ultrassônicas.

Com a piora na lubrificação, o nível do ruído aumenta e a frequência deste reduz-se lentamente, passando para frequências mais baixas. Essa fase, o problema é mais detectável em frequências altas do que em baixas frequências.

Conforme a película de lubrificante entre as superfícies é reduzida, teremos mais metal em contato, causando ondas de tensão mecânica no sistema. Essas ondas se dissipam por todo o material na velocidade do som. É uma onda de choque.

Os defeitos podem não vir apenas da baixa lubrificação, mas também de contaminações, montagens incorretas, desalinhamentos, desbalanceamentos ou qualquer outro evento que aumente a força de contato entre os elementos.

Os defeitos irão se desenvolver e aumentar e serão susceptíveis de serem localizados. Cada um com sua característica de frequência e amplitude. O ruído do rolamento devido à falta de lubrificação é relativamente constante, uma condição de falha como uma trinca é uma fonte de vibração periódica, capaz de ser determinada. Se o ponto danificado é entre os elementos de rolamento, a vibração é bem menor mas é possível calculá-la.

Em um estágio inicial o dano é menor e o rolamento tem ainda de 10% a 20% da sua vida L10. Nessa fase não é possível ver qualquer dano a olho nu, são predominantemente danos de sub-superfície. Seria a fase apenas de se lubrificar o equipamento e verificar alinhamento e corrigir quaisquer defeitos de montagem.⁹

⁹ L10 é o fator de vida útil de um rolamento em 10⁶ revoluções, mais informações em SKF, 2013.

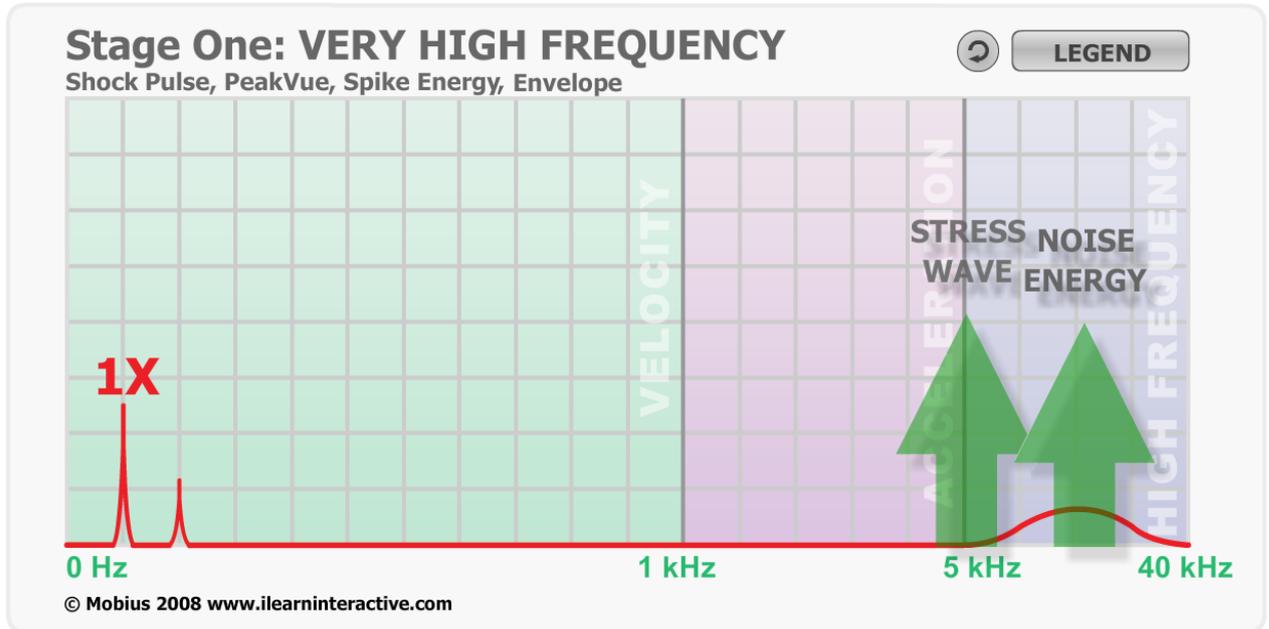


Figura 45: Comportamento do estágio inicial da falha

Fonte: MOBIUS, 2013

Ondas de choque são geradas no contato dos metais, porém não são detectáveis pelo processo do envelope, pois não são periódicas até que os defeitos nas pistas comecem a aparecer.

Com o avanço da falha, os defeitos de sub-superfície começam a aparecer, gerando falhas aparentes como fissuras nas pistas e assim o padrão de vibração muda gradativamente também. Nessa fase, tem-se ainda 5% - 10% da vida útil L10.

Nessa fase, o envelope começa a ser eficaz, pois começam a aparecer picos de energia em frequências de 1 a 10kHz, porém tem alto nível de ruído o que faz com que ainda não seja capaz de definição da falha em um espectro de velocidade, porém verifica-se que o nível global nessas frequências aumentam.

O monitoramento deve ser mais constante da máquina nesse estágio

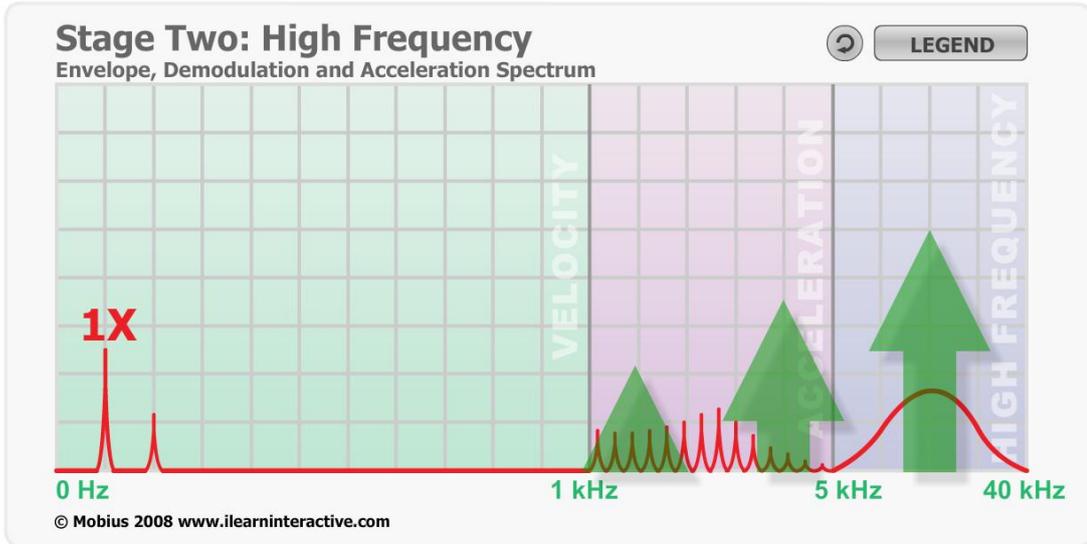


Figura 46: Fase de aparecimento de frequências de ressonância do conjunto

Fonte: MOBIUS, 2013

Em uma terceira etapa, os danos aos componentes são aparentes, e a vida útil do rolamento estaria com menos de 5% de L10. É o ponto da substituição, pois o contínuo uso irá provocar a quebra. (SKF, 2013 MOBIUS, 2013).

A técnica de envelope é perfeitamente aplicável neste ponto, pois a energia da falha se destaca em um espectro de aceleração. E em uma integração do sinal, será vistos os picos de frequências correspondentes a BPFO, BPFI, BSF, BFF e FTF.

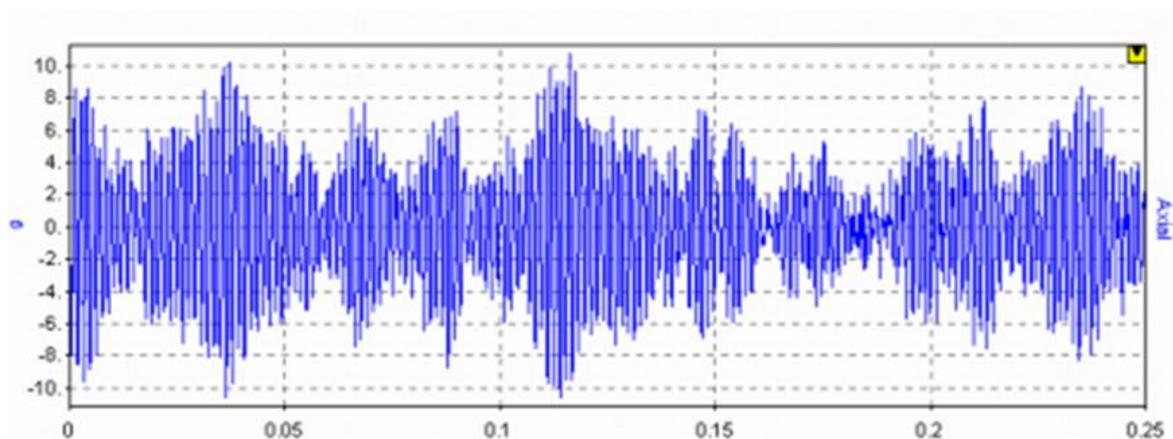


Figura 47: Sinal monitorado no tempo com modulação por baixas frequências

Fonte: MOBIUS, 2013

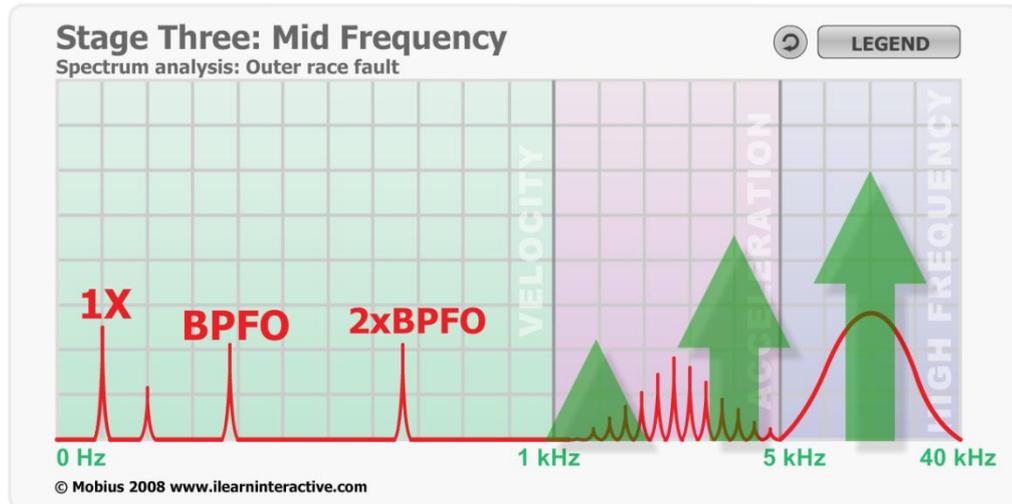


Figura 48: Espectro característico de falha detectada pelo envelope

Fonte: MOBIUS, 2013

Com o contínuo uso em uma próxima fase de falha a análise é afetada diretamente, pois sinais de alta frequência começam a decair devido ao alto desgaste do sistema, além dos dados perderem sua periodicidade devido a quantidade de danos, isso levará a folgas e a outros erros detectáveis em espectros de baixas frequências, como os de velocidade e em até níveis globais de RMS.

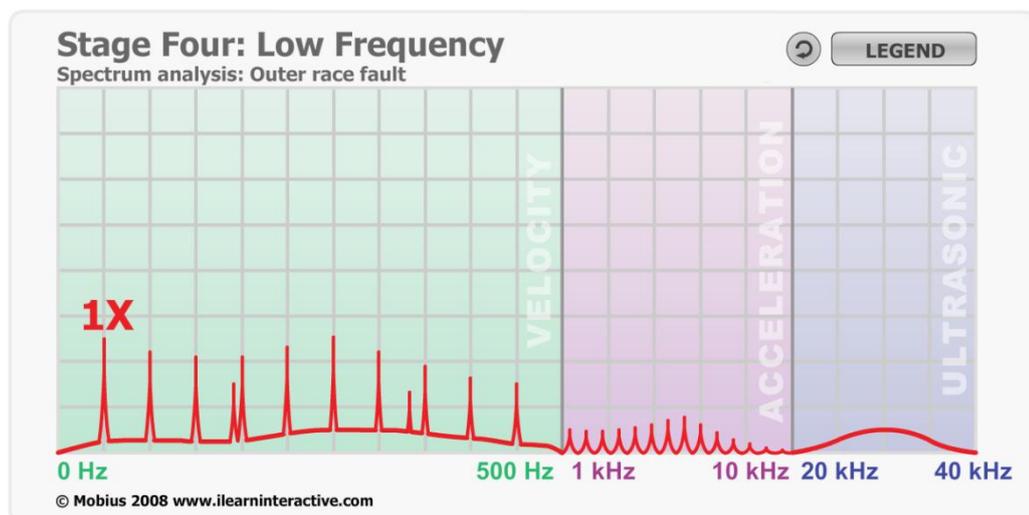


Figura 49: Estágio com grande dano ao componente. Diminuição da energia em altas frequências

Fonte: MOBIUS, 2013

Como mencionado, a análise de envelope detecta a falha quando esta já está em um nível aparente de degradação. O conceito utilizado que é o monitoramento via espectro de Fourier,

também pode ser encarado como problemático para uma detecção precoce de um potencial nível de falha.

Na análise de Fourier, todas as frequências, inclusive a frequência modulada de falha, será representada por um diagrama de energia do sinal, porém este por ser uma composição de senos e cossenos, terá sua energia espalhada por toda a faixa do espectro. Isso faz com que durante a análise de um espectro de envelope, as frequências de falhas possam apresentar níveis considerados aceitáveis. Considerando este momento como sendo o momento de início de falha e com a aplicação do processamento via *Wavelets* indicando que algo anormal inicia-se, antecede-se as ações de correção para que surtam efeito no aumento da vida útil do equipamento.

Analisando-se a Figura 50: *Evolução temporal de uma falha em rolamento*, abaixo nota-se que a efetividade da análise de vibração com a utilização da técnica de envelope pela transformada de Hilbert, acontece quando esta já está em adiantado processo de degradação.

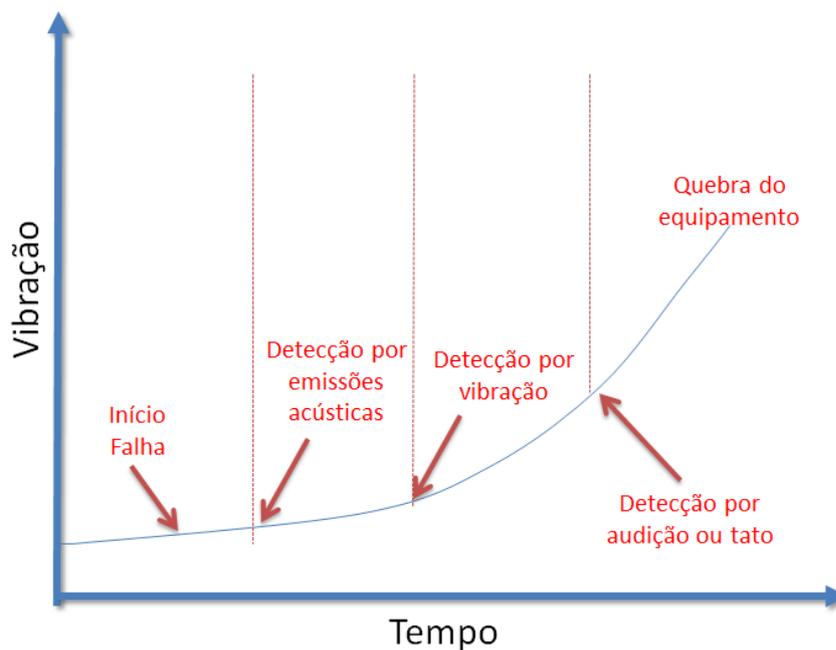


Figura 50: Evolução temporal de uma falha em rolamento

Fonte: Adaptado de MOBIUS, 2013

Com base nas informações anteriores, será criado um algoritmo para o processamento de sinal, que utilizará a transformada *wavelet* no tratamento de sinais de vibração de rolamentos, no intuito de se adiantar a detecção da falha ao longo da vida útil do equipamento.

Com essa ferramenta, busca-se a detecção por vibração no período destacado na figura abaixo.

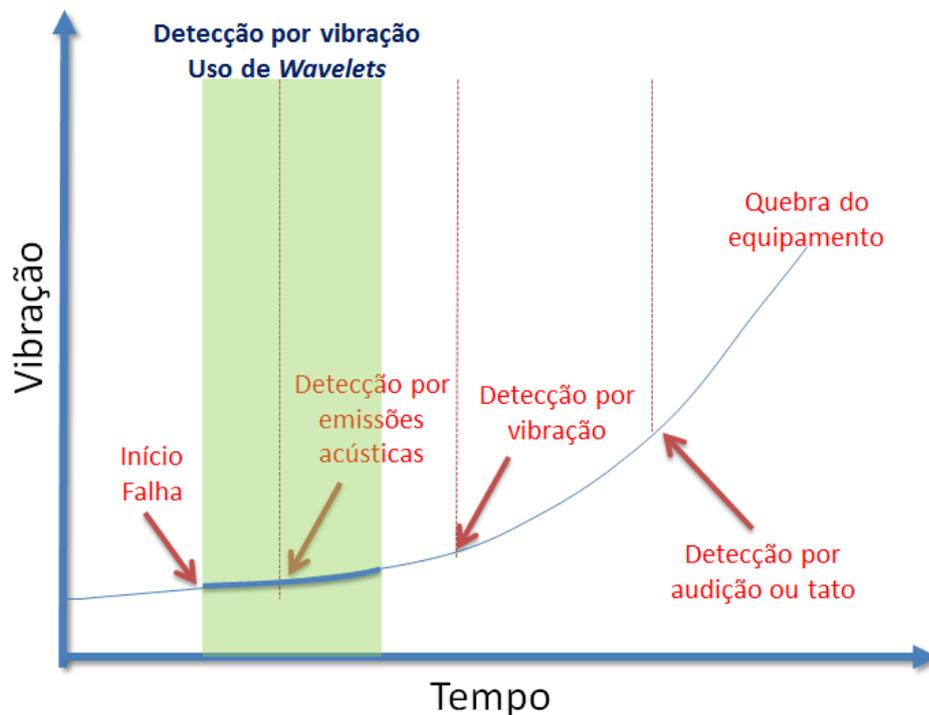


Figura 51: Adiantamento de detecção de falhas por vibração com uso de *Wavelets*

Fonte: Autor

Na elaboração do estudo que se seguira nas próximas paginas, foi considerado o seguinte fluxo:

- a) Escolha de *wavetet* mais adequada à análise dos dados de vibração em rolamentos;
- b) Comparativo com *wavetet* de Morlet;
- c) Utilização da técnica com *wavelet* como complemento a análise HFD.

Para aplicação da técnica de processamento com uso de *wavelets*, será primeiro analisado um sinal característico de resposta de um rolamento defeituoso. Conforme visto item 3.4.2 *Análise de Sinais de Rolamento - Envelopes* o sinal que caracteriza uma falha em um rolamento, trata-se de sinal de alta frequência em relação a frequência de rotação do sistema. Além de ser um sinal de baixa energia devido ao curto período de acontecimento e ter sua fonte geradora através do contato dos elementos rolantes com as pistas, componentes normalmente de baixa massa relativa ao sistema.

Esse contato entre elementos e pista, gera uma excitação em série de frequências naturais dos componentes do rolamento e das demais peças, onde se encontra instalado o equipamento. Conforme já explicado no item 3.4.2, trata-se de um sinal de alta frequência modulado por um sinal de baixa frequência.

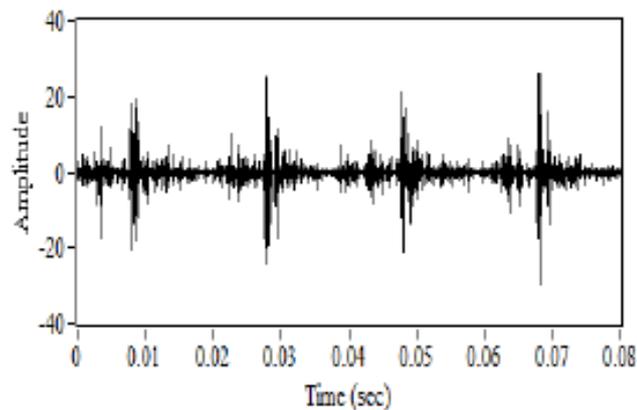


Figura 52: Sinal característico de falha em pista – Picos de ressonância

Fonte: KULKARNI, 2013

Segundo NORTON (2003), o maior desafio para a utilização da TW em análises mecânicas, é encontrar a *wavelet* adequada e mais sensível possível a aplicação para cada situação, e no caso deste estudo, a análise de vibração em falhas de rolamentos.

4.4 Wavelet de Laplace

Proposta inicialmente por MALLAT e ZHANG em 1993 a função senoidal amortecida por vezes encontrada na literatura como *Wavelet* de Laplace, foi ecoada com trabalhos publicados em aplicações aeroespaciais por FREUDINGER et al (1998), processamento de sinais por GOODWIN (1997), análise de modos de vibração por KALID et al (2007) e LOKESHA et al (2013). Será utilizada na comprovação prática que foi desenvolvida nesse trabalho e denominada como *Wavelet* de Laplace (LWT – Laplace *Wavelet Transform*) e segundo FREUDINGER (1998) tem essa classificação, sobretudo devido à similaridade com a transformada inversa de Laplace da função de transferência de um sistema de segunda ordem sub-amortecido.

MALLAT e ZHANG (1993) definem a função com propriedades de amortecimento exponencial aqui chamada de LWT como sendo uma função complexa, analítica, unilateral ($= 0$ se $t < 0$) e de amortecimento exponencial, conforme indicada abaixo:

$$\begin{aligned}\psi_L(t) &= Ae^{-\left(\frac{\beta}{\sqrt{1-\beta^2}}+j\right)j\omega t} && \text{para } t \geq 0 \\ \psi_L(t) &= 0 && \text{para } t < 0\end{aligned}\tag{4.2}$$

Onde β é o fator de amortecimento que controla o decaimento da função. A frequência central de oscilação é determinada por ω e A um valor arbitrário de escala da função.

