



NOVA
NOVA SCHOOL OF
SCIENCE & TECHNOLOGY

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA
MECÂNICA E INDUSTRIAL

**FRANCISCO AUGUSTO DE AGUIAR MARQUES
FERNANDES**

Licenciado em Ciências da Engenharia Mecânica

IDENTIFICAÇÃO E IMPLEMENTAÇÃO DE TÉCNICAS DE DIAGNÓSTICO DE FALHAS EM ROLAMENTOS

MESTRADO EM ENGENHARIA MECÂNICA

Universidade NOVA de Lisboa
setembro, 2022



IDENTIFICAÇÃO E IMPLEMENTAÇÃO DE TÉCNICAS DE DIAGNÓSTICO DE FALHAS EM ROLAMENTOS

FRANCISCO AUGUSTO DE AGUIAR MARQUES FERNANDES

Licenciado em Ciências da Engenharia Mecânica

Orientador: Professor Doutor Tiago Alexandre Narciso da Silva

Professor Auxiliar, Universidade NOVA de Lisboa

Júri

Presidente: Doutor António José Freire Mourão
Professor Associado, Universidade NOVA de Lisboa

Arguente: Doutor Bruno João Nogueira Guerreiro
Professor Auxiliar, Universidade NOVA de Lisboa

Vogal: Doutor Tiago Alexandre Narciso da Silva
Professor Auxiliar, Universidade NOVA de Lisboa

Identificação e Implementação de Técnicas de Diagnóstico de Falhas em Rolamentos

Copyright © Francisco Augusto de Aguiar Marques Fernandes, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade NOVA de Lisboa.

A Faculdade de Ciências e Tecnologia e a Universidade NOVA de Lisboa têm o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicar esta dissertação através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, e de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

À Mulher mais Corajosa que conheço, Margarida
Ao Homem mais Ousado que conheço, Pedro
À Mulher com mais Garra que conheço, Carmen
Ao Homem mais Inteligente que conheci, Benjamim

Agradecimentos

A presente Dissertação não teria sido desenvolvida da melhor forma se não fosse o apoio constante e incansável, direto ou indireto, de todos os que me acompanharam e apoiaram nesta jornada.

Em primeiro lugar, gostaria de deixar um agradecimento especial ao meu orientador, o Professor Doutor Tiago Silva, por toda a ajuda, orientação, reabilitação de cabos e disponibilidade no desenvolvimento da presente Dissertação.

Uma palavra de apreço ao Engenheiro António Roque e à DiProtos - Inovação e Tecnologia pela disponibilização do modelo didático para a realização da parte experimental e por toda a ajuda concedida.

Gostaria de agradecer aos meus pais, Pedro Fernandes e Carmen Aguiar, por nunca desistirem de mim, mostrando que o caminho faz-se caminhando e, acima de tudo, por terem feito os possíveis e os impossíveis para estar onde estou hoje. À minha irmã, Margarida Fernandes, por estar sempre ao meu lado desde que me lembre.

Agradecer aos meus melhores amigos, José Nobre, Nuno Filipe, João Fernandes, Daniela Monteiro e Maria Gonçalves, por tornarem estes anos em anos memoráveis. Sem eles, o meu sucesso académico e pessoal não seria igual.

Agradeço incondicionalmente à minha namorada, Ana Rosalino, por ser um grande pilar na minha vida. Agradeço todo o apoio e carinho dado e por estar sempre ao meu lado nos momentos mais difíceis.

À minha equipa, Rodrigo Gonçalves e Andreia Mendes, pelas risadas e ajuda no "nosso"laboratório.

À Inês Correia e à Madalena Geraldo pela bonita e especial amizade que desenvolvemos.

Por último, mas não menos importante, gostaria de agradecer a três pessoas que marcaram o meu percurso académico de forma significativa. À minha madrinha, Joana Costa, por toda a garra e amor que me transmitiu. À Adriana Costinha, por toda a amizade, sinceridade e pelas incansáveis boleias. À minha Mariana Peixoto, por tudo, não tendo palavras plausíveis para descrever o profundo agradecimento que tenho para com ela.

*«Deixa-te levar pela criança que foste.» (José
Saramago)*

Resumo

A presente Dissertação aborda a implementação da técnica Análise de Vibrações, no âmbito da Manutenção Preditiva, a rolamentos defeituosos, dando ênfase a baixas velocidades de operação. Este tipo de velocidades apresenta obstáculos, visto que são necessárias técnicas extremamente sensíveis para proceder a um diagnóstico de falhas eficiente. Assim, recorrem-se a técnicas de processamento de sinal, de forma a otimizar o diagnóstico.

A primeira parte da presente Dissertação consiste em otimizar um algoritmo de processamento de sinal que tem por base dois métodos: *Variational Mode Decomposition (VMD)* que decompõe o sinal vibratório e o *Frequency Band Entropy (FBE)* que seleciona a informação mais relevante para o diagnóstico de falhas em rolamentos. Assim, para tornar o algoritmo adaptado a qualquer sinal vibratório, principalmente os provenientes de rolamentos que operam a velocidades reduzidas, realizou-se um estudo paramétrico aos parâmetros de entrada do *VMD*, suportado sempre por uma forte revisão bibliográfica.

Para comprovar a veracidade e o desempenho do algoritmo que utiliza os métodos *VMD* e *FBE* e dos parâmetros escolhidos, recorreu-se a um modelo didático para ensaios em rolamentos. Adicionalmente, realizaram-se diversos ensaios, em dois tipos de rolamentos, Rolos e Agulhas, a duas velocidades distintas, 150 e a 2000 *Rotações por minuto (RPM)*. Nos ensaios realizados produziram-se e estudaram-se vários tipos de defeito em diferentes localizações. Por fim, também foi realizado um estudo da evolução de um defeito numa das componentes do rolamento.

Após o desenvolvimento da Dissertação, verificou-se que o método *VMD* mostrou-se capaz de fornecer informação de qualidade para diagnóstico, contudo a aplicação do algoritmo que utiliza o método *FBE* carece de um maior estudo de aplicação, principalmente nas baixas velocidades, tendo por base os resultados experimentais obtidos.

Palavras-chave: Manutenção Preditiva, Análise de Vibrações, Defeitos em Rolamentos, Baixas Velocidades, *Variational Mode Decomposition*, *Frequency Band Entropy*, Evolução da Degradação do Defeito

Abstract

The present Dissertation approaches Predictive Maintenance and implementation of the Vibration Analysis technique to defective bearings, especially at low-speed conditions. This type of conditions reveals some difficulties since extremely sensitive condition monitoring techniques are required to provide an efficient fault diagnosis. Therefore, different signal processing techniques are used to make the original vibration signal clearer.

The first part of this Dissertation consists in optimizing an algorithm of signal processing, which is based on two methods: *VMD* that decomposes and cleans the original signal and *FBE* that allows to identify of the bearing failure information. Hence, to make the original algorithm adaptive to any vibration signal, especially the ones from low-speed operations, the present study consists of the parametric analysis of the parameters of the method *VMD*, using a strong bibliographic review.

Based on the parametric study of selecting parameters, it was used a didactic model to perform experiments on bearings to confirm the veracity and performance of the methods *VMD* and *FBE* and the corresponding selected parameters. The experiments had two different speed operations: 150 and 2000 *RPM*. Additionally, during the experimental process, different roller bearings with various types of defects in different locations were used. Finally, an evolution of the degradation of the defect in one of the roller bearing components were analyzed, as well as the performance of the methods.

As a conclusion of this study, the *VMD* method performed well and provided quality information to the diagnosis, although, the *FBE* method needs more studies and needs to be developed, especially at low-speed vibration signals, based on the experimental results of this Dissertation.

Keywords: Predictive Maintenance, Vibration Analysis, Rolling Element Bearings, Low Speed Operations, *Variational Mode Decomposition*, *Frequency Band Entropy*, Defect Degradation Evolution

Índice

Índice de Figuras	x
Índice de Tabelas	xiv
Siglas	xvi
1 Introdução	1
1.1 Motivação e Objetivos da Dissertação	1
1.2 Estrutura da Dissertação	2
2 Enquadramento	4
2.1 Manutenção	4
2.1.1 Manutenção Corretiva	5
2.1.2 Manutenção Preventiva	6
2.2 Rolamentos	9
3 Sinal Vibratório	14
3.1 Conceitos Base sobre Vibrações	14
3.2 Aquisição de Sinal	15
3.3 Processamento do Sinal Adquirido	18
3.3.1 Análise no Domínio do Tempo	20
3.3.2 Análise no Domínio da Frequência	23
3.3.3 Análise no Domínio Tempo-Frequência	30
4 Otimização dos Parâmetros de Entrada do VMD	41
4.1 Caso de Estudo	41
4.2 Desenvolvimento da Otimização dos Parâmetros de Entrada	42
5 Aplicação Experimental	51
5.1 Montagem Experimental	51
5.2 Caso de Estudo - Rolamento de Rolos	53

5.2.1	Defeito na Pista Externa	55
5.2.2	Defeito na Pista Interna	61
5.2.3	Defeito nos Corpos Rolantes	65
5.2.4	Defeito nos Corpos Rolantes e Pista Interna	69
5.3	Caso de Estudo - Rolamento de Agulhas	74
5.3.1	Evolução da Degradação do Defeito a 150 RPM	76
5.3.2	Evolução da Degradação do Defeito a 2000 RPM	81
5.4	Comparação das Funções de Densidade de Probabilidade dos Ensaio Realizados	83
6	Conclusão	86
6.1	Conclusões da Dissertação	86
6.2	Propostas de Trabalho Futuro	88
	Bibliografia	89
	Apêndices	
A	Apêndice 1 - Gráficos <i>FBE</i> de um Sinal do Rolamento com Defeito na Pista Externa	99
B	Apêndice 2 - Análise Espectral de Modos Intrínsecos Relevantes para Diagnóstico	102

Índice de Figuras

2.1	Diferentes Tipos de Manutenção. (Adaptado de <i>Maintenance - Maintenance terminology - BS EN 13306:2010</i> 2010.)	5
2.2	Diagrama da Cadeia de Análise de Emissões Acústicas (Eitzen e Wadley 1970)	8
2.3	Componentes de um Rolamento em Vista Explosiva. (Adaptado de Figueiredo 2018.)	9
2.4	Diferentes Tipos de Corpos Rolantes. (Retirado de Figueiredo 2018.)	10
2.5	Sinal Vibratório de um Rolamento com e sem Defeito. (Retirado de Gupta e Pradhan 2017.)	11
2.6	Características de um Rolamento. (Retirado de Roque e Silva 2007.)	11
2.7	Tipos de Sinais Vibratórios para Cada Tipo de Defeito	13
3.1	Onda Harmónica Simples - Posição da Oscilação do Conjunto Massa-Mola em Relação ao Tempo. (Retirado de Girdhar 2004.)	15
3.2	Diferentes Formas de Representação da Amplitude- Retirado de Silveira 2015	15
3.3	Tipos de fixação dos Acelerómetros. (Retirado de Silveira 2015.)	16
3.4	Curva da Resposta Característica do Acelerómetro. (Retirado de Silveira 2015.)	17
3.5	Esquema de uma Típica Construção dos dois Tipos de Acelerómetros MEMS. (Adaptado de Gao e Z. Li 2004.)	18
3.6	Falhas Comuns em Sensores: (a) Tendência; (b) <i>drift</i> ; (c) Falha Completa; (d) Degradação da Falha. (Retirado de Liu et al. 2011.)	19
3.7	Exemplo de um Sinal em Forma de Onda no Tempo.(Retirado de (Neto 2016)).	20
3.8	Evolução do Valor da <i>Kurtosis</i> em função da curva da Distribuição Gaussiana de Aceleração. (Adaptado de Martin e Honarvar 1995.)	23
3.9	Transformada de <i>Fourier</i> . (Retirado de Girdhar 2004.)	24
3.10	Passos para Processamento de Sinal. (Adaptado de Shreve 1995.)	25
3.11	Fenómeno de <i>Aliasing</i> . (Adaptado de Girdhar 2004.)	26
3.12	Aplicação da Função Janela <i>Hanning</i> . (Adaptado de Shreve 1995.)	28

3.13	Processo da Técnica Envelope - (a) Sinal no Tempo;(b) Aplicação do Filtro Passa-Alto;(c) Envelope do Sinal Filtrado; (d) Espectro Envelope. (Adaptado de Tyagi 2003.)	29
3.14	Ilustração da Transformada de <i>Fourier</i> de Curta Duração. (Adaptado de Gao e Yan 2006	31
3.15	Exemplo de malha da <i>STFT</i> . (Adaptado de Mendes 2008.)	32
3.16	Uma típica <i>Intrinsic Mode Function</i> . (Retirado de Huang et al. 1998.)	34
4.1	Montagem Experimental da <i>Case Western Reserve University</i> . (Adaptado de University 2022.)	42
4.2	Sinal Utilizado no Estudo.	43
4.3	Decomposição de um Sinal de um Rolamento sem Defeito em 15 modos	43
4.4	Diagrama de Fluxo da Primeira Tentativa de Algoritmo	44
4.5	Diagrama de Fluxo do Algoritmo	45
4.6	Evolução dos Valores da <i>Kurtosis</i> para cada <i>IMF</i> até 20 Modos	46
4.7	Evolução dos Valores da <i>Kurtosis</i> num Rolamento com Defeito nos Corpos Rolantes	47
4.8	Sinal de um Rolamento com Defeito nos Corpos Rolantes Decomposto em 50 Modos	47
4.9	Sinal de um Rolamento com Defeito na Pista Interna Decomposto em 50 Modos	48
4.10	Evolução da <i>Kurtosis</i> Variando o Fator Penalidade com $K=5$. Defeito na Pista Interna.	49
4.11	Evolução da <i>Kurtosis</i> ao Variar o Fator Penalidade com $K = 5$ e $\tau = 1$. Defeito na Pista Interna.	49
4.12	Evolução da <i>Kurtosis</i> ao Variar o Fator Penalidade com $K=5$. Defeito nos Corpos Rolantes.	50
5.1	Modelo Didático Utilizado.	52
5.2	Medição da Velocidade de Rotação da Pista Interna Através de uma Célula Fotoelétrica Laser.	52
5.3	Sistema de Aquisição de Dados <i>PROSIG® P8012</i>	53
5.4	Sensor Wilcoxon 786A, Utilizado na Recolha de Sinais Experimental	54
5.5	Rolamento de Rolos NU 307 ECP SKF Analisado.	55
5.6	Sinal Original no Tempo de um Rolamento com Defeito na Pista Externa	56
5.7	Análise Envelope do Sinal Original no Tempo, com e sem ampliação.	56
5.8	Decomposição Espectral do Sinal Decomposto.	57
5.9	Gráfico do <i>Frequency Band Entropy</i> do Sinal Original no Tempo.	58
5.10	Gráfico do <i>FBE</i> do Segundo <i>IMF</i>	59
5.11	Segundo Modo Intrínseco.	59
5.12	Análise Envelope do Segundo <i>IMF</i>	60

5.13	Análise Envelope do Segundo <i>IMF</i>	60
5.14	Decomposição Espectral de cada <i>IMF</i> do Sinal Vibratório Recolhido de um Rolamento Com Defeito na Pista Externa.	61
5.15	Análise Envelope do Segundo <i>IMF</i>	62
5.16	Defeito Presente na Pista Interna do Rolamento de Rolos Ensaiado.	62
5.17	Decomposição Espectral dos <i>IMFs</i> do Sinal de um Rolamento Defeituoso na Pista Interna.	63
5.18	Análise Envelope do Primeiro Modo Intrínseco Sinal de um Rolamento Defeituoso na Pista Interna a 150 RPM.	64
5.19	Análise Envelope do Segundo Modo Intrínseco Sinal de um Rolamento Defeituoso na Pista Interna a 150 RPM.	64
5.20	Análise Envelope do Segundo Modo Intrínseco Sinal de um Rolamento Defeituoso na Pista Interna a 2000 RPM.	65
5.21	Análise Envelope do Quarto Modo Intrínseco Sinal de um Rolamento Defeituoso na Pista Interna a 2000 RPM.	66
5.22	Defeito num dos Corpos Rolantes do Rolamento Utilizado	66
5.23	Decomposição Espectral de cada <i>IMF</i> do Sinal Vibratório Recolhido de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes a 150 RPM.	67
5.24	Análise Envelope do Quarto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes a 150 RPM.	68
5.25	Harmónica da Frequência <i>BSF</i> no Quarto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes a 150 RPM.	68
5.26	Análise Espectral do Quarto Modo Intrínseco de um Sinal Recolhido de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes a 2000 RPM.	69
5.27	Harmónica da Frequência <i>BSF</i> no Quarto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes a 2000 RPM.	70
5.28	Análise Espectral do Terceiro Modo Intrínseco de um Sinal Recolhido de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 150 RPM.	71
5.29	Harmónica da Frequência <i>BSF</i> no Terceiro Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 150 RPM.	71
5.30	Decomposição Espetral dos <i>IMFs</i> de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 2000 RPM.	72
5.31	Análise Envelope do Primeiro Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 2000 RPM.	73
5.32	Análise Envelope do Segundo Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 2000 RPM.	73
5.33	Análise Envelope do Quinto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 2000 RPM.	74
5.34	Rolamento de Agulhas <i>NTN NKS 43</i> . Utilizado nos Ensaios Experimentais.	74

5.35 Multiferramenta Utilizada na Parte Experimental.	75
5.36 Disco de Corte Utilizado na Introdução de Defeitos na Pista Interna do Rolamento Utilizado.	75
5.37 Análise Envelope do Primeiro Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas sem Defeitos Previamente Incutidos a 150 RPM.	76
5.38 Rasgo de 1 mm Incutido na Pista Interna do Rolamento Analisado.	77
5.39 Análise Envelope do Terceiro Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas com um Rasgo de 1 mm a 150 RPM.	78
5.40 Análise Envelope do Quinto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas com um Rasgo de 1 mm a 150 RPM.	78
5.41 Rasgo de 6 mm Incutido na Pista Interna do Rolamento Analisado.	79
5.42 Análise Envelope do Quinto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas com um Rasgo de 6 mm a 150 RPM.	80
5.43 Rasgo de 12 mm Incutido na Pista Interna do Rolamento Analisado.	80
5.44 Análise Envelope do Primeiro Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas com um Rasgo de 12 mm a 150 RPM.	81
5.45 Análise Envelope do Terceiro Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas Sem Defeito a 2000 RPM.	82
5.46 Análise Envelope do Quinto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas com um Rasgo de 1 mm a 2000 RPM.	82
5.47 Análise Envelope do Terceiro Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas com um Rasgo de 6 mm a 2000 RPM.	83
5.48 Análise Envelope do Quinto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas com um Rasgo de 12 mm a 2000 RPM.	84
5.49 Estimativa da Curva da Função Probabilidade de Cada Ensaio Realizado a 2000 RPM, utilizando a Estimativa de Densidade de <i>Kernel</i>	84
5.50 Estimativa da Curva da Função Probabilidade de Cada Ensaio Realizado a 150 RPM, utilizando a Estimativa de Densidade de <i>Kernel</i>	85
A.1 Gráfico <i>FBE</i> do Primeiro IMF.	99
A.2 Gráfico <i>FBE</i> do Terceiro IMF.	100
A.3 Gráfico <i>FBE</i> do Quarto IMF.	100
A.4 Gráfico <i>FBE</i> do Quinto IMF.	101
B.1 Análise Espectral do Terceiro Modo Intrínseco de um Sinal Recolhido de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 2000 RPM.	102
B.2 Análise Espectral do Quarto Modo Intrínseco de um Sinal Recolhido de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 2000 RPM.	103

Índice de Tabelas

2.1	Espaçamento das Bandas Laterais das Frequências de Defeito	13
3.1	Escolha do Tipo de Função Janela Através do Sinal Adquirido. (Adaptado de Cerna e Harvey 2000.)	28
3.2	Parâmetros Independentes ao Sinal a Analisar Utilizados no VMD.	39
4.1	Características do Rolamento de Esferas Utilizado na Case Reserve Western University	42
4.2	Características do Defeito Incutido no Rolamento do Sinal em Estudo	46
4.3	Parâmetros de Entrada do <i>Variational Mode Decomposition</i> Otimizados e Adaptativos.	50
5.1	Especificações do Sensor <i>Wilcoxon 786A</i>	54
5.2	Características do Rolamento de Rolos Analisado	54
5.3	Características do Rolamento de Agulhas Analisado	75
5.4	Características do Disco de Corte Utilizado.	76

Siglas

ADMM	Método de Direção Alternada de Multiplicadores 38
BPI	<i>Ball Pass Frequency of the Inner Race</i> 11, 12, 63, 65, 77, 79, 81, 83
BPFO	<i>Ball Pass Frequency of the Outer Race</i> 11–13, 58, 60, 61, 63, 76, 77, 81
BSF	<i>Ball Spin Frequency</i> 11, 12, 61, 63, 67, 69, 70, 72
CC	Critério de Correlação 40
CF	Fator de Crista 20, 21
DC	Direct Current 39
DFT	Transformada Discreta de <i>Fourier</i> 24, 25
EA	Emissões Acústicas 7, 8
EMD	<i>Empirical Mode Decomposition</i> 33–37, 40
END	Ensaio Não Destrutivo 7, 8
FBE	<i>Frequency Band Entropy</i> vi, vii, ix, xiii, 2, 32, 33, 42, 57, 58, 83, 86–88, 99–101
FFT	Transformada Rápida de <i>Fourier</i> 24, 25, 27–29, 31
FTF	<i>Fundamental Train Frequency</i> 11, 12
GIGO	<i>Garbage In, Gargage Out Situation</i> 18
IEPE	<i>Integrated Electronic Piezoelectric</i> 53
IMF	<i>Intrinsic Mode Functions</i> 2, 33–37, 40, 42, 45, 46, 57, 61, 63, 65, 70, 72, 79, 83, 86–88
ISO	<i>International Organization for Standardization</i> 21
KDE	Estimativa da Densidade de Kernel 83, 85
MEMS	<i>Micro-Electrical Mechanical Systems</i> 17
RMS	Valor Eficaz 14, 15, 20, 21
RPM	Rotações por minuto vi, vii, 8, 20, 23, 42, 55, 58, 63, 70, 75, 81, 84, 87, 88
SES	<i>Squared Envelope Spectrum</i> 29
STFT	Transformada de <i>Fourier</i> de Curta Duração 30–33
TER	Distribuição Tempo-Frequência 33
UT	Ultra-Sons 8, 9
VMD	<i>Variational Mode Decomposition</i> vi, vii, 2, 3, 36–40, 42, 43, 45, 47, 48, 50, 51, 61, 69, 74, 75, 83, 86–88

Introdução

1.1 Motivação e Objetivos da Dissertação

Esta dissertação visa dar continuidade ao trabalho desenvolvido por Silva 2021 na área da análise de condição de rolamentos.

No século XXI, é necessária uma crucial atenção aos custos para praticamente todas as empresas do mundo, incluindo na Indústria. Os custos associados à manutenção são dos poucos que podem ser atenuados por sistemas modernos e sofisticados. (Hort et al. 2011). Na Indústria, é frequente utilizar-se máquinas rotativas, sendo, por isso, prudente o seu controlo de condição e dos seus componentes.

Os rolamentos são dos componentes mais importantes das máquinas rotativas, visto que suporta os seus veios transmissores de potência mecânica, garantindo o seu movimento rotativo com um reduzido teor de atrito.

O estado de operação de um rolamento afeta diretamente o estado operacional do equipamento, tendo impacto até no consumo de energia. Conforme os dados disponíveis, mais de 30% das falhas em máquinas rotativas são causadas por anomalias ou falhas em rolamentos (Silva 2021). Além disso, na indústria, os rolamentos utilizados podem atingir dimensões substancialmente elevadas, tornando a sua substituição em caso de falha, uma operação complexa, tendo um custo financeiro associado elevado. O aparecimento de modos de falha num rolamento, resulta num funcionamento inadequado dos equipamentos rotativos, traduzindo-se num nível de vibração acima do normal e estabelecido com as normas de segurança. Além disso, o incremento do nível de vibração pode levar à falha total do rolamento e, desta forma, do equipamento rotativo, sendo por isso prudente monitorizar e acompanhar o rolamento, durante o seu funcionamento.

Para tal, foram desenvolvidas inúmeras técnicas para este controlo, contudo, a presente dissertação forçar-se-á na análise de vibrações. Todavia, a implementação desta técnica na indústria, principalmente na indústria cimenteira e papelreira, apresenta algumas complexidades, dada as baixas velocidades de operação a que os rolamentos estão sujeitos. Visto que a velocidade de operação é diretamente proporcional à amplitude do

sinal vibratório, o diagnóstico de falhas utilizando a análise de vibrações pode ser inadequado, principalmente na presença de ruído, como é comum em ambientes industriais.

Desta forma, a grande motivação da presente dissertação é a simplificação e otimização da implementação desta técnica em velocidades de operação baixas, utilizando métodos de processamento de sinal e algoritmos, entre os quais: o *Variational Mode Decomposition (VMD)* e o *Frequency Band Entropy (FBE)*.

O método *VMD* tem sido alvo de um estudo intensivo, nos últimos anos. Grande parte da literatura existente associada ao método *VMD* centra-se na otimização ou automatização dos seus parâmetros de entrada, visto que a sua escolha influencia diretamente a qualidade de informação providenciada. Como tal, o estudo e a escolha dos parâmetros de entrada de forma a separar as componentes do sinal vibratório para que o diagnóstico de falhas em rolamentos seja facilitado é um grande foco da presente dissertação. O método *FBE* tem sido aplicado em algoritmos de processamento de sinal para auxiliar o diagnóstico de falhas. Em trabalhos anteriores do grupo de investigação, aplica-se um algoritmo que utiliza o *FBE* que seleciona o *Intrinsic Mode Functions (IMF)*, proveniente da decomposição de sinal, para diagnóstico. Assim, o seu estudo e aplicação em rolamentos defeituosos em condições de operação variadas é, também, alvo de estudo na presente dissertação.

Adicionalmente, recorre-se a um modelo didático para ensaios em rolamentos, providenciado pela empresa DiProtos - Inovação e Tecnologia, para simular e recriar avarias de rolamentos em ambiente industrial. Outro grande objetivo é usar o poder e inteligência computacional para criar um processo de diagnóstico que minimize a necessidade de intervenção, traduzindo-se numa redução de custos associados ao controlo de condição destes equipamentos.

1.2 Estrutura da Dissertação

A presente dissertação terá a seguinte estrutura:

Capítulo 1 O primeiro capítulo é exposto uma breve motivação ao trabalho da dissertação, assim como os seus objetivos. Adicionalmente, apresenta-se, de forma sucinta, a estrutura e organização do presente documento.

Capítulo 2 No segundo capítulo encontra-se um breve enquadramento ao trabalho desenvolvido, onde são abordados alguns conceitos essenciais à dissertação, tais como: manutenção e conceitos sobre rolamentos.

Capítulo 3 O terceiro capítulo engloba a revisão bibliográfica sobre todo o processamento de sinal associado ao diagnóstico de falhas em rolamentos. Adicionalmente, apresentam-se conceitos sobre a análise de vibrações.

Capítulo 4 Visto que a dissertação se foca na implementação do método *VMD* e no algoritmo proposto por Silva 2021, o quarto capítulo estuda o desempenho do método alterando os seus parâmetro e uma tentativa de o otimizar.

Capítulo 5 Tendo os parâmetros de entrada do *VMD* estipulados, o quinto capítulo estuda o seu desempenho em casos experimentais reais, utilizando um modelo didático para ensaios de rolamentos.

Capítulo 6 Neste último capítulo, apresentam-se as conclusões do trabalho desenvolvido da dissertação, assim como, propostas de trabalho futuro nesta área.

Enquadramento

O presente capítulo apresenta, de forma sucinta, alguns dos conceitos teóricos que ajudam a compreender melhor as diversas filosofias de manutenção e a sua implementação na Indústria. Apesar do trabalho desenvolvido envolver a análise de vibrações, as diferentes técnicas de controlo de condição de equipamentos utilizadas na indústria são explicitadas.

Por último, dado que a presente dissertação se foca num componente específico da máquina rotativa, isto é, o rolamento, apresenta-se, também, os conceitos por detrás da sua análise e fisionomia.

2.1 Manutenção

De um modo geral, manutenção define-se como um conjunto de todas as técnicas ou ações administrativas durante o ciclo de vida de um bem, de forma a manter ou repor o estado em que consiga executar uma determinada função (Swanson 2001).

Assim, uma manutenção eficaz reduz substancialmente as consequências de falha e prolonga a vida de uma máquina (Basri et al. 2017). Para tal, é necessário efetuar um diagnóstico correto, que será capaz de fornecer a informação no contexto exato. Isto é, fornecer ao técnico a informação desejada nos momentos certos, coordenando as necessidades produtivas com as necessidades humanas e interligando todos os departamentos, conseguindo oferecer soluções ao nível da eficiência muito mais vantajosa e benéfica (Silva 2021).

A manutenção tem cada vez mais um papel principal no dia-a-dia das empresas, visto que a sua implementação se traduz num certo número de benefícios, entre os quais (Costa 2017):

- Redução do número de avarias;
- Redução dos custos associados a peças ou equipamentos de substituição;
- Atenuação dos custos resultantes de prováveis quebras de produção.

Através da revisão do estado de arte e da Figura 2.1, é possível verificar que existem as mais diversas filosofias e diferentes tipos de manutenção.

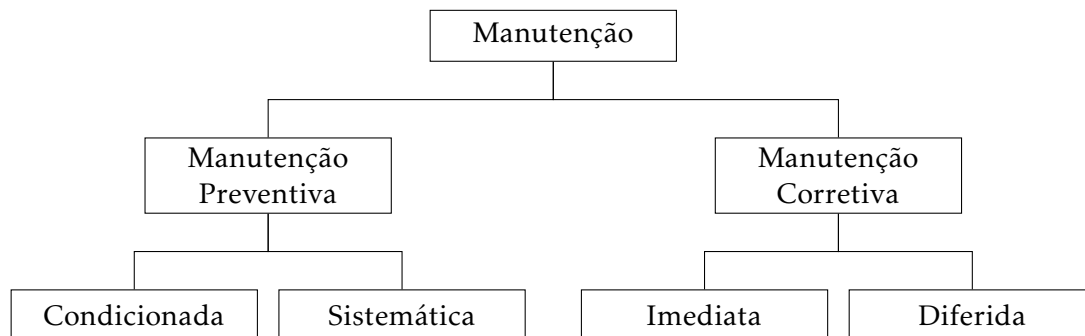


Figura 2.1: Diferentes Tipos de Manutenção. (Adaptado de *Maintenance - Maintenance terminology - BS EN 13306:2010* 2010.)

Historicamente, na indústria, apenas se recorria à manutenção quando era estritamente necessário, recorrendo assim à manutenção corretiva (Cachada et al. 2018; Swanson 2001).

2.1.1 Manutenção Corretiva

A manutenção corretiva consiste num conjunto de tarefas técnicas destinadas a corrigir falhas nos equipamentos que necessitam de reparação ou até a sua substituição. É um tipo de manutenção pouco viável, visto que, em alguns casos, é inevitável acabando por ter um impacto financeiro considerável na empresa. Adicionalmente, a manutenção corretiva não está dependente de nenhum plano de manutenção, assim, a possibilidade de não existir mão-de-obra qualificada para efetuar a reparação ou até não existirem peças de substituição em stock é elevada, aumentando substancialmente o tempo de paragem da máquina.

A filosofia da manutenção corretiva não apresenta o custo associado à implementação de planos de controlo de condição de equipamentos. O controlo de condição é o processo de avaliação da saúde do equipamento, durante a sua operação, isto é, consiste na recolha periódica ou contínua de dados, na sua análise e interpretação e posterior diagnóstico (Kim et al. 2006). Visto que o controlo de condição pode ser dispendioso, é necessário averiguar financeiramente se a implementação destes planos compensa os custos associados à manutenção corretiva.

Por norma, a manutenção corretiva é aplicada em equipamentos pouco relevantes para uma linha de produção ou no processo em que está inserido, mas principalmente, quando se sabe *a priori* que o seu tempo de paragem e custo associado é reduzido.

Em suma, é a maneira mais ineficiente de manter qualquer sistema/instalação ou máquina operacional.

Contudo, uma percentagem significativa destas falhas podem ser evitadas se forem adotadas políticas de manutenção preventiva.

2.1.2 Manutenção Preventiva

A manutenção preventiva, tal como o nome indica, previne o aparecimento de falhas nos equipamentos. Para tal, este tipo de manutenção é feito de forma sistemática, ou seja, os equipamentos são inspecionados e sujeitos a um controlo de condição mesmo que não apresentem sinais de avaria.

Através da Figura 2.1, verifica-se que existem dois tipos de manutenção preventiva: Sistemática e Condicionada.

A Manutenção Preventiva Sistemática baseia-se em intervenções periódicas, previamente programadas, para prolongar a vida de uma máquina ou equipamento. Geralmente, a calendarização das intervenções, ou a programação destas, são consoante as recomendações do fabricante, histórico de avarias do equipamento ou até pela experiência interna existente (Costa 2017).

Contudo, este tipo de manutenção apresenta algumas desvantagens. Visto que apenas existe uma operação de manutenção nas intervenções previamente programadas, existe o risco de se trocar um equipamento que ainda apresenta boas condições de operação. Adicionalmente, a realização de intervenções desnecessárias é uma possibilidade, que, consequentemente, reduz o tempo de produção associado ao equipamento.

Por outro lado, a Manutenção Preventiva Condicionada, também conhecida por Manutenção Preditiva, baseia-se na avaliação e monitorização do estado do equipamento (controlo de condição). O controlo de condição permite detetar uma avaria no equipamento o quanto antes, permitindo, assim, uma melhor gestão e programação da intervenção (Higgins e Wikoff 2008). Adicionalmente, permite reduzir substancialmente os custos associados à manutenção quando comparado com a Manutenção Preventiva Sistemática.

O grande objetivo da implementação da Manutenção Preventiva Condicionada é reduzir substancialmente a necessidade de aplicar Manutenção Corretiva aos equipamentos, aumentando o desempenho dos mesmos (Duan et al. 2017).

A avaliação do controlo de condição é feita através da recolha de certos parâmetros das condições de operação das máquinas e, posteriormente, compará-los com valores tabelados.

Existem as diversas técnicas para um controlo de condição eficiente, otimizadas nas últimas décadas, principalmente no que toca à Manutenção Preditiva de rolamentos, entre as quais: análise de vibrações, emissões acústicas, ultra-sons, entre outras. De seguida, apresenta-se uma pequena abordagem às diversas técnicas de controlo de condição mencionadas.

2.1.2.1 Análise de Vibrações

Das inúmeras técnicas para o controlo de condição à monitorização de rolamentos, a mais utilizada e popular é a análise de Vibrações, ou vibrometria, seja através do tempo ou da frequência (Tandon et al. 2007). A análise de vibrações consiste na medição real do nível de vibrações do equipamento em estudo, através de equipamentos de leitura

adequados. Esta técnica permite monitorizar o equipamento sem interromper o seu funcionamento.

O sinal vibratório emitido por um rolamento com defeito, numa fase incipiente do seu desenvolvimento, é caracterizado por um sinal de baixa amplitude numa gama de frequência muito elevada, quando comparada com a gama de funcionamento do equipamento (Roque e Silva 2021).

Adicionalmente, a taxa de libertação de energia produzida por um defeito é proporcional à velocidade do sistema mecânico e as frequências de repetição dos defeitos tornam-se difíceis de identificar face ao ruído de fundo presente.

Desta forma, quando o defeito se encontra na sua fase inicial, ao utilizar a vibrometria, o sinal emitido pode ser confundido e ofuscado com outros fenómenos de vibração ou barulho de fundo (He et al. 2009; El-Thalji e Jantunen 2015), sendo por isso necessário aplicar técnicas de processamento de sinal. Estas técnicas de processamento de sinal serão abordadas no seguinte capítulo, visto serem base do desenvolvimento da presente dissertação.

A análise direta das vibrações provenientes de uma máquina não apresenta a sensibilidade desejada, principalmente em operações de baixa velocidade de rotação (Jamaludin e Mba 2002a).

Existem, tal como em todas as técnicas do controlo de condição, algumas atenuantes associadas à utilização da análise de vibrações, tais como:

- Mão-de-obra qualificada para efetuar diagnósticos através da Análise de Vibrações;
- Possibilidade de diagnósticos incorretos e alterados devido a elementos exteriores, tais como: Outras fontes de vibração presentes ou perto da máquina e má implementação a técnica.

Porém, a presente dissertação utiliza na análise de vibrações, que, além da sua popularidade na indústria e fácil implementação, apresenta obstáculos a baixas velocidades de rotação, sendo essa uma das motivações da dissertação, como dito anteriormente.

2.1.2.2 Emissões Acústicas

A técnica de **Emissões Acústicas (EA)** é a técnica de **Ensaio Não Destrutivo (END)** mais sensível disponível no mercado (Crivelli et al. 2019). Esta define-se como a classe de fenómenos em que ondas elásticas transitórias são geradas pela libertação rápida de energia de fontes localizadas dentro de um material (He et al. 2021). Esta rápida libertação de energia deve-se a diversos fenómenos, tais como: a deformação plástica e a propagação de fissuras durante o crescimento das falhas no material (Eitzen e Wadley 1970). É possível observar esta cadeia de análise através de emissões acústicas esquematizada na Figura 2.2

A técnica emissões acústicas utiliza certos parâmetros para detetar anomalias, tais como: duração do sinal, amplitude máxima e número de picos.

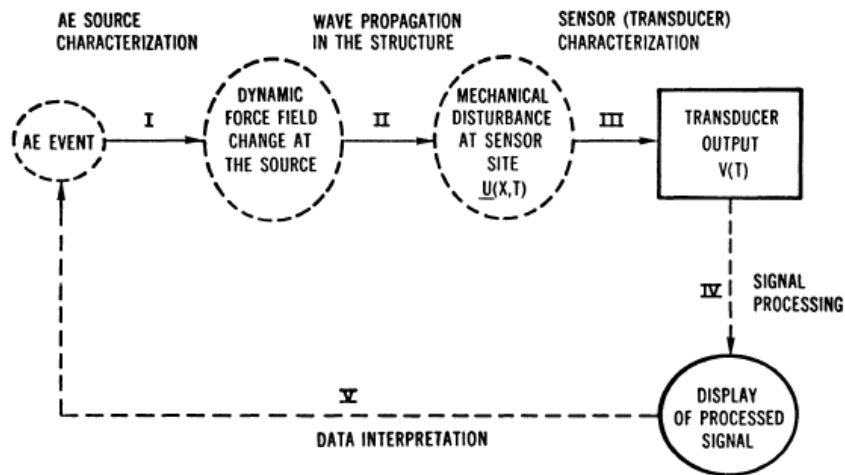


Figura 2.2: Diagrama da Cadeia de Análise de Emissões Acústicas (Eitzen e Wadley 1970)

As *EA* são e foram alvo de estudos, de forma a comprovar a sua sensibilidade, principalmente na sua implementação no diagnóstico de falhas em rolamentos (He et al. 2009). Em Cockerill et al. 2016, estudou-se o efeito da velocidade e da carga neste tipo de técnica, tendo sido concluído que a velocidade tem um efeito dominante no sinal emitido. Por outro lado, Tra et al. 2017 utiliza as emissões acústicas para detetar defeitos incipientes em rolamentos, contudo, impõe velocidades de operação variáveis.

No artigo de Mba 2008, revela que as emissões acústicas permitem indicar o tamanho do defeito presente no rolamento.

Através da técnica de emissões acústicas, verificou-se em Elforjani e Mba 2009 que é possível identificar a degradação natural de rolamentos que operam a baixas velocidades. É, também, investigada a caracterização da fonte de sinais de emissões acústicas a um rolamento defeituoso. Porém, em Elforjani e Mba 2011, verifica-se que é possível identificar a iniciação e propagação de defeitos, através de emissões acústicas, em rolamentos operacionais a baixa velocidade, nas mesmas operações, no entanto, não em veios.

Em Jamaludin e Mba 2002a,b, utilizaram-se ondas de Emissões Acústicas de alta frequência para detetar falhas na integridade mecânica em rolamentos que operam a velocidades extremamente baixas (<2 RPM).

À semelhança da análise de vibrações, a implementação desta técnica requer mão-de-obra qualificada e equipamento próprio.

2.1.2.3 Ultra-Sons

Os *Ultra-Sons (UT)* são outra técnica de *END* bastante sensível existente no mercado. A técnica *UT* baseia-se na emissão de sons de elevada frequência na superfície que se pretende avaliar. Caso exista alguma irregularidade ou a existência de vazios, existe a receção do sinal, anteriormente emitido, dado que a velocidade do som através do ar existente nesses vazios é menor.

Os ultra-sons são muito utilizados, não só na detecção de defeitos, mas também na medição da espessura de peças. Através desta técnica, é possível obter informações bastante úteis e precisas sobre a dimensão dos defeitos, mas também no que toca à profundidade a que estes se encontram (Silveira 2015).

Existe uma certa similaridade na comparação dos *UT* com as emissões acústicas, visto que ambas lidam com sinais de alta frequência, acima do audível (>20 kHz). Contudo, as principais diferenças entre ambas as técnicas são a gama de frequências e os parâmetros de avaliação de condição. A técnica de emissões acústicas geralmente abrange uma gama de frequências entre os 100 kHz e 1 MHz, já os ultra-sons contempla uma gama mais limitada (20 kHz a 100 kHz) (Elforjani e Mba 2011).

2.2 Rolamentos

Como dito anteriormente, os rolamentos são dos componentes mais importantes e indispensáveis na grande maioria das máquinas, principalmente as rotativas, visto que permitem guiar e suportar o seu movimento rotativo. Adicionalmente, os rolamentos oferecem atrito reduzido, permitindo, desta forma, velocidades de operação mais elevadas nas máquinas rotativas.

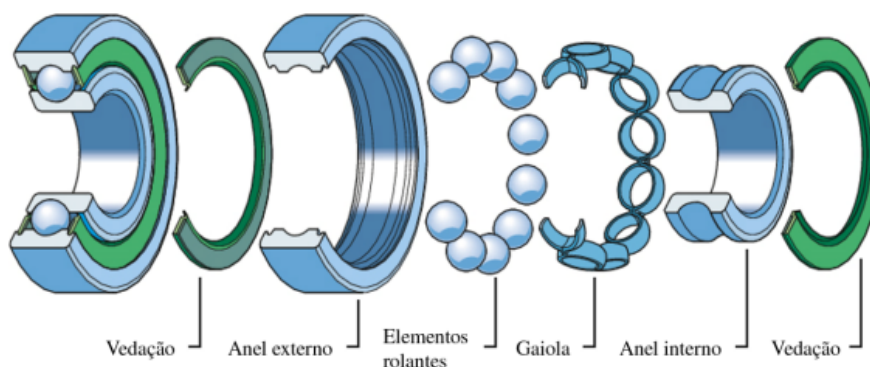


Figura 2.3: Componentes de um Rolamento em Vista Explosiva. (Adaptado de Figueiredo 2018.)

Um rolamento possui as seguintes componentes principais: Pista Externa, Pista Interna, Gaiola e Corpos Rolantes. Na Figura 2.3, é possível observar os componentes ilustrados em vista explosiva.

As vedações são peças que encaixam nas ranhuras do anel externo que têm como função proteger o rolamento de contaminação externa e evitar a perda de lubrificante. Um rolamento pode ou não conter uma vedação, visto que estas causam um impacto significativo nos rolamentos uma vez que provocam atrito. Os rolamentos podem ser classificados consoante duas características principais:

1. A direção da carga a que estão sujeitos;

2. O tipo de Corpos Rolantes usados no Rolamento;

Em relação à direção da carga, os rolamentos podem ser radiais ou axiais. A diferença está no ângulo de contacto, θ , visto que os rolamentos radiais possuem um ângulo de contacto entre os 0° e os 45° , por outro lado, os rolamentos axiais, um ângulo de 45° e os 90° .

Na Figura 2.4, visualizam-se os diferentes tipos de corpos rolantes que um rolamento pode ter. Os rolamentos de rolos possuem uma maior capacidade de carga quando comparados com os de esferas, contudo, não operam a velocidades de operação tão elevadas.

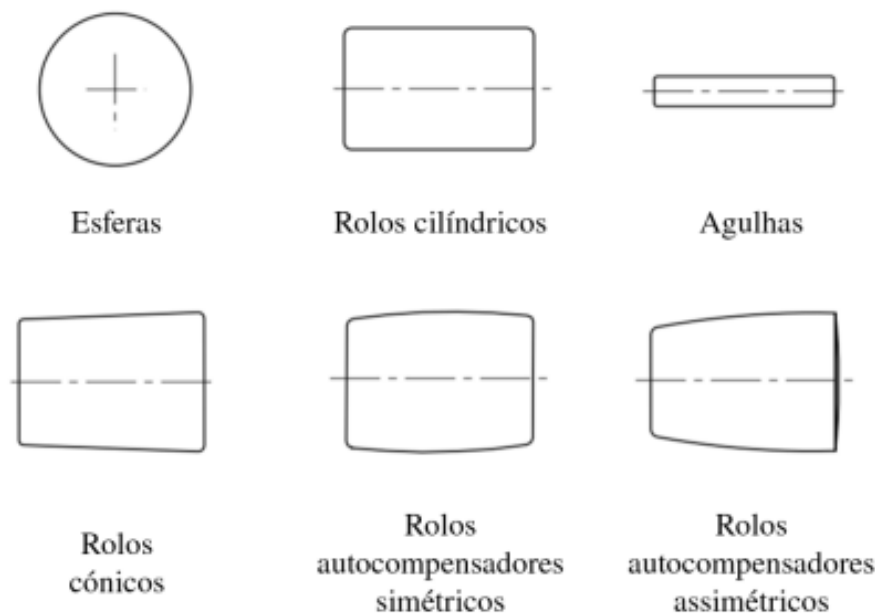


Figura 2.4: Diferentes Tipos de Corpos Rolantes. (Retirado de Figueiredo 2018.)

A presença de defeitos num rolamento de corpos rolantes amplifica consideravelmente os níveis de vibração. Os defeitos nos rolamentos podem ser considerados como "locais" ou "distribuídos" (Tandon et al. 2007). Os defeitos distribuídos incluem desalinhamento das pistas, rugosidade presente nas pistas do rolamento ou até corpos rolantes defeituosos. São, maioritariamente, causados por uma instalação inadequada ou um erro de produção do próprio rolamento.

Já os defeitos localizados incluem fissuras, lascas ou rebarbas. Cerca de 90% das avarias em rolamentos envolvem dano na pista externa, pista interna ou nos corpos rolantes, devido a defeitos localizados (Gupta e Pradhan 2017).

Na Figura 2.5(a), é possível verificar um sinal vibratório de um rolamento sem qualquer tipo de defeito, sendo, por isso, impossível detetar qualquer tipo de impulso ou pico de amplitude. Porém, na Figura 2.5(b), visa um sinal vibratório que traduz um defeito na pista interna. Como já foi mencionado anteriormente, a alteração no sinal vibratório ocorre porque à medida que a pista interna roda, o defeito "entra e sai" da zona de carga do rolamento, resultando numa variação de contacto entre os corpos rolantes e a pista.

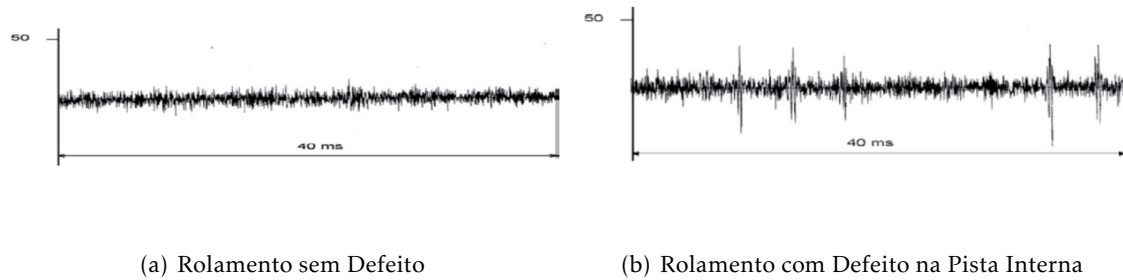


Figura 2.5: Sinal Vibratório de um Rolamento com e sem Defeito. (Retirado de Gupta e Pradhan 2017.)

Em suma, um rolamento defeituoso emite normalmente as seguintes frequências fundamentais (Roque e Silva 2007):

- *Fundamental Train Frequency (FTF)* - Frequência Emitida por um Defeito na Gaiola;
- *Ball Pass Frequency of the Outer Race (BPFO)* - Frequência Emitida por um Corpo Rolante quando passa por um Defeito Superficial da Pista Externa;
- *Ball Pass Frequency of the Inner Race (BPFi)*- Frequência Emitida por um Corpo Rolante quando passa por um Defeito Superficial da Pista Interna;
- *Ball Spin Frequency (BSF)* - Frequência Emitida por um Corpo Rolante quando este entra em contacto com a Pista Interna/Externa;

As frequências de defeito associadas, acima mencionadas, podem ser calculadas por expressões encontradas na revisão bibliográfica.