A transformada será dada pelo produto de um sinal $x(t)$ com a função *wavelet* já escalonada com fator de escala (a) e o conjugado da função *wavelet* $\Psi_{a,b}^*$. O resultado da transformada será um sinal analítico, onde as *wavelets* derivadas da *wavelet* mãe $\psi_{a,b}$ são definidas pelos parâmetros de escala e dilatação a e b . O fasor $A(t)$ variante no tempo é a envoltória resultante da transformada *wavelet*, assim para cada *wavelet* o produto da transformada é uma série de coeficientes que indicam quão perto o sinal está de cada uma das *wavelets* derivadas.

$$\begin{aligned}WT\{x(t), a, b\} &= [x(t), \psi_{a,b}(t)] = 1/\sqrt{a} \int x(t) \Psi_{a,b}^*(t) dt \\ WT\{x(t), a, b\} &= \text{Re}[WT(a, b)] + j\text{Im}[WT(a, b)] \\ WT\{x(t), a, b\} &= A(t)e^{j\theta(t)}\end{aligned}\tag{4.3}$$

Onde $1/\sqrt{a}$ é fator de normalização para garantir a preservação da energia entre as escalas.

Por se tratar de função complexa e analítica, abaixo é mostrada a projeção real e imaginária da transformada *wavelet* de Laplace e seu espectro de frequência. Nota-se que, as partes reais e imaginárias são deslocadas em 90 graus.

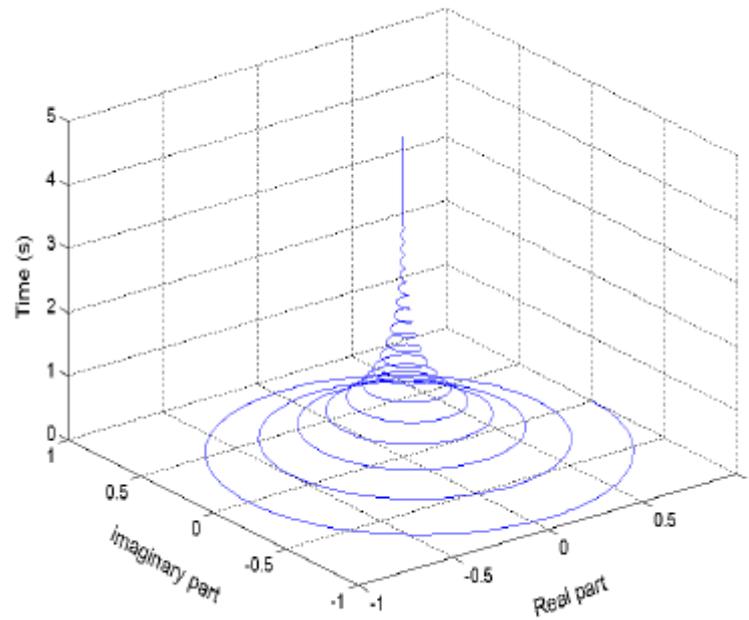


Figura 53: Wavelet de Laplace

Fonte: LI, 2012

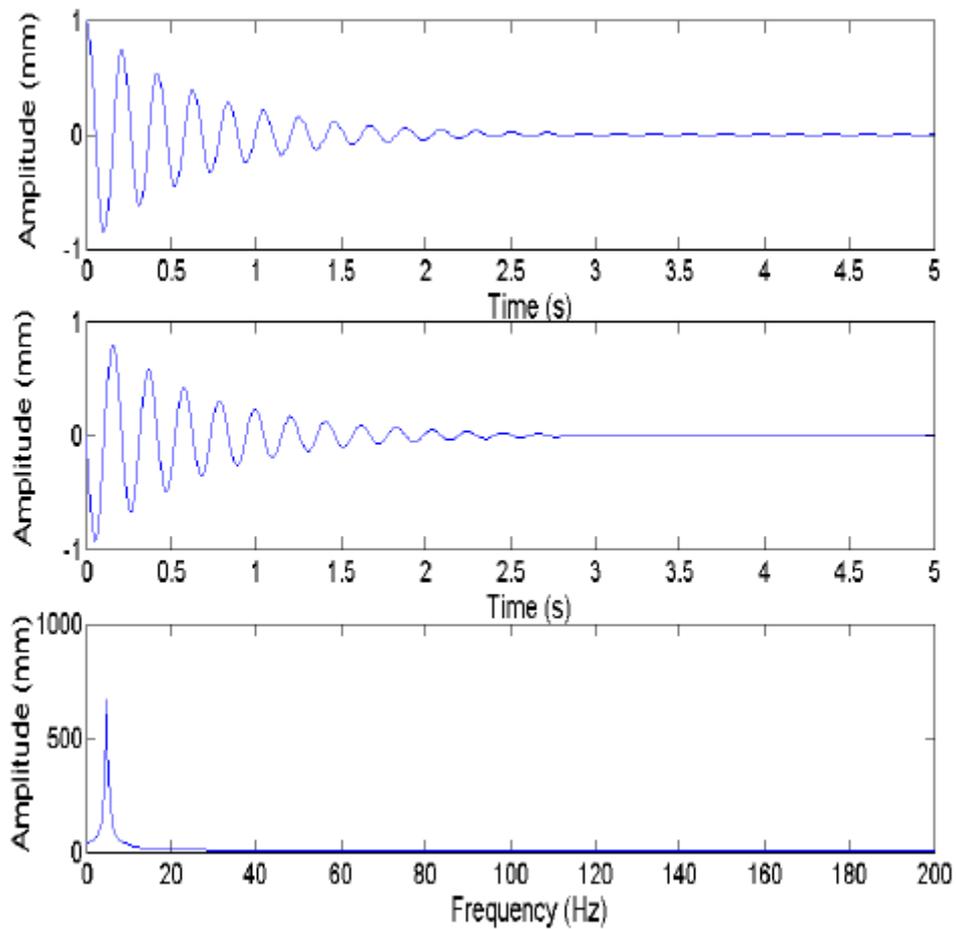


Figura 54: (a) Parte real (b) Parte Imaginária (c) Espectro de frequência – TWL

Fonte: LI, 2012

Nota-se também, a semelhança do sinal amortecido com a resposta a um impulso em um sistema mecânico oscilatório com um grau de liberdade, livre de esforços em sua resposta natural. A resposta, também é muito semelhante ao sinal de rolamento defeituoso apresentado na *Figura 52* o qual apresenta a resposta natural de um sistema modulado por picos de excitação provenientes do defeito na peça. E é esta semelhança, que fez com que a transformada *wavelet* de Laplace fosse escolhida para ser avaliada no estudo que segue.

5 RESULTADOS OBTIDOS

5.1 Objeto de estudo

Foi considerado para esse trabalho, um rolamento rígido de esferas de diâmetro interno $d = 25$ e diâmetro externo $D = 52$ normatizado pela DIN 625-1 que é o de código 6205.

Abaixo, temos as principais medidas de um rolamento 6205 e na sequência, a *Tabela 2: Características do rolamento de esferas 6205 - DIN625-1*, que define essas medidas, bem como outras características como cargas máximas, massa etc.

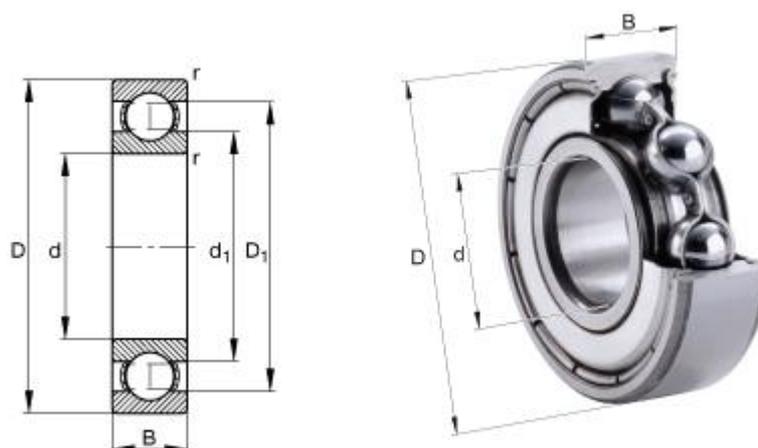


Figura 55: Dimensões de rolamento rígido de esferas 6205 – DIN625-1

Fonte: DIN625-1, 2011

Tabela 2: Características do rolamento de esferas 6205 - DIN625-1

d	25 mm	Diâmetro interno
D	52 mm	Diâmetro Externo
B	15 mm	Largura do Rolamento
D_1	43,6 mm	
$D_{a\ max}$	46,4 mm	
d_1	33,5 mm	
$d_{a\ min}$	30,6 mm	
m	0,129 kg	Massa
C_r	14900 N	Capacidade de carga dinâmica, radial
C_{0r}	7800 N	Capacidade de carga estática, radial
n_G	19700 1/min	Velocidade limite
n_B	14400 1/min	Velocidade nominal
C_{ur}	510 N	Carga limite de fadiga, radial

Fonte: DIN 625-1, 2011

Foram estudados seis rolamentos 6205 em um banco de ensaios que será abordado no próximo item. São cinco equipamentos utilizados em mancais e motores já com vida útil avançada e uma peça nova para servir de referência as análises que serão desenvolvidas.

Cada equipamento foi testado com um eixo de mesma massa acoplado ao banco de ensaios, conforme imagens a seguir.



Figura 56: Rolamentos 6205 que foram ensaiados – Eixos Independentes

Fonte: Autor

Os equipamentos terão seus sinais analisados para definir quais estão com estágios iniciais e avançados de degradação, além de inspeções visuais após as análises dos sinais que devem comprovar as falhas encontradas na análise de vibração.

5.1.1 Banco de ensaios

Foi desenvolvido um banco de ensaios para se fazer o ensaio de vibração em cada um dos rolamentos 6205. Esse banco de ensaios é composto por motor DC, fabricante SIEMENS, de 2800 RPM à 168Vcc/4A, potência em regime de 2kW constante.

Para minimização de desalinhamentos axiais, radiais e angulares, foi utilizado acoplamento de baixa massa de alumínio do fabricante LOVEJOY, modelo AL-075 o qual consiste em um acoplamento com elemento elástico de borracha nitrílica (NBR) e transmite movimentos sem perda de energia com torques de até 15Nm. Foi usinado os dois lados do acoplamento com diâmetros do eixo do motor (19mm) e diâmetro do rolamento (25mm), ambos com chaveta para evitar escorregamento.



Figura 57: Acoplamento do Banco de Ensaio

Fonte: Autor

Todas as peças foram testadas em mesmas condições e sem carga após o mancal bipartido.

Os rolamentos foram alojados em um mancal especialmente desenvolvido para o trabalho. Esse mancal tem uma estrutura bipartida para facilitar a troca entre os eixos e permitir diversos testes sem mudanças na configuração do banco.

O sistema foi fixado em uma base de madeira de elevada massa para não influenciar na medição e permitir movimentações do banco de ensaios.

Abaixo, são mostradas algumas imagens do banco de ensaios desenvolvido para este estudo.



Figura 58: Banco de ensaios do rolamento 6205

Fonte: Autor

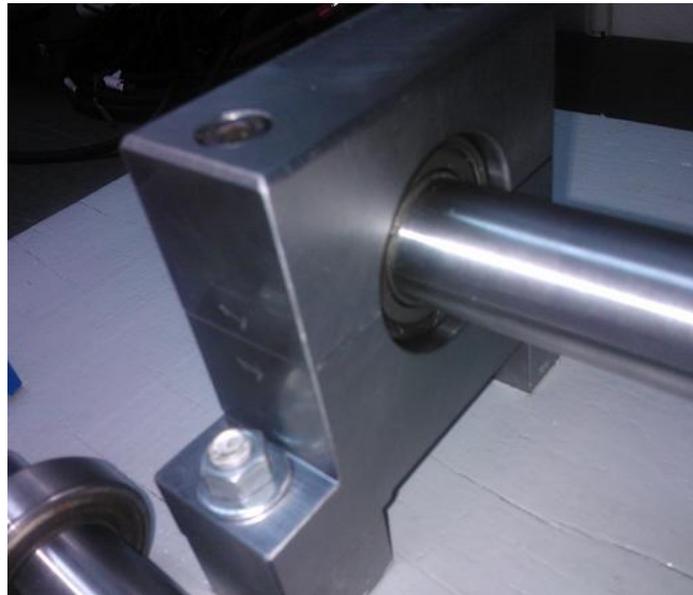


Figura 59: Mancal bipartido – Alojamento Rolamento 6205

Fonte: Autor

Abaixo, é mostrado o sistema de troca rápida entre eixos com os rolamentos 6205.



Figura 60: Troca de eixo rolamentado – Mancal Bipartido

Fonte: Autor

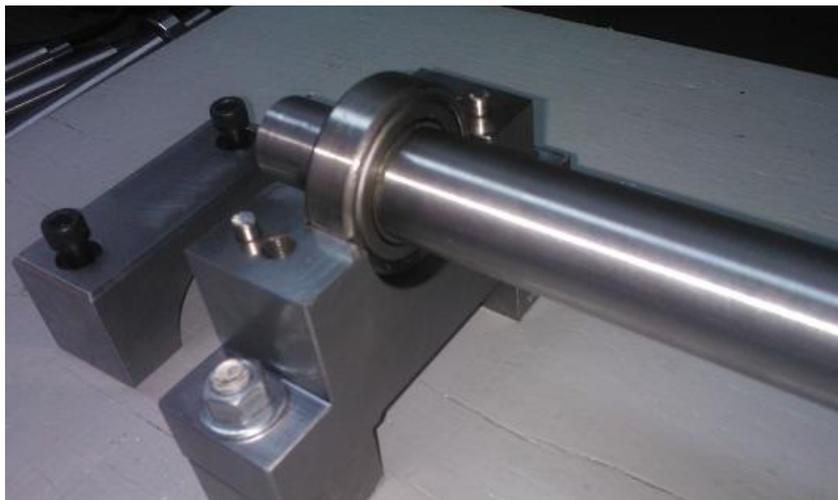


Figura 61: Mancal sem a parte superior – Eixo Exposto

Fonte: Autor

Cada rolamento, foi instalado em um eixo de 30 mm de diâmetro central, com rebaixas em suas extremidades de 25mm e 19mm para que, mesmo quando executada a troca dos rolamentos no banco de ensaios, a posição seja mantida devido a estes batentes mecânicos.



Figura 62: Eixo com rebaixo no lado acoplado – Detalhe de chaveta

Fonte: Autor

5.1.2 Aquisição dos dados – Configuração de Ensaio

Foi aplicado no motor DC, uma tensão de 53,6 Vcc, o que resultou em uma rotação de 900RPM no sistema. Nessa condição, o rolamento referência (novo) fez com que o motor necessitasse de 0,75A da fonte de corrente contínua. Considera-se para fins de análise, que qualquer corrente maior que 0,75A nessa rotação, mostra maior esforço do motor no giro do eixo, o que indica uma condição anormal de funcionamento. Como desbalanceamento, desalinhamento ou nesse caso, possível problema no rolamento ensaiado.

Com frequência fundamental de rotação de 15 Hz, ou seja, 900 RPM, tem-se as frequências de defeitos possíveis nos rolamentos avaliados mostradas na Tabela 3: Frequências de defeito para 900 RPM.

Tabela 3: Frequências de defeito para 900 RPM

Ff	15 Hz
Frequência de rotação pista interna	
FTF	5.98 Hz
Frequência de rotação da gaiola	
BSF	35.4 Hz
Rotação do elemento rolante em seu próprio eixo	
BPFI	81.2 Hz
Frequência de falha de pista interna	
BPFO	53.8 Hz
Frequência de falha de pista externa	

Fonte: Autor

Foi aquisitados em cada um dos seis rolamentos, duas amostragens com cinco segundos e duas amostragens com 10 segundos cada, em sentido vertical ao mancal e outra amostragem com o acelerômetro no sentido horizontal. Isso objetiva a avaliação dos dados com uso de medias para desconsiderar efeitos aleatórios.

A taxa de amostragem no sistema de aquisição, foi configurada para 25kS/s. E o acelerômetro posicionado conforme seguem as imagens abaixo:

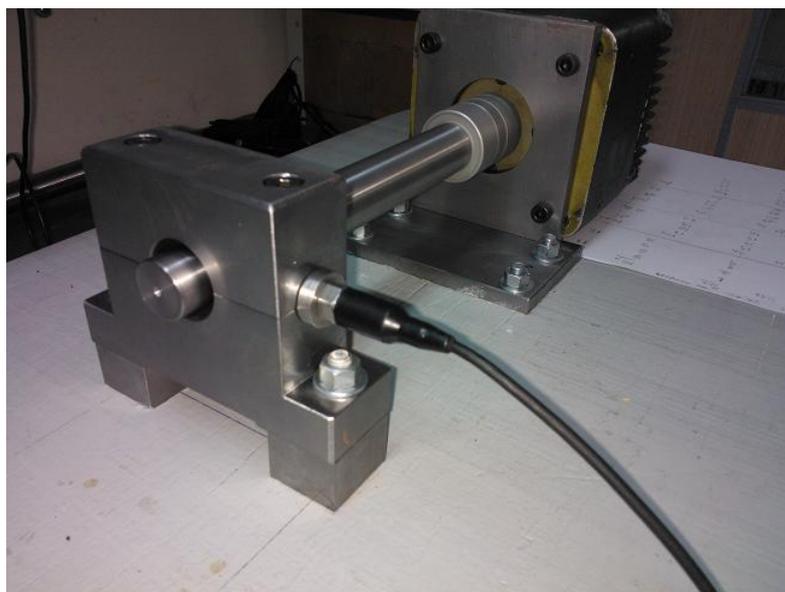


Figura 63: Acelerômetro em posição horizontal de medição

Fonte: Autor

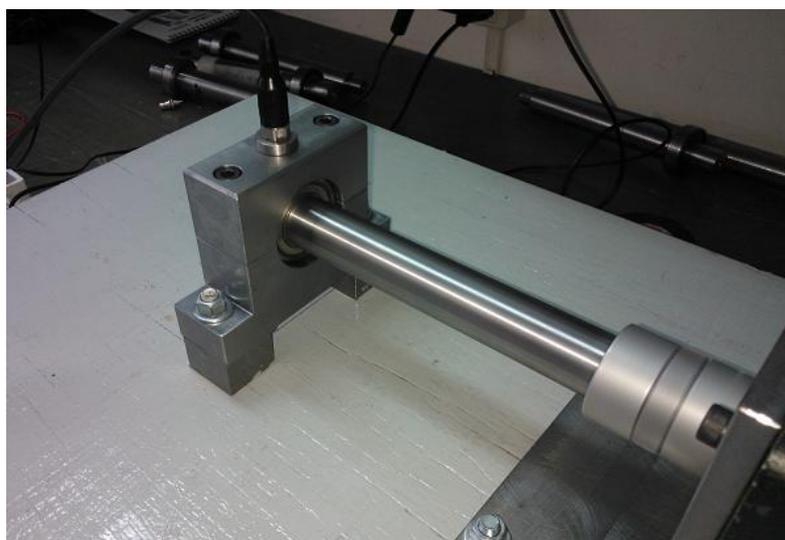


Figura 64: Acelerômetro em posição vertical de medição

Fonte: Autor

5.2 Análise dos dados

5.2.1 Limites de Vibração

Foi realizada uma análise dentre os equipamentos selecionados para este estudo e separados alguns dos sinais para avaliação dos conceitos discutidos a seguir. Foi levada em consideração a qualidade do sinal, melhor relação sinal ruído sempre em referência ao rolamento novo.

Segundo NORTON (2003) e SCOTT (2003) na análise de envelope de sinais de rolamento, não existe limites pré-definidos como no caso da ISO10816-1 que trata de desbalanceamentos, desalinhamentos e demais sinais que tem grande energia no sinal e podem ser tratados em uma análise global do sinal com valores de RMS de aceleração ou velocidade por exemplo. Abaixo as tabelas adaptadas da ISO10816-1 indicam os valores máximos globais de equipamentos novos, em fase de início de defeito, em estado de troca e possível nível de falha. Essa tabela orienta-se pela potência do equipamento para subdividir os equipamentos em classe de famílias e estabelecer os limites máximos de vibração cada uma.

Tabela 4: Limites de vibração global em RMS – ISO10816-1

Vibração RMS Velocidade (mm/s)	Vibração RMS Velocidade (pol/s)	Pico Vibração Velocidade (pol/s - pk)	Class 1	Class 2	Class 3	Class 4
0.28	0.01	0.02	A	A	A	A
0.45	0.02	0.03	A	A	A	A
0.71	0.03	0.04	A	A	A	A
1.12	0.04	0.06	B	A	A	A
1.8	0.07	0.10	B	B	A	A
2.8	0.11	0.16	C	B	B	A
4.5	0.18	0.25	C	C	B	B
7.1	0.28	0.40	D	C	C	B
11.2	0.44	0.62	D	D	C	C
18	0.71	1.00	D	D	D	C
28	1.10	1.56	D	D	D	D
45	1.77	2.51	D	D	D	D

Fonte: ISO10816-1, 1995

Tabela 5: Classificação dos equipamentos e níveis de vibração – ISO10816-1

Zone A - Equipamento novo - Excelente condição
Zone B - Bom - Aceitável para longo tempo de operação
Zone C - Insatisfatório - Zona de alerta
Zone D - Nível de Defeito - Irá causar falha ao equipamento
Class 1 - Equipamentos de até 20HP de potência
Class 2 - Equipamentos de 20 até 100HP com fundações rígidas
Class 3 - Equipamentos com mais de 100HP montados em superfícies rígidas
Class 4 - Equipamentos com mais de 100HP montados em superfícies não rígidas

Fonte: ISO10816-1, 1995

No caso de rolamentos temos maior complexidade para estabelecer limites, pois os sinais analisados contém além do sinal do rolamento, sinal característico do local, onde o mesmo encontra-se instalado conforme visto na Figura 65. É como se o sinal verdadeiro do rolamento fosse contaminado com sinais do alojamento do rolamento, segundo NORTON (2013). Por esse motivo, a análise deve ser realizada com base na evolução de alguns pontos que caracterizam as falhas em relação ao nível de carpete do sinal. Assim, a análise é baseada em linhas de tendências para cada ponto de falha.

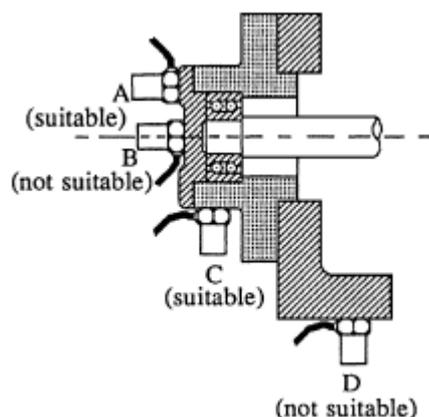


Figura 65: Rolamento em um instalação – Diversos componentes, diferentes pontos de análise

Fonte: NORTON, 2003

NORTON (2003) e SCOTT (2003) indicam que os valores das frequências características de falhas devem estar alinhados com as orientações da *Tabela 6* para se avaliar a condição de um rolamento.