A maioria das expressões apresentadas para o cálculo das frequências de defeito necessitam de um conhecimento prévio das características e da geometria do rolamento, como se verifica na figura 2.6: o nº de corpos rolantes, N ; D_p , o diâmetro primitivo; d , o diâmetro dos corpos rolantes e, por fim, θ , o ângulo de contacto.

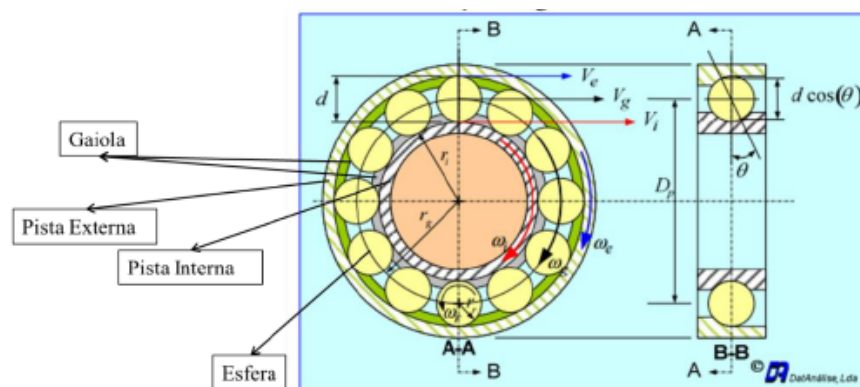


Figura 2.6: Características de um Rolamento. (Retirado de Roque e Silva 2007.)

Estas expressões podem revelar-se complexas e difíceis de implementar na engenharia convencional, visto que nem sempre se conhecem estes parâmetros ou pormenores do rolamento.

A frequência de defeito da gaiola (*FTF*) é calculada por,

$$FTF = \frac{1}{2} \cdot \left[f_i \cdot \left(1 - \frac{d \cdot \cos \Theta}{D_p} \right) + f_e \cdot \left(1 + \frac{d \cdot \cos \Theta}{D_p} \right) \right] \quad (2.1)$$

É, também, possível calcular a frequência associada à presença de um defeito na pista externa (*BPFO*),

$$BPFO = \frac{N}{2} \cdot (f_i - f_e) \cdot \left(1 - \frac{d \cdot \cos \Theta}{D_p} \right) \quad (2.2)$$

É possível obter a frequência de defeito associada à pista interna (*BPFI*),

$$BPFI = \frac{N}{2} \cdot (f_i - f_e) \cdot \left(1 + \frac{d \cdot \cos \Theta}{D_p} \right) \quad (2.3)$$

Por fim, a frequência associada a um dos defeitos nos corpos rolantes (*BSF*) é calculada através de,

$$BSF = \frac{D_p}{2d} \cdot (f_i - f_e) \cdot \left(1 + \frac{d \cdot \cos \Theta}{D_p} \right) \quad (2.4)$$

Todavia, é possível simplificar as expressões acima definidas, visto que a pista externa, geralmente, é um componente estático, ou seja, a sua velocidade é nula. Adicionalmente, em grande parte das aplicações, o ângulo de contacto, θ , é desconhecido e, por isso, é admissível que este seja igual a 0.

Tendo em conta as simplificações, acima referidas, é possível calcular as frequências,

$$FTF = \frac{1}{2} \cdot \left[f_i \cdot \left(1 - \frac{d}{D_p} \right) \right] \quad (2.5)$$

$$BPFO = \frac{N}{2} \cdot (f_i) \cdot \left(1 - \frac{d}{D_p} \right) \quad (2.6)$$

$$BPFI = \frac{N}{2} \cdot (f_i) \cdot \left(1 + \frac{d}{D_p} \right) \quad (2.7)$$

$$BSF = \frac{D_p}{2d} \cdot (f_i) \cdot \left(1 + \frac{d}{D_p} \right) \quad (2.8)$$

Salienta-se a dependência das expressões simplificadas, acima demonstradas, para com o valor da frequência da pista interna, f_i e o número de corpos rolantes, N . Contudo, este último parâmetro pode nem sempre ser fácil de identificar, pois alguns rolamentos encontram-se vedados ou dentro das respetivas caixas de mancal, dificultando a sua inspeção visual.

É possível identificar o tipo de defeito presente no rolamento, visto que os sinais visualizados no domínio da frequência produzem sinais típicos para cada um do tipo de defeito. Na figura 2.7, é possível ver estes típicos sinais vibratórios da frequência de defeito (J. Y. Kim e J. M. Kim 2020).

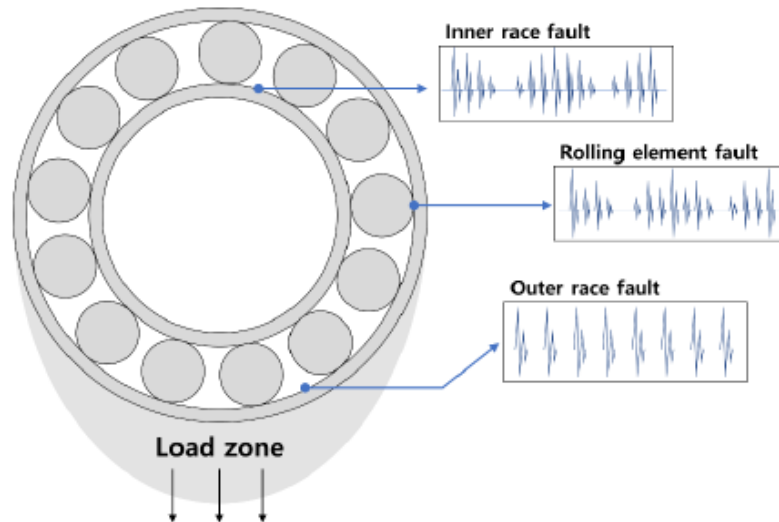


Figura 2.7: Tipos de Sinais Vibratórios para Cada Tipo de Defeito

No domínio da frequência de um rolamento defeituoso podem aparecer, para além da frequência de rotação do anel interno, as harmónicas da frequência de defeito e bandas laterais resultantes da modulação em amplitude, relacionada com a frequência de rotação da gaiola ou com a frequência de rotação do anel interno. A tabela 2.1 resume-se o aparecimento das bandas laterais. O aparecimento de bandas laterais indicam que existe transporte do defeito, revelando-se ser um excelente indicativo para a existência do mesmo.

Tabela 2.1: Espaçamento das Bandas Laterais das Frequências de Defeito

Frequência de Defeito	Banda Lateral
<i>BPFO</i>	-
<i>BPMF</i>	Velocidade de Rotação
<i>BSF</i>	<i>FTF</i>

Salienta-se a inexistência de bandas laterais associadas à frequência de defeito *BPFO*, visto que a pista externa é um componente estático e, por isso, não existe transporte do defeito. Os dados referentes ao diagnóstico de possíveis defeitos em rolamentos devem ser recolhidos, através do transdutor e junto à zona de carga da chumaceira; se assim não suceder, os dados obtidos podem não corresponder à verdadeira condição de funcionamento dos rolamentos (Sequeira 2012).

Sinal Vibratório

Visto que o foco da dissertação passa pela implementação da análise de vibrações, torna-se imprescindível a compreensão do sinal vibratório e da sua origem, de forma a ter uma melhor capacidade de diagnóstico e decisão de como este deve ser adquirido.

Adicionalmente, o trabalho da dissertação é focado num método específico de processamento e decomposição de sinal vibratório, e, por isso, foi feita uma pesquisa intensa em torno desta temática. Desta forma, o presente capítulo contempla uma explicação teórica da análise e processamento de sinal através dos domínios do Tempo, Frequência e Tempo-Frequência.

3.1 Conceitos Base sobre Vibrações

A vibração consiste no movimento oscilatório em torno de uma posição de equilíbrio. Esta manifesta-se sempre que ocorra uma força de excitação dinâmica, interna ou externa.

As vibrações medidas nos equipamentos devem-se a cargas dinâmicas que podem ter fontes bastante distintas como tolerâncias construtivas, folgas, atritos e desequilíbrios, comuns em equipamentos rotativos. Existem também cargas dinâmicas que dado o seu conteúdo em frequência podem excitar frequências naturais ocorrendo o fenómeno de ressonância, sendo importante minimizar as vibrações desta natureza desde a fase de projeto do equipamento (Silva 2021).

Na Figura 3.1, é possível observar-se uma típica onda harmónica simples e, indiretamente, quatro conceitos fundamentais no que toca à compreensão dos sinais vibratórios, entre os quais: amplitude, período, frequência e fase.

O período, T , é o tempo necessário para se completar um ciclo (do ponto A ao ponto E na figura 3.1). É possível calcular a frequência, tendo em conta o período do sinal,

$$f = \frac{1}{T} \quad (3.1)$$

A amplitude indica a severidade da vibração, isto é, quanto maior a amplitude maior a vibração. Pode ser expressa em valor pico-a-pico, valor de pico, valor médio e **Valor Eficaz (RMS)** conforme se verifica na figura 3.2.

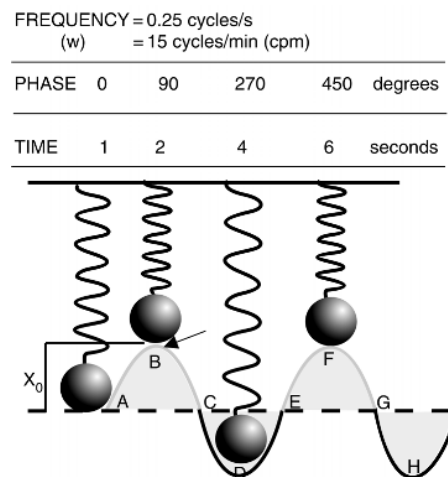


Figura 3.1: Onda Harmónica Simples - Posição da Oscilação do Conjunto Massa-Mola em Relação ao Tempo. (Retirado de Girdhar 2004.)

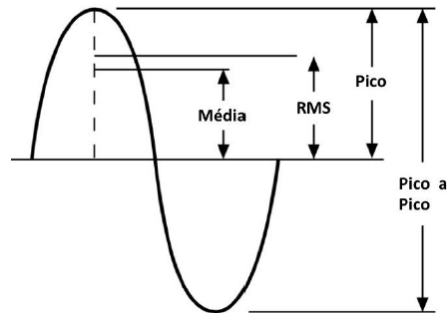


Figura 3.2: Diferentes Formas de Representação da Amplitude- Retirado de Silveira 2015

O valor *RMS* é o valor mais relevante para definir a amplitude de vibração, uma vez que tem em conta a evolução do sinal no tempo e, por outro lado, encontra-se diretamente relacionado com a energia contida na vibração, conseguindo exprimir a capacidade destrutiva do sinal vibratório.

Quando se efetua um planeamento de recolha de vibrações existem algumas inquirições que devem ser tomadas, tais como: qual o equipamento que se seleciona para efetuar as medidas; quais os pontos em que se devem recolher dados; qual a periodicidade e quantidade da recolha de dados; quem vai recolher os dados e, principalmente, como tratar os dados (Lampreia 2013).

3.2 Aquisição de Sinal

Os sensores ou transdutores são instrumentos de importância extrema no que toca ao controlo de condição de equipamentos. Ambos são usados para detetar mudanças de comportamento do ambiente em que estão envolvidos, ou de um equipamento onde estão inseridos. No entanto, um transdutor transforma a alteração medida num sinal elétrico.

Para efetuar uma análise de vibrações, é necessário recorrer a equipamentos de medição, como os transdutores, capazes de medir o sinal vibratório. Existem três tipos de transdutores: os de deslocamento, velocidade e aceleração segundo Girdhar 2004.

No que toca à análise de vibrações, qualquer tipo de transdutor pode ser utilizado, contudo, o acelerómetro é o mais utilizado, visto que os outros se resumem a aplicações muito específicas.

Um acelerómetro é um instrumento capaz de medir a aceleração de um sistema num determinado ponto e direção.

Basicamente, um acelerómetro é composto por uma pequena massa (denominada massa sísmica) sobre uma base com cristais piezoelétricos. Quando um movimento acelerado é imposto ao acelerómetro, o cristal piezoelétrico sofre a ação de uma força, fazendo com que ele se deforme e desenvolva uma carga elétrica proporcional à aceleração.

Para os acelerómetros, a sensibilidade é diretamente proporcional à sua massa. Por regra, quanto maior for o acelerómetro, maior a sua sensibilidade e menor a gama de frequência máxima utilizável (Silveira 2015).

Preferencialmente, estes devem ser instalados rigidamente com as superfícies vibráveis. Alguns dos métodos podem ser visualizados na Figura 3.3.

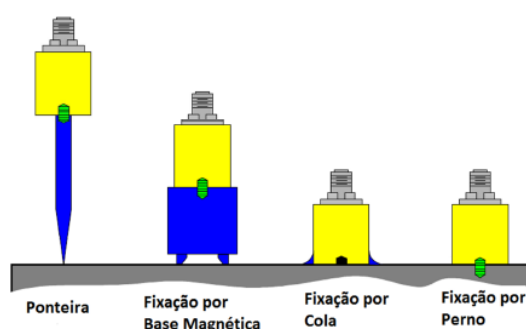


Figura 3.3: Tipos de fixação dos Acelerómetros. (Retiado de Silveira 2015.)

Dos diferentes tipos de fixação mostrados na Figura 3.3, a que providencia os melhores resultados é a fixação por perno roscado, uma vez que só existe uma interface (Acelerómetro-Equipamento). Contudo, devido ao alto custo dos sensores, não é viável, visto que é praticamente uma fixação permanente.

Deste modo, usa-se, frequentemente, na indústria, a fixação por base magnética dada a sua versatilidade, contudo, dada a existência de duas interfaces (Acelerómetro - base magnética e base magnética - Equipamento), pode resultar numa perda de informação do sinal. Adicionalmente, este tipo de fixação é inadequada para níveis de aceleração muito elevados, porém, visto que um dos objetivos do trabalho é a análise a baixas velocidades, tal não aparenta ser problema.

Na Figura 3.4, demonstra-se a curva da resposta característica do acelerómetro piezoelétrico.

Salienta-se que existe uma gama de frequências em que a resposta é linear, no entanto, é possível observar que para as altas frequências, deixa de se observar a linearidade devido à interferência da frequência de ressonância.

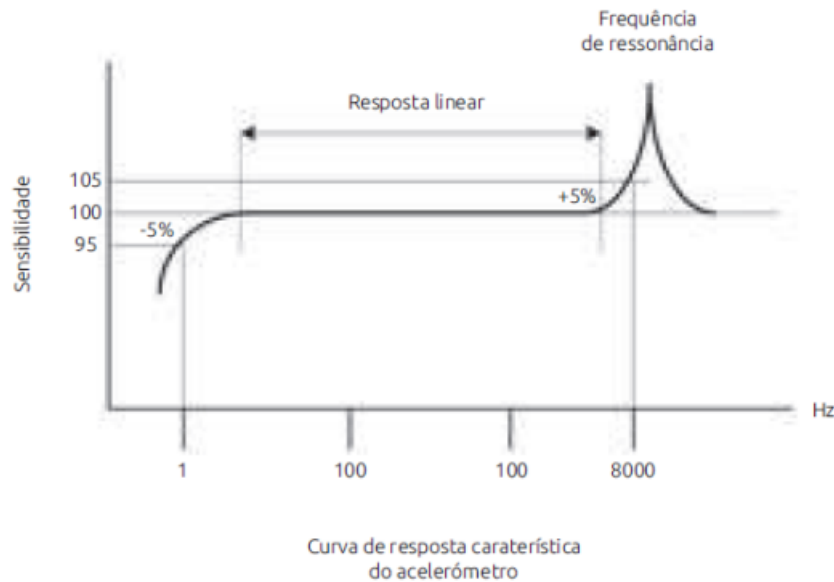


Figura 3.4: Curva da Resposta Característica do Acelerómetro. (Retirado de Silveira 2015.)

No entanto, são raros os que conseguem medir rotações diretamente e apresentam fraca sensibilidade em gamas de baixas frequências e com pequenas amplitudes de aceleração, como se verifica na Figura 3.4. Tal deve-se a estes produzirem uma resposta fraca, pois o cristal sofre pequenas deformações, originando cargas igualmente pequenas.

Porém, existe um outro tipo de acelerómetro, além do convencional piezoelétrico, conhecido por *Micro-Electrical Mechanical Systems (MEMS)*.

O sensor *MEMS* está cada vez mais a ser introduzido na indústria, devido ao seu custo relativamente baixo. No entanto, este tipo de sensores é bastante sensível a condições de humidade e de pressão, podendo inviabilizar a sua utilização em ambientes industriais.

Existem dois tipos de acelerómetros *MEMS*, os capacitivos e os piezoresistivos (Gao e Z. Li 2004).

Os acelerómetros piezoresistivos utilizam como princípio o efeito piezoresistivo, ou seja, certos materiais, como o Silício e Germânico, variam a sua resistência elétrica quando sujeitos a esforços de tração ou compressão.

Já os acelerómetros capacitivos utilizam como princípio a variação da capacidade, tal como o nome indica. Isto é, a capacidade de um condensador é inversamente proporcional à distância entre placas. A distância varia com a aceleração da massa de prova.

Para facilitar a compreensão do funcionamento dos dois tipos de acelerómetros *MEMS*, visualiza-se o esquema e componentes do acelerómetro piezoresistivo e capacitivo, nas Figuras 3.5(a) e 3.5(b), respetivamente.

Em comparação com os sensores piezoresistivos, os sensores de pressão capacitivos oferecem inúmeras vantagens. Ainda que estes necessitem de algoritmos de calibração

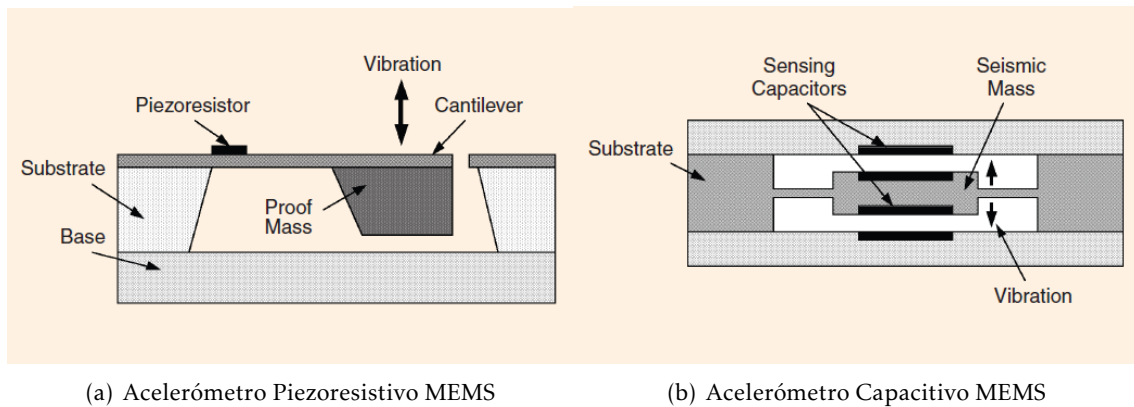


Figura 3.5: Esquema de uma Típica Construção dos dois Tipos de Acelerómetros MEMS. (Adaptado de Gao e Z. Li 2004.)

mais complexos, possuem uma maior precisão e um menor consumo energético.

3.3 Processamento do Sinal Adquirido

Os sinais provenientes das máquinas caracterizam-se pela dificuldade de interpretação no seu formato original, e, desta forma, é necessário processá-los ou decompor, de forma a chegar ao sinal transformado e limpo.

O primeiro passo para processamento de um sinal vibratório é a filtragem dos dados.

Este é um passo importante, visto que existem frequentemente erros associados aos sinais/dados a analisar. Sem esta filtragem, pode traduzir num diagnóstico errado, chegando à *Garbage In, Gargage Out Situation (GIGO)*. A situação *GIGO*, que traduzida diretamente do inglês "Lixo Entra, Lixo Sai" foi um conceito matemático e computacional proposto por *George Fueschel* que realça a importância de um bom *input* de dados, visto que o computador apenas processa o que lhe é dado. Isto é, para obter qualidade nos dados a analisar, é necessário uma atenção na recolha dos mesmos (Roden et al. 2022).

O ser humano é responsável por grande parte dos erros associados à recolha e à má limpeza de dados e, conseqüentemente, das situações *GIGO*. Contudo, nos dados provenientes de controlo de condição de equipamentos, os erros associados são, maioritariamente, causados por falhas de sensores. Existem cerca de 4 tipos de falhas associadas aos sensores, exemplificadas na Figura 3.6: Falha Completa; Tendência; Degradação da Falha e Sensor *Drift*.

Perante uma situação *GIGO* causada por uma falha de um sensor, procede-se ao isolamento da falha de forma a limpar o sinal. Em Xu e Kwan 2003 propõe-se um método que permite isolar as falhas de sensores em sistemas estáticos ou dinâmicos. Contudo, não existe um procedimento simplista para limpar os dados ou o *input*, podendo até, por vezes, ter que ser feito manualmente.

O próximo passo para o processamento de sinal é a análise de dados. No que toca

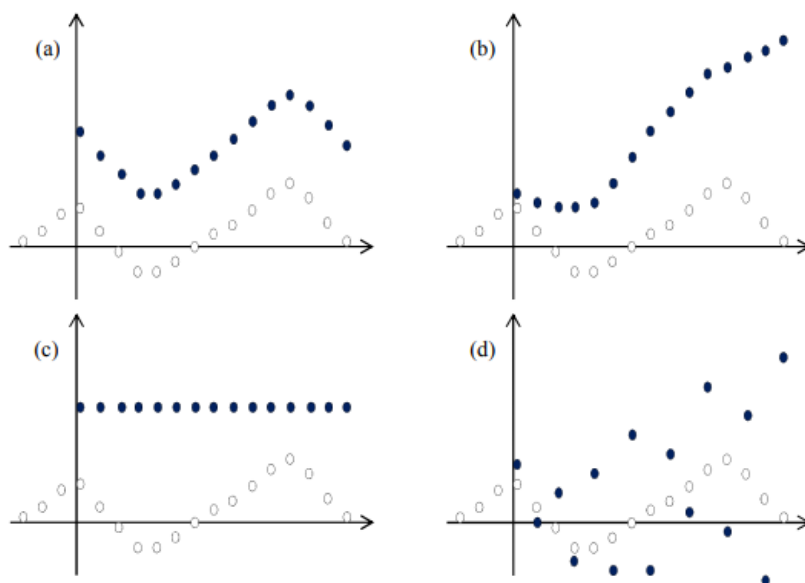


Figura 3.6: Falhas Comuns em Sensores: (a) Tendência; (b) *drift*; (c) Falha Completa; (d) Degradação da Falha. (Retirado de Liu et al. 2011.)

ao Controle de Condição de Equipamentos, a recolha de dados para posterior análise é versátil, podendo ser dividida em três categorias (Jardine et al. 2006):

- **Valor** - Dados recolhidos num período de tempo específico que equivalem a um só valor. Controlo de temperatura, humidade ou de pressão são exemplos de dados de valor;
- **Dados em Forma de Onda** - Dados recolhidos num certo período de tempo, tendo esse período de tempo, como variável. Dados de Emissões Acústicas ou de Vibrações são exemplos de dados em forma de onda;
- **Multi-dimensional** - Dados recolhidos num período de tempo que são multi-dimensionais, isto é imagens, como por exemplo, Raio-X;

O processamento de dados em forma de onda ou multi-dimensionais é denominado Processamento de Sinal. A presente Dissertação focar-se-á no processamento e posterior análise de dados em forma de onda provenientes de vibrações.

Inúmeras técnicas foram desenvolvidas, nos últimos tempos, para medir e analisar as vibrações provenientes de rolamentos. Estas técnicas não são completamente independentes, podendo, em muitos dos casos, complementarem-se umas às outras (Tandon e Choudhury 1999).

Na literatura e através da revisão bibliográfica, é possível dividir em três grandes categorias a análise de um sinal em forma de onda: Análise através do domínio do Tempo; domínio da Frequência e do domínio Tempo-Frequência (Jiang et al. 2018).

3.3.1 Análise no Domínio do Tempo

A análise do sinal através do domínio do tempo analisa o sinal vibratório obtido diretamente da máquina ou sistema. O sinal no tempo permite visualizar a vibração em tempo real e toda a informação sensível ao dano, está contida neste domínio. Todavia, a representação dos fenômenos vibratórios no domínio do tempo torna difícil a sua interpretação, principalmente na presença de ruído.

É possível visualizar um exemplo de sinal em forma de onda no tempo na Figura 3.7.