Tabela 6: Tabela para definição de limites vibração em rolamentos

Valor de Pico de Harmônico em relação ao nível de carpete do sinal		
Logarítimo	Linear	Característica da Análise
~ 10dB	3 x	Início de Falha
15~20dB	5 a 10 x	Aumentar frequência do monitoramento - Estado de Alerta
20~30dB	10 a 30 x	Ação Imediata
40dB	100 x	Falha eminente
Aumento no nível carpete de 10dB	2 x	Proceder com lubrificação

Fonte: NORTON, 2003 e SCOTT, 2003

5.2.2 Escolha dos sinais avaliados

Avaliando-se os sinais aquisitados, foram separados dentre os cinco equipamentos avaliados, o equipamento novo e também três equipamentos que apresentaram em uma análise de envelope, harmônicas de falhas com baixa energia em algumas amostras. São eles:

- a) ROLAMENTO NOVO - REFERÊNCIA
- b) ROLAMENTO 02 – PISTA EXTERNA
- c) ROLAMENTO 04 – PISTA EXTERNA
- d) ROLAMENTO 05 – PISTA INTERNA

Abaixo, são mostrados os sinais no tempo em aceleração dos rolamentos acima citados, bem como seus respectivos valores de RMS em velocidade.

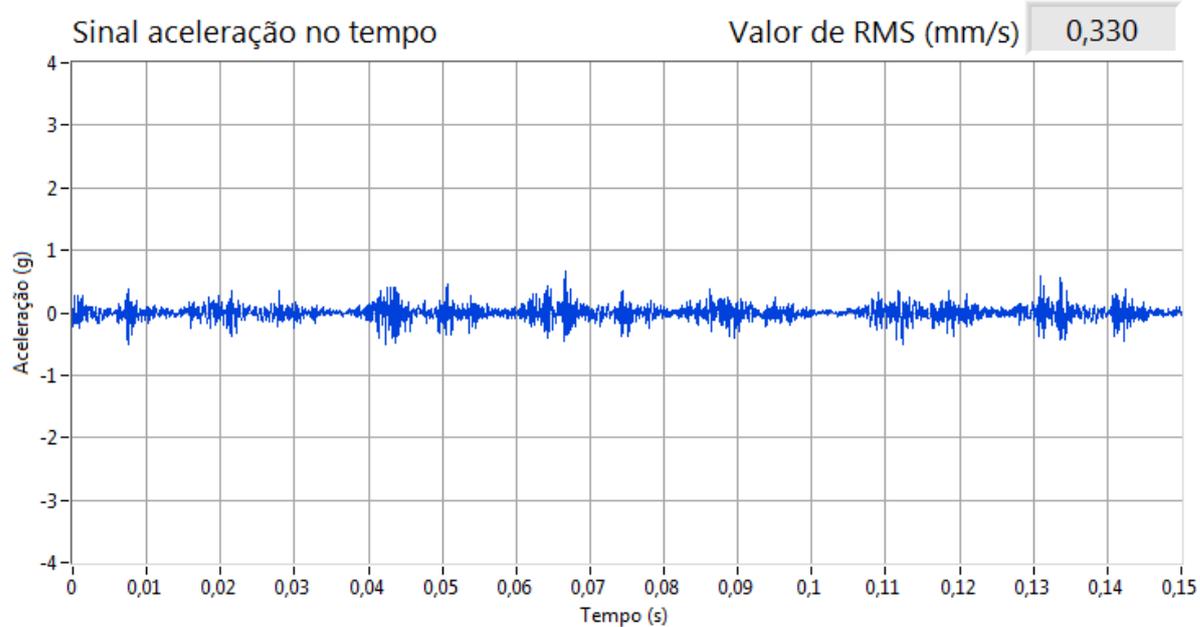


Figura 66: Rolamento referência – Vertical

Fonte: Autor

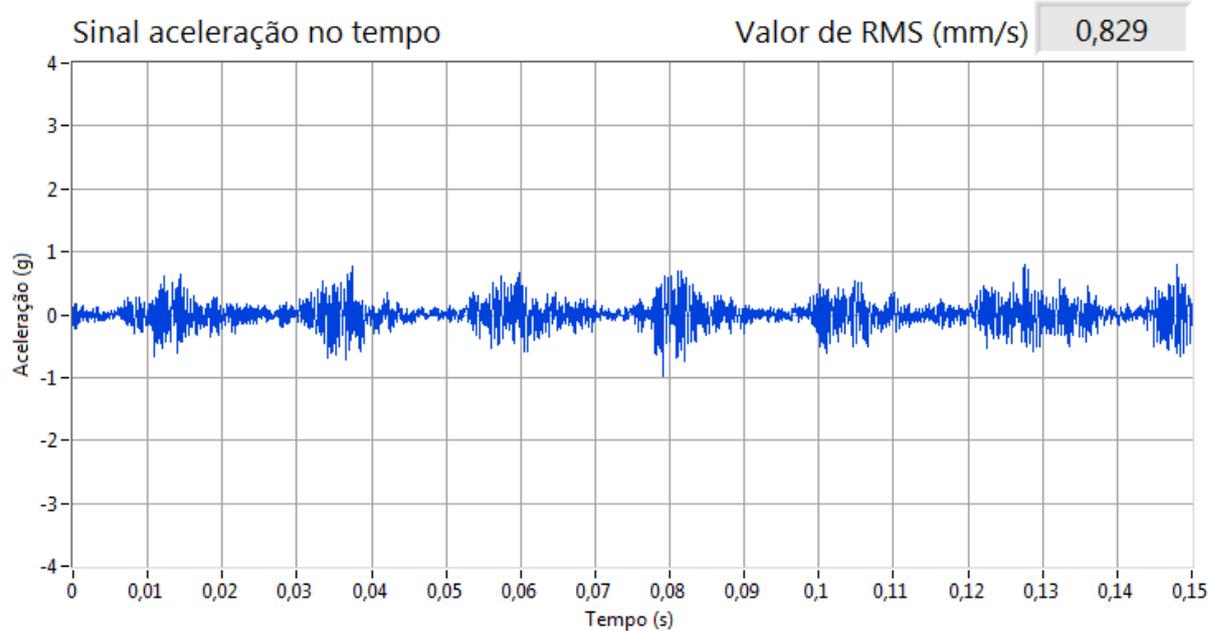


Figura 67; Rolamento 02 – Horizontal

Fonte: Autor

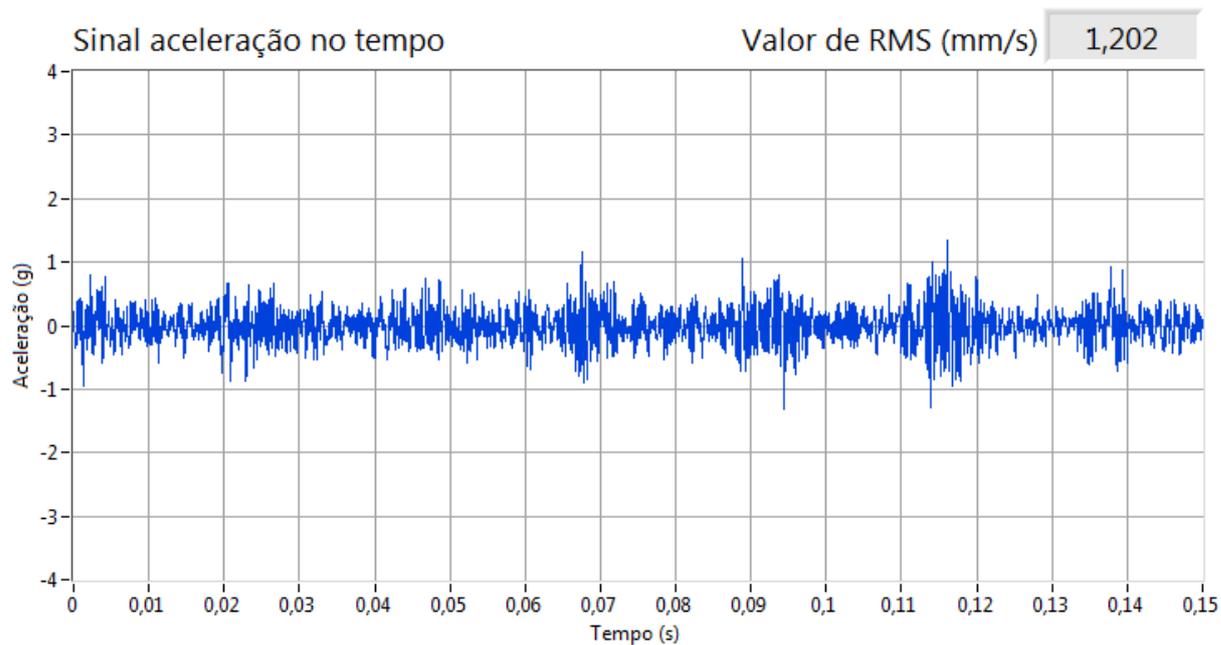


Figura 68: Rolamento 04 – Horizontal

Fonte: Autor

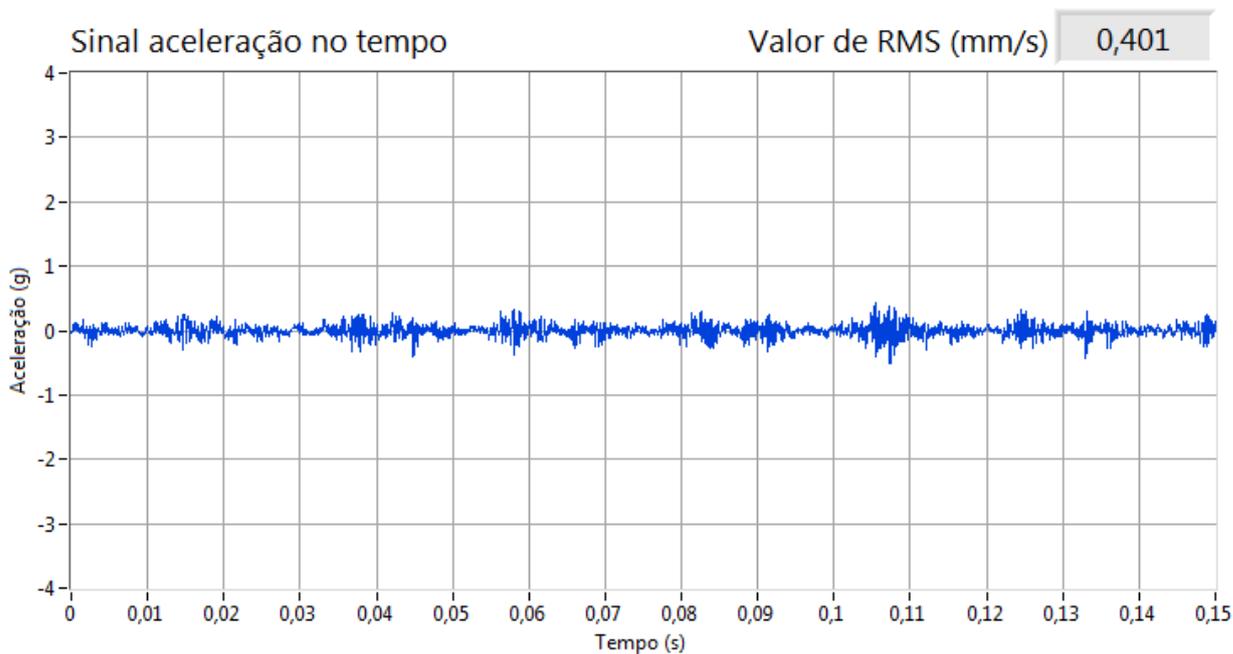


Figura 69: Rolamento 05 – Vertical

Fonte: Autor

Nos gráficos anteriores, nota-se que o rolamento 05 na análise vertical, apresentou sinal de baixa magnitude com um valor global de RMS de 0,401 mm/s de velocidade, e no entanto, na

análise espectral feita com o processo do envelope, mostrou na *Figura 73*, um destaque na harmônica que representa a falha de pista interna (BPFI - 81,2Hz). No sinal do rolamento 02, nota-se claramente uma modulação do sinal no tempo, que ainda não pode ser determinada sem a análise espectral, mas denota aumento da energia global com a indicação do RMS 0,829 *mm/s*. O sinal do rolamento 04 selecionado, tem característica de aumento em toda a faixa espectral. Nota-se mesmo no tempo (as escalas em X e Y foram mantidas iguais), um aumento geral na amplitude do sinal e como consequência um RMS global de 1,202 *mm/s* de velocidade. Vale aqui mostrar que a análise de rolamentos, realmente não deve ser considerada utilizando o valor global de vibração em RMS, pois mesmo quando temos valores de mesma ordem que um rolamento novo, podemos ter problemas no rolamento, pois trata-se de sinal de baixa energia em relação a outras falhas como desalinhamento ou desbalanceamento que acabam por influenciar muito mais no valor global de vibração.

Os sinais destacados para análise, foram avaliados em um espectro do processo de envelope pela transformada de Hilbert e são mostrados abaixo:

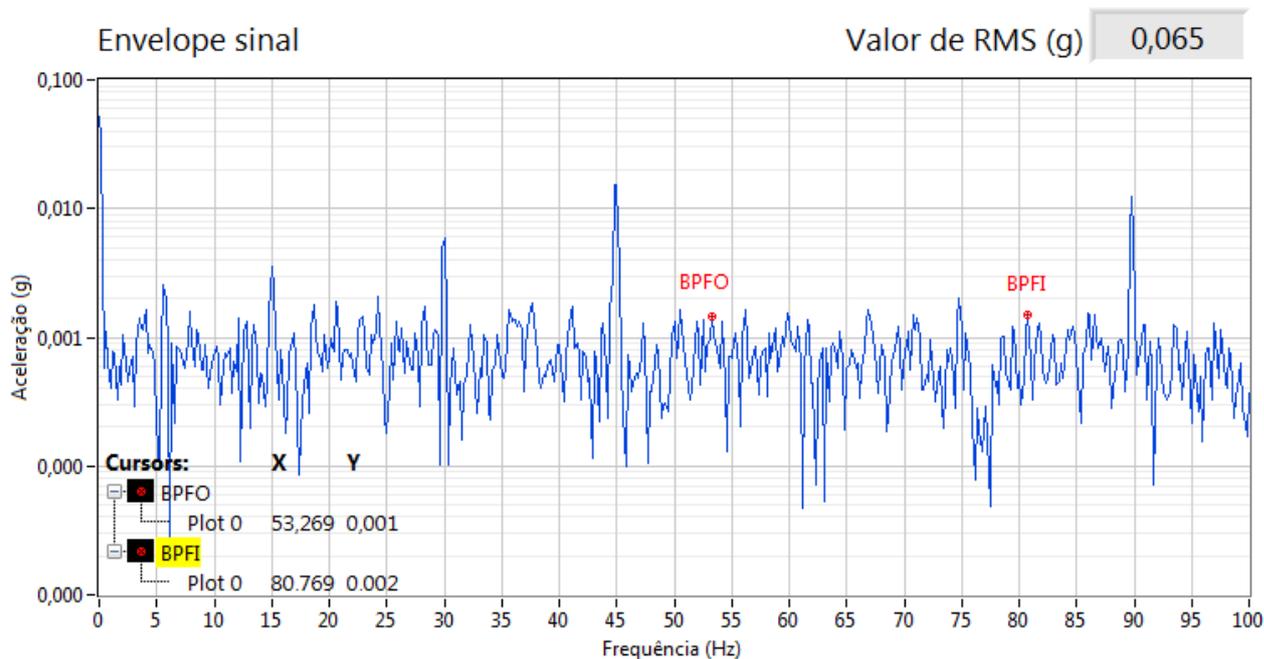


Figura 70: Rolamento REFERÊNCIA – Baixo Carpete e sem destaque de falhas

Fonte: Autor

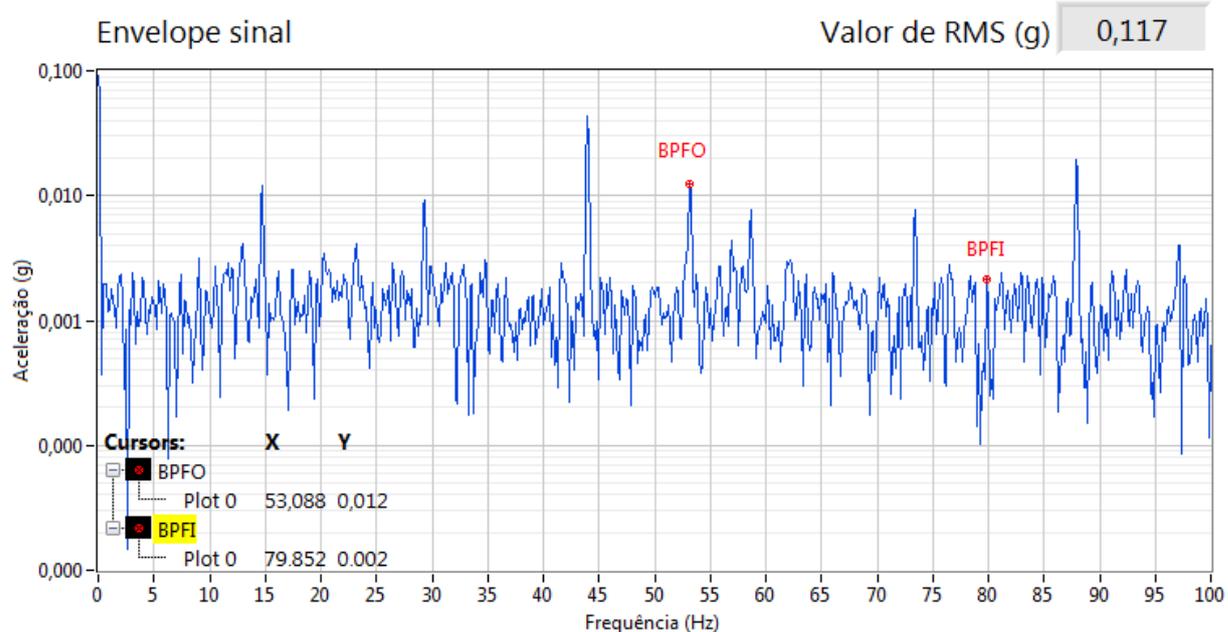


Figura 71: Rolamento 02 - Destaque de BPFO em $\cong 20$ dB

Fonte: Autor

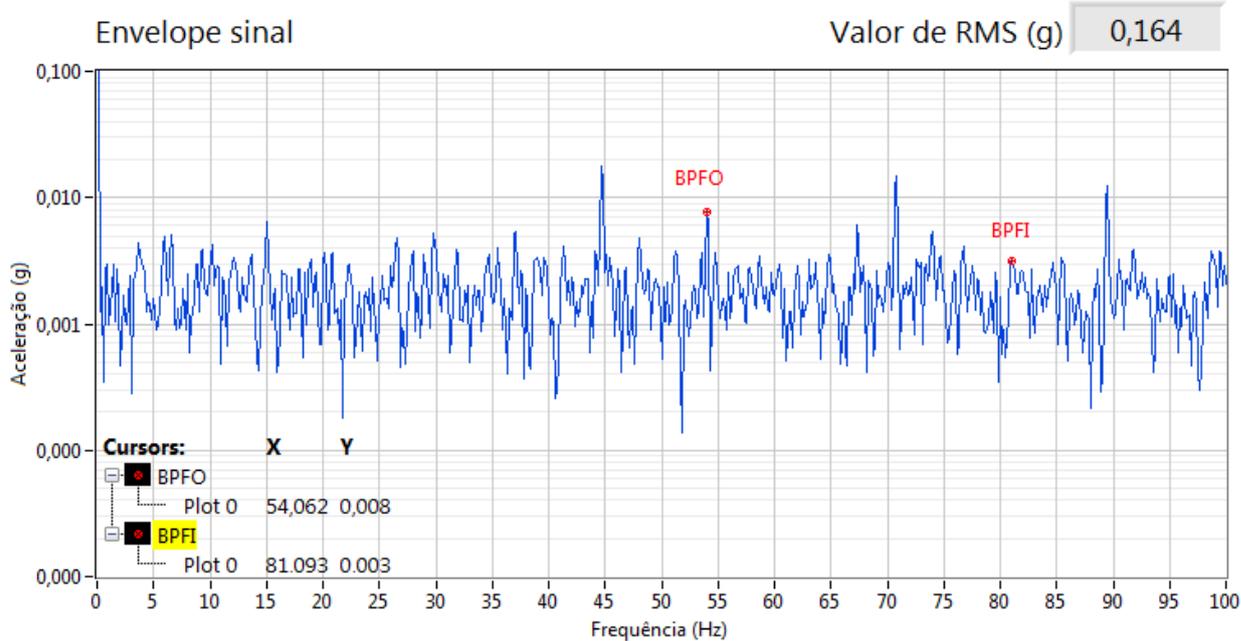


Figura 72: Rolamento 04 - Destaque de BPFO em $\cong 15$ dB

Fonte: Autor

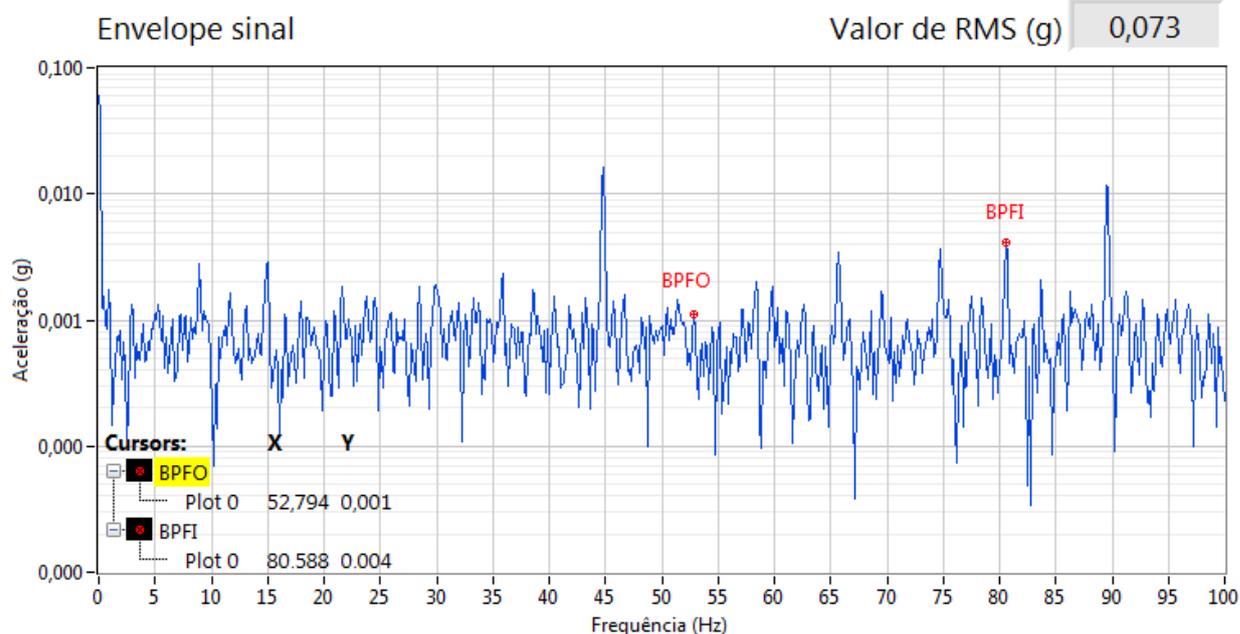


Figura 73: Rolamento 05 - Destaque de BPFI em $\cong 16$ dB

Fonte: Autor

Nos gráficos dos envelopes anteriores, nota-se no rolamento 05, uma possível falha de pista interna com harmônica BPFI 16 dB superior ao nível de carpete. No rolamento 04, nota-se um claro avanço do nível do carpete em relação ao rolamento referência, da ordem de 8 dB. Também uma possível falha na pista externa com destaque do harmônico BPFO. No rolamento 02, temos grande destaque de falha em pista externa através de BPFO.

Os valores de RMS mostrados nos gráficos das Figura 70 até Figura 73 são equivalentes ao sinal de rolamento, pois foram calculados a partir do resultado da filtragem do sinal original na faixa de 4,0 kHz até 5,0 kHz. Abaixo, é mostrado um espectro de aceleração geral do rolamento 02, onde é possível verificar aumento das raias espectrais nesta faixa de frequência, o que indica a ressonância do sistema onde é realizada a medição.

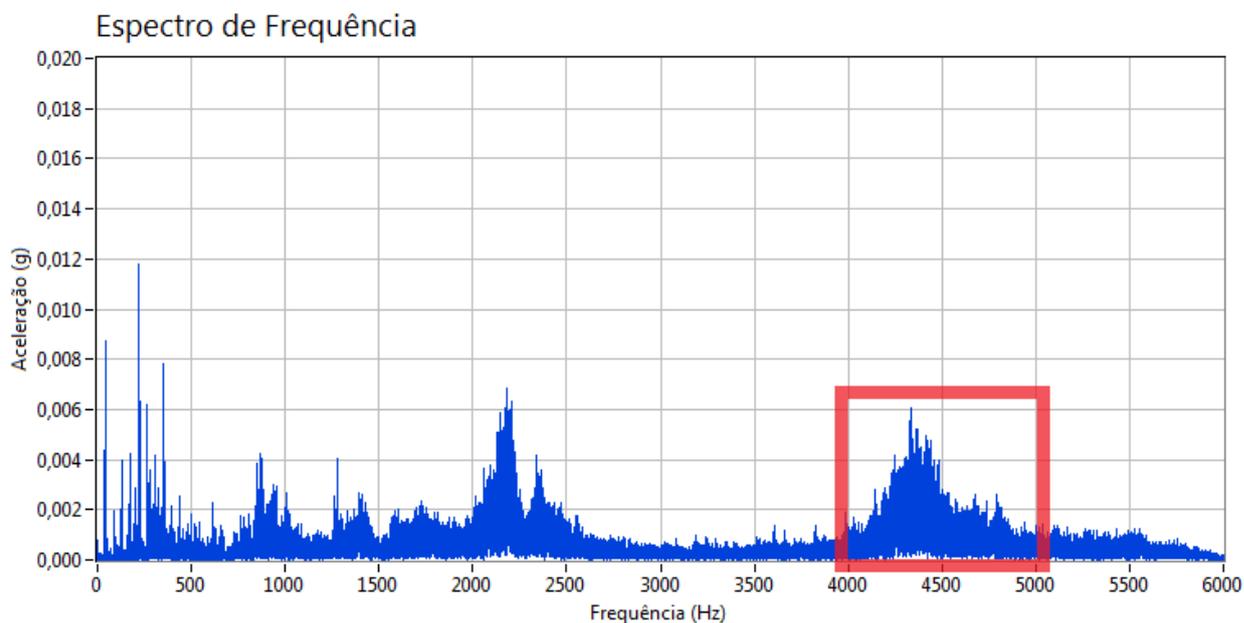


Figura 74: Espectro Rolamento 02 – Destaque de ressonância do rolamento

Fonte: Autor

5.2.3 Wavelet Laplace x Wavelet de Morlet – Validação Experimental

Definidos os equipamentos que serão analisados, a *wavelet* de Laplace desenvolvida no item 4.4, será avaliada em alguns dos sinais aquisitados, para comprovar a eficácia do uso desta *wavelet* em sistemas de medição de vibração com rolamento.

Alguns estudos realizados por LOKESHA (2013), LIN et al (2004) e KHALID (2007) utilizam a *wavelet* de Morlet para extração de sinais de vibração de rolamentos, devido a sua semelhança com os sinais gerados pelos defeitos de rolamento. Estes estudos, conforme comentado na referência bibliográfica no capítulo *REVISÃO DA LITERATURA*, se mostraram capazes de identificação dos sinais, sua decomposição em coeficientes e também em sua reconstrução.

Por esse motivo, a *wavelet* de Laplace aplicada neste estudo, será comparada com a *wavelet* de Morlet, sendo esta última a referência na decomposição e reconstrução dos sinais.

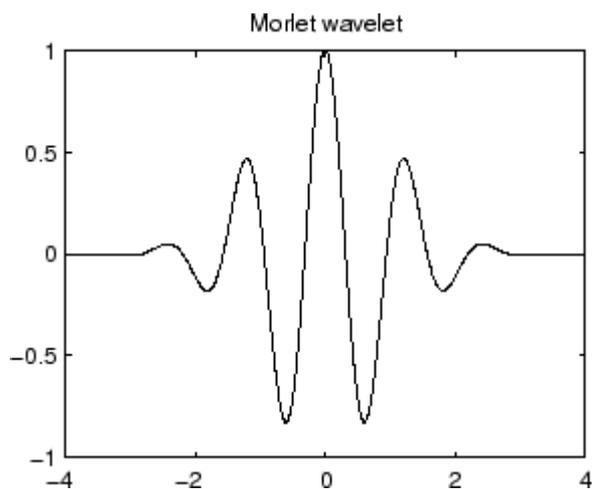


Figura 75: Wavelet de Morlet

Fonte: “Adaptado de” MEYER, 1990

A *wavelet* de Morlet é definida por:

$$\psi_M(t) = e^{-t^2} \cos \left(\pi \sqrt{\frac{2}{\ln 2}} t \right) \quad (5.1)$$

Analisando um escalograma construído com 64 escalas do rolamento 02, escolhido para essa avaliação por ter a maior energia no sinal, temos a seguinte situação:

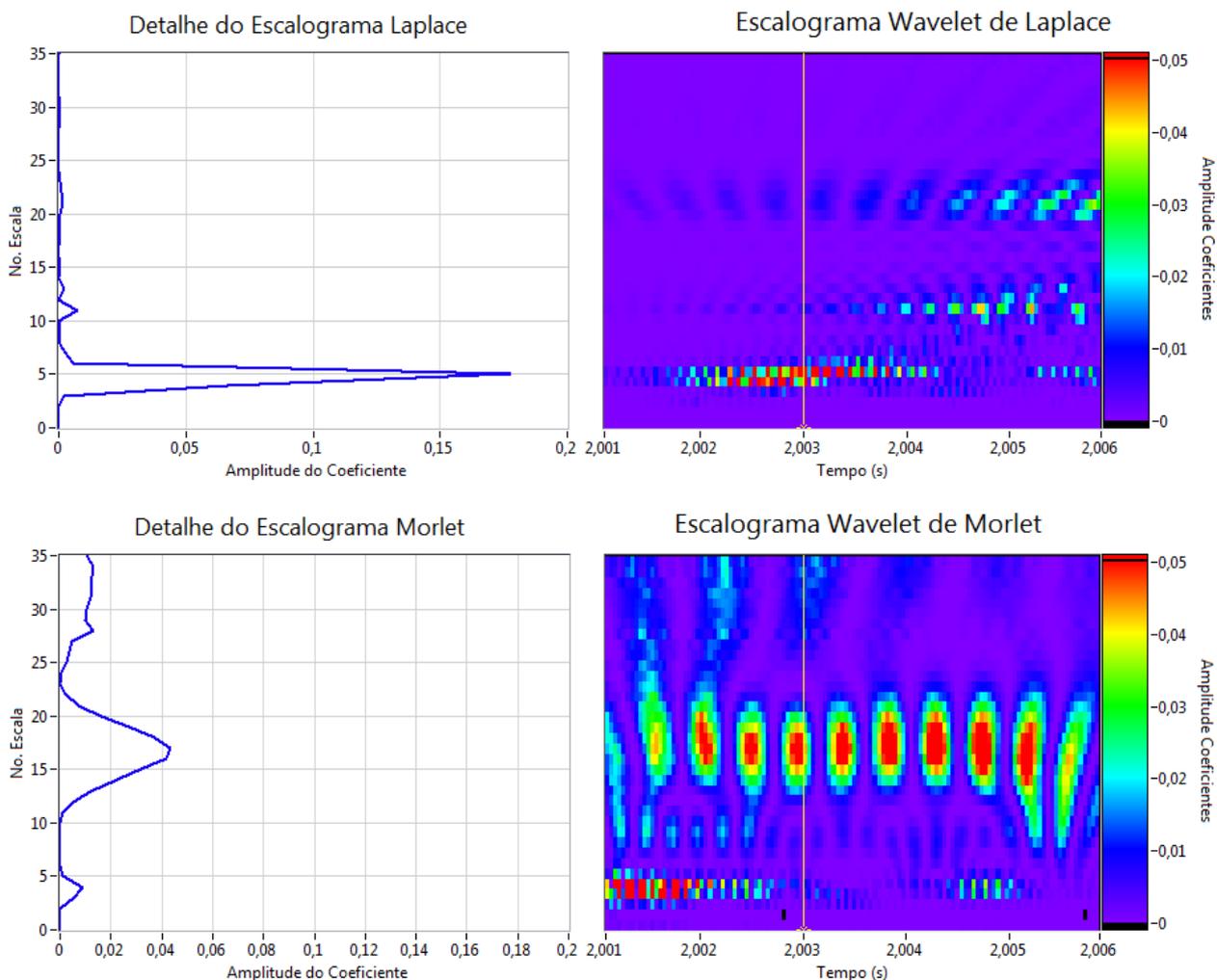


Figura 76: Comparativo do sinal do Rolamento 02 em um escalograma

Fonte: Autor

Nota-se que, o escalograma da transformada *wavelet* de Laplace, têm os coeficientes mais concentrados e por isso, concentram maior energia em uma mesma escala. No escalograma da transformada *wavelet* de Morlet, temos uma resposta dos coeficientes mais suaves. Isso denota, uma maior distribuição do sinal dentre as escalas monitoradas. Os dois detalhes foram obtidos no instante 3,700 s. A escala de nível 11 no escalograma de Laplace, concentra grande energia do sinal, minimizando os outros coeficientes, isso mostra que o sinal pode ser reconstruído a partir dos coeficientes em uma transformada *wavelet* inversa, com uso de menos coeficientes. Isso trás, que as *wavelets* derivadas da *wavelet* mãe de Laplace, tem perfil mais próximo do sinal analisado.

A capacidade da *wavelet* de Laplace, em reconstruir, através das *wavelets* filhas, um sinal característico de vibração de um rolamento, é indicado no escalograma abaixo, em um maior período de amostragem. Verifica-se, a continuidade da escala de no. 05 na definindo a ressonância

do rolamento em todo o período. O mesmo acontece com as outras ressonâncias, que são indicadas no entorno da escala no. 12.

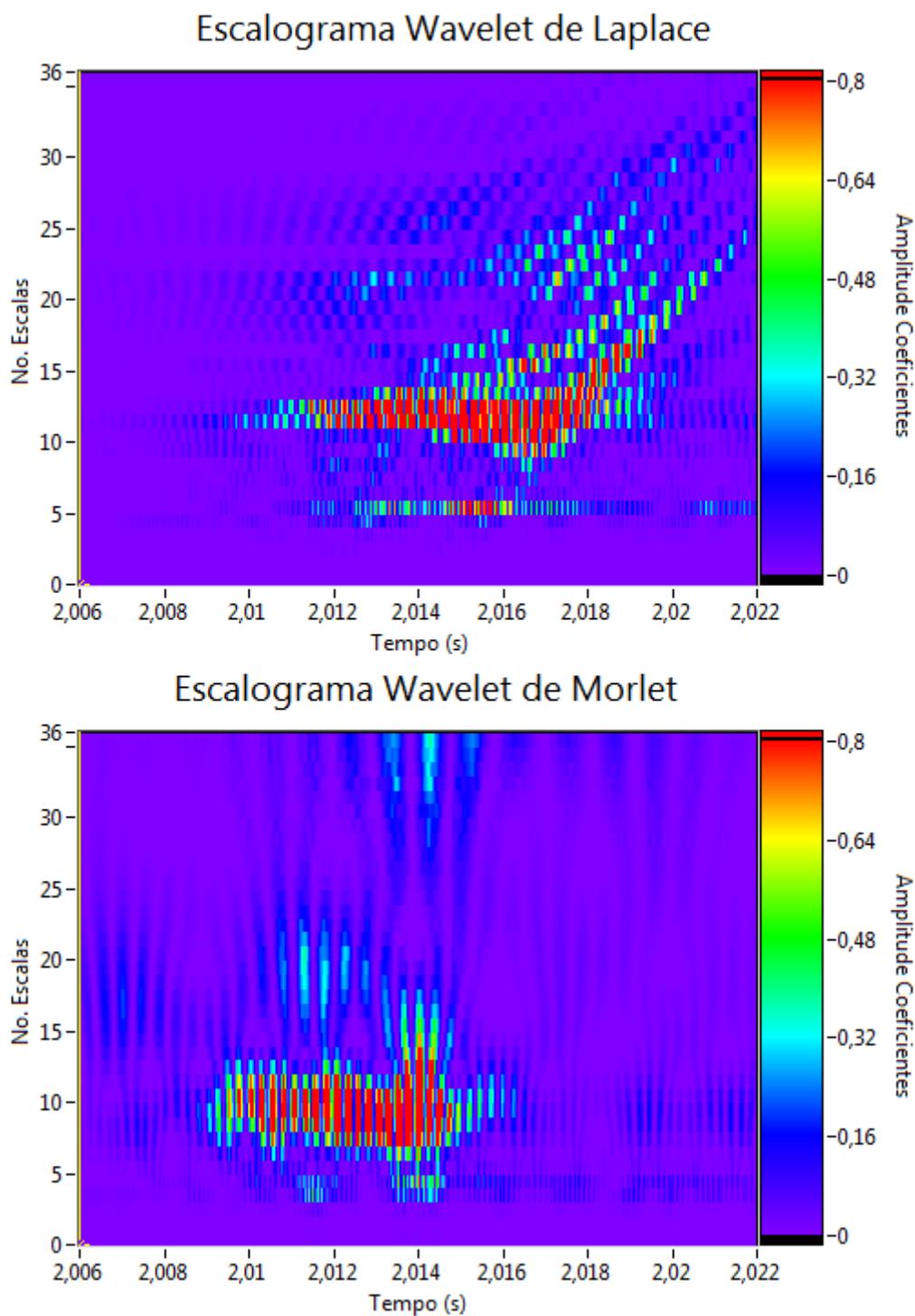


Figura 77: Concentração de escalas é maior na *wavelet* de Laplace

Fonte: Autor

5.2.4 Análise *Wavelet* como complemento ao Envelope

Os dados de todos os seis rolamentos, foram analisados com base nos dados obtidos pelo escalograma do item anterior. As escalas que melhor representam os sinais dos rolamentos são as escalas no entorno da escala no. 05, conforme visto no escalograma.

Os sinais foram decompostos utilizando o filtro discreto criado com base na *wavelet* Discreta de Laplace, conforme visto no item 3.3.6 e na Figura 78. Após isso, foi realizada a reconstrução utilizando apenas os filtros discretos de índices j e k : (4,5) (4,6) (4,7).

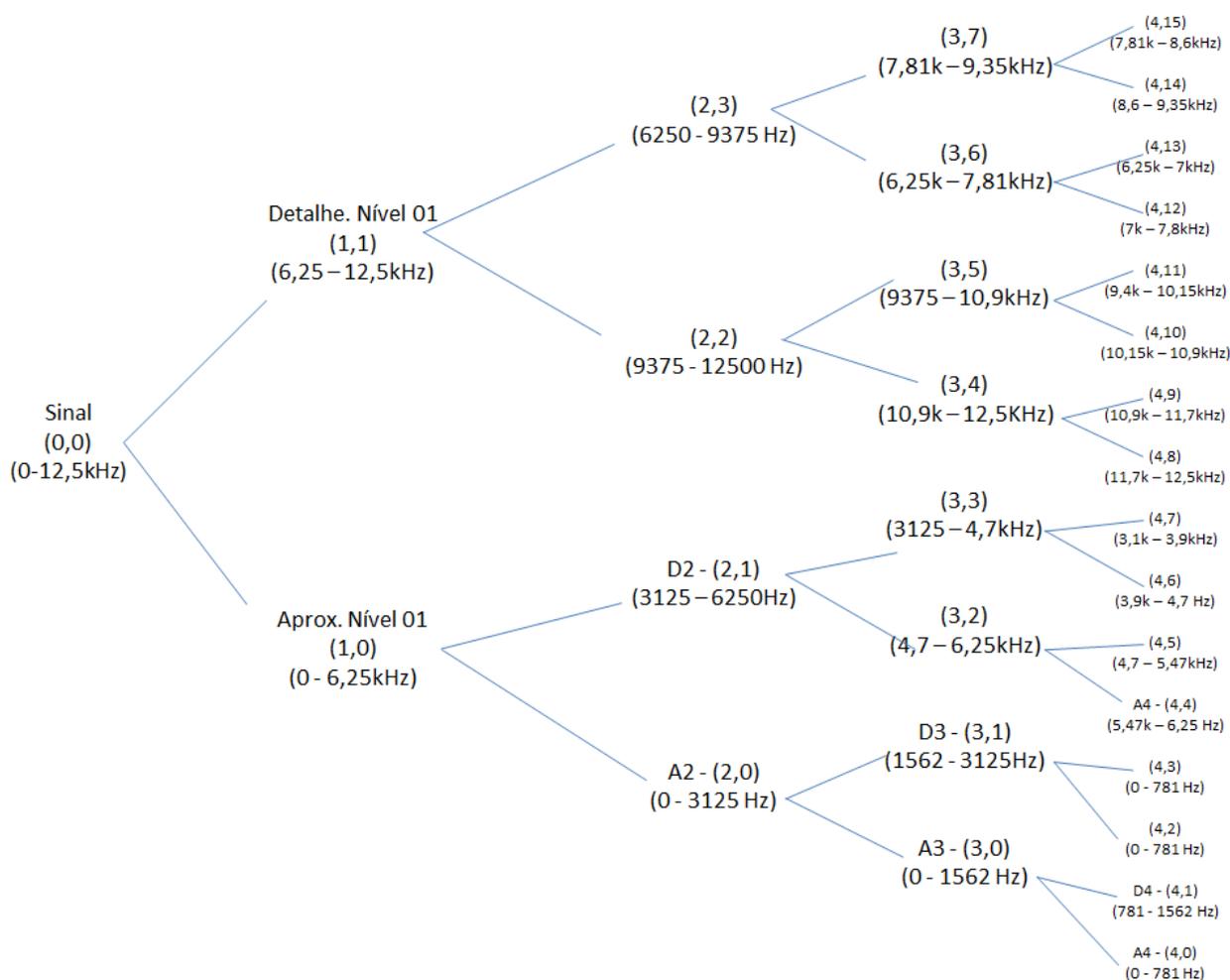
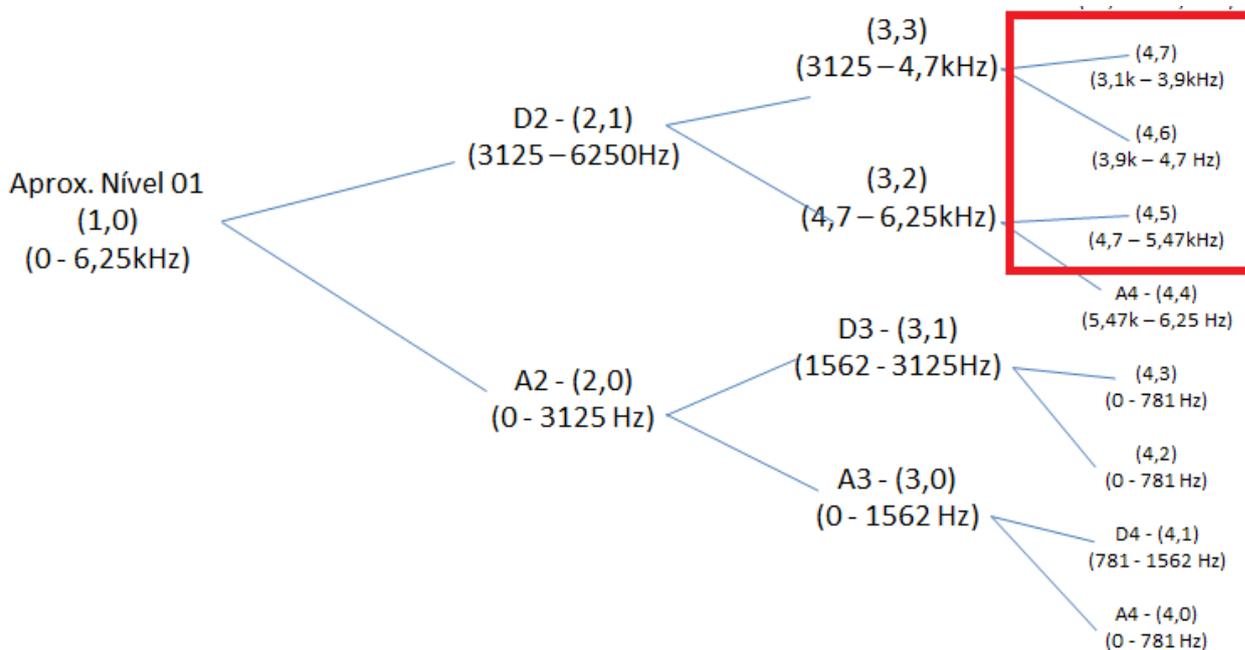


Figura 78: Decomposição dos sinais analisados

Fonte: Autor

Selecionando somente os índices dos coeficientes mencionados, conforme o detalhe na figura abaixo, foram reconstruídos os sinais com a utilização da *Wavelet* de Laplace, isso fez com que sinais não ressonantes, aqueles que não estão respondendo em suas frequências naturais na

faixa analisada, não sejam reconstruídos, ou pelo próprio formato da *wavelet* sejam minimizados nessa reconstrução.