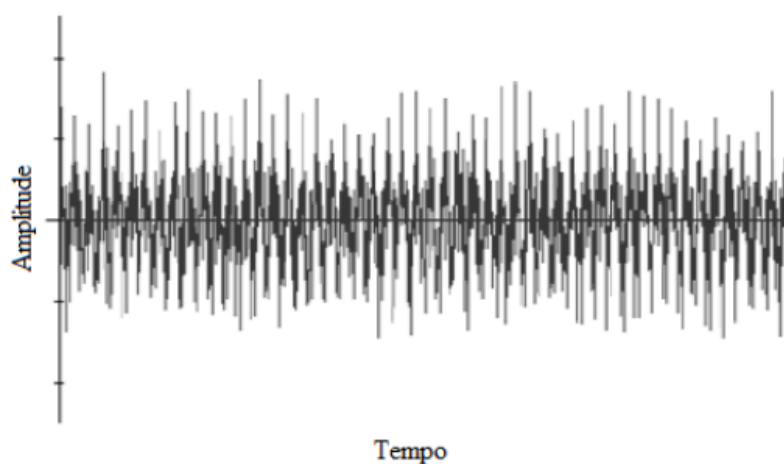


Figura 3.7: Exemplo de um Sinal em Forma de Onda no Tempo. (Retirado de (Neto 2016)).

Analisar um sinal através do domínio do tempo permite extrair a severidade do defeito, visto que, quanto maior a amplitude do sinal, maior o defeito presente no sistema a analisar. Aditivamente, a análise do domínio no tempo consegue providenciar mais informação do que noutros domínios, em velocidades de rotação mais baixas (< 100 *RPM*) (Shreve 1995).

É deveras importante resumir e organizar os dados, de forma a obter resultados significativos e fidedignos. Para tal, recorre-se a curvas de tendência, onde a evolução da degradação é evidenciada através de métodos como a variação do nível global *RMS*, Valor Pico ou *Fator de Crista (CF)* (Tandon et al. 2007).

A análise pode também ser realizada através da utilização de parâmetros estatísticos, tais como: *Kurtosis* ou *Skewness*. A utilização destes parâmetros na deteção de defeitos localizados de rolamentos já foi testada (Heng e Nor 1998).

3.3.1.1 Valor RMS

Como já foi referido, o Valor *RMS* ou Valor Eficaz, consegue exprimir a capacidade destrutiva do sinal vibratório.

Este termo é frequentemente utilizado quando existem vibrações aleatórias ou um

conjunto de vibrações sinusoidais com diferentes frequências (Sequeira 2012). A utilização deste método é considerado o mais simplista dentro da análise de um sinal através do domínio do tempo.

Para se proceder ao cálculo do valor *RMS* do sinal recolhido num determinado período de tempo, x_i , utiliza-se,

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (3.2)$$

onde N é o número de amostras.

Para um movimento harmónico, o valor de *RMS* é calculado através de,

$$RMS = 0.707 \cdot Pico \quad (3.3)$$

onde *Pico* representa o valor máximo da amplitude registada no sinal vibratório.

Com o aumento do agravamento da avaria máquina, o valor de *RMS* incrementa (Dyer e Stewart 1978).

Por isso, os valores obtidos são comparados com valores de referência ou com tabelas de severidade, de modo a determinar a condição relativa da máquina. Entre as tabelas de severidade *International Organization for Standardization (ISO)* mais conhecidas, distingue-se a seguintes: *ISO 10816 – Vibrações Mecânicas – Avaliação das vibrações de máquinas* (Neto 2016).

3.3.1.2 Fator de Crista

O Fator de Crista (*Crest Factor - CF*) corresponde ao quociente entre o valor máximo da amplitude de um sinal (positivo ou negativo), Valor Pico, e o Valor Eficaz. Este parâmetro é calculado por,

$$CF = \frac{Pico}{RMS} \quad (3.4)$$

O *CF* revelou-se como parcialmente insensível a mudanças de velocidade e da carga aplicada nos rolamentos (Heng e Nor 1998).

A sensibilidade ao dano é significativo apenas onde os valores de pico são razoavelmente uniformes e repetitivos de uma amostra de sinal para outra. Desta forma, o Factor de Crista é especialmente adequado para caracterizar sinais que contêm impulsos repetitivos, como a vibração de máquinas alternativas e a vibração produzida por falhas em rolamentos (Neto 2016).

3.3.1.3 Parâmetros Estatísticos

Um rolamento sem qualquer tipo de defeito e em bom estado apresenta uma distribuição gaussiana de aceleração (Roque e Silva 2007). Contudo, para um rolamento defeituoso, a distribuição torna-se não-gaussiana devido aos choques provocados pelos defeitos presentes nas superfícies.

Contudo, em vez de se estudar e analisar as curvas da probabilidade de densidade, são, frequentemente, analisados os momentos estatísticos dos dados, definidos na equação (3.5).

$$M_x = \int_{-\infty}^{+\infty} x^n P(x) dx \quad (3.5)$$

onde $P(x)$ representa a função da densidade de probabilidade numa amplitude instantânea.

O primeiro momento estatístico é a Média, sendo o valor que demonstra a concentração dos dados de uma distribuição.

O segundo momento estatístico denomina-se Variância, sendo uma medida da sua dispersão estatística, ou seja, indica se os valores obtidos estão em concordância com o esperado.

O terceiro momento é conhecido como coeficiente *Skewness*, que pode ser obtido por,

$$S = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} [x - \mu]^3 \cdot P(x)}{\sigma^3} \quad (3.6)$$

onde μ representa a média e σ o desvio padrão associado aos dados a analisar.

Este coeficiente é uma medida da assimetria da distribuição de probabilidade de uma variável aleatória de valor real em relação à sua média. Contudo, este terceiro momento revelou-se pouco eficiente no que toca ao Controlo de Condição de rolamentos (Tyagi e Panigrahi 2017). No entanto, este coeficiente pode ser uma medida eficaz em sinais assimétricos, isto é, não lineares (El-Thalji e Jantunen 2015).

Um dos parâmetros estatísticos mais conhecidos e utilizados no controlo de condição é o quarto momento estatístico, mais conhecido como *Kurtosis*. A *Kurtosis* é uma medida de dispersão que caracteriza o "achatamento" da curva da função de distribuição (Silva 2021), que pode ser calculada através de,

$$S = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} [x - \mu]^4 \cdot P(x)}{\sigma^4} \quad (3.7)$$

No caso de um rolamento sem defeito e para uma distribuição gaussiana, o valor da *Kurtosis* corresponde a 3. Caso exista um defeito presente, o valor incrementa ao mesmo tempo que o tamanho desse mesmo defeito, ainda que não linearmente (Bolaers et al. 2004).

Todavia, para um rolamento num estado avançado de degradação o seu valor retorna a 3, visto que apresenta um sinal vibratório muito mais desorganizado. Tornando-se, assim, na principal desvantagem na utilização deste parâmetro (Gupta e Pradhan 2017).

Na Figura 3.8, é possível observar os diferentes valores que este parâmetro pode tomar em função da curva da distribuição gaussiana de aceleração.

Na prática, a *Kurtosis*, é capaz de detetar defeitos induzidos por choques no sinal vibratório, caso o seu valor seja pelo menos 3.5. Esta condição pode ser obtida se o período

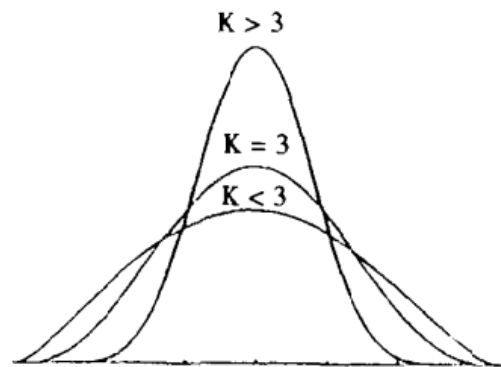


Figura 3.8: Evolução do Valor da *Kurtosis* em função da curva da Distribuição Gaussiana de Aceleração. (Adaptado de Martin e Honarvar 1995.)

mínimo de repetição de choques no sinal vibratório seja pelo menos 2.8 vezes o seu tempo de relaxamento (Pachaud et al. 1997).

Com o aumento do estado de degradação e, conseqüentemente, do defeito presente no rolamento, o período de relaxamento entre dois choques torna-se mais reduzido, tornando a condição acima referida inválida. Deste modo, o valor da *Kurtosis* converge para valores inferiores a 3, isto é, para valores não característicos de um sinal vibratório com impulsos. Assim, torna-se fiável diagnosticar defeitos em rolamentos com este parâmetro, nestas condições (Dron et al. 2004).

Adicionalmente, a *Kurtosis* apresenta uma sensibilidade elevada ao ruído e às vibrações do sistema. Sendo, por isso, por vezes, necessário um tratamento preliminar ao sinal, de forma a beneficiar o desempenho deste indicador.

Tanto a *Kurtosis* como o Fator de Crista são parâmetros sensíveis à forma do sinal. Ainda assim, o momento de quarta ordem é mais aconselhado visto que a dispersão dos resultados obtidos através de medições sucessivas é mais baixa.

Adicionalmente, por ser uma função de quarta ordem, a *Kurtosis* é mais sensível, tornando-a no melhor parâmetro para detetar defeitos incipientes (Bolaers et al. 2004; Tao et al. 2007).

Este parâmetro apresenta uma sensibilidade elevada à velocidade rotacional. Caso se reduza a velocidade de operação para metade, o valor da *Kurtosis* baixa com a mesma proporção (Pachaud et al. 1997). Não obstante, é o parâmetro mais aconselhado para analisar rolamentos a velocidades muito baixas ($< 50 \text{ RPM}$) (Kim et al. 2006).

3.3.2 Análise no Domínio da Frequência

Uma vibração ou a resposta de um sistema pode ser representada por amplitudes de aceleração, deslocamento e velocidade nos domínios de tempo e frequência, conforme se verifica na Figura 3.9.

O domínio da frequência é o domínio onde as amplitudes são demonstradas em séries de ondas sinusoidais.

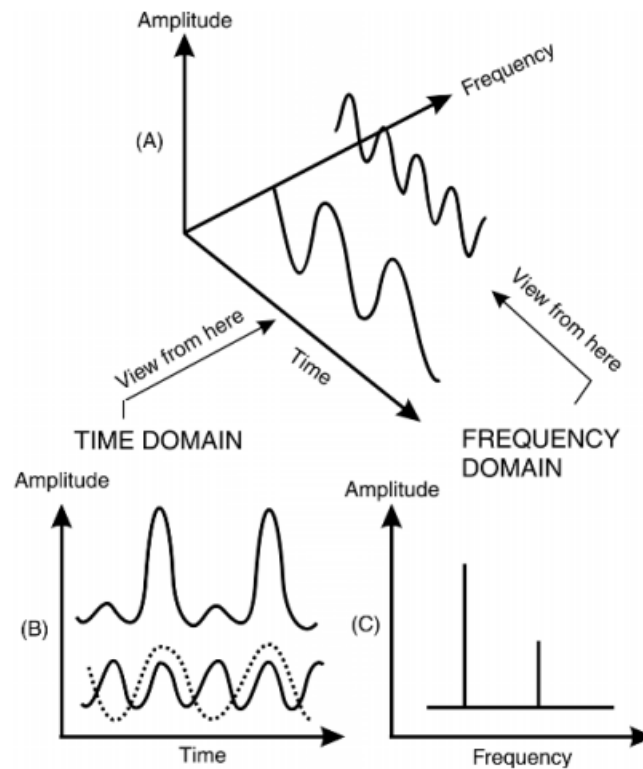


Figura 3.9: Transformada de *Fourier*. (Retirado de Girdhar 2004.)

A análise através deste domínio é a abordagem mais utilizada no diagnóstico de falhas em rolamentos (Gupta e Pradhan 2017).

3.3.2.1 Transformadas de *Fourier*

As vibrações medidas são sempre na forma analógica, isto é, no domínio do tempo, sendo preciso processar e transformar o sinal para o domínio da frequência. Para tal, recorrem-se às Transformadas de *Fourier*: *Transformada Discreta de Fourier (DFT)* ou *Transformada Rápida de Fourier (FFT)*.

A Transformada Discreta de *Fourier* transforma o sinal no domínio do tempo em várias componentes no domínio da frequência. A Transformada de *Fourier* é, por isso, a relação matemática entre ambos os domínios. Enquanto a amplitude indica a severidade do problema ou do defeito a analisar, a frequência está relacionada com a causa deste, conseguindo localizá-lo (Sibumbe 2017). Isto significa que, ao associar as frequências às características do sistema a analisar (máquinas ou rolamentos), e ao ter em conta as amplitudes, é possível identificar os problemas com uma precisão bastante elevada e a sua severidade.

O cálculo da *DFT* de um sinal discreto $x[k]$ com N amostras, é dado por,

$$X[n] = \sum_{k=0}^{N-1} x[k] \cdot e^{-j \frac{2\pi n k}{N}}, \quad n = 0, \dots, N-1 \quad (3.8)$$

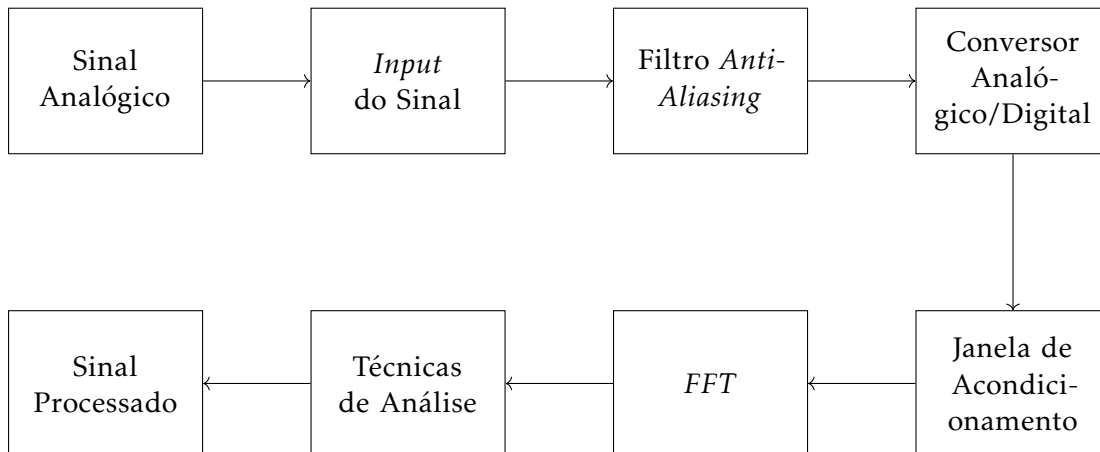


Figura 3.10: Passos para Processamento de Sinal. (Adaptado de Shreve 1995.)

Contudo, a grande desvantagem da utilização desta Transformada é a elevada computação envolvida neste procedimento, principalmente quando o número de amostras, N , é elevado. Assim, a *DFT* revelou-se um método ineficiente para o diagnóstico de falhas em rolamentos, ou em outros processos de diagnóstico que necessitam de um diagnóstico eficaz e momentâneo.

Desta forma, foi proposto, em 1965, um algoritmo, denominado Transformada Rápida de *Fourier FFT*, que reduz significativamente o tempo e a complexidade de computação obtendo resultados praticamente iguais (Cooley e Tukey 1965). A *FFT* força uma suposição: O número de amostras, N , é um múltiplo inteiro de 2. Isto permite que ocorram simetrias, reduzindo o número de cálculos e, conseqüentemente, o tempo de computação (Sevgi 2007).

Sendo, por isso, a forma mais comum de processamento de sinais no tempo e no Controle de Condição de Equipamentos.

Este tipo de análise no domínio da frequência através da *FFT* tem aplicabilidade em sinais periódicos. No entanto, a *FFT* processa um sinal contínuo no tempo e os dados resultantes do cálculo da Transformada Rápida de *Fourier* podem não representar o espectro original (Miao et al. 2011; Shreve 1995).

Assim, a parametrização da recolha de dados influencia a interpretação do sinal. Como tal, tem-se atenção a alguns parâmetros e pormenores com o intuito de pré-processar o sinal, conforme se verifica na Figura 3.10 (Zhou et al. 2015). Desta forma, os principais erros que afetam as Transformadas de *Fourier* podem ser evitados, tais como: *Aliasing* e *Leakage*.

Para uma análise adequada do espectro *FFT* é necessário ter especial atenção na escolha da frequência de amostragem, f_a , que consiste na quantidade de pontos recolhidos por unidade de tempo, dado esta ser a responsável pela correta transformação do sinal analógico em digital (Costa 2017).

O Efeito *Aliasing* é um fenómeno que resulta na discretização de sinais que não respeitam o Teorema de *Claude Shannon* e *Harry Nyquist*, mais conhecido como Critério de

Nyquist. Este mostra que para definir um sinal corretamente, a frequência de amostragem deve ser no mínimo o dobro da frequência máxima, f_{max} , conforme se verifica na equação (3.9).

$$f_a \geq 2 \cdot f_{max} \quad (3.9)$$

Na Figura 3.11, é possível observar um fenômeno *Aliasing*. Ao analisar a mesma figura, é possível verificar a recolha de 4 intervalos de dados coletados em 3 milissegundos, que resulta na formação de uma onda reconstruída representada a traço interrompido. Esta onda é de baixa frequência e não corresponde à sua verdadeira representação.

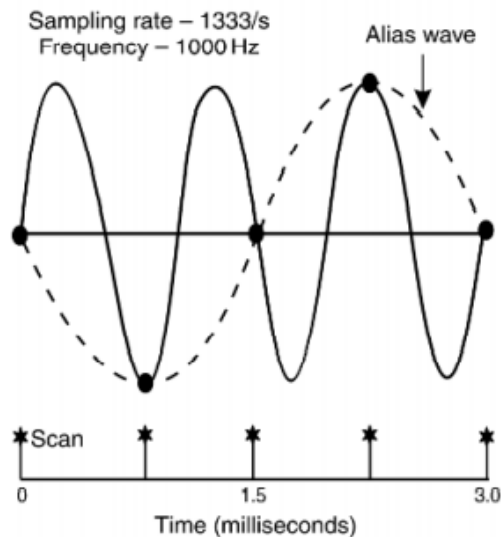


Figura 3.11: Fenômeno de *Aliasing*. (Adaptado de Girdhar 2004.)

Todos os analisadores e vibrômetros possuem um filtro *anti-aliasing* ou filtro passa-baixo. O filtro serve para garantir que não se registam frequências indesejadas, permitindo remover todas as vibrações no sinal analógico que possuem frequências maiores do que a metade da frequência de amostragem. Ao usar o filtro, a frequência limite não elimina as frequências superiores ou que se encontram no limiar. Assim, em termos práticos, a frequência de amostragem é calculada através de,

$$f_{amost} \geq 2.56 \cdot f_{max} \quad (3.10)$$

É importante realçar que este tipo de filtro deve ser aplicado antes da conversão do sinal analógico para o digital, conforme indica a Figura 3.10. Após esta operação e a posterior conversão, o sinal fica sujeito a uma operação de *Windowing*. Aplicar a correta janela de acondicionamento é o último passo antes do cálculo da Transformada Rápida de *Fourier*. A má aplicação deste processo pode acentuar o aparecimento do efeito janela, mais conhecido por *Leakage*.

O fenômeno *Leakage* define-se como a inexistência de um número inteiro de ciclos do sinal, provocando o aparecimento de falsas componentes de frequência no espectro *FFT*, levando à perda de informação para linhas de frequência adjacentes.

O processo *Windowing* serve para garantir que as amplitudes e as frequências dos componentes, presentes no sinal no domínio do tempo, sejam calculadas devidamente. É necessário que a amplitude do sinal no tempo seja nula no início e no fim da amostra, de forma a aumentar as características espectrais do sinal, isto é, reduzir a perda espectral. Para tal, é necessário multiplicar o sinal pela função que representa a janela, ou seja, por uma função de acondicionamento com o mesmo comprimento que o sinal (Costa 2017; Sibumbe 2017).

O uso de janelas também afeta a capacidade de distinguir duas componentes de frequência espaçadas, enquanto tenta manter a amplitude de forma precisa. Desta forma, ao aplicar funções janelas, a forma do sinal é modificada nos dois domínios, tempo e frequência.

Existe uma relação entre a supressão do efeito *Leakage* e a resolução do espectro, pelo que se deve ter em atenção o tipo de janela a utilizar no processo. Existem vários tipos de janelas que podem ser utilizadas neste processo, entre as quais:

- *Hanning* - Tem uma boa resolução e precisão de amplitude e frequência. É o tipo de janela utilizado em 95% dos casos e é a indicada para dados provenientes da recolha de vibrações de sinais estacionários (Costa 2017);
- Retangular ou *Uniform* - Este tipo de janela onde não existe qualquer tipo de constrangimentos, ou por outras palavras, não existe função janela (Shreve 1995);
- *Flap Top* - É uma função que permite adquirir amplitudes com uma precisão bastante elevada, contudo tem pouca resolução na frequência. Esta permite realizar a calibração de sinais (Cerna e Harvey 2000);
- *Hamming* - Esta função apresenta uma resolução elevada na frequência, mas peca na precisão da amplitude (Shreve 1995);
- *Blackman-Harris* - Possui características semelhantes à Janela *Hamming* (Neto 2016);
- Força - Esta janela é útil para analisar estímulos de choque, visto que remove sinais dispersos no final do sinal adquirido;
- Exponencial - A função Janela Exponencial é adequada para analisar sinais de resposta transientes (Cerna e Harvey 2000);
- Entre outras.

Apesar da vasta gama disponível, apenas as primeiras três funções janela, mencionadas acima, estão disponíveis na maior parte dos analisadores existentes no mercado, sendo, por isso, as mais comuns e utilizadas neste processo (Girdhar 2004).

Escolher uma função janela não é uma tarefa simples, contudo, na Tabela 3.1 é possível visualizar que tipo de função janela se adequa aos tipos de onda/sinal existentes.

Tabela 3.1: Escolha do Tipo de Função Janela Através do Sinal Adquirido. (Adaptado de Cerna e Harvey 2000.)

Tipos de Sinal	Função Janela
Ondas Sinusoidais	<i>Hanning</i>
Ondas Sinusoidais (Amplitude Precisa)	<i>Flat Top</i>
Dados de Vibrações	<i>Hanning</i>
Onde Sinusoidais Próximas Entre Si	<i>Retangular ou Hamming</i>
Sinais de Excitação	Força
Análise Modal	Exponencial
Dados Desconhecidos	<i>Hanning</i>

É de salientar que a função janela *Hanning* é a que apresenta um melhor desempenho na maior parte dos casos práticos (cerca de 95%), visto que ajuda a diminuir o aparecimento do efeito *Leakage* no espectro da Transformada Rápida de *Fourier*. Pode ser visualizada, na Figura 3.12, a aplicação desta função janela.

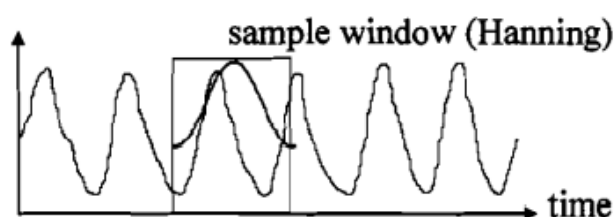


Figura 3.12: Aplicação da Função Janela *Hanning*. (Adaptado de Shreve 1995.)

Apesar de ser a técnica mais utilizada no diagnóstico de falhas, o espectro *FFT* não é uma técnica de diagnóstico eficiente, principalmente na análise de um sinal proveniente de rolamentos. Visto que o sinal vibratório emitido por um rolamento defeituoso, numa fase incipiente, é caracterizado por um sinal de baixa amplitude numa gama de frequência muito elevada, a análise espectral com recurso à Transformada de *Fourier* não permite detetar o conteúdo do sinal relacionado com o defeito. Adicionalmente, as amplitudes de defeito só têm expressão em frequências próximas da gama de funcionamento numa fase bastante avançada de degradação do rolamento (Roque e Silva 2021). Adicionalmente, o conteúdo do sinal defeituoso incipiente pode ser ofuscado por outros componentes vibratórios presentes na máquina/sistema a analisar (El-Thalji e Jantunen 2015).

Adicionalmente, a *FFT* é menos eficiente para diagnóstico de defeitos na pista interna do rolamento, que emitem sinais vibratórios atenuantes, principalmente durante a fase incipiente do defeito. Tal deve-se à existência de mais segmentos de transferência (pista interna - pista externa e pista externa-sensor), quando comparando com os outros tipos de defeito (Purushotham et al. 2005).