ROLAMENTO 05:

Análise de envelope HFD (a) e análise com *wavelet* de Laplace LWT (b). Avaliação de pista externa e pista interna a 15Hz (900RPM), sendo BPFI = 81,2 Hz e BPFO = 53,2 Hz.

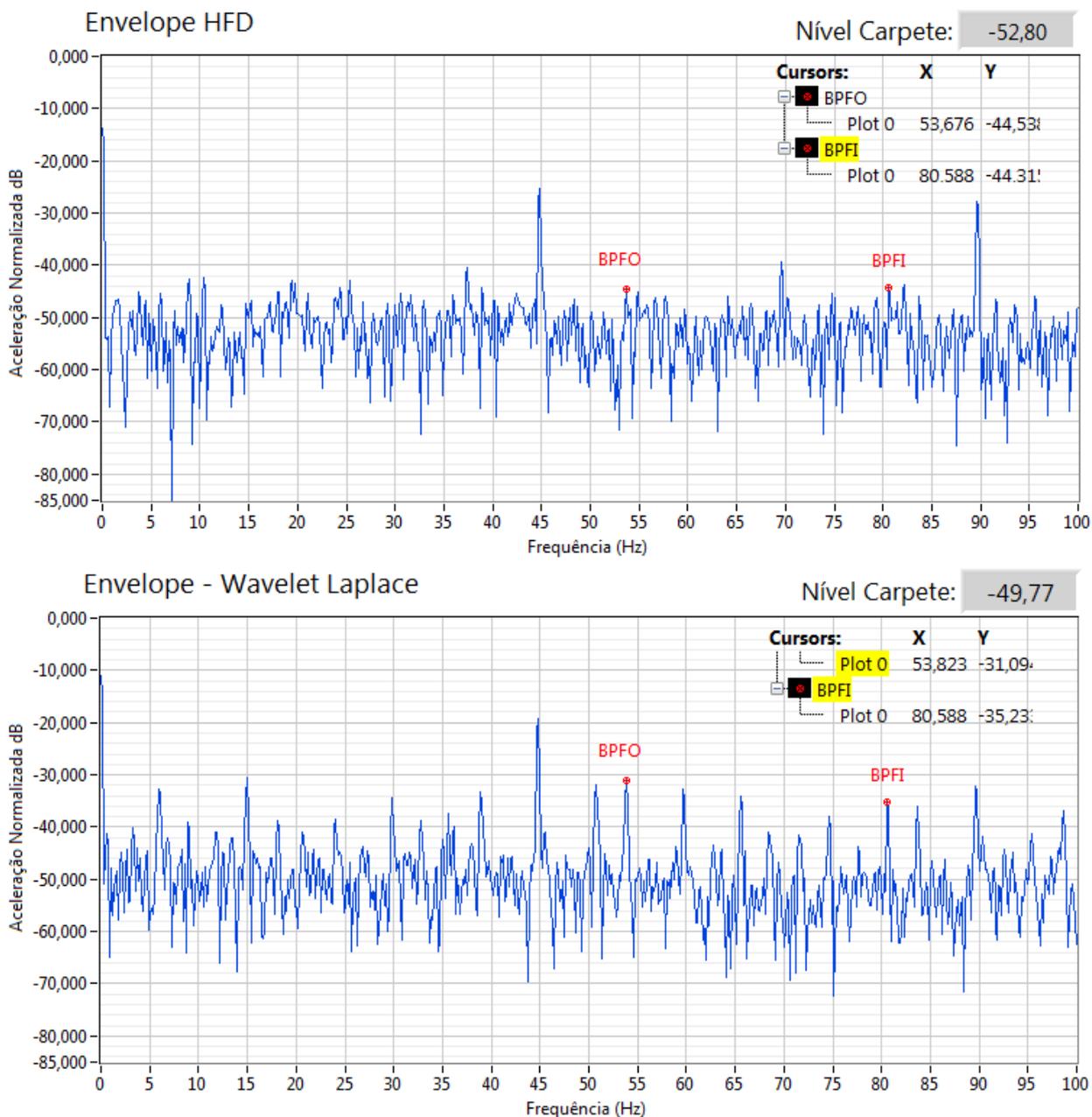


Figura 80: Rolamento 05 – Horizontal – Comparativo

Fonte: Autor

Nos espectros acima, são destacadas as raias referentes as falhas de pista externa e pista interna (BPFO e BPFI) nas duas análises. Nota-se que, na análise HFD, não temos os picos

destacados e suas magnitudes ficam da ordem de 8 *dB*, acima do nível de carpete. (Nível médio de sinal).

No espectro com uso da LWT, pode-se ver claramente o destaque das duas raias em análise. As magnitudes mostram 18,7 *dB* para pista externa e 14,5 *dB* para pista interna.

Abaixo, são mostradas as fotos da pista interna e externa do equipamento:

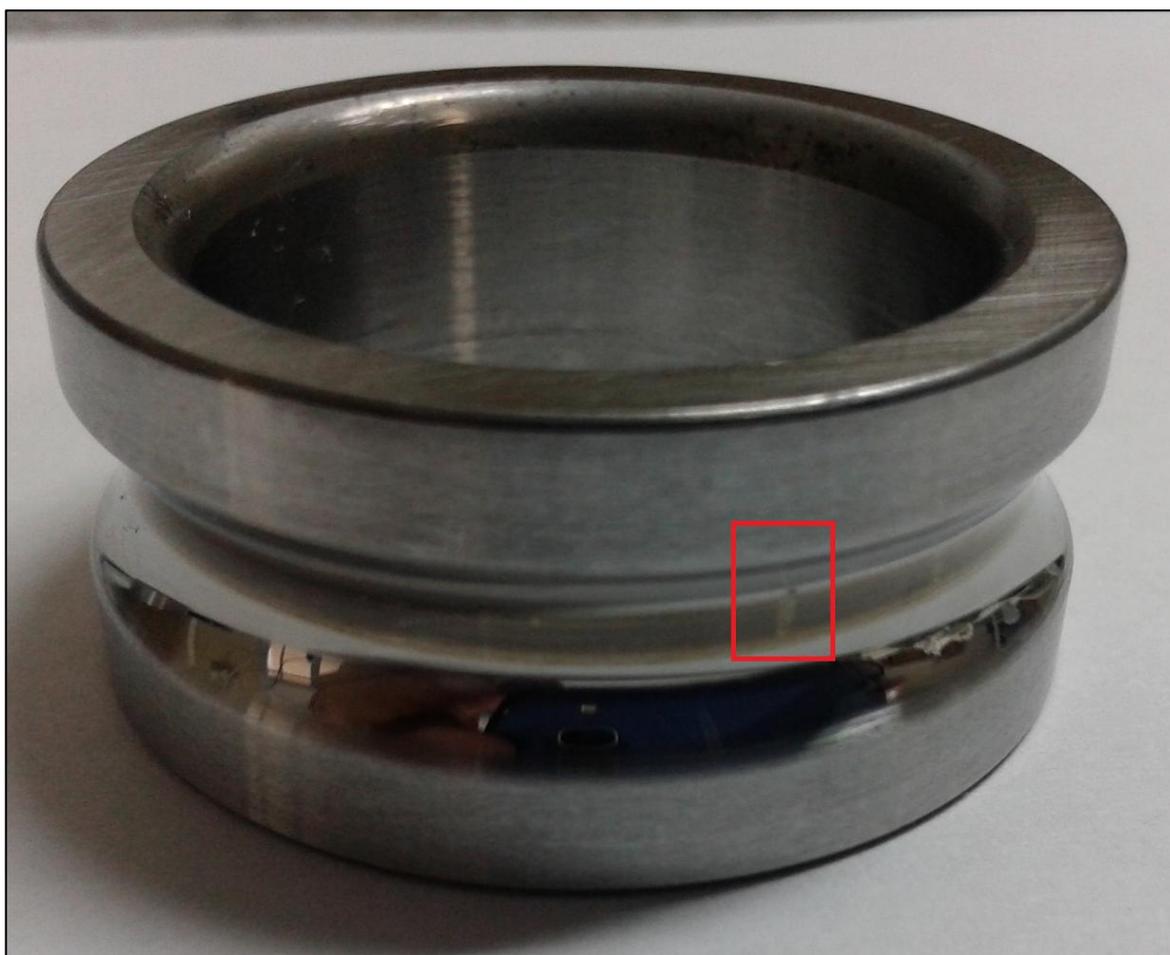


Figura 81: Rolamento 05 - Pista Interna Falha A

Fonte: Autor



Figura 82: Rolamento 05 - Pista Interna Falha B

Fonte: Autor



Figura 83: Rolamento 05 - Pista Externa Início de desgaste

Fonte: Autor

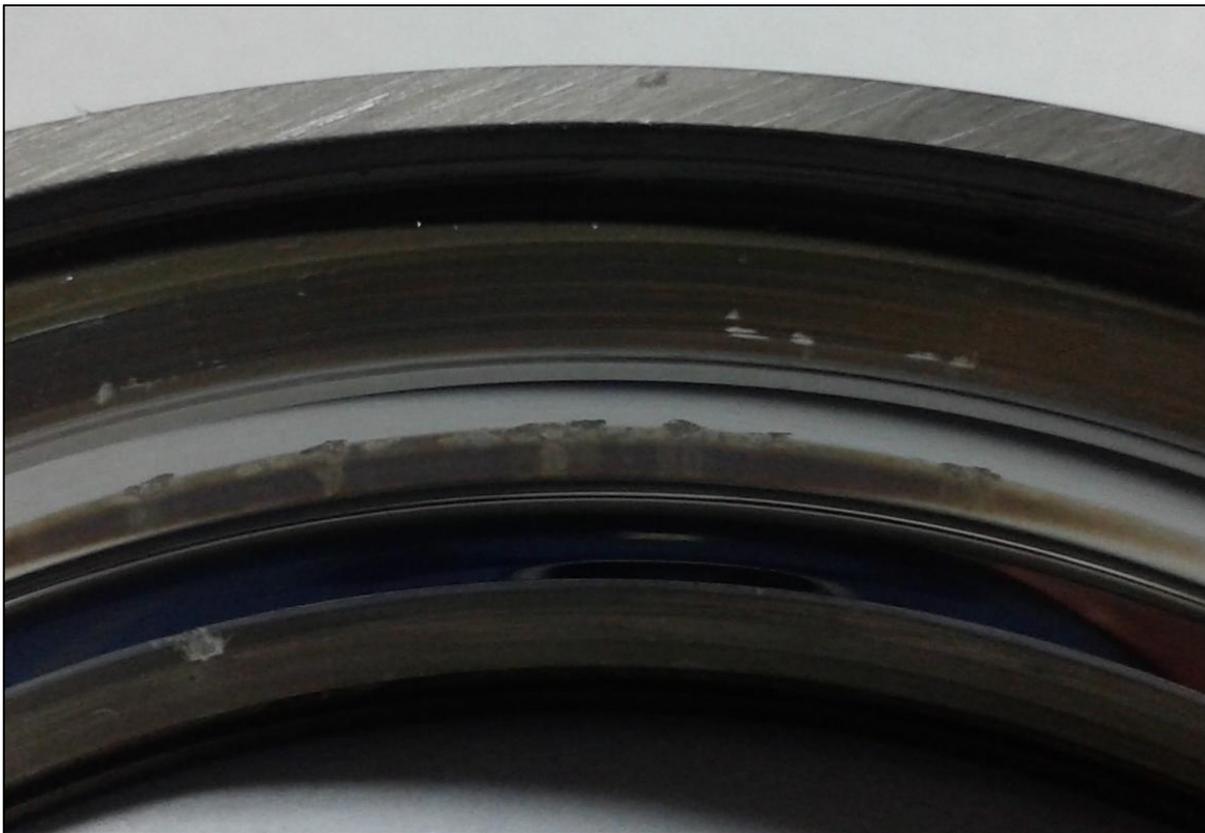


Figura 84: Rolamento 05 - Pista Externa – Detalhe de desgaste

Fonte: Autor

Comprovando a análise realizada por LWT, notou-se início de perda de material na pista externa, conforme visto na Figura 83 e Figura 84. Já na pista interna, nota-se dois pequenos pontos de desgaste com aproximadamente 2 mm cada e transversais à pista. Os desgastes aparentam ser decorrentes de alguma contaminação conforme indicado na Figura 81 e Figura 82.

Os elementos rolantes não apresentaram ranhuras que denotassem falhas. E assim, as fotos comprovam a existência das falhas BPF1 e BPF0 conforme indicação do espectro LWT.

ROLAMENTO 04:

Espectro de processo HFD (a) e espectro com LWT (b). Avaliação de pista externa, pista interna e elemento rolante (BFF - *Ball Fail Frequency*) a 15Hz (900RPM), sendo BPFI = 81,2 Hz, BPFO = 53,2 Hz e BFF = 70,7 Hz.

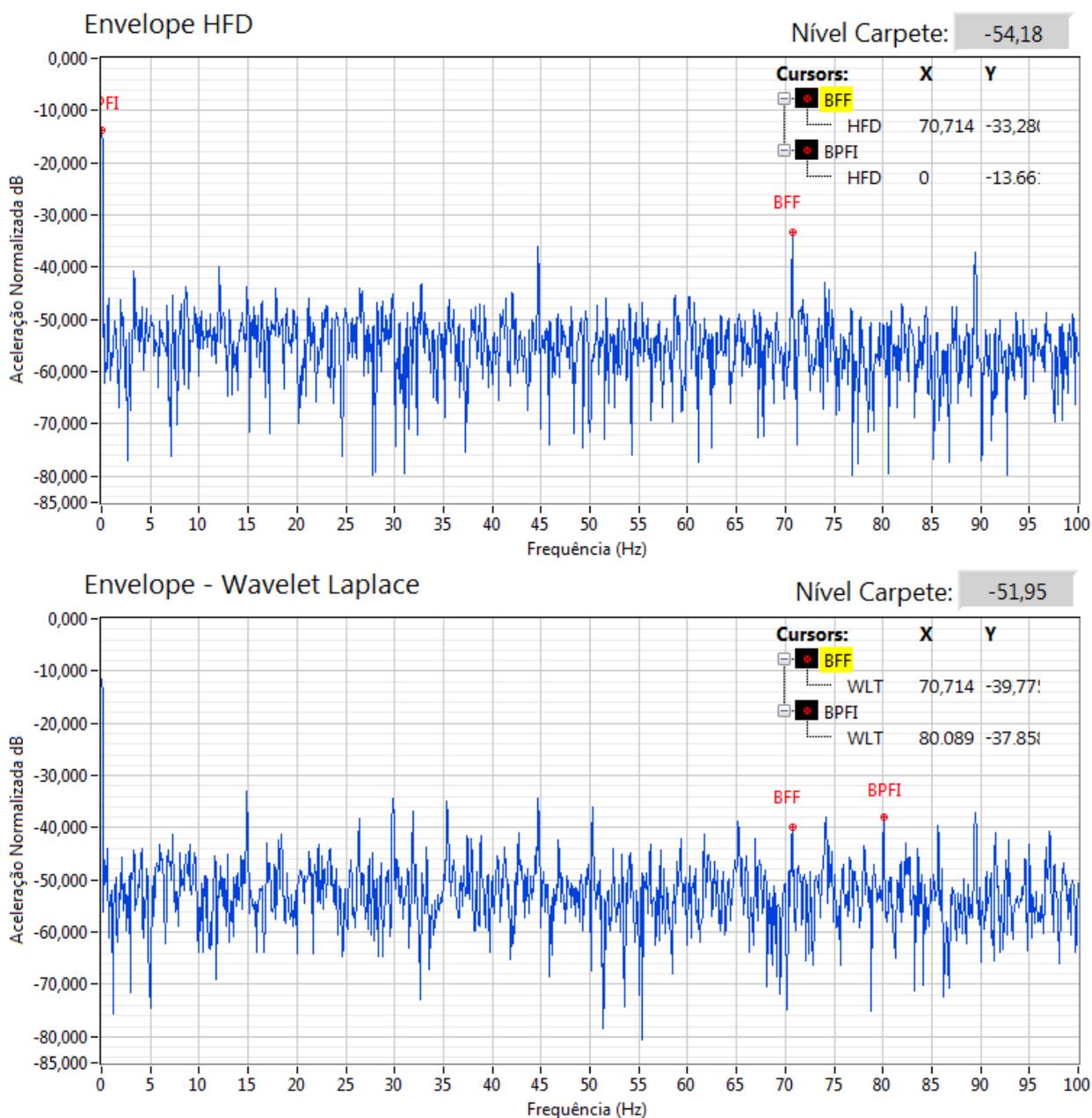


Figura 85: Rolamento 04 – Vertical – Comparativo

Fonte: Autor

Nos espectros do rolamento 04, temos o seguinte cenário: Na análise via HFD, representada no espectro (a), não houve encontro de falha em pista externa e nem pista interna. O espectro mostra possível falha no elemento rolante na frequência de 70,7 Hz, com amplitude relativa de 20,9 dB, o que indica componente com falha segundo os dados da Tabela 6.

No espectro (b), temos a verificação da frequência de falha do elemento rolante com amplitude de 12,2 dB. Este espectro, também mostra uma possível falha na pista interna do rolamento, com amplitude de 14,1 dB, algo que não foi identificado com a análise espectral HFD.

Abaixo, são mostradas as fotos da pista interna e elementos rolantes do rolamento 04:



Figura 86: Rolamento 04 – Elemento Rolante – Detalhe de Ranhura

Fonte: Autor



Figura 87: Rolamento 04 - Pista Interna – Perda de Material

Fonte: Autor



Figura 88: Rolamento 04 - Pista Interna – Detalhe do desgaste

Fonte: Autor



Figura 89: Rolamento 04 - Pista Interna – Detalhe Ampliado

Fonte: Autor

Conforme ocorrido na análise do rolamento 05, a análise realizada por LWT no rolamento 04, indicou desgaste na pista interna conforme visto na Figura 87, Figura 88 e Figura 89. Na Figura 86, temos a foto de um elemento rolante que apresentou ranhura com profundidade tateável. Os outros elementos apresentam marcas rasas que mostram desgaste normal, nenhum apresenta ranhura conforme a foto.

As fotos acima provam tal como na análise do rolamento 05, a eficácia da ferramenta LWT e mostra as falhas BPFI e BFF conforme indicação do espectro (b).

ROLAMENTO 03:

Análise processo tradicional HFD (a) e análise com *wavelet* de Laplace (b). Avaliação de pista externa, pista interna e elemento rolante a 15Hz, sendo BPFi = 81,2 Hz e BFF = 70,7 Hz.

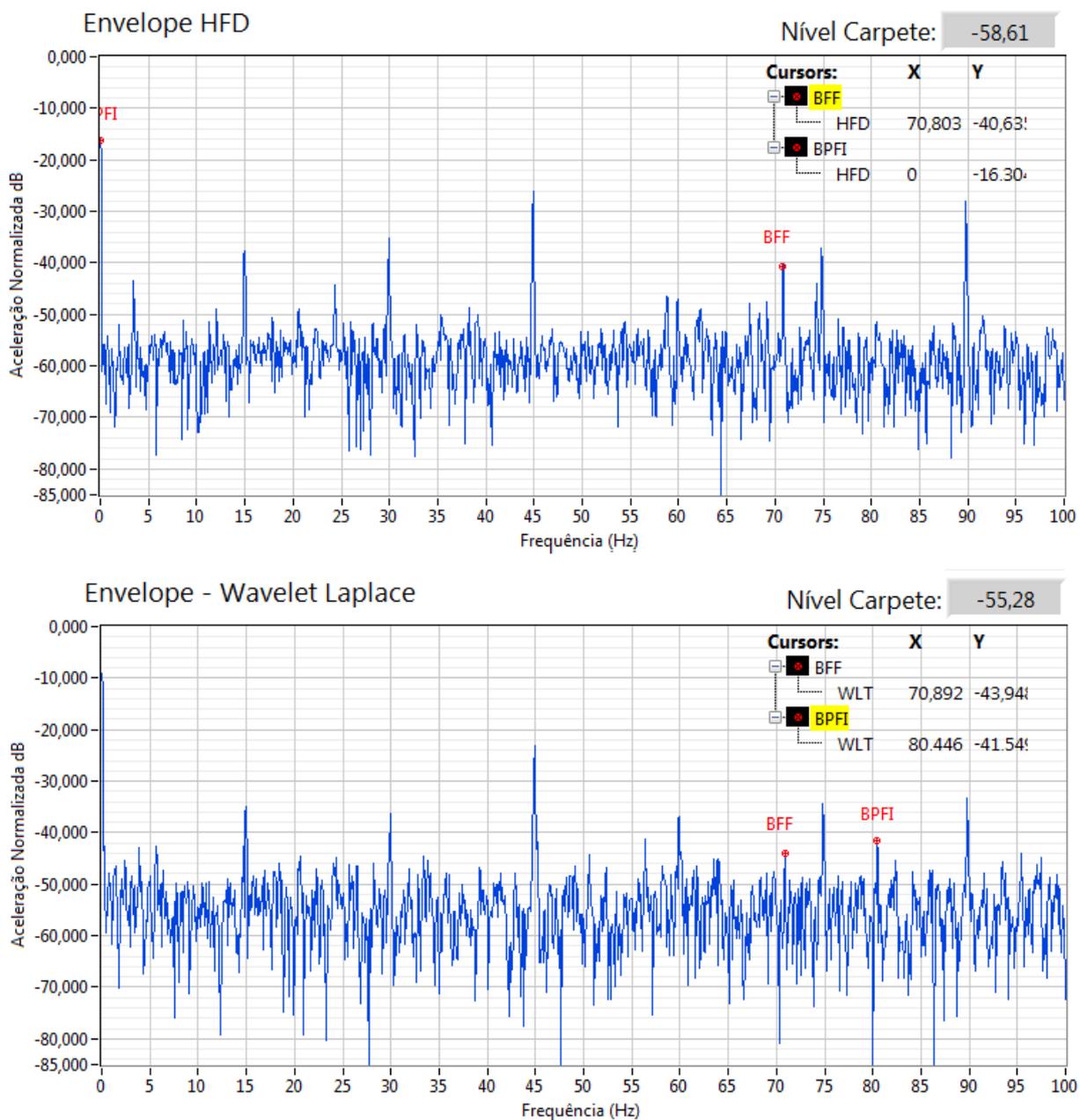


Figura 90: Rolamento 03 – Vertical – Comparativo

Fonte: Autor

No espectro (a) do rolamento 03, a análise não mostra encontro de falha em pista interna, somente um destaque na falha de elemento rolante (BFF) da ordem de 18 *dB*, o que indica componente com falha.