Por último, como já foi referido no presente capítulo, a *FFT* apenas processa sinais periódicos. Assim, sempre que se aplica a Transformada de *Fourier* a um sinal, assume-se que é periódico, tornando-a pouco eficiente para sinais não-estacionários (Rai e Mohanty 2007).

3.3.2.2 Análise Envelope

A análise Envelope é uma técnica amplamente utilizada na extração de componentes de frequência de defeitos presentes em rolamentos do sinal adquirido, baseando-se na desmodulação da amplitude do sinal.

O método mais fácil de executar a análise Envelope consiste em aplicar um filtro passa-alto ao sinal, de forma a remover o ruído de baixa frequência. Este ruído resulta de outras fontes de vibração presentes, entre as quais: desequilíbrios; desapertos; folgas ou desalinhamentos. Estas baixas frequências apresentam amplitudes superiores às induzidas pelos defeitos em rolamentos (Silva 2021).

Na Figura 3.13, é possível observar o processo, mencionado acima, da técnica análise Envelope.

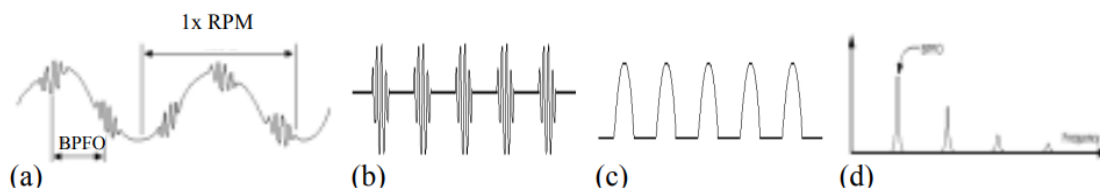


Figura 3.13: Processo da Técnica Envelope - (a) Sinal no Tempo; (b) Aplicação do Filtro Passa-Alto; (c) Envelope do Sinal Filtrado; (d) Espectro Envelope. (Adaptado de Tyagi 2003.)

Esta análise pode ser mais eficiente quando aplicada numa secção do sinal onde existe uma elevada relação Sinal-Ruído (*Signal-to-Noise Ratio*, ou, por outras palavras, tipicamente junto de uma frequência de ressonância (Bechhoefer et al. 2011).

Apesar dos vários métodos da Análise Envelope, o mais utilizado é através da Transformada de *Hilbert*, como uma abordagem para a desmodulação da amplitude (Leite et al. 2015).

A Transformada de *Hilbert* é a relação entre a parte real e imaginária da Transformada de *Fourier*. É usada para construir o chamado "sinal analítico", que é um sinal sem componentes de frequência negativas.

O espectro resultante deste sinal, após a aplicação da Transformada de *Fourier* ao sinal retificado, é o conhecido espectro Envelope (*Squared Envelope Spectrum (SES)*) (Ho e Randall 2000; Mauricio et al. 2020).

Para a obtenção de bons resultados, não é necessário filtrar as altas frequências, quando é utilizada a Transformada de *Hilbert*. No que toca ao diagnóstico de defeitos incipientes em rolamentos, este é o método mais sensível, quando comparado com a Transformada Rápida de *Fourier* e restantes métodos de Análise Envelope (Bediaga et al. 2013).

Contudo, a utilização da Transformada de *Hilbert* aumenta o custo de computação, quando comparada com a técnica simplista da Análise Envelope (Immovilli et al. 2010).

Aditivamente, apenas em sinais que não tenham sido previamente filtrados por outro método da Análise Envelope é que a Transformada de *Hilbert* pode ser aplicada (Betea et al. 2013).

À semelhança das Transformadas de *Fourier*, na Análise Envelope também é necessário proceder ao uso de funções janela para uma extração mais eficiente das componentes de frequência do sinal. Para um rolamento defeituoso, uma janela de Envelope de 20 KHz a 25 KHz é adequada (Bechhoefer e Menon 2009).

3.3.3 Análise no Domínio Tempo-Frequência

Durante as operações de uma máquina, a natureza dinâmica intrínseca e/ou excitações externas, especialmente sob condições de operação variáveis no tempo, levam à geração de sinais não-estacionários. Estes sinais podem conter informação importante sobre o estado de saúde das máquinas ou dos componentes das mesmas. Tipicamente, sinais não-estacionários que são encontrados nas máquinas consistem em três grandes componentes (Gao e Yan 2006):

- Ruído;
- Vibrações provocadas pela interação dos corpos rolantes de um rolamento e as suas pistas;
- Componentes transientes, tais como, ruptura de um veio transmissor ou a iniciação de uma fissura.

As estatísticas dos sinais não-estacionários variam com o tempo e, por isso, aplicar os métodos tradicionais do domínio do tempo ou domínio da frequência não são adequados. Desta forma, aplicar estes métodos separadamente conseguem apenas extrair parte da informação útil proveniente dos sinais vibratórios (Jiang et al. 2018). Além disso, os sinais vibratórios complexos e não-estacionários com uma grande quantidade de ruído fazem com que os defeitos em rolamentos sejam mais complicados de detetar ao serem analisados através dos domínios do tempo e frequência separadamente (Kankar et al. 2011).

Assim, os métodos tempo-frequência conseguem executar a análise de sinal em ambos os domínios simultaneamente. Existem já várias técnicas que foram introduzidas nas áreas do Controlo de Condição de Equipamentos.

3.3.3.1 Transformada de *Fourier* de Curta Duração

A Transformada de *Fourier* de Curta Duração (*STFT*), tal como o nome sugere, baseia-se na Transformada de *Fourier*, e é um método linear usado para analisar as características de uma resposta em relação ao tempo (Chandra e Sekhar 2016).

Esta baseia-se na repartição do sinal em blocos com a mesma janela temporal, onde é aplicada a Transformada Rápida de *Fourier* (Gonçalves 2015).

No entanto, como referido anteriormente, a aplicação da *FFT* é apenas para sinais estacionários. Contudo, ao assumir que em cada bloco segmentado do sinal analisado, as estatísticas e as características do sinal não mudam, este pode ser considerado estacionário e apto para aplicar a Transformada de *Fourier*.

A Figura 3.14 ilustra o princípio de funcionamento da *STFT*.

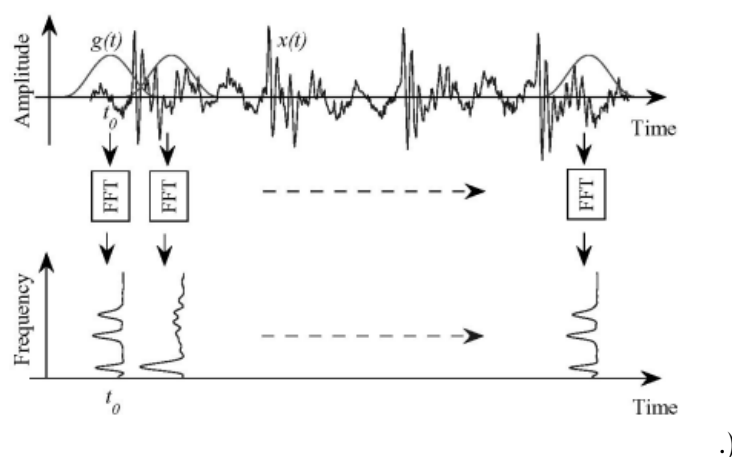


Figura 3.14: Ilustração da Transformada de *Fourier* de Curta Duração. (Adaptado de Gao e Yan 2006

Matematicamente, a Transformada de *Fourier* de Curta Duração pode ser definida por,

$$STFT_x(t, \omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) \cdot h(\tau - t) \cdot e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (3.11)$$

onde ω representa a frequência angular; $h(\tau)$, a função da janela espectral.

Todavia, à semelhança das Transformadas de *Fourier*, este método também está sujeito à aplicação de uma função janela, na qual ponderam as resoluções de frequência e temporais do espectrograma. Habitualmente, a função janela *Hanning* é a escolhida, dada as características mencionadas anteriormente na Tabela 3.1.

Uma vez escolhida a dimensão da janela espectral, esta é fixa para todas as frequências, tornando o método *STFT* pouco adaptável a sinais do mundo real (Feng et al. 2013; Gao e Yan 2006).

É possível observar o resultado do método na Figura 3.15. As linhas verticais indicam a resolução do tempo e as horizontais a resolução da frequência.

O tamanho de janela é proporcional à resolução de cada célula do eixo do tempo. No entanto, a largura da transformação da janela é proporcional à resolução de cada célula do eixo da frequência, ou seja, as linhas horizontais (Silva 2021).

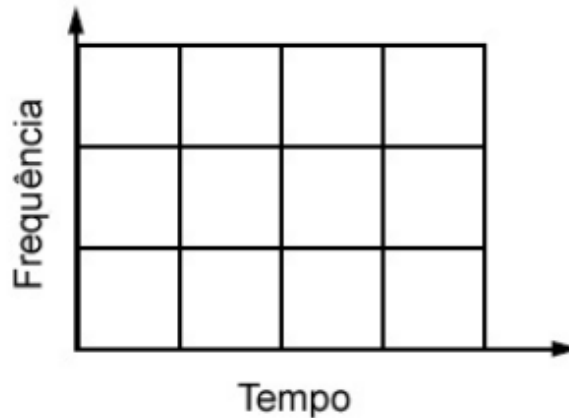


Figura 3.15: Exemplo de malha da *STFT*. (Adaptado de Mendes 2008.)

3.3.3.2 *Frequency Band Entropy*

Tendo por base a Transformada de *Fourier* de Curta Duração, mencionada anteriormente, e a Entropia, cujo conceito será explicitado posteriormente, Liu et al. 2013 propuseram o método *FBE* de forma a extrair falhas de rolamentos.

O *FBE* ilustra a complexidade de cada componente de frequência no domínio tempo-frequência. A *STFT* é usada para obter a distribuição do tempo-frequência, por outro lado, a Entropia é aplicada para obter um intervalo de frequência que maximiza a informação.

A Entropia foi introduzida em 1948 e pode ser considerada uma medida do grau de desordem da informação recolhida (Qin et al. 2016).

O conceito de Entropia é introduzido no diagnóstico de falhas, visto que, quando um rolamento de corpos rolantes está a funcionar sem qualquer tipo de defeito, a distribuição da frequência é uniforme e o valor da Entropia é elevado. Por outro lado, quando existe a ocorrência de uma falha, a energia do sinal irá gradualmente concentrar-se na frequência característica do defeito e o valor da Entropia é mais reduzido (Li et al. 2019; Tang et al. 2021).

Como já foi referido no presente capítulo, a análise Envelope é das técnicas mais conhecidas e utilizadas no diagnóstico de falhas no domínio da frequência. A amplitude de Entropia espectral combina a análise Envelope e a Entropia, que pode ser calculada através do seguinte sistema de equações (Liu et al. 2013).

$$\begin{cases} H_s = \frac{-(\sum_{i=1}^N p_i \ln(p_i))}{\ln N} \\ p_i = \frac{X(i)}{\sum_{j=1}^N X(j)} \\ \sum_{i=1}^N p_i = 1 \end{cases} \quad (3.12)$$

onde H_s representa a amplitude de entropia espectral; $X(i)$, a amplitude espectral das séries $x_i, i = 1, 2, 3...N$ e p_i probabilidade de ocorrência em cada i .

Como já referido, para aplicar a *Frequency Band Entropy* é necessário executar a *STFT*, de forma a obter a *Distribuição Tempo-Frequência (TER)*,

$$TER = \begin{bmatrix} r_{1,1} & \dots & r_{1,C} \\ \dots & \dots & \dots \\ r_{M,1} & \dots & r_{M,C} \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

onde M é o número de pontos de frequência; $C = \frac{N}{L}$, C é o número de funções janela ao longo do eixo x e L é o tamanho de uma função janela.

Na matriz acima representada, as linhas representam a distribuição do tempo e as colunas a distribuição da frequência (H. Wang e W. Du 2021).

Assim, é possível definir a amplitude de cada componente de frequência $f_k, k = 1, 2, \dots, M$ ao longo do tempo, através de,

$$X(f_k) = (r_{k,1}, r_{k,2}, \dots, r_{k,c}) \quad (3.14)$$

Desta forma, é possível estimar o *FBE* de cada componente de frequência,

$$\left\{ \begin{array}{l} H_s = \frac{-(\sum_{m=1}^C p_{m,k} \ln(p_{m,k}))}{\ln C} \\ p_{m,k} = \frac{X_{f_k}(F_m)}{\sum_{n=1}^C X_{f_k}(F_n)} \\ \sum_{m=1}^C p_{m,k} = 1 \end{array} \right. \quad (3.15)$$

onde F representa a distribuição espectral da componente X_{f_k} ao longo do eixo do tempo.

Finalmente, a *FBE* de cada componente é calculada e a distribuição, em toda a banda de frequência, de cada componente é obtida,

$$X(f_k) = (H^1, H^2, \dots, H^M) \quad (3.16)$$

O *Frequency Band Entropy* é uma ferramenta eficiente na deteção de defeitos incipientes em rolamentos, muitas vezes ofuscados pelo ruído de fundo das máquinas (Liu et al. 2013).

Contudo, a aplicação do *FBE* apresenta algumas desvantagens, tais como: a aplicação da *STFT* revela-se insuficiente na análise do domínio tempo-frequência, pelas razões apresentas neste capítulo. Adicionalmente, a Entropia é pouco aconselhada na extração de falhas em sinais não-estacionários (Li et al. 2020a).

3.3.3.3 Empirical Mode Decomposition

O *Empirical Mode Decomposition (EMD)* é um método adaptativo de análise tempo-frequência proposto por Huang et al. 1998, tendo por base a decomposição do sinal.

A ideia base da decomposição de sinal é "partir" um sinal complexo em simples, e semelhantes, componentes.

O *EMD* decompõe o sinal num número finito, e geralmente, reduzido, de componentes elementares, que são denominadas *IMF*.

Uma *IMF* é uma oscilação incorporada do sinal original, e a sua amplitude e a frequência não são constantes ao longo do tempo (Q. Du e Yang 2007). É possível observar uma típica *IMF* na Figura 3.16.

Para uma função ser considerada um modo intrínseco, é necessário satisfazer as seguintes condições:

1. O número de extremos e o número de zeros em todo o sinal têm de ser iguais, ou podem ter uma unidade de diferença;
2. Em qualquer ponto, o valor médio da envolvente definida pelos limites superiores e pelos mínimos locais é nulo;

Todavia, a primeira condição é redundante caso o sinal não seja contínuo. Além disso, se a segunda condição for verificada, a primeira é automaticamente verificada, visto que, num sinal, entre um pico e um vale é sempre zero, dado que as envolventes são simétricas (Rato et al. 2008a). Dada esta simetria, o sinal pode ser considerado como um sinal com amplitude modulada (*AM*). Adicionalmente, a frequência instantânea pode ser alterada em qualquer instante e, por isso, um *IMF* pode ser considerado um sinal com frequência modulada (*FM*) e (*AM*), simultaneamente.

Dito isto, o *EMD* é uma decomposição de sinais (*AM*)/(*FM*) (Rato et al. 2008b; J. Zhang et al. 2021).

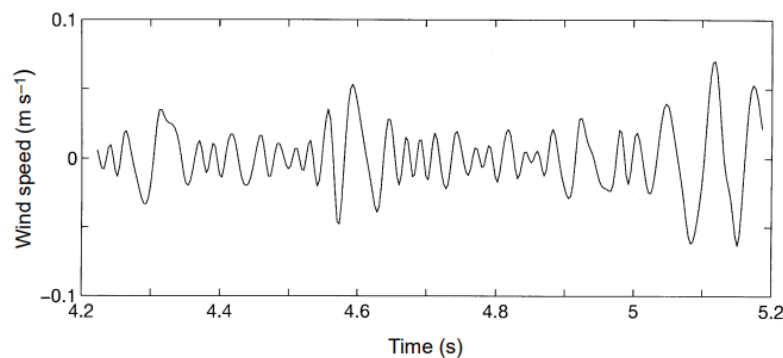


Figura 3.16: Uma típica *Intrinsic Mode Function*. (Retirado de Huang et al. 1998.)

Como já foi referido, o *EMD* é um método adaptativo. Isto deve-se às *IMFs*, que funcionam como funções bases, sendo definidas pelo próprio sinal, ao invés de serem pré-determinados. Desta forma, o *EMD* é altamente eficiente em sinais não-estacionários (Kesh-tan e Khajavi 2016).

Dada a definição de *IMF*, qualquer sinal $x(t)$ pode ser decomposto, da seguinte forma:

1. Identificar todos os máximos locais $x(M_i)$ e mínimos locais $x(m_i)$ do sinal;
2. Interpolar os extremos obtidos anteriormente, obtendo as envolventes superior e inferior de $x(t)$;

3. Calcular a média das envolventes obtidas no ponto anterior $x(m_1)$;

$$m_1 = \frac{M_i + m_i}{2} \quad (3.17)$$

4. Calcular a diferença entre os sinais $x(t)em_1$, de forma a obter o primeiro componente, h_1 ;

$$x(t) - m_1 = h_1 \quad (3.18)$$

Caso h_1 seja uma *IMF*, assume-se que este é o primeiro modo intrínseco de $x(t)$. Caso não se confirme, assumir que h_1 é o sinal original e repetir os pontos anteriores até que h_{1k} seja a primeira *IMF*. Este tipo de função não apresenta uma expressão explícita que a representa na sua forma, visto que é obtida diretamente da decomposição do sinal (Feng et al. 2013).

5. Designar h_{1k} como o "detalhe"do sinal, c_1 ;

$$h_{1k} = c_1 \quad (3.19)$$

6. Extrair o detalhe do sinal, de forma a obter o resíduo do sinal, r_1 ;

$$x(t) - c_1 = r_1 \quad (3.20)$$

7. Tratar o resíduo como o sinal original e submeter ao processo dos pontos anteriores, de forma a obter as restantes *IMFs*, $c_1, c_2, c_3, \dots, c_n$;

$$\begin{aligned} r_1 - c_2 &= r_2 \\ &\cdot \\ &\cdot \\ &\cdot \\ r_{n-1} - c_n &= r_n \end{aligned} \quad (3.21)$$

8. Ao resumir os pontos acima, obtém-se o sinal decomposto por n modos intrínsecos e um resíduo, r_n ,

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (3.22)$$

O resíduo é uma função monótona, da qual não se pode extrair mais nenhuma *IMF* (Almeida 2010).

Este algoritmo define, automaticamente, o número de modos dependendo das propriedades do sinal e do seu comprimento. Com o aumento do comprimento do sinal, o número de modos intrínsecos aumenta, assim como o tempo e poder computacional (Sanchez et al. 2016). Todavia, caso não existam limitações computacionais, o *EMD* pode ser

implementado em qualquer sinal, independentemente do seu comprimento (Feldman 2006).

Contudo, para garantir que as *IMFs* contêm sentido físico, é necessário definir um critério para que o processo iterativo acima descrito tenha um fim (Pinto 2009). O critério usa o valor σ e pode ser definido pela equação(3.23).

$$\sigma = \sum_{i=0}^T \frac{|h_{i-1}(k) - h_i(k)|^2}{h_{i-1}(k)^2} \quad (3.23)$$

O valor deste critério pode variar entre 0,2 e 0,3.

Desde que foi introduzido, este método de decomposição de sinal é amplamente utilizado nas mais diversas áreas e aplicações, tais como: análise climática, medicina e biologia (Q. Du e Yang 2007).

Adicionalmente, dada a adaptabilidade do sinal, como já foi referido, e a sua alta resolução tempo-frequência, o *EMD* é bastante aceite no controlo de condição de equipamentos e análise de máquinas rotativas.

Contudo, este método apresenta algumas desvantagens e limitações, além da fraca formulação matemática (Feng et al. 2017).

Adicionalmente, o desempenho do *EMD* apresenta uma instabilidade elevada, na presença de ruído. Tal deve-se ao facto do ruído interferir na interpolação dos máximos para a criação dos envelopes, impactando negativamente a capacidade de capturar e escolher as escalas adequadas do sinal a estudar (Kijewski-Correa e Kareem 2007; Rilling e Flandrin 2006).

Apesar de a maior parte dos dados serem originados por processos contínuos no tempo, o *EMD* opera em sinais discretos, traduzindo-se numa dificuldade na identificação e na interpolação dos extremos na decomposição do sinal (Rato et al. 2008a).

A dificuldade de separar modos muito próximos é, também, uma desvantagem. Geralmente, é necessário um oitavo de distância no espetro de frequência (Civera e Surace 2021). Aditivamente, a mistura de modos pode levar à imprecisão das características do sinal (Gai et al. 2020).

3.3.3.4 Variational Mode Decomposition

Para minimizar as limitações e desvantagens acima referidas, foi proposto o método *Variational Mode Decomposition (VMD)* por Dragomiretskiy e Zosso 2014.

O *VMD* é um novo método de decomposição de sinal adaptativo e não recursivo, baseado no filtro *Wiener*, Transformada de *Hilbert* e na mistura de frequências.

O filtro de *Wiener* tem como objetivo suprimir o ruído e amplificar a largura da banda com ocorrência do sinal proveniente do rolamento. Este filtro é um sistema invariante do tempo linear que estima a componente vibratória do rolamento do sinal a analisar, de acordo com o critério do erro quadrático médio (Kreidl et al. 2008).

O *VMD* decompõe um sinal complexo num número discreto de modos intrínsecos *IMFs*, que possuem propriedades específicas para a reconstrução do sinal original (G. Wang et al. 2010). É um método adaptativo visto que se baseia na construção e identificação da solução ótima de um problema variacional com constrangimento.

Cada *IMF* é considerado um sinal *AM-FM*, à semelhança do *EMD*, no entanto, estes modos possuem uma largura de banda limitada no domínio espectral. Adicionalmente, assume-se que a largura de banda de cada modo, calculada no processo de decomposição, é compactada em torno de uma frequência central, w_k .

É possível definir matematicamente um *IMF*, (Yang et al. 2019).

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\phi_k(t)) \quad (3.24)$$

onde $A_k(t)$ é a amplitude instantânea do sinal; $\phi_k(t)$ a fase do sinal.

Estes modos necessitam de satisfazer as seguintes condições (Civera e Surace 2021):

1. A envolvente deve ser não negativa;
2. A fase necessita de ser não-decrescente, isto é, necessita de ter uma primeira derivada não negativa.

Para avaliar a largura de cada modo, é proposto por Dragomiretskiy e Zosso 2014 o seguinte esquema:

1. De forma a se obter o espectro de frequência, calcula-se o sinal analítico através da aplicação da Transformada de *Hilbert* a cada modo, $u_k(t)$;

$$\left[\delta(t) + \frac{j}{\pi \cdot t} \right] \cdot u_k(t) \quad (3.25)$$

Onde $\delta(t)$ corresponde à função de distribuição *Dirichlet* e j à parte imaginária.

2. Para cada modo altera-se o espectro de frequência para "baseband", ao misturar com um exponencial sintonizado, $e^{-j \cdot \omega_k \cdot t}$ na respetiva frequência central estimada, ω_k ;

$$\left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi \cdot t} \right) \cdot u_k(t) \right] \cdot e^{-j \cdot \omega_k \cdot t} \quad (3.26)$$

3. A largura da banda é estimada através da suavização Gaussiana H^1 do sinal desmodulado. Consequentemente, o problema variacional constrangido é apresentado pela equação(3.27).

$$\begin{cases} \min_{(\{\mu_k\}, \{\omega_k\})} = \sum_{k=1}^K \left\| \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi \cdot t} \right) \cdot u_k(t) \right] \cdot e^{-j \cdot \omega_k \cdot t} \right\|_2^2, \\ \text{s.t., } \sum_{k=1}^K \mu_k = f \end{cases} \quad (3.27)$$

Onde $\{\mu_k\} = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k\}$ representa o conjunto de todos os *IMFs*; $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ caracteriza o conjunto de todas as frequências centrais dos *IMFs* e f o sinal original.

A Equação 3.27 pode ser resolvida se forem introduzidos parâmetros, tais como: Fator de Penalidade, α , e o Multiplicador de *Lagrange*, λ . O Fator de Penalidade garante a precisão e a fidelidade da reconstrução do sinal na presença de ruído de *Gauss* e o Multiplicador de *Lagrange* mantém a qualidade e o rigor dessa reconstrução. Desta forma, uma nova solução para o problema variacional pode ser dada por,

$$L(\{\mu_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \sum_{k=1}^K \left\| \delta \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi \cdot t} \right) \cdot u_k(t) \right] \cdot e^{-j \cdot \omega_k \cdot t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K \mu_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k \mu_k(t) \right\rangle \quad (3.28)$$

Para resolver a Equação (3.28), o *VMD* usa o *Método de Direção Alternada de Multiplicadores (ADMM)*. Este método consiste num algoritmo que resolve problemas de otimização que são complexos e de elevada dimensão para serem manipulados por soluções de otimização genéricas (Ghadimi et al. 2013).