No espectro (b), temos a verificação da frequência de falha do elemento rolante com amplitude de 13,7 *dB*. Este espectro, também mostra uma possível falha na pista interna do rolamento, com amplitude de 11,3 *dB*, algo que não foi identificado com a análise espectral tradicional HFD.

Abaixo são mostradas as fotos da pista interna e elementos rolantes do rolamento 03:

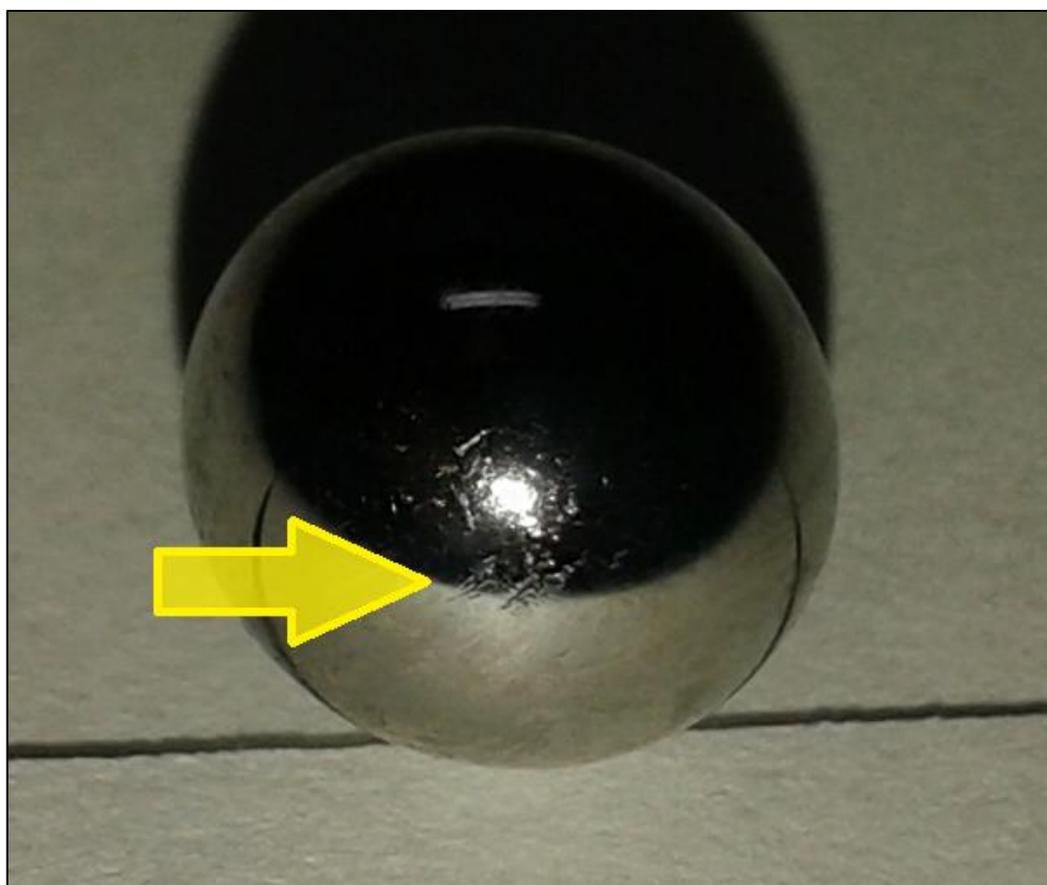


Figura 91: Rolamento 03 – Elemento Rolante – Microfissuras

Fonte: Autor



Figura 92: Rolamento 03 - Pista Interna – Micro Poros

Fonte: Autor

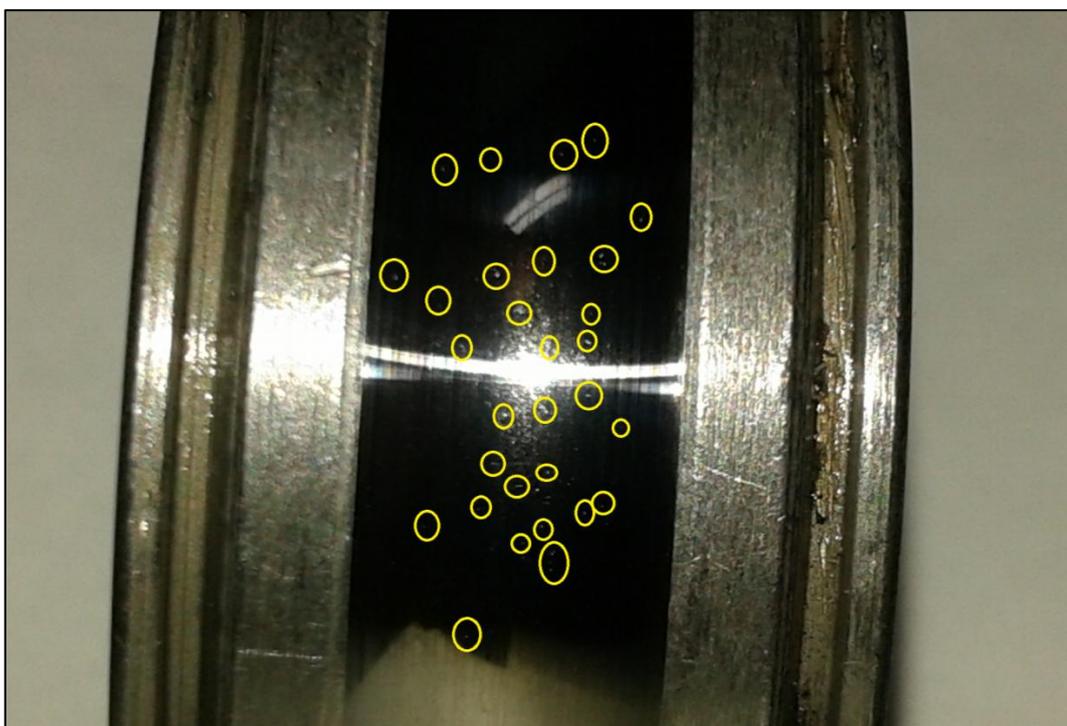


Figura 93: Rolamento 03 - Pista Interna – Micro Poros em destaque

Fonte: Autor

Conforme ocorrido na análise dos rolamentos 04 e 05, a análise realizada por LWT no rolamento 03, indicou desgaste na pista interna conforme visto na Figura 92 e Figura 93. Na Figura 91, temos a foto de um elemento rolante que apresentou microfissuras, outros elementos rolantes desse rolamento, também apresentaram as microfissuras, além de grande desgaste visto em ranhuras na superfície das peças.

As fotos acima provam tal como nas análises anteriores, a eficácia do espectro de envelope com uso da LWT, identificando as falhas BPF1 e BFF.

ROLAMENTO 02:

Análise processo HFD (a) e análise com *wavelet* de Laplace LWT (b). Avaliação de pista externa a 15Hz, sendo BPFO = 53,4 Hz.

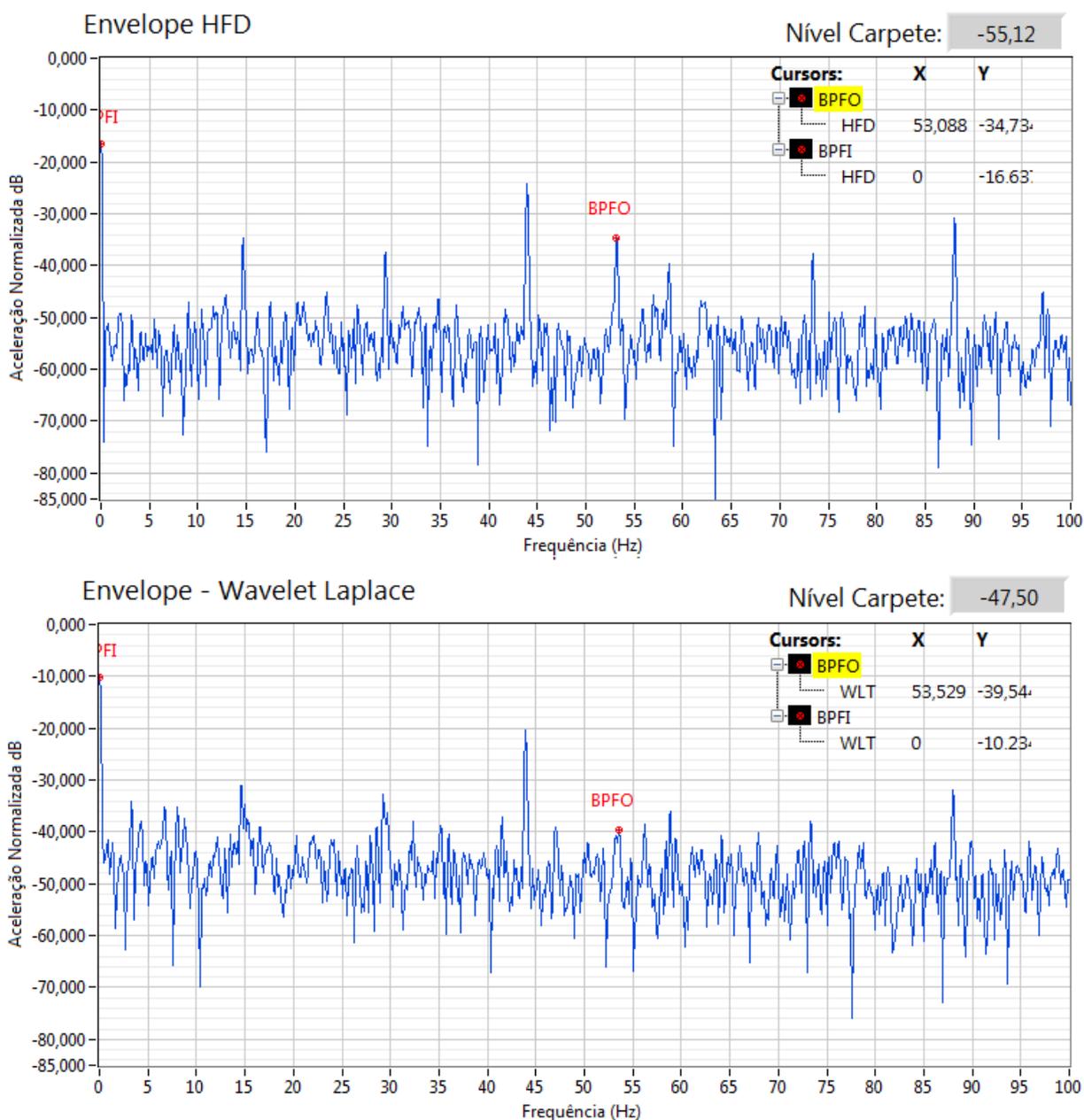


Figura 94: Rolamento 02 – Horizontal – Comparativo

Fonte: Autor

No espectro (a) do rolamento 02, se encontra falha em pista externa com grande amplitude relativa, 20,4 dB. Durante o ensaio, essa peça apresentou aquecimento excessivo e como

consequência, consumiu da fonte CC uma corrente elétrica 50% maior do que os demais rolamentos em ensaio (0,8A de média contra 1,2A nesta peça). Uma análise de envelope tradicional, solicitaria a ação de correção de problema em pista externa com o nível verificado em BPFO.

No espectro (b), o valor de BPFO é baixo, se compararmos com a mesma frequência do espectro (a), a magnitude da raia nesta frequência, ficou em 8 dB, e não se nota outra frequência com destaque no espectro (b). Algo a ser destacado nesta análise, é o nível de carpete entre os dois espectros, enquanto o espectro (a) coloca esse nível em -55,1 dB, o espectro com uso da LWT indica um nível de carpete em -47,5 dB.

Abaixo, são mostradas as fotos da pista externa do rolamento 02:

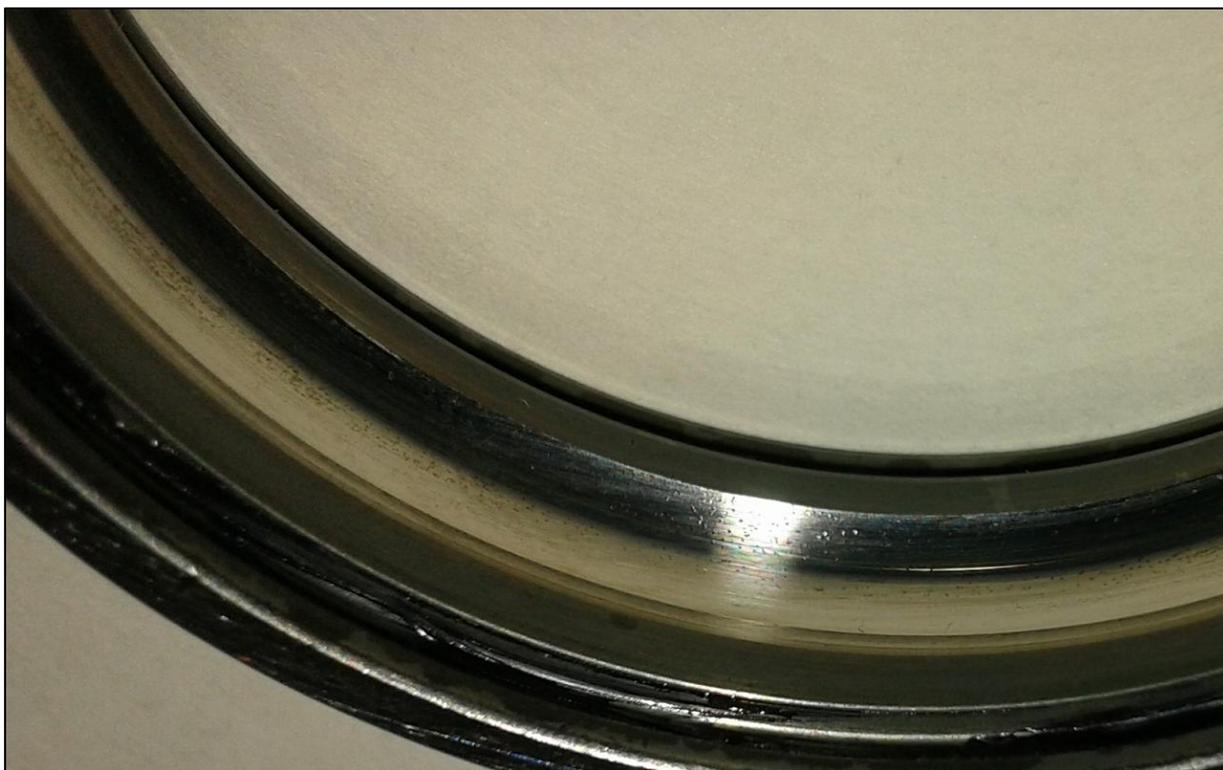


Figura 95: Rolamento 02 – Pista Externa com grande quantidade de poros

Fonte: Autor

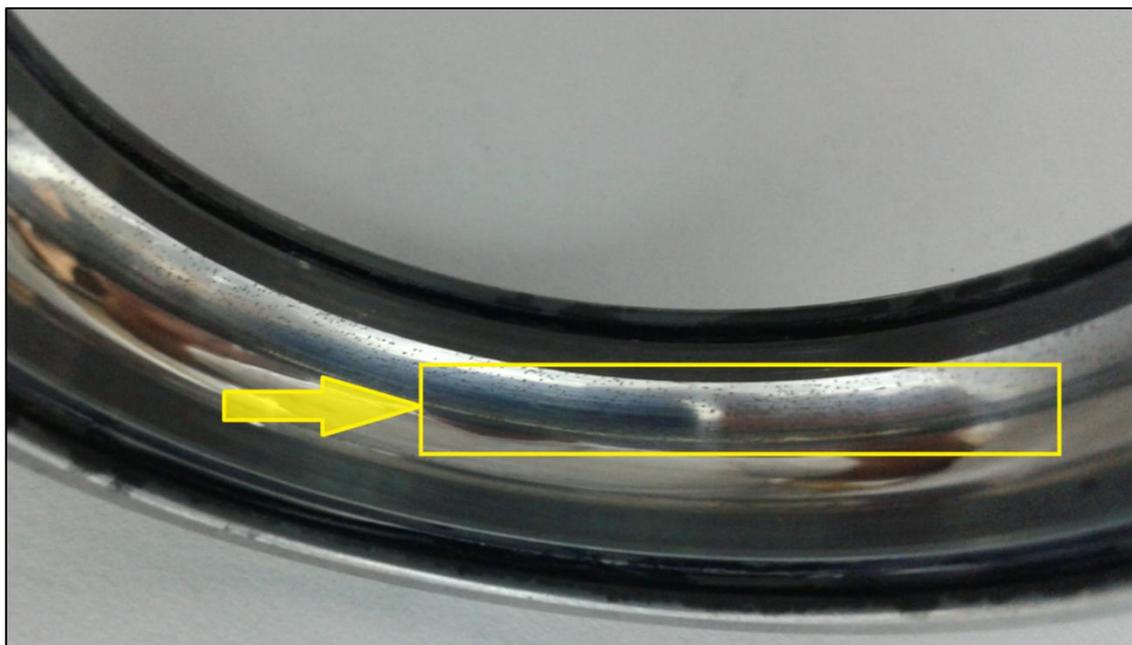


Figura 96: Rolamento 02 – Pista Externa – Detalhe de micro poros

Fonte: Autor

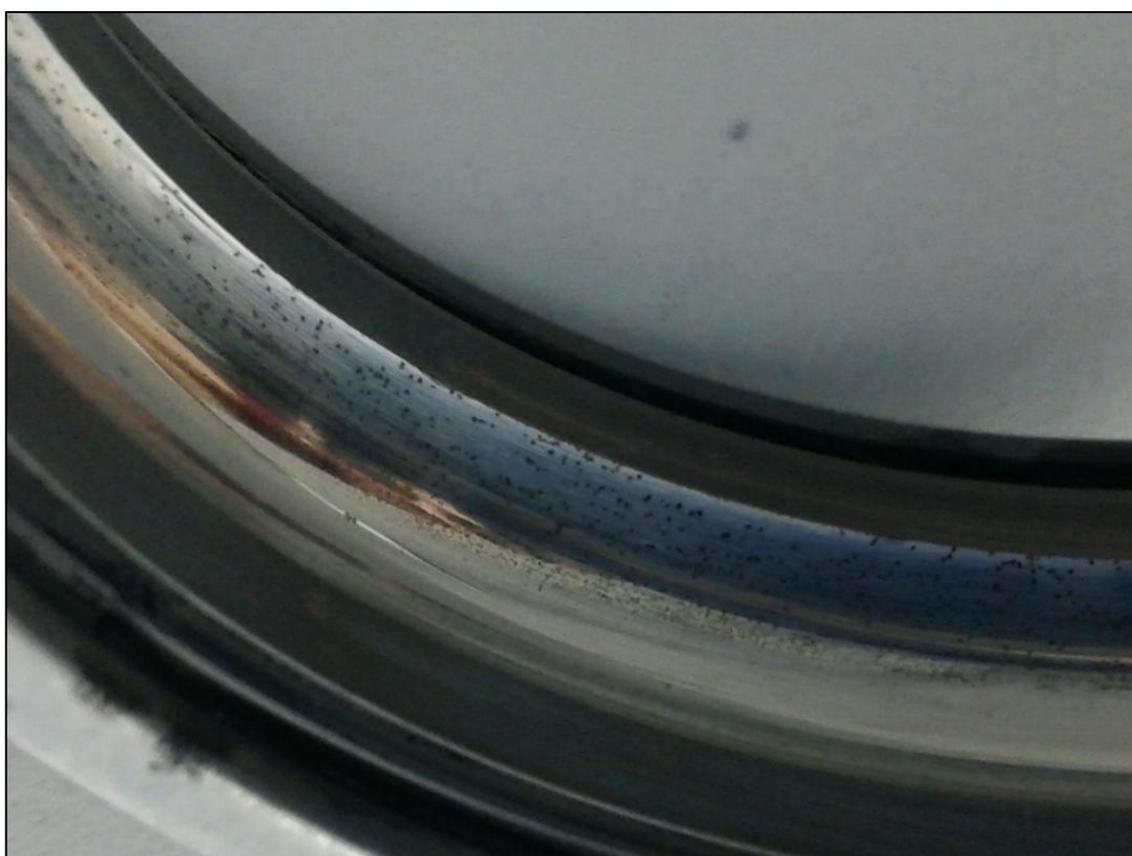


Figura 97: Rolamento 02 – Pista Externa – Micro poros ampliados

Fonte: Autor

Na análise do rolamento no. 02, verifica-se a não eficácia do uso da *wavelet* de Laplace para se detectar falha de rolamento com grande quantidade de poros na pista externa. Diferentemente da análise HFD, que conseguiu detectar a falha BPFO, a análise com uso da LWT mostrou amplitude baixa nessa frequência. Para delinear o motivo desse comportamento, haveria a necessidade de se amostrar mais algumas peças com falha semelhante. A princípio, leva-se a crer que a *wavelet* desenvolvida, *wavelet* de Laplace, tem resposta apropriada para equipamentos em início de falha, quando existe tempo suficiente para ocorrer o decaimento da amplitude da oscilação provocada pelas ondas de tensões mecânicas dos elementos rolantes com as pistas antes que ocorra nova excitação no ponto de defeito. E no caso dessa peça, por termos muitas porosidades, considera-se que a excitação é muito mais constante do que casos em que existam poucas fissuras nas pistas. Descaracterizando assim, o perfil do sinal no tempo da resposta esperada. É possível que, alterando alguns parâmetros da *wavelet* de Laplace desenvolvida, como o parâmetro de amortecimento, por exemplo, tenha-se uma resposta mais favorável.

Foi realizado um teste com *wavelet* de Daubechies No. 03, 04, 08, 11 e 14 em substituição a *wavelet* de Laplace, que tem o perfil sem o decaimento característico da LWT e foi obtido o seguinte espectro.