Assim, utiliza-se este método para encontrar o ponto ótimo da Equação(3.28), que corresponde à solução da Equação(3.27), atualizando iterativamente por um fator de $(n+1) \mu_k^{n+1}, \lambda_k^{+1} e \omega_k^{n+1}$ que são convertidos para o domínio da frequência através da Transformação de Equidistância de *Parseval / Plancherel Fourier*. Os componentes modais são definidos por,

$$\hat{\mu}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{\mu}_i(\omega) + (\hat{\lambda}(\omega)/2)}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3.29)$$

Da mesma forma, a expressão da frequência central no domínio da frequência pode ser obtida através de,

$$\hat{\omega}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{\mu}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{\mu}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (3.30)$$

onde $\mu_k^{n+1}(\omega)$ é o filtro *Wiener* do sinal residual $\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{\mu}_i(\omega)$ e ω_k^{n+1} é a frequência correspondente ao centro da gravidade associada a cada *IMF*.

Por último, o multiplicador Lagrangiano é, também, atualizado,

$$\hat{\lambda}_k^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}_k^n(\omega) + \tau \left(\hat{f}(\omega) - \sum_k \mu_k^{n+1}(\omega) \right) \quad (3.31)$$

onde τ representa a tolerância ao ruído.

A iteração acima é interrompida caso a condição imposta pela Equação(3.32) seja validada.

$$\sum_k \frac{\|\hat{\mu}_k^{n+1} - \hat{\mu}_k^n\|_2^2}{\|\hat{\mu}_k^n\|_2^2} < \varepsilon \quad (3.32)$$

onde ε representa o erro de convergência.

Pelas equações acima representadas, é possível constatar que o *VMD* carece da definição de certos parâmetros antes da sua implementação, tais como: o Fator Penalidade, α ; o número de modos, K ; a tolerância ao ruído, τ e o critério de convergência, ε .

A seleção destes parâmetros influencia diretamente a decomposição eficaz do sinal.

Caso a reconstrução exata do sinal não seja o objetivo, particularmente na presença de uma elevada quantidade de ruído que não deve ser incluído na decomposição, usar apenas o Fator Penalidade e não a inclusão do multiplicador de *Lagrange* é viável. Desta forma, o τ geralmente assume o valor de 0 (J. Li et al. 2019).

O critério de convergência é um parâmetro empírico que tem vindo a ser definido através da experiência e processos iterativos. O ε toma o valor, em muitas aplicações, de $1xe^{-7}$ (Liang et al. 2021).

Adicionalmente, existem dois parâmetros, *Direct Current (DC)* e *init*, que apesar de não constatarem na formulação matemática do método, necessitam de ser definidos para uma correta decomposição do sinal. *DC* representa o parâmetro atualizado da primeira frequência central, enquanto o *init* indica a posição inicial dessa frequência,

Os parâmetros acima definidos, e resumidos na Tabela 3.2, podem ser transversais a qualquer sinal, apresentando uma influência reduzida na decomposição, ao contrário do α e K .

Tabela 3.2: Parâmetros Independentes ao Sinal a Analisar Utilizados no VMD.

Parâmetro	Valor
τ	0
ε	$1xe^{-7}$
DC	0
<i>init</i>	1

O Fator Penalidade, α , deve ser selecionado cuidadosamente, pois determina a largura da banda de cada componente. Quanto maior o α , maior a largura da banda, por outro lado, quanto menor o α , menor a largura (X. Zhang et al. 2018). Este parâmetro não tem um valor específico adequado, contudo, apresenta um intervalo adequado de valores, tal que $\alpha \in [1000, 3000]$ (Tian et al. 2021).

Visto que o número de modos K necessita de ser especificado sem conhecimento prévio sobre as características do sinal a analisar, é difícil garantir o seu número adequado, afetando diretamente a precisão e a eficiência da decomposição. Além disto, existe uma incerteza elevada associada à escolha deste parâmetro.

Desta forma, números de modos diferentes equivalem a resultados de decomposição e finais diferentes (Wan et al. 2018).

Caso a constante K definida seja um valor elevado, a sobreposição dos modos acentua-se, ou seja, vários modos podem conter a mesma frequência central, independentemente do Fator Penalidade escolhido. Além disso, pode levar à existência de frequências intermitentes e desnecessárias no resultado final da decomposição. Por outro lado, se o constante

tomar um valor reduzido, pode levar à decomposição incompleta do sinal, isto é, um modo possuir várias componentes de frequência (Cui et al. 2019; Wang et al. 2020; Xiao et al. 2019; Yun e Jian 2020).

Todavia, não existe um critério ou método certo ou transversal para determinar o número de modos. Foram propostos, ao longo dos anos, vários métodos que podem ser divididos em três categorias, tais como: (1) Métodos baseados na observação da frequência central; (2) Métodos baseados em critérios de limite e (3) Outros métodos (Wu et al. 2020).

1. O primeiro tipo de método para determinar o K consta na observação da frequência central no espectro da distribuição dos *IMFs*. Zheng et al. 2016 determinou a constante K através da distribuição espectral dos modos intrínsecos, ao observar que determinando o número de modos, cada *IMF* não era sobreposto nem perdia a informação da frequência instantânea. Este tipo de método é facilmente aplicável, contudo, carece de análise quantitativa;
2. Este tipo de método resulta na interpretação de critérios de limite, tais como: **Critério de Correlação (CC)**, *Kurtosis* ou informação mútua. Em Z. Li et al. 2018, foi determinado que o número de modos pelo critério de correlação entre o sinal reconstruído e o sinal original. Zhao e L. Li 2017 usou o coeficiente *Kurtosis* para selecionar *IMFs* sensíveis, isto é, o *IMF* com o maior valor da *Kurtosis*, é o que apresenta mais informação abundante sobre o defeito. Contudo, este método não é indicado para analisar sinal sem impacto/choques.
3. Existem outros métodos para determinar o valor de K propostos nos últimos anos. Y. Li et al. 2018 propôs que o valor de K seja o mesmo que o número de *IMFs* pelo *EMD* do mesmo sinal. Por outro lado, Li et al. 2020b propôs a utilização da *Kurtosis* para calcular o número de modos, mas para determinar o *IMF* mais sensível ao dano provocado por defeitos em rolamentos aplicou-se o *Frequency Band Entropy*.

A definição deste parâmetro antes da implementação e a incerteza associada, representa a maior desvantagem da utilização deste método de decomposição de sinal.

Apesar da sua eficiente implementação em sinais com um elevado teor de ruído e da sua forte formulação matemática, o *VMD* carece de uma complexidade computacional elevada, principalmente na otimização e automatização dos parâmetros do sinal.

Contudo, o *VMD*, em comparação com os restantes métodos mencionados no presente capítulo, apresenta uma melhor extração do defeito no controlo de condição de equipamentos, nomeadamente, em rolamentos.

Otimização dos Parâmetros de Entrada do *VMD*

O presente capítulo está dividido em suas secções: Caso de Estudo e Desenvolvimento da Otimização dos Parâmetros de Entrada. A primeira secção expõe a base de dados de sinais vibratórios provenientes de rolamentos usada numa fase inicial do trabalho.

Já a segunda secção, está, internamente, dividida em duas partes. A primeira parte refere uma tentativa de automatização do algoritmo desenvolvido por Silva 2021 e do método proposto por Li et al. 2020b, principalmente no que se refere à escolha do número de modos, K . Contudo, dada a complexidade computacional envolvida, o trabalho da Dissertação direccionou-se para o estudo da escolha dos parâmetros de entrada do *VMD*, tendo sido feita uma tentativa de os tornar adaptativos a qualquer sinal vibratório proveniente de rolamentos.

4.1 Caso de Estudo

De forma a ter acesso a sinais experimentais de rolamentos com ou sem defeito, recorreu-se à base de dados do Laboratório de Engenharia da *Case Western Reserve University*, visto que estes dados são usados em grande parte dos artigos científicos publicados nesta temática.

As experiências foram realizadas com o seguinte equipamento:

1. Motor Elétrico Reliance *Electric 2H IQPreAlert*;
2. Transdutor e Codificador de Momento;
3. Dinamómetro;
4. Dois rolamentos, que suportam o veio do motor.

A montagem experimental pode ser visualizada na Figura 4.1. O momento é aplicado ao veio do motor através do Dinamómetro. Por outro lado, o transdutor de momento, auxiliado pelo codificador, é utilizado para medir a velocidade e ângulo aplicados ao veio durante a sua torção.

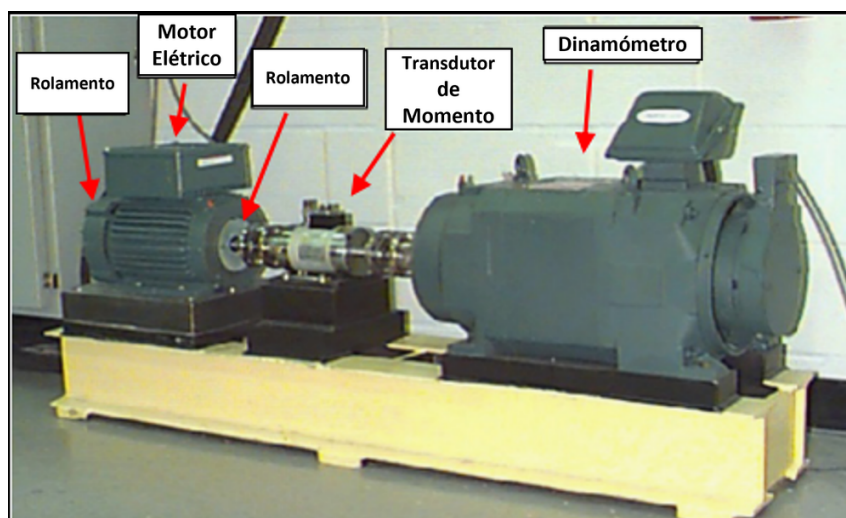


Figura 4.1: Montagem Experimental da *Case Western Reserve University*. (Adaptado de University 2022.)

Os defeitos nos rolamentos foram inculidos por descargas elétricas, garantindo um maior controlo do tamanho ou profundidade. A presente base de dados possui sinais recolhidos com velocidades compreendidas entre 1720 e 1797 *RPM*. Desta base de dados, os sinais escolhidos para analisar, no presente capítulo, possuem todos a mesma velocidade de rotação, 1772 *RPM*.

O sinal vibratório foi recolhido através de um acelerómetro com base magnética colocado na posição vertical. Todos os ficheiros de dados da presente base de dados estão em formato *MATLAB*. Os dados foram recolhidos a 12000 e 48000 pontos por segundo, consoante o rolamento a analisar. Na presente Dissertação, foram apenas considerados os ficheiros com uma frequência de amostragem equivalente a 12000.

Em todos os sinais analisados e estudados, utilizou-se o mesmo rolamento de esferas 6205-2RS JEM *SKF*. Na Tabela 4.1, é possível visualizar as suas características.

Tabela 4.1: Características do Rolamento de Esferas Utilizado na Case Reserve Western University

Diâmetro Interior [mm]	Diâmetro Exterior [mm]	Diâmetro da Esfera [mm]	Diâmetro do Passo [mm]	Número de Esferas
25	52	7,94	39,04	9

4.2 Desenvolvimento da Otimização dos Parâmetros de Entrada

Numa fase inicial do desenvolvimento da presente dissertação, analisou-se o trabalho realizado por Silva 2021 e Li et al. 2020b. Estes trabalhos utilizam o *VMD* para decompor o sinal e, posteriormente, aplicam o método *FBE* para selecionar o *IMF*, proveniente da decomposição, mais sensível ao ruído. Por último, tendo o *IMF* selecionado, é aplicada a

4.2. DESENVOLVIMENTO DA OTIMIZAÇÃO DOS PARÂMETROS DE ENTRADA

Transformada de *Hilbert*, de forma a obter o espectro Envelope para uma melhor detecção do defeito incorporado no rolamento.

Na primeira etapa de ambos os trabalhos, utilizam a *Kurtosis* de forma a escolher o melhor K . Este processo é feito iterativamente, ou seja, primeiramente, ambos decompõem o sinal analisado em 15 modos, calculando o momento de quarta ordem de cada modo. De seguida, tendo já os valores calculados, selecciona-se o valor da *Kurtosis* mais elevado, verificando a que número de modos este está associado. Por último, aplica-se, novamente, o *VMD* com a nova constante K , isto é, para o número de modos em que a *Kurtosis* foi mais elevada no processo anterior.

De forma a iniciar o estudo, utilizou-se um sinal proveniente da base de dados, acima mencionada, de um rolamento sem qualquer tipo de defeito. É possível observar o sinal no domínio do tempo, Figura 4.2(a), e no domínio da frequência, Figura 4.2(b).

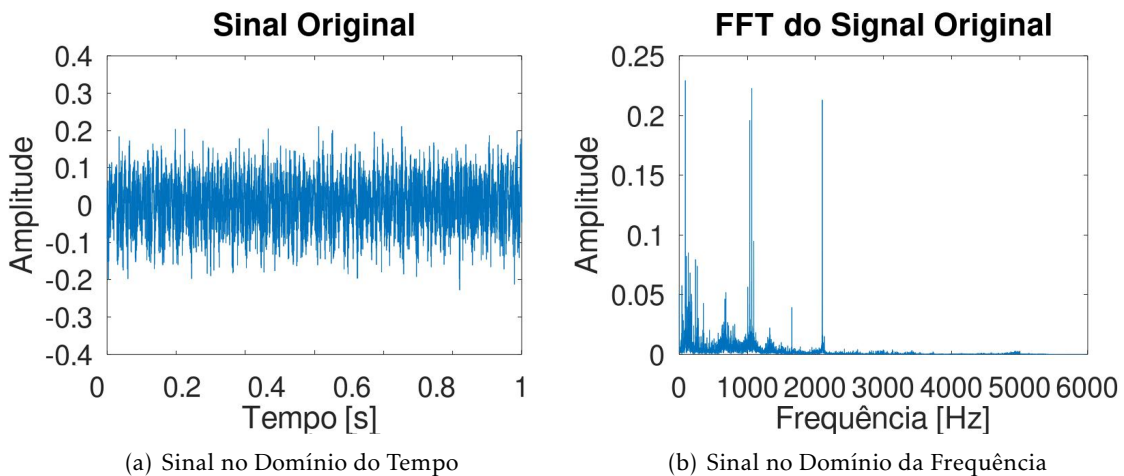


Figura 4.2: Sinal Utilizado no Estudo.

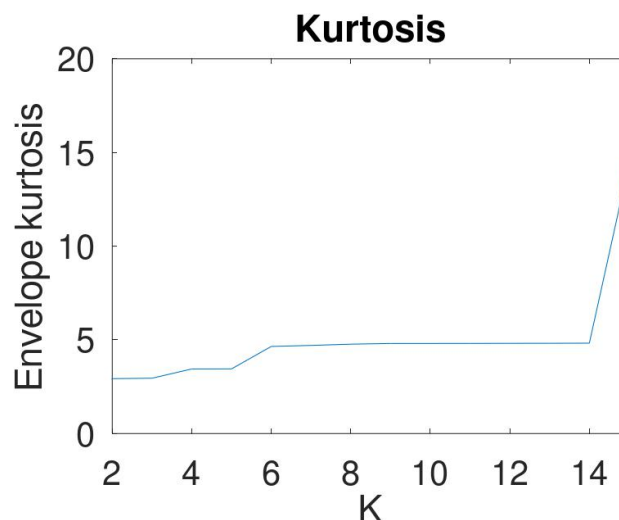


Figura 4.3: Decomposição de um Sinal de um Rolamento sem Defeito em 15 modos

A Figura 4.3 é resultante do algoritmo desenvolvido por Silva 2021. Dado o processo acima referido, averiguou-se a tentativa de automatizar o processo da escolha do número de modos. Adicionalmente, escolheu-se um rolamento sem defeito para aplicar o algoritmo, visto que apresenta um sinal mais estável, e por requerer uma complexidade computacional inferior.

A base da tentativa de automatização do número de modos era a criação de dois novos parâmetros de entrada, *Delta*, Δ e Tolerância de *Kurtosis*, tol_K .

O primeiro parâmetro de entrada indica a diferença do valor da *Kurtosis* entre dois modos intrínsecos consecutivos, dada por,

$$\Delta = Kurt_{K-1} - Kurt_K \quad (4.1)$$

onde *Kurt* representa o valor da *Kurtosis* de um *IMF* e $K = 3, 4, \dots, 15$.

O segundo novo parâmetro é uma constante sem valor definido. Este indica a tolerância aceitável da diferença de valores da *Kurtosis* entre dois modos. Ou seja, caso o Δ seja superior à tolerância definida, o K , definido inicialmente, é incrementado uma unidade.

É possível verificar o fluxograma da primeira tentativa de automatização do número de modos na Figura 4.4.

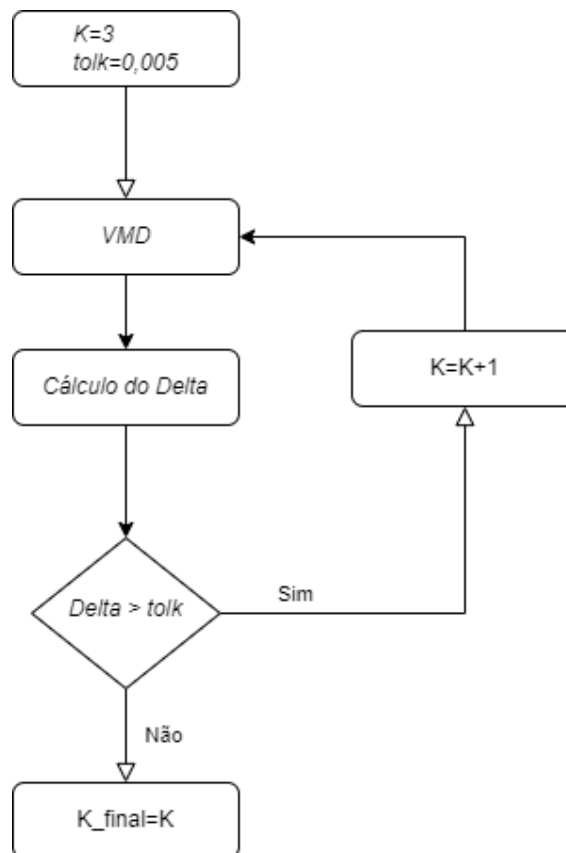


Figura 4.4: Diagrama de Fluxo da Primeira Tentativa de Algoritmo

Tendo em conta a Figura 4.3, ao aplicar este simples algoritmo, o resultado final não correspondia ao valor máximo esperado, visto que existem duas estagnações de valores

4.2. DESENVOLVIMENTO DA OTIMIZAÇÃO DOS PARÂMETROS DE ENTRADA

entre os modos 3 e 2 e os modos 5 e 4, dependendo sempre do valor estipulado da tolerância, tol_K .

Portanto, procedeu-se à alteração do algoritmo, de forma a ultrapassar este obstáculo. Deste modo, assim que o código verifique todas as condições impostas inicialmente (figura 4.4), é necessário analisar a aplicação do *VMD* 3 modos à frente do resultado final obtido. Escolheu-se este incremento de 3 modos, visto que existe uma especial atenção em mitigar o poder computacional requerido do algoritmo. Por outro lado, dada a experiência e evoluções demonstradas em casos práticos desta dissertação, o incremento de 3 modos para analisar a diferença dos valores da *Kurtosis* é adequado.

Para tal, é aplicado um novo *Delta*, $\Delta_{forward}$, dado por,

$$\Delta_{forward} = Kurt_{K_{final}+3} - Kurt_{K_{final}} \quad (4.2)$$

Caso o novo Δ estipulado, $\Delta_{forward}$, seja superior à tolerância inicialmente estipulada, significa que ainda não foi encontrado o maior valor da *Kurtosis* associado a um *IMF*. Por outro lado, o resultado final do número de modos, K_{final} , é o ideal.

É possível visualizar o fluxograma do novo algoritmo na Figura 4.5.

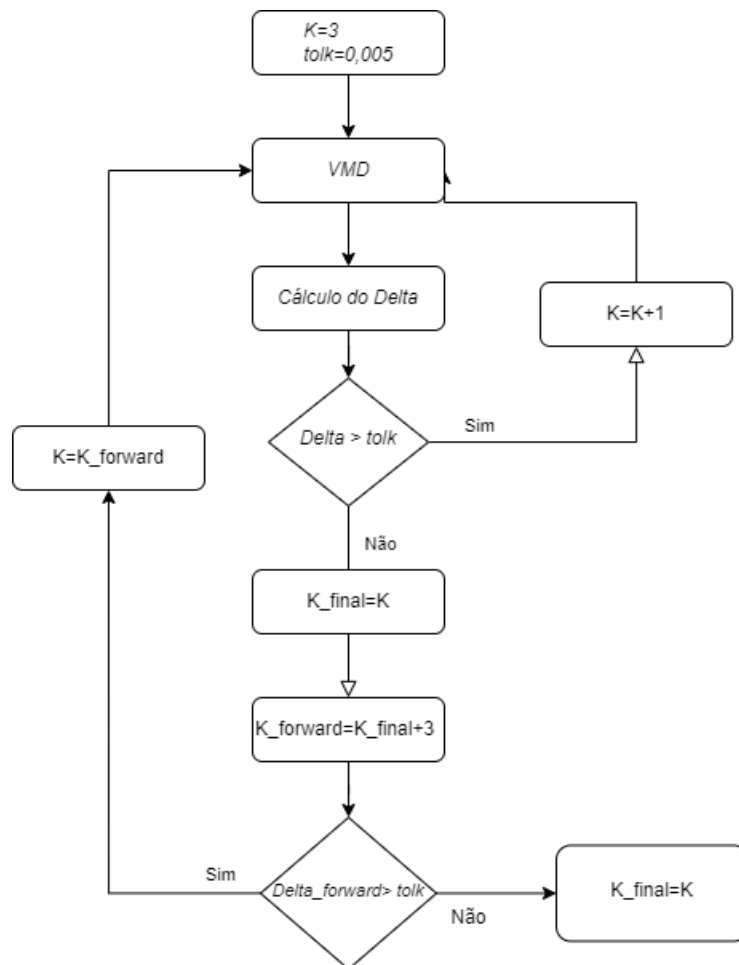


Figura 4.5: Diagrama de Fluxo do Algoritmo

Adicionalmente, na Figura 4.3 é possível verificar um pico, mais precisamente, quando a constante de K assume o valor de 15. Dada a limitação do intervalo estipulado por Li et al. 2020b, é impossível verificar se o pico adquirido representa uma alteração significativa nos resultados obtidos, ou se apenas é uma instabilidade gerada. Assim, de forma a obter uma melhor análise, aumentou-se o intervalo de modos estudados, tal que: $K = 2, 3, \dots, 20$, mantendo o método e o algoritmo, anteriormente explicitados. É possível observar, na Figura 4.6, a evolução dos valores da *Kurtosis* para cada *IMF* até 20 modos.

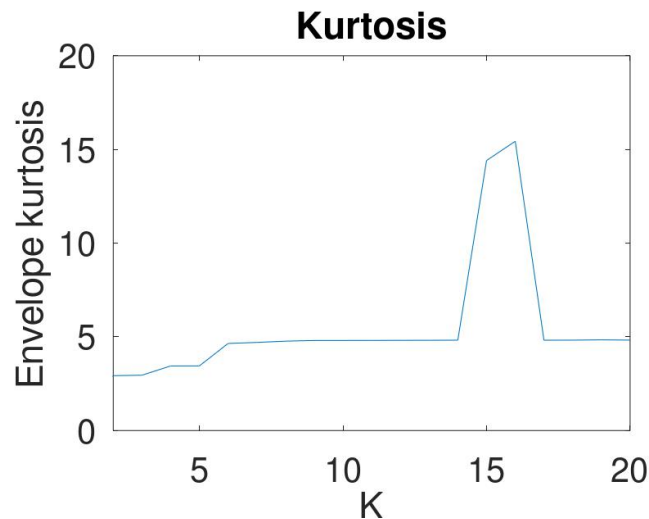


Figura 4.6: Evolução dos Valores da *Kurtosis* para cada *IMF* até 20 Modos

Através da Figura 4.6, verifica-se que o pico registado representa uma instabilidade, visto que, imediatamente a seguir, os valores voltam a estabilizar para valores esperados para um rolamento sem defeitos.

Assim, sentiu-se a necessidade de verificar a aplicabilidade do algoritmo desenvolvido em sinais provenientes de rolamentos defeituosos. Como tal, efetuou-se a análise a um sinal proveniente de um rolamento com um defeito num dos corpos rolantes.

As características do defeito encontram-se na Tabela 4.2.

Tipo de Defeito	Diâmetro [mm]	Profundidade [mm]
Corpos Rolantes	0,5334	0,2794

Tabela 4.2: Características do Defeito Incutido no Rolamento do Sinal em Estudo

É possível observar o resultado obtido da evolução da *Kurtosis* do sinal proveniente de um rolamento defeituoso nos corpos rolantes, na Figura 4.7.

Na Figura 4.7, verifica-se que os valores calculados são inevitavelmente superiores aos obtidos no primeiro sinal analisado. Tal deve-se ao aumento do momento de quarta ordem com a introdução de um defeito. Adicionalmente, visualizam-se oscilações elevadas dos valores obtidos, nos primeiros 10 modos.

Em comparação com o primeiro sinal analisado (Rolamento Sem Defeito), onde, apesar

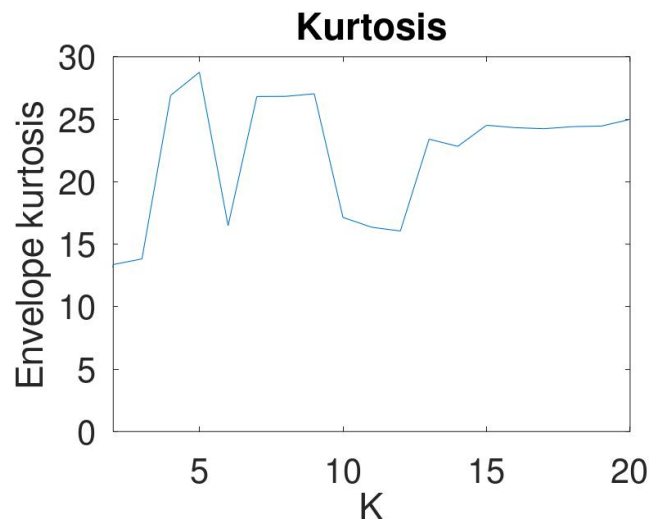


Figura 4.7: Evolução dos Valores da *Kurtosis* num Rolamento com Defeito nos Corpos Rolantes

do pico registado, existia uma tendência do valor da *Kurtosis*, o sinal em estudo também parece estabilizar este valor, no final do gráfico.

Contudo, para conseguir desenvolver o algoritmo da melhor maneira e efetuar uma melhor análise da evolução da *Kurtosis*, procedeu-se à aplicação do *VMD* para o sinal em estudo com o valor de *K* igual a 50, como se verifica na Figura 4.8.

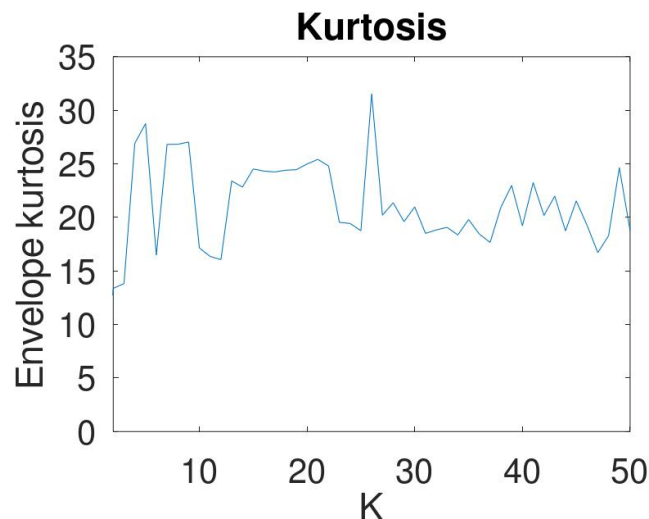


Figura 4.8: Sinal de um Rolamento com Defeito nos Corpos Rolantes Decomposto em 50 Modos

É possível constatar um elevado número de oscilações dos valores da *Kurtosis* em todo o espectro apresentado. No entanto, apresenta, também, uma tendência em torno de valores próximos de 20.

Antes de tentar aplicar o algoritmo, sentiu-se a necessidade de averiguar a evolução da *Kurtosis*, e da sua possível tendência de valores, noutra sinal. Para tal, analisou-se um sinal proveniente de um rolamento com um defeito na pista interna, cujas características do defeito são as iguais às apresentadas na tabela 4.2.

Na Figura 4.9, é possível observar a evolução da *Kurtosis* para o novo sinal analisado.

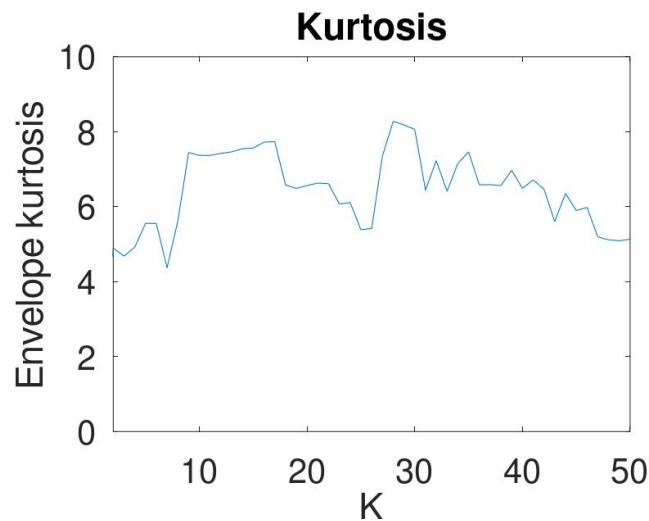


Figura 4.9: Sinal de um Rolamento com Defeito na Pista Interna Decomposto em 50 Modos

Apesar do novo sinal ter exatamente a mesma velocidade de rotação e as mesmas especificações do defeito inculido, exceptuando a sua localização, os valores da *Kurtosis* de cada modo não se verificam tão elevados. O sinal apresenta, também, oscilações constantes e bastante abruptas em todo o seu espectro.

Não tendo encontrado semelhanças nos valores e respetivas tendências, procedeu-se à tentativa de aplicação do algoritmo desenvolvido nos sinais anteriormente mencionados. Contudo, devido à elevada complexidade computacional do método *VMD*, a execução deste algoritmo tornou-se inviável. Além disso, o tempo envolvido, na procura da constante otimizada de K , revelou-se extremamente elevado. Adicionalmente, os resultados obtidos não se mostravam como fidedignos.

Deste modo, foram procuradas soluções junto da literatura referente a esta temática. Como foi referido, a seleção do número de modos é um problema constante dentro da área do *VMD*. Geralmente, o número de modos, K , não é superior a 7 (Tian et al. 2021). Para aplicações com limitações de poder computacional e até em parte dos artigos publicados, é referido que o melhor valor de K é 5 (Cui et al. 2021).

Assim sendo, ao invés de automatizar a constante K , fixou-se a mesma ($K = 5$), de forma a tornar os parâmetros de entrada do *VMD* adaptativos para qualquer sinal. Como tal, é possível baixar substancialmente a complexidade computacional associada a este método, visto que o sinal é apenas decomposto em 5 modos.

Uma vez que o número de *IMFs* do sinal é uma constante fixa, é necessário garantir a qualidade da decomposição e a sua alta resolução. Para tal, analisou-se o desempenho do sinal e a evolução do valor da *Kurtosis* ao variar alguns dos parâmetros de entrada, tais como, α e τ .

Na Figura 4.10, observa-se a evolução do maior valor da *Kurtosis* em função da variação do Fator de Penalidade, num sinal de um rolamento com um defeito na pista interna,

anteriormente analisado no presente capítulo.

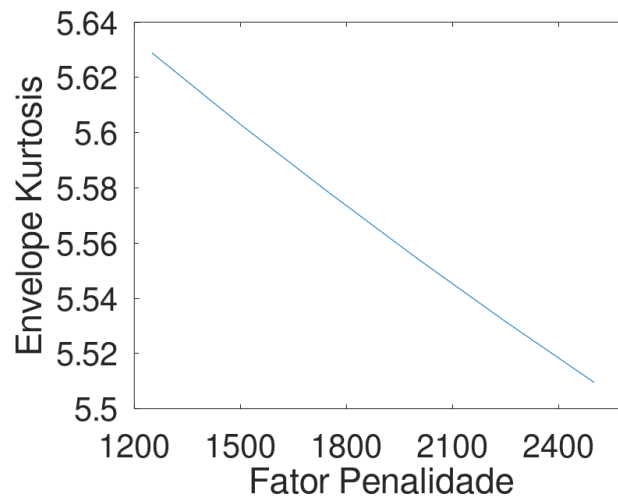


Figura 4.10: Evolução da *Kurtosis* Variando o Fator Penalidade com $K=5$. Defeito na Pista Interna.

É possível verificar que o aumento do α é inversamente proporcional ao valor da *Kurtosis*. Visto que a constante K se encontra fixa, é prudente que exista uma reconstrução fidedigna do sinal. Contudo, um valor reduzido do Fator Penalidade leva ao aumento da existência de ruído no sinal desconstruído, tornando-o pouco limpo e pouco viável para diagnóstico. Além disso, quanto menor foi o α , maior o tempo e a complexidade computacional, de acordo com o estudo didático realizado na presente Dissertação.

Adicionalmente, verificou-se a evolução da *Kurtosis*, no mesmo sinal, alterando a Tolerância ao Ruído, τ , para 1, ao contrário do que é habitual na aplicação deste método, conforme se observa na Figura 4.11.

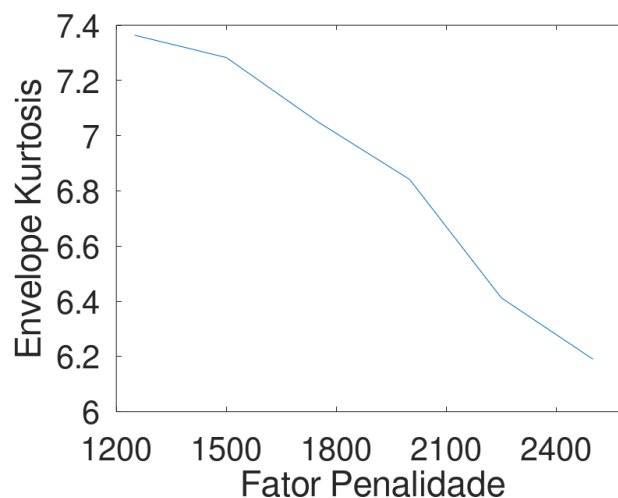


Figura 4.11: Evolução da *Kurtosis* ao Variar o Fator Penalidade com $K = 5$ e $\tau = 1$. Defeito na Pista Interna.

Ao contrário da Figura 4.10, a Figura 4.11 não apresenta uma variação linear do

valor da *Kurtosis*, ainda que decrescente. Aditivamente, o tempo e o poder computacional associados a este processo foi substancialmente superior às simulações anteriormente realizadas. Dado que o objetivo da implementação do *VMD* é uma melhor extração do defeito e um sinal limpo e menos ruidoso, alterar a constante τ não é viável.

Contudo, sentiu-se a necessidade de comprovar se a variação linear, ao alterar o Fator Penalidade, apresentada na Figura 4.10, se verificava noutros sinais com defeitos diferentes. Como tal, voltou-se a analisar o sinal proveniente de um rolamento com um defeito nos corpos rolantes, anteriormente analisado. O estudo da variação do Fator Penalidade com a constante K fixa visa na Figura 4.12.

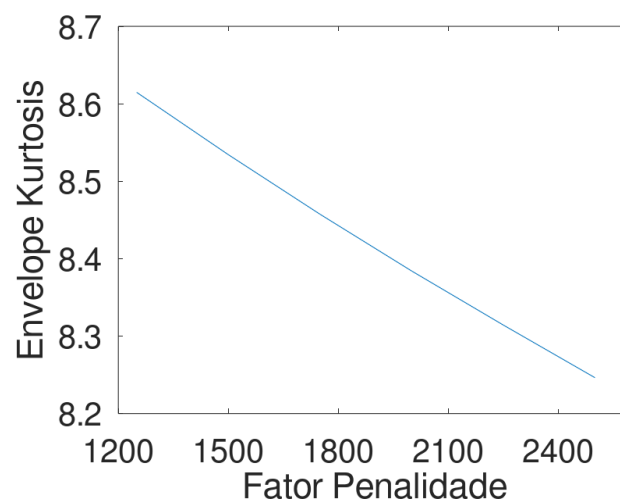


Figura 4.12: Evolução da *Kurtosis* ao Variar o Fator Penalidade com $K=5$. Defeito nos Corpos Rolantes.

Verifica-se, igualmente, uma diminuição linear do valor da *Kurtosis* à medida que o Fator Penalidade é aumentado, embora de forma mais abrupta do que na Figura 4.10.

Após realizadas as simulações, chegou-se à conclusão que o Fator Penalidade, escolhido por Silva 2021 e Li et al. 2020b, não é o mais indicado, tendo em conta a constante K estipulada. Assim, tendo o interesse em maximizar o valor da *Kurtosis* e manter a baixa complexidade computacional associada ao método, determinou-se que $\alpha = 1500$. Em suma, podem ser observados, na Tabela 4.3, a conclusão da otimização dos parâmetros do *VMD*.

Fator Penalidade	Número de Modos,	Tolerância ao Ruído,
α	K	τ
1500	5	0

Tabela 4.3: Parâmetros de Entrada do *Variational Mode Decomposition* Otimizados e Adaptativos.

Os valores otimizados através do estudo do presente capítulo são idênticos aos utilizados por M. Zhang et al. 2017.

Aplicação Experimental

Tendo sido feito o estudo para a escolha de parâmetros de entrada do *VMD*, no capítulo 4, sentiu-se a necessidade de verificar o seu desempenho no diagnóstico de falhas em rolamentos, recolhendo sinais experimentais reais.

Para tal, produziram-se defeitos nas diversas componentes de um rolamento de rolos, ou seja, na pista interna, pista externa e num dos rolos. O método e algoritmo proposto por Silva 2021 e adaptado na presente dissertação, foi aplicado a todos estes sinais, incluindo um sinal proveniente de um rolamento com múltiplos defeitos.

Adicionalmente, utilizou-se outro tipo de rolamento, um rolamento de agulhas, para estudar e acompanhar a evolução de um defeito na sua Pista Interna, assim como o desempenho do método nestas situações.

5.1 Montagem Experimental

Para efetuar ensaios de deteção de defeitos em rolamentos, recorreu-se a um modelo didático (Roque e Silva 2007). É possível observar o modelo na Figura 5.1.

Este modelo permite a variação da velocidade de rotação do veio, isto é, da velocidade de rotação da pista interna, visto que é atuado por correia e por um motor elétrico com variador de frequência. Na presente dissertação, mediu-se a esta velocidade recorrendo ao uso de uma célula fotoelétrica laser, como se verifica na Figura 5.2.

Nos ensaios realizados, a carga não foi medida, contudo, foi imposta por aperto controlado. Adicionalmente, o modelo didático não possui lubrificação controlada durante a realização dos ensaios, sendo necessário uma atenção redobrada nesta operação.

De forma a ter uma aquisição de dados semelhante à utilizada e mencionada da base de dados da *Case Western Reserve University*, foram usados os mesmos parâmetros de aquisição da dados.

O *Hardware* utilizado na presente dissertação foi o *PROSIG P8012 – Noise & Vibration Measurement Systems*®, representado na Figura 5.3.

A utilização deste sistema profissional permite a ligação de quatro transdutores, contudo, na presente dissertação apenas foi ligado um acelerómetro piezoelétrico de classe



Figura 5.1: Modelo Didático Utilizado.

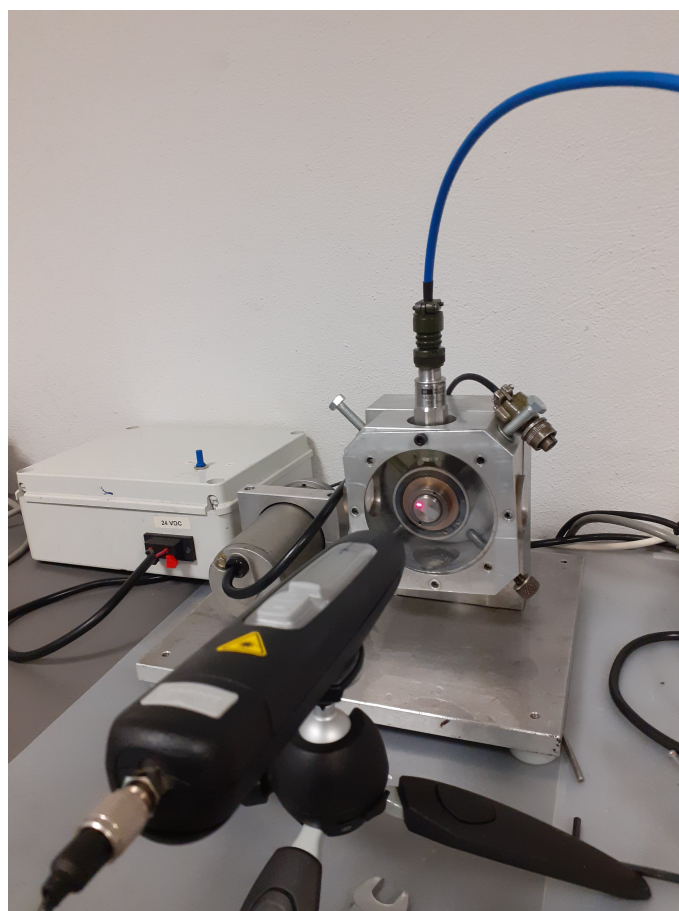


Figura 5.2: Medição da Velocidade de Rotação da Pista Interna Através de uma Célula Fotoelétrica Laser.



Figura 5.3: Sistema de Aquisição de Dados PROSIG® P8012.

Integrated Electronic Piezoelectric (IEPE) .

Para o tratamento de dados, utilizou-se o *software DATS Software - Noise & Vibration Analysis*®. Este *software* é frequentemente utilizado na análise de vibrações e ruído, tendo diversas aplicações no âmbito da engenharia, controlo de condição e no processamento de sinal. Adicionalmente, permite outras funcionalidades, tais como (Pereira 2017):

- Análise de sinais e análise estatística;
- Visualização dos dados recolhidos a duas dimensões (2D) e três dimensões (3D);
- Preparação de relatórios;
- Exportação e importação de dados em diversos formatos, como MATLAB®

Para os ensaios realizados, utilizou-se o sensor 786A, produzido pela *Wilcoxon Research*, como se verifica na Figura 5.4. Adicionalmente, as suas principais especificações encontram-se na Tabela 5.1. Este sensor é amplamente aceite na indústria e um dos mais utilizados na monitorização de equipamentos, visto que apresenta um bom desempenho em grande parte das possíveis aplicações. Para a fixação do acelerómetro ao modelo didático utilizado, usou-se uma base magnética, como também se observa na Figura 5.4.

5.2 Caso de Estudo - Rolamento de Rolos

O primeiro caso de estudo é referente a um rolamento de rolos *NU ECP 307 SKF*, como o que visa na figura 5.5, cujas características podem ser visualizadas na Tabela 5.2.

Visto que o rolamento em estudo permite a desmontagem da pista interna e dos corpos rolantes, é possível adquirir o sinal vibratório com diferentes tipos de combinação de defeito, tais como:



Figura 5.4: Sensor Wilcoxon 786A, Utilizado na Recolha de Sinais Experimental

Tabela 5.1: Especificações do Sensor *Wilcoxon 786A*.

Especificações Dinâmicas	
Sensibilidade	$100mVg^{-1}$
Tolerância à Sensibilidade	$\pm 5\%$
Gama de Frequências	0.5 Hz - 14000 Hz
Pico Máximo de Alcance	80 g
Gama de Temperaturas	-55 °C a +120°C
Frequência de Ressonância	30 KHz
Especificações Físicas	
Massa	90 g

Tabela 5.2: Características do Rolamento de Rolos Analisado

Diâmetro Interior [mm]	Diâmetro Exterior [mm]	Diâmetro do Rolo [mm]	Diâmetro do Passo [mm]	Número de Esferas
35	80	12	58,2	12



Figura 5.5: Rolamento de Rolos NU 307 ECP SKF Analisado.

- Defeito somente na pista interna;
- Defeito somente nos corpos rolantes (rolos);
- Defeito somente na pista externa;
- Defeito nos corpos rolantes e na pista interna, simultaneamente.

É de referir que os defeitos já se encontravam nas componentes do rolamentos, e, como tal, não é possível garantir que as restantes componentes do rolamento não se encontrem danificadas. Salienta-se que foi efetuada uma inspeção visual às mesmas, não tendo sido encontrado nenhum defeito adicional.

Em cada tipo de defeito, foram realizados ensaios a duas velocidades distintas, 150 *RPM* e 2000 *RPM*, de forma a verificar a veracidade dos parâmetros otimizados a altas e baixas velocidades.

5.2.1 Defeito na Pista Externa

O primeiro ensaio experimental realizado com o rolamento de rolos com a pista externa defeituosa. A posição do acelerómetro no rolamento coincidiu com a localização do defeito em estudo, de forma a obter a sua amplitude máxima.

5.2.1.1 Ensaio Realizado a 150 RPM

Na Figura 5.6 é possível observar o sinal no tempo obtido. O valor da *Kurtosis* deste sinal equivale a 12.63, o que indica que não apresenta uma distribuição gaussiana de aceleração e, por isso, sugere a presença de um defeito no sistema analisado.

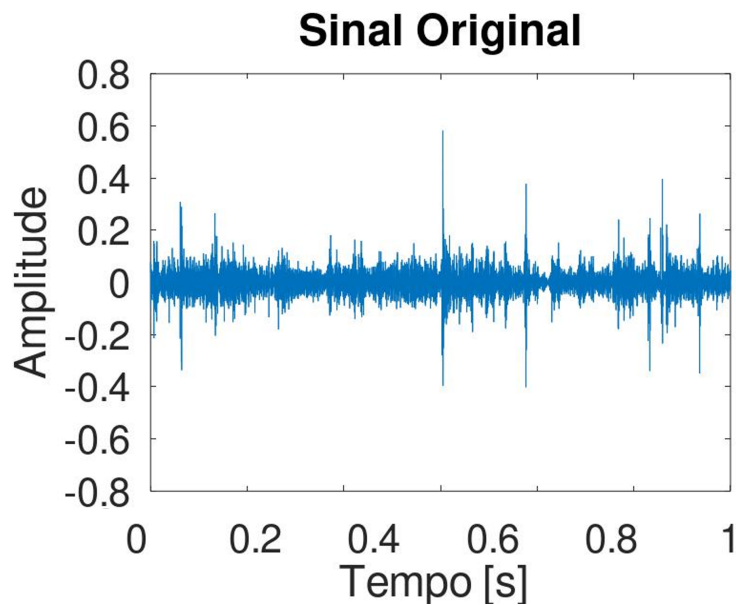


Figura 5.6: Sinal Original no Tempo de um Rolamento com Defeito na Pista Externa

A Figura 5.7(b) visa a análise Envelope através da Transformada de *Hilbert* do sinal original no tempo. Já na Figura 5.7 verifica-se o mesmo tipo de análise ao mesmo sinal no tempo, contudo, esta apresenta uma ampliação, de forma a tentar obter uma melhor qualidade de informação.

Nas figuras acima apresentadas, Figura 5.7(b) e 5.6, é possível observar a pouca energia contida no sinal, sendo, por isso, de uma complexidade elevada efetuar um diagnóstico eficiente através deste método.

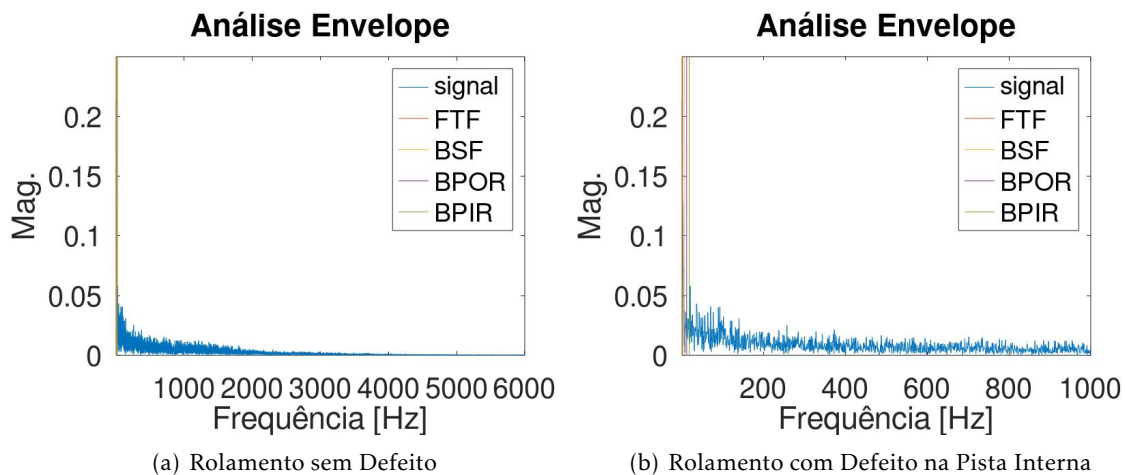


Figura 5.7: Análise Envelope do Sinal Original no Tempo, com e sem ampliação.