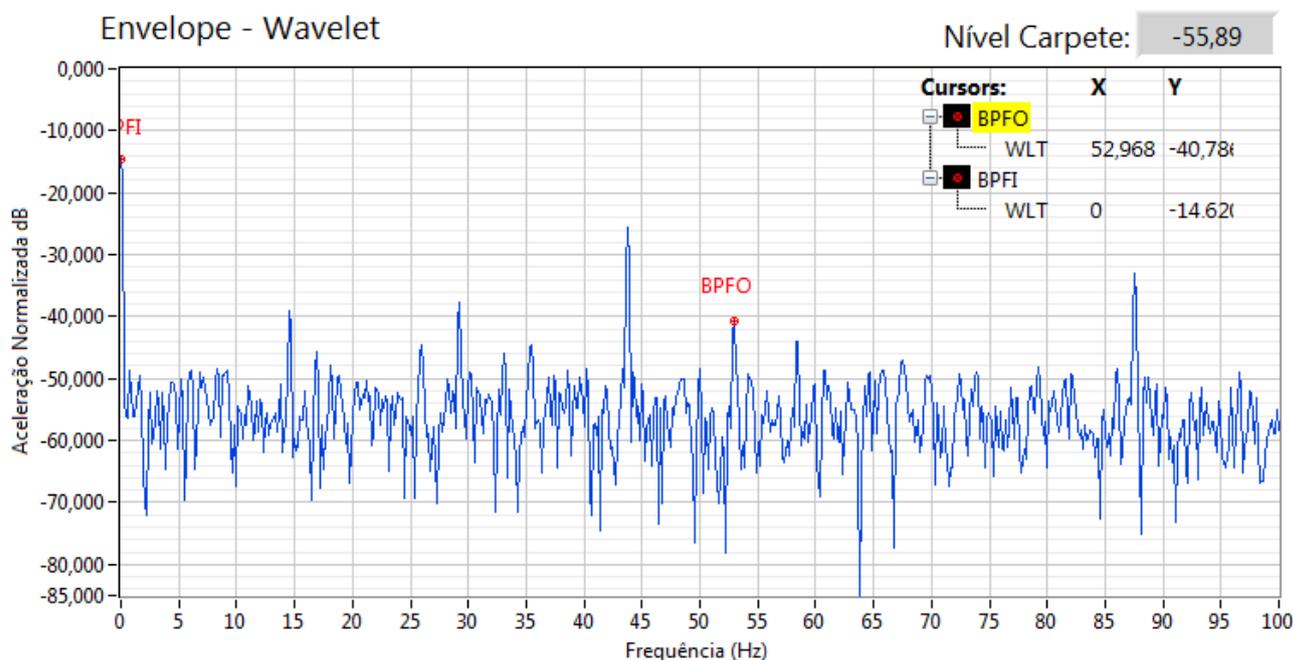


Figura 98: Rolamento 02 – Análise com *wavelet* de Daubechies No. 03

Fonte: Autor

Em todas as respostas do rolamento 02, Daubechies se mostrou mais eficaz do que Laplace, e mostrou ser melhor opção na identificação de falhas em estágios avançados. Outras famílias também foram testadas, porém, Daubechies é que mais se mostrou eficaz no monitoramento do rolamento 02, ficando sempre com o pico de BPFO da ordem de 15 *dB* do nível de carpete do sinal.

As fotos acima provam que a LWT é aplicável, quando da falha no início, conforme a proposta da Figura 51. Em caso de falhas em estágios mais avançados, se faz necessário o uso conjunto com outros indicadores como, RMS global. Ou surge a necessidade da alteração nos parâmetros da *wavelet* de Laplace ou utilização de outra *wavelet* conforme verificado acima.

ROLAMENTO 01:

Análise processo HFD (a) e análise com *wavelet* de Laplace LWT (b). Avaliação de pista interna e elemento rolante a 15Hz, sendo BPFi = 81,2 Hz e BFF = 70,7 Hz.

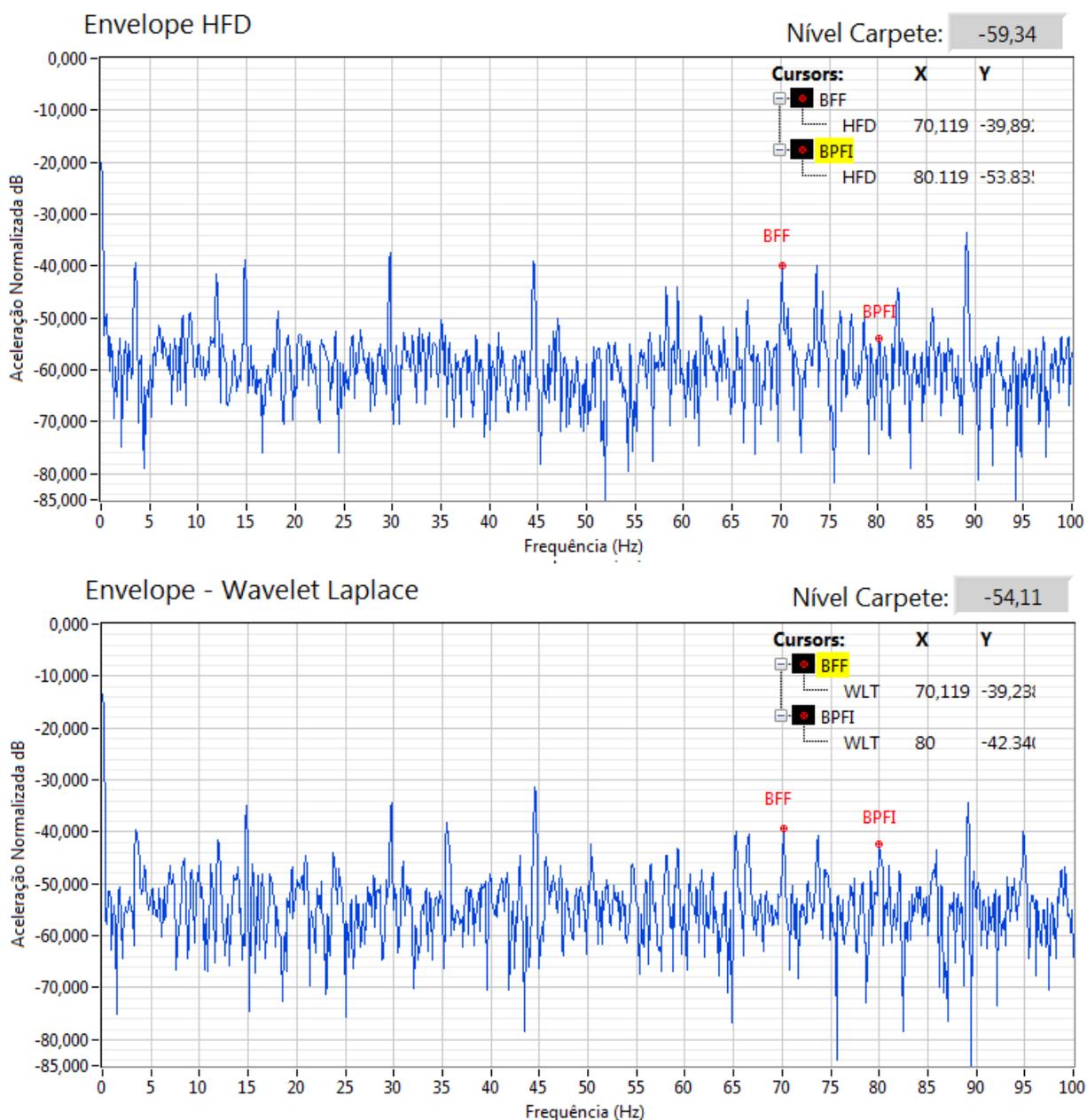


Figura 99: Rolamento 01 – Vertical – Comparativo

Fonte: Autor

No espectro (a), a análise mostra destaque a falha no elemento rolante, BFF, da ordem de $19,5\text{dB}$, o que indica componente com falha. Não se encontra mais nenhum componente frequencial com destaque neste espectro. O que leva a crer a não existência de mais nenhuma falha naquele equipamento.

No espectro (b), análogo ao verificado na análise dos dados do rolamento 03, temos a verificação da frequência de falha do elemento rolante, com amplitude de $14,8\text{ dB}$, mantendo uma diferença em relação ao espectro (a), da ordem de 5 dB a menos.

O espectro (b), ainda mostra possível falha na pista interna do rolamento, com amplitude de $11,8\text{ dB}$, algo que não foi identificado com a análise espectral HFD, semelhante ao acontecido na análise do rolamento 03.

Abaixo, são mostradas as fotos da pista interna e elementos rolantes do rolamento 01:

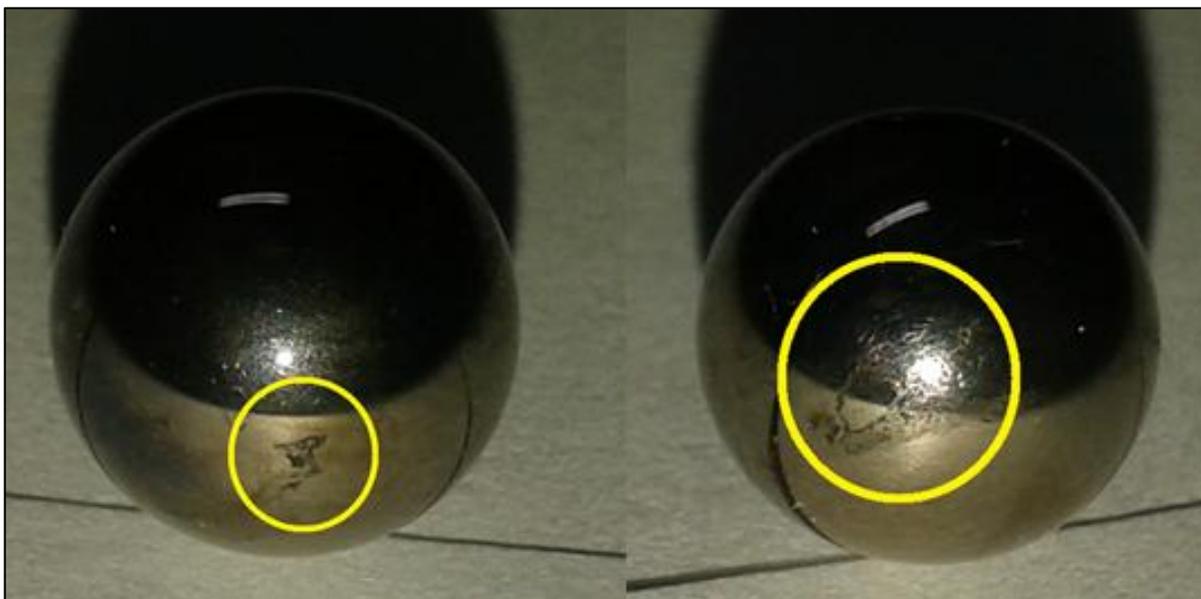


Figura 100: Rolamento 01 – Desgastes em elementos rolantes

Fonte: Autor

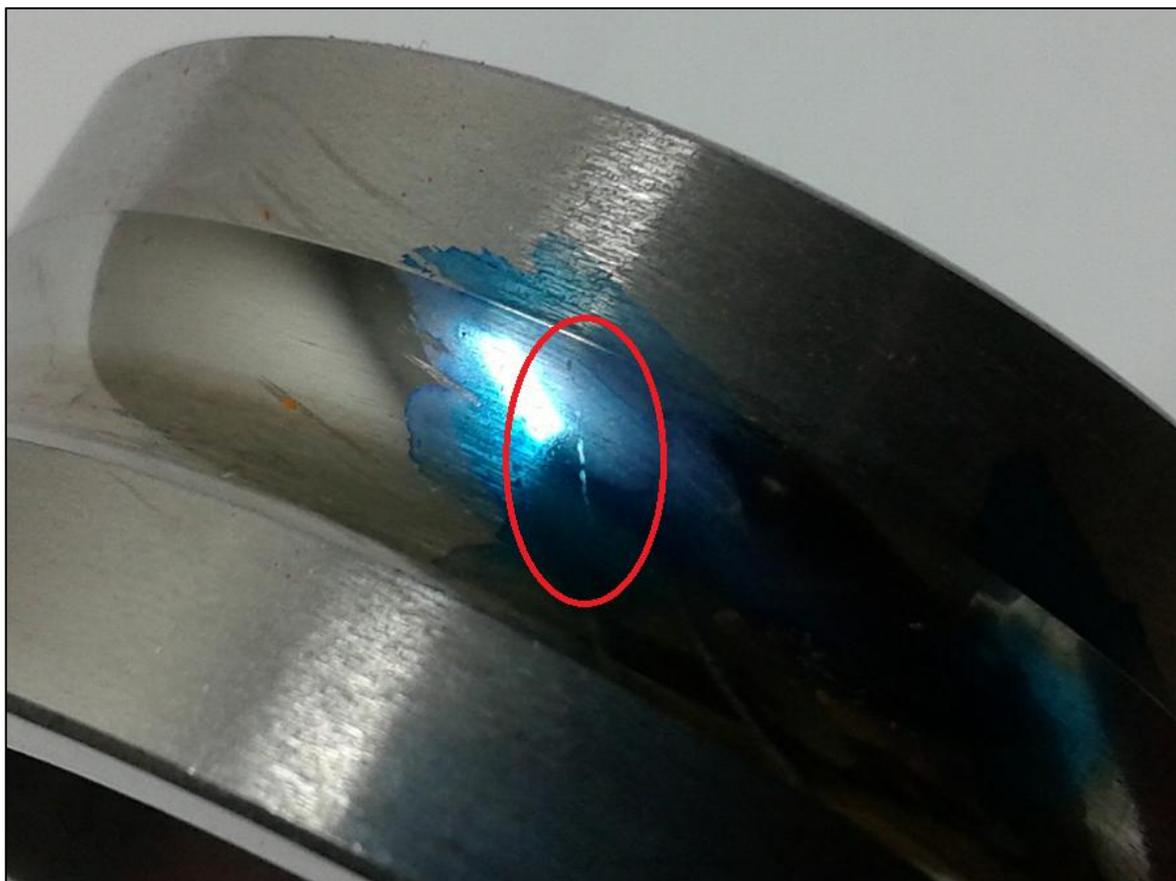


Figura 101: Rolamento 01 – Pista Interna – Ranhura transversal em destaque

Fonte: Autor



Figura 102: Rolamento 01 – Pista Interna – Ranhura transversal ampliada

Fonte: Autor

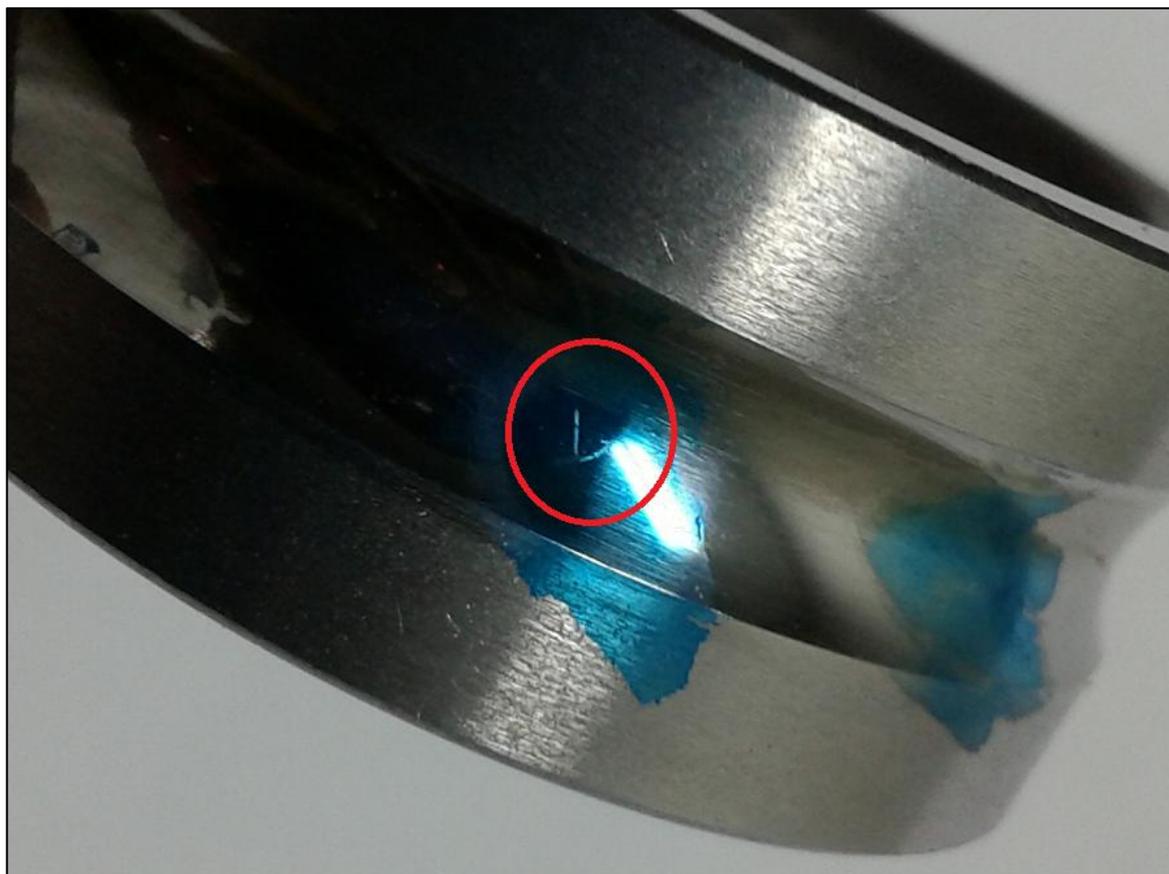


Figura 103: Rolamento 01 – Pista Interna – Ranhura B em destaque

Fonte: Autor

Conforme ocorrido na análise dos rolamentos 03, 04 e 05, a análise realizada por LWT no rolamento 01, indicou falha de pista interna, conforme visto na Figura 101, Figura 102 e Figura 103. Na Figura 100, temos a foto de dois elementos rolantes que apresentaram microfissuras e também foram indicados em BFF tanto por HFD, quanto por LWT.

A análise com utilização de LWT, se mostrou eficaz na detecção de falhas também no caso do rolamento 01, conforme visto nas fotos.

ROLAMENTO REFERÊNCIA:

Nos espectros abaixo, nota-se em ambos os casos, apenas as raiais que são provenientes dos harmônicos de rotação em destaque. Verifica-se também, o nível de carpete de mesma ordem, em torno de -57 dB , o que mostra que não havendo sinais em ressonância, a análise com LWT não irá alterar o perfil da curva em comparação a uma análise por envelope HFD.

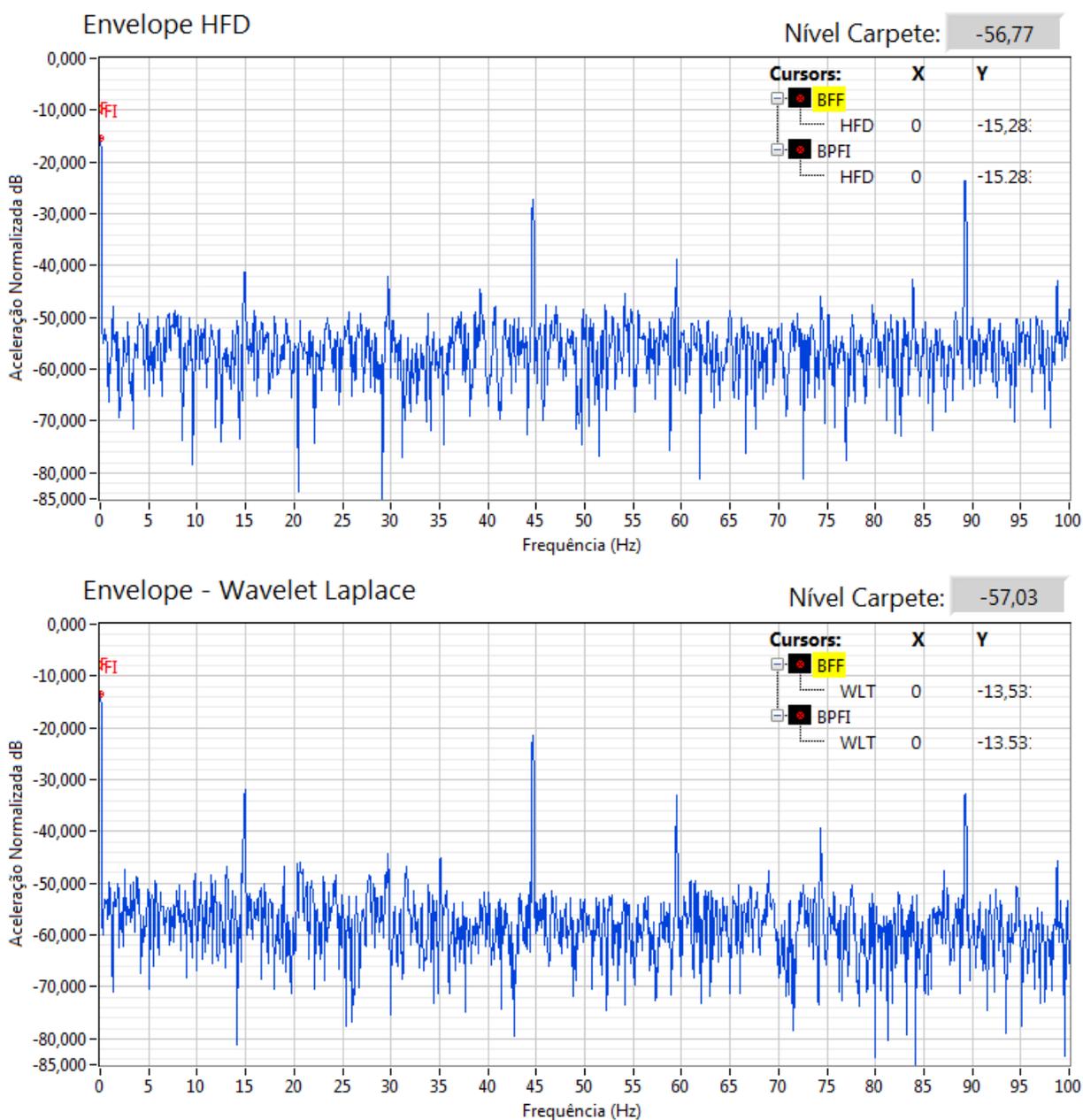


Figura 104: Rolamento Novo – Referência

Fonte: Autor

5.2.5 Análises dos resultados

No rolamento de no. 05, temos a identificação de raias de falhas de forma mais destacada no espectro com uso da LWT. Os picos das frequências de BPFO e BPF1 se mostram em média 3x maiores que as mesmas frequências no espectro HFD. E com é possível se ter uma melhor qualidade da análise quando se utiliza o espectro (b) naquele rolamento.

Ainda no rolamento de no. 05, temos os picos em HFD com magnitudes de $8dB$ o que mostram equipamentos ainda sem falhas, apenas denotam um aumento dessas frequências e através do monitoramento das tendências desses pontos, podem vir a produzir falhas ao longo do seu uso.

É possível afirmar que a análise com uso da LWT detectou as falhas de pista interna e externa antes da análise de envelope HFD no caso do rolamento no. 05.

Nos espectros do rolamento 04 temos a identificação da falha de pista interna com amplitude de $14,1 dB$ somente no espectro com LWT. Os dois métodos mostram ainda falha em elemento rolante, BFF, com maior magnitude no espectro HFD, sendo $20,9 dB$ contra $12,2dB$ na LWT.

Nos rolamentos 01 e 03, temos situação parecida: A falha no elemento rolante com $18dB$ e $19,5dB$ em HFD, contra $13,7dB$ e $14,8dB$ na análise com LWT, respectivamente para rolamento 01 e 03.

As análises dessas duas peças também identificaram em LWT, falhas em pista interna que não foram identificadas nas análises com uso da HFD.

Em todos os espectros, observa-se raias de harmônicos da velocidade com grande amplitude, como no caso das frequências, 30Hz, 45Hz, 60Hz, 75Hz e 90Hz. Essa amplitude é devido a falta de rigidez mecânica na instalação e desalinhamento do sistema.

Em última análise, o caso do rolamento 02 deve ser visto com cautela, pois os dados com uso da LWT não mostraram a falha de pista externa com tamanha amplitude conforme visto na análise HFD. O que dar-se a entender que o rolamento inicia-se com processo de folga entre os componentes, fazendo descaracterizar a resposta aos impulsos provocados pelos elementos

rolantes em choque com a pista externa, ou seja, não provocando a resposta no tempo com perfil de amortecimento conforme o perfil da *wavelet* de Laplace aplicada.

Junto a este caso do rolamento 02, verifica-se no caso das falhas de elementos rolantes identificadas nos rolamentos 01, 03 e 04 que as amplitudes encontradas nos espectros HFD, não puderam ser reproduzidas no caso da análise com LWT.

Analisando os dados, entende-se que a análise com uso de LWT identifica os problemas de falhas em rolamentos de forma precoce enquanto a rigidez do sistema ainda existe. Até determinado ponto, existe o destaque das falhas mediante o nível de carpete do sinal monitorado. Conforme a deterioração dos componentes avança, a análise com uso da *wavelet* de Laplace começa a perder a eficácia e então entramos em uma fase que a HFD responde melhor na verificação dos níveis de falha.

Os resultados foram sintetizados na tabela abaixo:

Tabela 7: Resultados obtidos nos ensaios em rolamentos

Rolamento No.	Envelope HFD			Envelope LWT		
	BPFO	BPFI	BFF	BPFO	BPFI	BFF
01			19,5		11,8	14,8
02	20,4			8,0		
03			18		11,3	13,7
04			20,9		14,1	12,2
05	8,0	8,0		18,7	14,5	

Fonte: Autor

Onde os valores são expressos em *dB*.

Verifica-se na tabela 7 que na análise com uso da transformada *Wavelet* de Laplace, obteve-se mais ocorrências de possíveis falhas nos rolamentos. Essa ferramenta se mostra quando comparada com a análise de envelope HFD como boa alternativa, pois demonstrou capacidade da identificação das falhas monitoradas conforme indicado acima.

A análise com uso da LWT somada a outras ferramentas, como o próprio envelope HFD em linhas de tendências, caracteriza um sistema de monitoramento que pode melhorar a qualidade da análise comparada a sistemas que utilizam somente a HFD em seus processos.

6 CONCLUSÕES

6.1 Conclusão

A implementação de sistemas de monitoramento preditivo em rolamentos é uma ferramenta muito importante praticamente em todas as áreas da engenharia. O conceito da aplicação da transformada *wavelet*, para monitoramento de sinais de vibrações mecânicas, se mostrou eficaz na análise de falhas em rolamentos.

A primeira tarefa, na proposta do monitoramento desse tipo de sinal, é a correta escolha e desenvolvimento da *wavelet* que será aplicada na decomposição e na reconstrução dos sinais. A procura por uma forma de onda com perfil mais próximo possível do sinal que será monitorado é necessária para boa resposta do sistema.

Sinais com mudanças abruptas, sejam sinais 1D ou 2D (imagens) tem boa aplicação com a *wavelet* de Haar. Sinais com mudanças suaves em sua linha tem boas aplicações com *wavelets* Gaussiana ou chapéu Mexicano, devido a seus perfis serem suaves e bons para decomposições de curvas.

Nesse trabalho, o desenvolvimento da *wavelet* de Laplace foi necessário, pois, o seu perfil condizente com sinal de oscilação amortecida com um grau de liberdade, é semelhante à resposta dos rolamentos que, quando excitados respondem em suas frequências de ressonância. A ideia, foi estabelecer uma ferramenta de processamento de sinal que, utilizando *wavelets*, obtivesse uma melhor resposta do que a análise de envelope tipo HFD, utilizada no monitoramento de rolamentos desde a década de 70.

Inicialmente, o objetivo era criar ferramenta que fizesse o monitoramento de vibrações não só em rolamentos, mas no sistema todo, tendo como foco as fases transitórias. Porém, a deficiência da HFD em algumas análises, e a capacidade da decomposição do sinal, em coeficientes de uma *wavelets* mãe escalonada e deslocada no tempo, fez com que se vislumbrasse sua aplicação, no monitoramento de rolamentos para identificar possíveis falhas em estágios iniciais.

A seleção de um objeto de estudo e criação de um sistema de monitoramento foi elaborada para comprovar a aplicação da técnica proposta. A técnica se baseou em decompor o sinal, em

wavelets de Laplace derivadas e então reconstruí-las, somente nas frequências moduladas pelas falhas e só então aplicar a demodulação pela transformada de Hilbert.

Na análise dos resultados, conforme visto na tabela 7, obteve-se indicações satisfatórias com o método por LWT, sendo este, mais sensível a falhas de pista interna e externa do que a HFD. A análise geral, é que o sistema com uso da LWT é capaz de identificar falhas em seus estágios iniciais com grande eficácia. Ele consegue fazer a seleção e indicação da falha antes do método HFD e isso pode ser bem vantajoso, principalmente em máquinas que exijam grande eficiência em seus processos, sem nenhum ou com pouco tempo de parada.

O método por LWT é também vantajoso em sua aplicação, pelo fato de não alterar a forma como analistas de vibrações fazem o monitoramento de máquinas rotativas e conseqüentemente dos rolamentos. Nesse caso, o fato de não ser utilizado um escalograma e sim um espectro de energia, é boa opção, pois, utiliza a experiência que o analista tem nesse tipo de monitoramento.

Algumas vantagens da utilização do monitoramento do envelope com uso da LWT foram identificadas nesse estudo, e são:

- a) Possibilidade da indicação em estágio inicial de uma falha no equipamento;
- b) Propiciar maior tempo para programação da parada para intervenção e correção da falha antes de eventual quebra;
- c) Aumento da vida útil do equipamento;
- d) Permitir com que o componente seja monitorado com mais frequência mais cedo que na HFD, ou seja, entra em uma lista de equipamentos com potencial de falha;
- e) Melhoria na tratativa com equipamentos de alta rotação em que a falha evolui muito rápido e se faz muito importante a descoberta do problema em seu estágio inicial;
- f) Análise feita via espectro de envelope semelhante a HFD;
- g) Utilização da experiência do analista por não mudar a forma de identificação da falha;
- h) Não é necessário fazer o *setup* de cada ponto monitorado por HFD novamente, pois pode ser aplicado como ferramenta complementar para identificação em uma escala normalizada.
- i) Possibilidade da reconstrução do sinal no tempo com a aplicação da *wavelet* inversa sem perda da localização temporal do sinal;

- j) Não necessita de grande espaço em banco de dados, pois a onda no tempo não precisa ficar gravada, somente os coeficientes.

Com base nos resultados práticos e artigos citados nas referências bibliográficas e dada a quantidade de vantagens listadas, é possível afirmar que: O monitoramento de rolamentos com a utilização da *Wavelet* de Laplace, responde com grande eficácia e é uma boa opção a análise HFD, na identificação de falhas em rolamentos.

6.2 Sugestão para estudos futuros

Com base nos resultados obtidos, é possível vislumbrar diversas aplicações para a utilização das *wavelets* em sistemas mecânicos.

Conforme visto no rolamento 02, o monitoramento com a utilização da LWT, não teve resposta com amplitude que era esperada em BPFO, devido ao perfil da *wavelet* escolhida. Em uma segunda análise, alterando-se o tipo de *wavelet* utilizada, teve-se resposta clara para um defeito em pista externa, conforme comprovado via fotos. Dessa forma, é possível prever uma melhora na análise, com implementação de sistema adaptativo que, utilize um fator de RMS, por exemplo, para identificar a potência do sinal e selecionar o melhor tipo de *wavelet* para decompor e reconstruir o sinal.

Outra sugestão de trabalho vem do fato de que todos os testes foram feitos com respostas normalizadas, pois, não se tem uma escala de amplitude dos sinais para a aplicação *wavelet*, conforme se tem em HFD. Isso só será conseguido, com uma maior amostragem e com medições de equipamentos de todos os tipos, para então se estabelecer limites das amplitudes.

Pode-se também, trabalhar na aplicação de outra transformada *wavelet*, no monitoramento de rolamentos e criar um estudo comparativo para quantificar a resposta de cada uma a diferentes situações.

Desenvolvimento de um sistema adaptativo, que utiliza a rotação como entrada e/ou outra variável e assim, fazer a seleção automática de parâmetros e *wavelet*, para ter sempre

um espectro com resposta ótima como produto do monitoramento com a transformada *wavelet*.

REFERÊNCIAS

ANDRADE A. O.; SOARES A. B. Técnica de janelamento de sinais. In: SEMINÁRIO DOS ESTUDANTES DE ENGENHARIA ELÉTRICA DA UFU, Uberlândia, MG, 2000, p. 16-18.

BAKER, Bonnie. What does the ADC SNR mean? **Electrical Design News**, USA, n. 4, p. 563-567, Mai. 2004.

BELARDI, A. A., et al. Electrical rotating equipment failure detection using wavelet based current signature, In: IEEE BIENNIAL CONFERENCE ON ELECTROMAGNETIC FIELD COMPUTATION, 12., 2006, USA. **Anais...**, USA: IEEE, 2006. p. 363.

BLOCH, S C. **Excel for engineers and scientists**. 2. ed. Florida: John Wiley & Sons, 2003.

BOLZAN, M. J. A. Transformada em Ondeleita: uma necessidade, **Revista Brasileira de Ensino de Física**, v. 28, n. 4, p. 563-567, Set. 2006.

BRUCE, A. G.; GAO, H. **Applied Wavelet Analysis with S-PLUS**. New York: Springer, 1996.

CHEN, J. X., et al. Application of *wavelet* analysis in vibration signal processing of bridge structure. In: 2010 INTERNATIONAL CONFERENCE ON MEASURING TECHNOLOGY AND MECHATRONICS AUTOMATION MATHEMATICS OF COMPUTATION, 10., 2010, China. **Anais...**, USA: Transtech Publications. 2011. p. 671-674.

CHUGANI M. et al. **Virtual Instrumentation Series**, LabVIEW Signal Processing. Ed. 3, USA, Prentice Hall PTR, 1998.

COOLEY, J. M.; TUKEY, J. M. An algorithm for the machine calculation of complex fourier series, **Mathematics of Computation**, USA, v. 19, n. 90, p. 297-301, Abr. 1965.

DAUBECHIES, I. **Ten Lectures on Wavelets**. Ed. 2, USA, Society for industrial and applied mathematics, 1992.

DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG E.V. **DIN 625-1** - Rolling bearings radial deep groove ball bearings, Germany: DIN. 2011. Part 1. (Normas DIN).

DONOHO, D. L.; JOHNSTONE, I. M. Adapting to unknown smoothing via *wavelet* shrinkage, **Journal American Statistical Association**, USA, v. 90, n. 432, p. 1200-1224, Dez. 1995.

FADI, A. B., et al. Non-stationary vibration signal analysis of rotating machinery via time-frequency and *wavelet* techniques. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION SCIENCE, SIGNAL PROCESSING AND THEIR APPLICATIONS, 10., 2010, Saudi Arabia. **Anais...** Malaysia: IEEE. 2010. p. 21-24.

FOURNIER A. **Wavelets and their applications in computer graphics**, Sisgraph'95, Course Notes, 1995. Disponível em: < <http://ia600804.us.archive.org/8/items/ost-engineering-sig95/course/sig95.course.pdf> > Acesso em: 14 set. 2013.

FREUDINGER L. et al. **Correlation Filtering of Modal Dynamics using the Laplace Wavelet**, In: INTERNATIONAL MODAL ANALYSIS CONFERENCE, 16., 1998, USA. **Anais...** USA: IMAC. 1998, p. 1-10.

GABOR, D. Theory of communication, **Journal of the institute of Electrical Engineers**, v. 93, p. 429-457, Nov. 1946.

GABOR, D. Communication theory and physics, **IEEE Transactions Information Theory**, v.1, n.1, p. 48-59, Fev. 1953.

GAGNON, F. Spike energy diagnostics (and similar techniques) history, usefulness & future outlook, CANADIAN MACHINERY VIBRATION ASSOCIATION, 24., 2006, Canada. **Anais...**, Canada: CMVA, 2006, p.492-512.

GAO, H. **Spectral density estimation via wavelet shrinkage**. USA. Technical Report, Mathsoft, 1996.

GEERTS, N. **The Hilbert transform in complex envelope displacement analysis**, 1996, NWF-Report, Disponível em < <http://alexandria.tue.nl/repository/books/658344.pdf>> Acesso em 12 jun. 2013.

GOODWIN M. Matching pursuit with damped sinusoids. **Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP**. Alemanha, v. 3, p. 2037–2040, Abr. 1997.

GRYLLIAS, F.; ANTONIADIS, I. A peak energy criterion (P. E.) for the selection of resonance bands in complex shifted Morlet Wavelet (CSMW) based demodulation of defective rolling element bearings vibration response. **International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing**, Grécia, v.7, n. 4, p.387-410, Jul. 2009.

GUTIERREZ, C. E. C. **Eliminação de ruído por encolhimento de *wavelets***. 2002. 84 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2002.

HAAR, A. Zur Theorie der Orthogonalen Funktionensysteme, **Mathematische Annalen**, Alemanha, v. 69, n. 3, p. 331-371, Set. 1910.

HARRIS, Cyril M. **Harris' shock and vibration handbook**, 5. ed. United States: McGraw-Hill, 2002.

HUNTER, J. K. **Measure theory**, lecture notes. United States: Department of Mathematics, University of California at Davis, 2007.

IMI. **Low cost industrial icp accelerometer**. Disponível em: < [http://www.pcb.com / Linked_Documents/IMI-Sensors/608A11_0504.pdf](http://www.pcb.com/Linked_Documents/IMI-Sensors/608A11_0504.pdf)> Acesso em: 21 Dez. 2014.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARTIZATION . **ISO 281:2007 Rolling Bearings -- Dynamic Load Ratings And Rating Life**. Switzerland: ISO. 2007. (Normas ISO).

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARTIZATION (ISO). **ISO 10816-1 Mechanical Vibration – Evaluation of machine vibration by measurements on non-rotating: General Guidelines, First Edition**, Switzerland: ISO. 1995. Part 1. (Normas ISO).

JAE, H. S. et al. Machinery fault diagnosis and prognosis: application of advanced signal processing techniques, **CIRP Annals – Manufacturing Technology**, USA, v. 48, n. 1, p. 317-320, Jan. 1999.

KHALID F. A. et al. Rolling element bearing fault diagnosis using laplace-*wavelet* envelope power spectrum, 2006, **Journal on Advances in Signal Processing**, UK, v. 2007, n. 73629, Abr. 2007.

KHALID F. A. et al. The exploitation of wavelet de-noising to detect bearing faults, **International Journal of KONBIN**, UK, v. 3, Ed. 1, p. 7 -16, Jan. 2007.

KULKARNI P. G.; SAHASRABUDHE A. D. Application of wavelet transform for fault diagnosis of rolling element bearings, **International Journal of Scientific & Technology Research**, França, v. 2, n. 4, p. 138-148, Ago. 2013.

LABVIEW. **Advanced signal processing toolkit**, *wavelet* analysis tools user manual, United States: National Instruments, 2005.

LI H.; YINGJIE Y. Bearing fault diagnosis based on laplace wavelet transform, **Indonesian Journal of Electrical Engineering**, Indonésia, v. 10, n. 8, p. 2139-2150, Dez. 2012.

LIN J. et al. Mechanical fault detection based on the wavelet de-noising technique. **Journal of Vibration and Acoustics**, v. 126, n. 1, p. 9-16, Fev. 2004.

LINEAR TECHNOLOGY. **LTC1563-2 Active RC 4th Order Low Pass Filter Family**. Disponível em: <<http://www.linear.com/product/LTC1563>> Acesso em: 12 jan. 2014.

LOKESHA M. et al. Laplace and morlet wavelet analysis for gear fault diagnosis: a comparative study, 2013, **International Journal of Innovative Technology and Exploring**

Engineering Journal on Advances in Signal Processing, India, v. 3, n. 1, p. 31-35, Jun. 2013.

LUFT, M. **Machine diagnosis: Quick and easy through FFT analysis**. Disponível em: <http://www2.prufttechnik.com/fileadmin/user_upload/COM/Machinery_Service/PDFs/VIB_Booklet_EN.pdf>. Acesso em: 15 Nov. 2013.

MACHADO, A. et al. **Sistema de aquisição de dados para análise modal de um chassi**. 2009. 144 f. Monografia. (Graduação em Engenharia Elétrica) - Centro Universitário da FEI, São Bernardo do Campo, 2009.

MALLAT, S. **A wavelet tour of signal processing**, United Kingdom: Academic Press, 1999.

MALLAT, S.; ZHANG Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries. **IEEE Transactions on Signal Processing**. USA, v.41, n.12, Dez.1993.

MALLAT, S. A Theory for multiresolution signal decomposition: the *wavelet* representation, **IEEE Transactions on Patterns Analysis and Machine Intelligence**. USA, v.11, n.7, Jul. 1989.

MEYER, Y. **Ondelettes – ondelettes at operateurs**. United Kingdom: Cambridge University Press, 1990.

MING, X. **Spike energy measurement and case histories**, Disponível em: <http://www.vibrotechnology.org/pdf/Spike_Energy.PDF>. Acesso em: 21 Dez. 2013.

MOBIUS INSTITUTE. **Detecting rolling element bearing faults with vibration analysis** Disponível em <<http://www.mobiusinstitute.com/articles.aspx?id=2088>> . Acesso em: 12 jun. 2013.

MORAES, F. J. V. Teoria wavelets aplicada a análise de vibrações. 1996. 87 f. Dissertação. (Mestrado em Engenharia Mecânica) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1996. Disponível em <<http://www.bibliotecadigital.unicamp.br/document/?code=vtls000111027>> . Acesso em: 01 mar. 2012.

MORETTIN, P. A. **Ondas e Ondeletas**, da análise de Fourier à Análise de ondaletas. Brasil: Edusp, 1999.

NASON, G. P. *Wavelet shrinkage using cross-validation*, **Journal of The Royal Statistical Society**, UK, v. 58, n.2, p. 463-479, Jun. 1995.

NORTON, M. P.; KARCZUB D. G. **Fundamentals of Noise and Vibration Analysis for Engineers**, 2ª Ed. UK: Cambridge University Press, 2003.

OLIVEIRA, H. M. **Análise de sinais para engenheiros: uma abordagem via wavelets**. Brasil: Brasport, 2007.

OLIVEIRA, H. M. **Análise de Fourier e Wavelets: sinais estacionários e não-estacionários**. Brasil: Editora Universitária UFPE, 2007.

PCB PIEZOTRONICS, **Piezoelectric theory**. Disponível em <http://www.pcb.com/techsupport/tech_gen.php> . Acesso em: 26 nov. 2012.

PRIEMER, R. **Introductory Signal Processing**, Singapore: World Scientific Publishing, 1991.

QUANTIZAÇÃO e codificação. Disponível em < <http://www.qsl.net/py4zbz/teoria/quantiz.htm> > .Acesso em: 31 mar. 2013.

RANDALL R. B. **Machine diagnostics using advanced signal processing**, 2011. Disponível em < <https://www.phmsociety.org/sites/phmsociety.org/files/Tutorial%20Diagnostics%20Randall.pdf> > . Acesso em: 12 jun. 2013.

SALIM, H. R. **Deteção de Falhas em Sistemas de Distribuição utilizando Wavelets**. 2006. 96 f. Monografia. (Graduação em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1996.

SCHAEFFLER. **Rolamento de esferas 6205** Disponível em <
http://medias.schaeffler.com/medias/pt!hp.ec.br.pr/62*6205 > Acesso em: 15 jan. 2014.

SCOTT T. **Application Note EP1 – Envelope signal processing (ESP)**, 2003. Disponível em <
<http://diagsol.co.uk/wp-content/uploads/2007/12/enveloping-application-note-ep1.pdf>> .
Acesso em: 21 jan. 2014.

SKF. **Cargas dinâmicas e a vida útil do rolamento** Disponível em <
<http://www.skf.com/br/products/bearings-units-housings/ball-bearings/principles/selection-of-bearing-size/load-ratings-and-life/dynamic-bearing-loads-and-life/index.html>> Acesso em: 21 abr. 2013.

WALSH, J. L. A Closed set of orthogonal functions, **American Journal of Mathematics**, United States, v. 45, n. 1, p. 5-24 , Jan. 1923.

YIAKOPOULOS, C.T.; ANTONIADIS I. Wavelet based demodulation of vibration signals generated by defects in rolling element bearings. **Shock and Vibration**, Greece, v. 9, n. 6, p.293-306, Jan. 2002.

ZHANG, L.; THOMAS, B. Inclusions in Continuous Casting of Steel, NATIONAL STEELMAKING SYMPOSIUM. 24., 2003, USA. **Anais...** Mexico: NSS, 2003. p. 138-183.