Como tal, aplicou-se o método *Variational Mode Decomposition*, com os parâmetros de entrada estabelecidos no capítulo anterior. Na Figura 5.8, observa-se a espectro do sinal original sobreposto pelo espectro de cada um dos 5 *IMFs*. Verifica-se que o somatório dos

IMFs reconstroem praticamente o sinal original na íntegra.

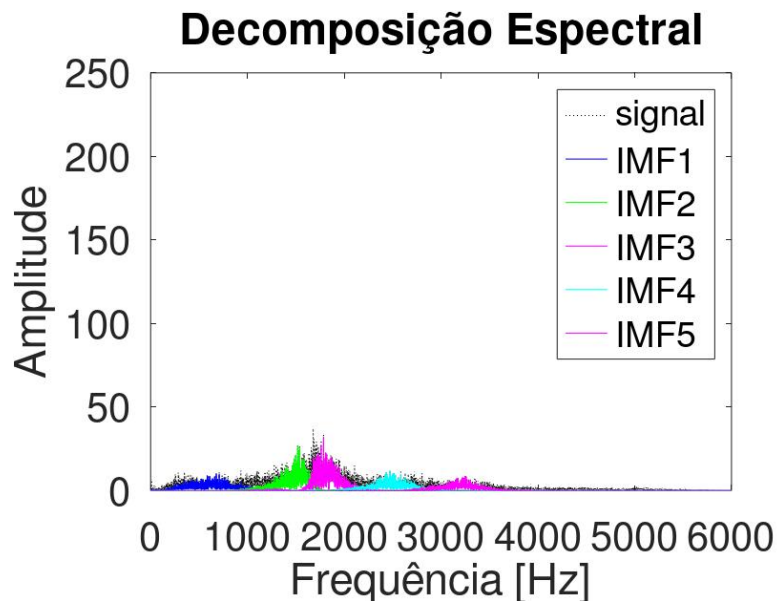


Figura 5.8: Decomposição Espectral do Sinal Decomposto.

Tendo o sinal decomposto, e seguindo o método proposto por Li et al. 2020b, aplica-se o algoritmo que utiliza o *FBE* para encontrar o *IMF* com a informação mais relevante para o diagnóstico de falhas em rolamentos.

Assim, como referido no capítulo 3, o *FBE* tem por base a Transformada de Curta-Duração de *Fourier* e a Amplitude Espectral. Desta forma, é necessário definir variáveis para a aplicação deste método, entre as quais (Silva 2021):

- *Num_coef* - Indica a resolução da frequência, isto é, o intervalo de frequência analisado, utilizando 4 valores, tais como: (64, 128, 256, 512) ;
- *Inc* - O número de pontos que incrementa para efetuar uma nova análise, que assume os valores (10, 10, 50, 100);
- *Win_type* - O tipo de função Janela escolhida, que assume o valor 1, ou seja, função *Hanning*.

A escolha destas variáveis fez-se de forma a igualar o trabalho, desenvolvido anteriormente, por Li et al. 2020b, à exceção da resolução da frequência. Tal deve-se à intenção de aumentar a resolução do método, cuja a aplicação do mesmo ao sinal original, pode ser constatada na Figura 5.9.

Ao analisar o gráfico do *FBE*, apresentado na Figura 5.9, é possível comprovar que as duas primeiras linhas, referentes às resoluções de frequência 64 e 128, respetivamente, não permitem observar nenhum comportamento da função, dada a sua linearidade.

O algoritmo desenvolvido por *ibid.* e adaptado por (Silva 2021) e na presente Dissertação, fornece, automaticamente, o *IMF* ótimo para diagnóstico. Para tal, analisa a banda

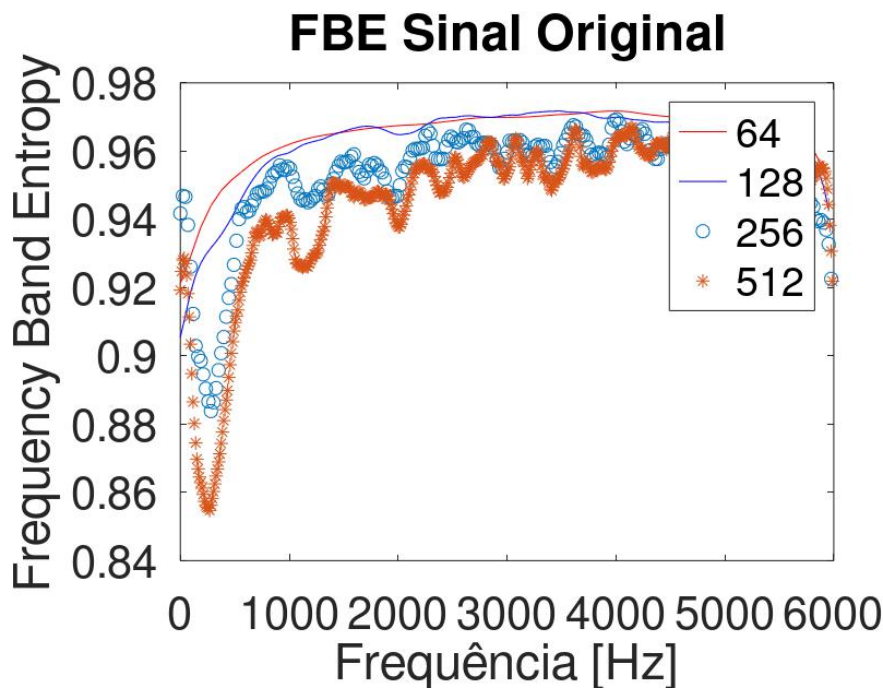


Figura 5.9: Gráfico do *Frequency Band Entropy* do Sinal Original no Tempo.

de frequência em que a entropia é minimizada tendo em conta o gráfico *FBE* do sinal original. No entanto, no presente caso experimental, a aplicação do *FBE* a cada um dos cinco *IMFs* apresenta resultados equivalentes (ver Apêndice A).

Porém, ao visualizar a decomposição espectral de cada um dos *IMFs*, na Figura 5.8, comprova-se que o *IMF2* e *IMF3* apresenta a maior amplitude. Assim, tendo em conta este fator e a informação providenciada pelo algoritmo, o modo intrínseco mais relevante do sinal analisado é o segundo, que pode ser examinado na Figura 5.10.

Desta forma, aplica-se a Transformada de *Hilbert* ao segundo modo intrínseco (Figura 5.11), como se verifica na Figura 5.12.

Ao efetuar esta análise ao *IMF2*, é possível extrair a frequência de defeito associada à pista externa (*BPFO*) e obter uma redução muito significativa do ruído quando comparada com a Figura 5.7(b). Além disso, a pouca energia contida no sinal analisado é expectável, dada a velocidade de rotação do ensaio realizado.

5.2.1.2 Ensaio Realizado a 2000 RPM

O tipo de aplicação do método e algoritmo será aplicado nos casos experimentais posteriormente apresentados, na corrente dissertação. Contudo, para uma melhor gestão do documento e da compactação do mesmo, apenas será providenciado o conteúdo mais relevante para o diagnóstico efetuado.

Como referido anteriormente, cada ensaio foi realizado a duas velocidades diferentes. Desta forma, aplicou-se o mesmo caso de estudo e com a mesma localização do sensor num ensaio a 2000 *RPM*.

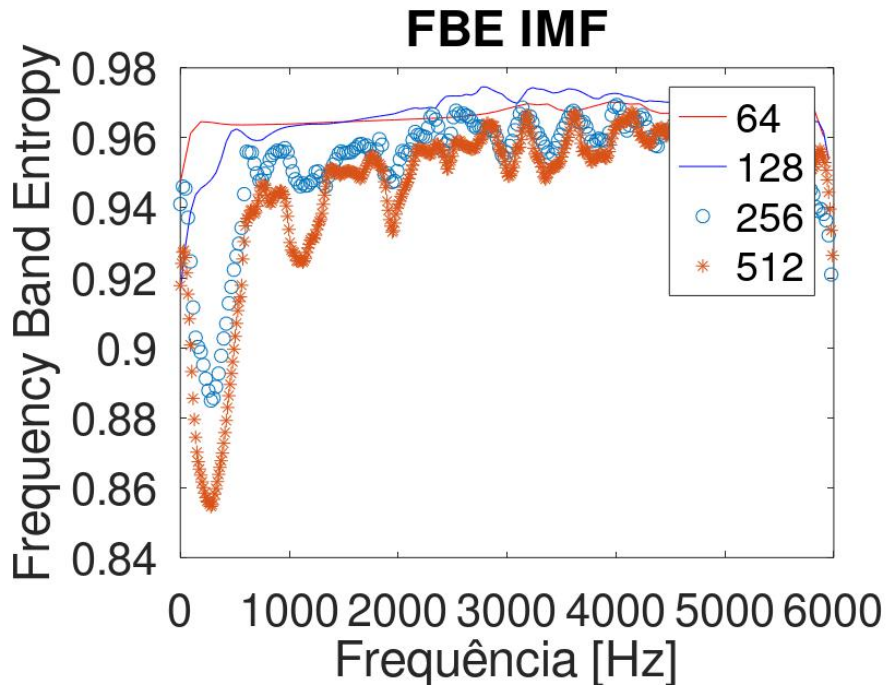


Figura 5.10: Gráfico do *FBE* do Segundo *IMF*.

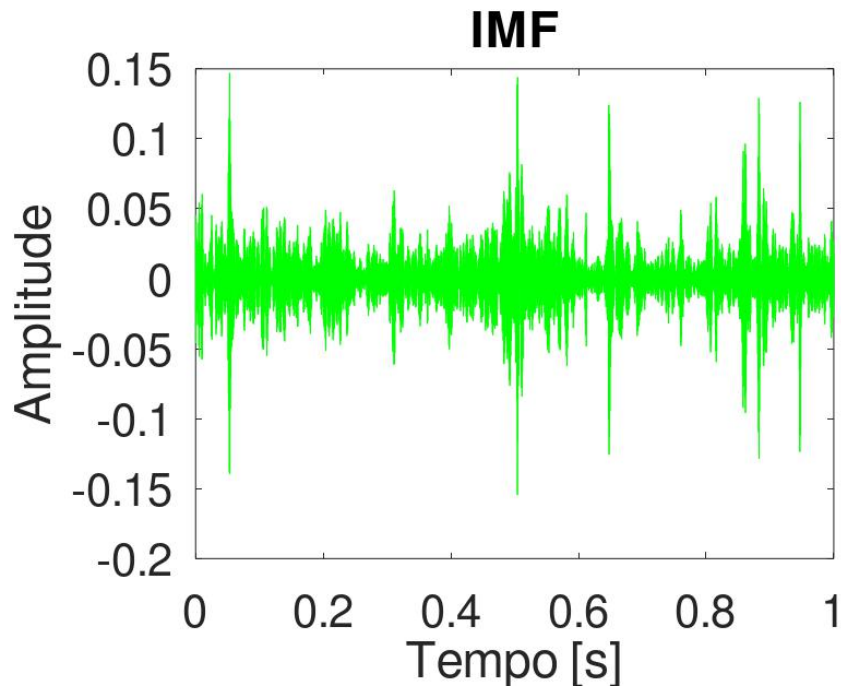


Figura 5.11: Segundo Modo Intrínseco.

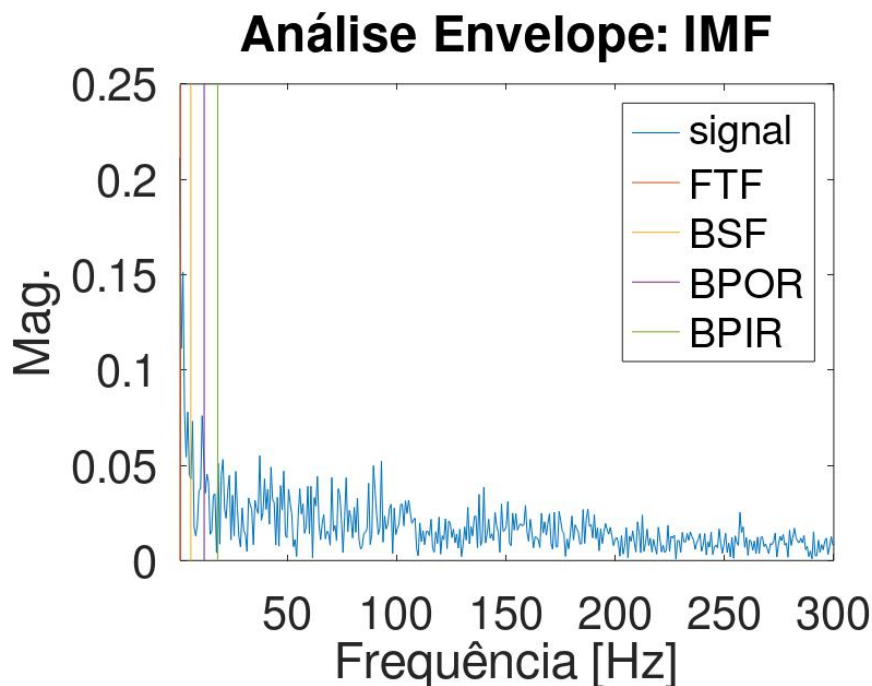


Figura 5.12: Análise Envelope do Segundo *IMF*.

Após a aplicação do algoritmo, o *IMF4* revelou-se como o modo intrínseco mais sensível, que pode ser observado na Figura 5.13

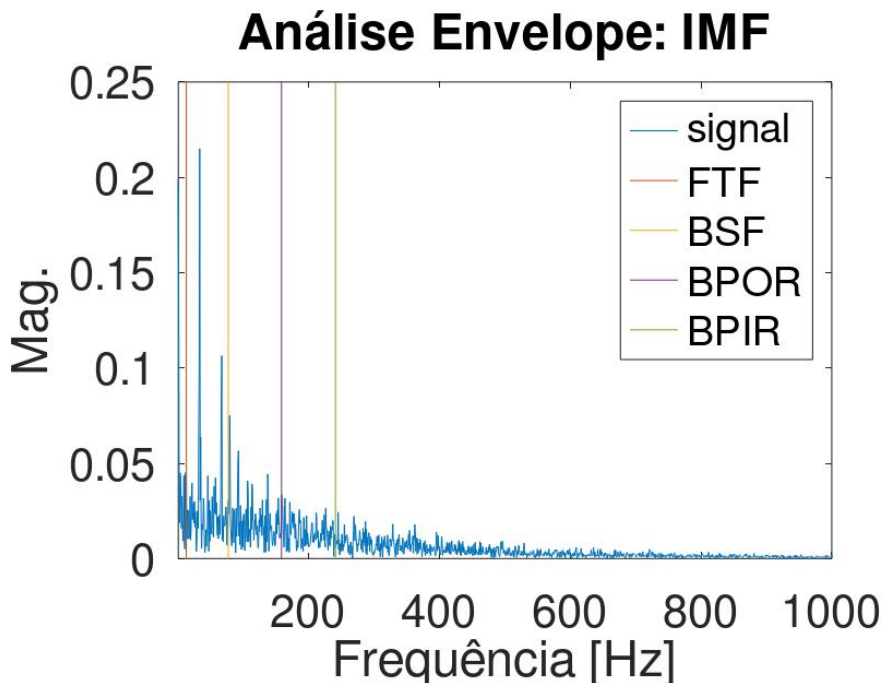
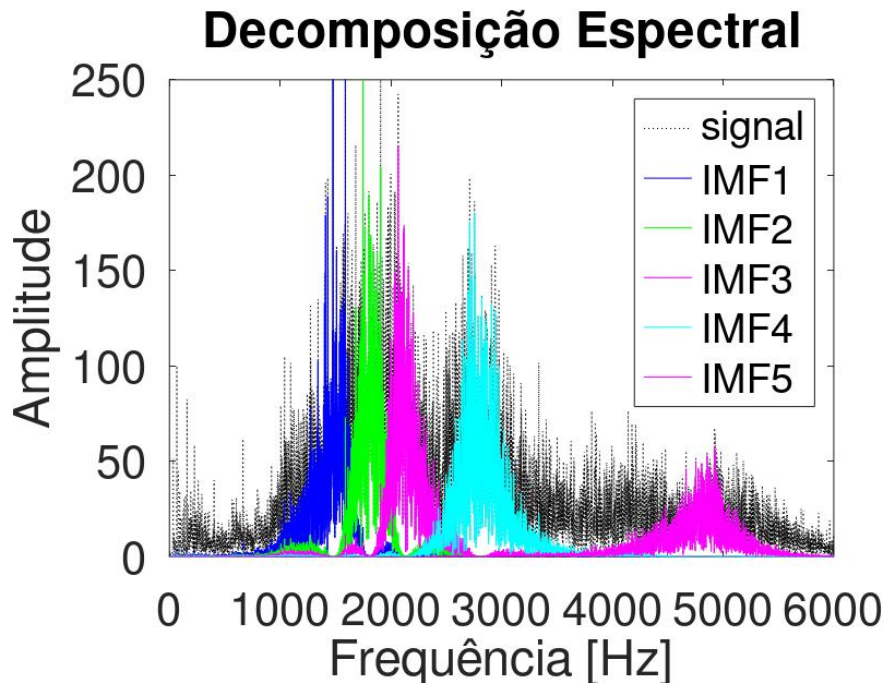


Figura 5.13: Análise Envelope do Segundo *IMF*.

4

Todavia, não se verificou um pico significativo na frequência *BPFO*, mas sim na frequência associada a um defeito nos corpos rolantes. Apesar do ensaio ter sido realizado apenas com conhecimento *a priori* de um tipo de defeito, não existe nenhuma

garantia que as restantes componentes do rolamento não se encontrem danificadas. Adicionalmente, é possível observar, na Figura 5.14, a fraca reconstrução do sinal com 5 *IMFs*, podendo existir perda de informação na aplicação do *VMD*.



4

Figura 5.14: Decomposição Espectral de cada *IMF* do Sinal Vibratório Recolhido de um Rolamento Com Defeito na Pista Externa.

Segundo Silva 2021, é importante observar as envolventes dos outros modos intrínsecos, de forma a obter um melhor diagnóstico e minimizar a perda de informação. Assim, com base na Figura 5.14, verificou-se que, além do *IMF* já analisado, existem outros 3 modos que possuem uma amplitude elevada, tais como: *IMF1*, *IMF2* e *IMF3*. Dada a proximidade dos modos e para diminuir o efeito de sobreposição de modos, aplicou-se a Análise Envelope através da Transformada de *Hilbert* no *IMF3*, como visa a Figura 5.15.

É possível, mais uma vez, observar um pico evidenciado em *BSF* e um com menos amplitude em *BPFO*. Desta forma, a elevada velocidade imposta no presente ensaio, revelou a presença de um defeito nos corpos rolantes que ofusca em parte o defeito esperado.

5.2.2 Defeito na Pista Interna

No corrente ensaio o caso de estudo, analisado anteriormente, foi mantido, assim como, as velocidades impostas nos ensaios. Contudo, dada a possibilidade de desmontagem do rolamento, alterou-se a Pista Interna, que se encontrava sem qualquer tipo de defeito evidente, por uma pista defeituosa. Na Figura 5.16 visa o defeito em questão.

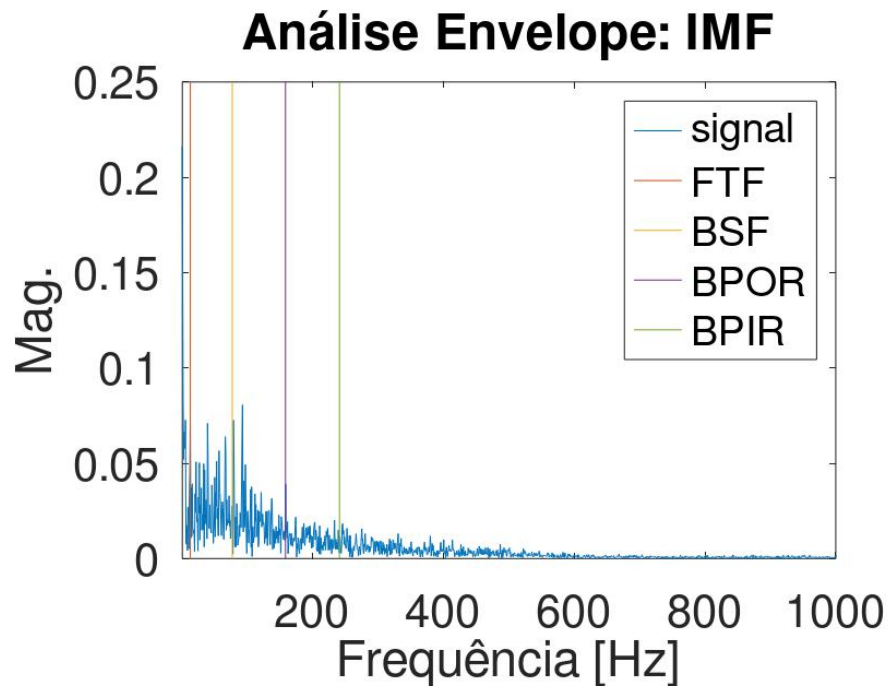


Figura 5.15: Análise Envelope do Segundo *IMF*.

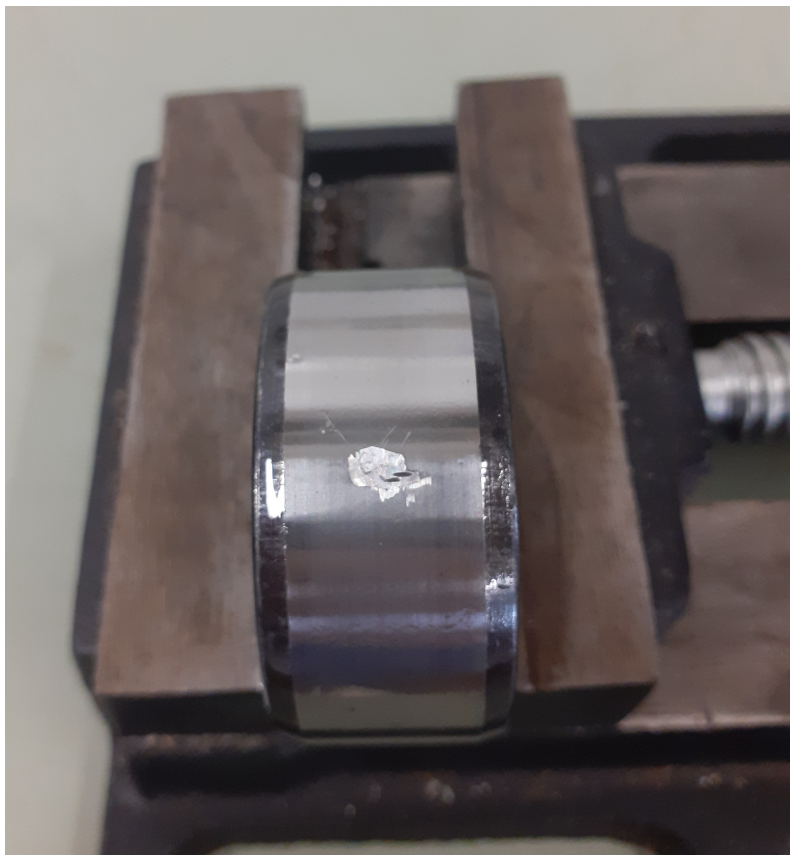


Figura 5.16: Defeito Presente na Pista Interna do Rolamento de Rolos Ensaiado.

5.2.2.1 Ensaio Realizado a 150 RPM

O sinal vibratório recolhido nas condições referidas, antes da implementação do algoritmo, indica a presença de um defeito, visto que o seu valor da *Kurtosis* é superior a 3, isto é, 5,4.

Ao aplicar o algoritmo, resultou em 3 modos intrínsecos considerados ótimos e relevantes para diagnóstico, entre os quais: *IMF1*, *IMF3* e *IMF4*. No entanto, é possível observar, na Figura 5.17, que tanto o terceiro como o quarto modo intrínseco apresentam uma amplitude muito reduzida, em comparação com o primeiro *IMF*.

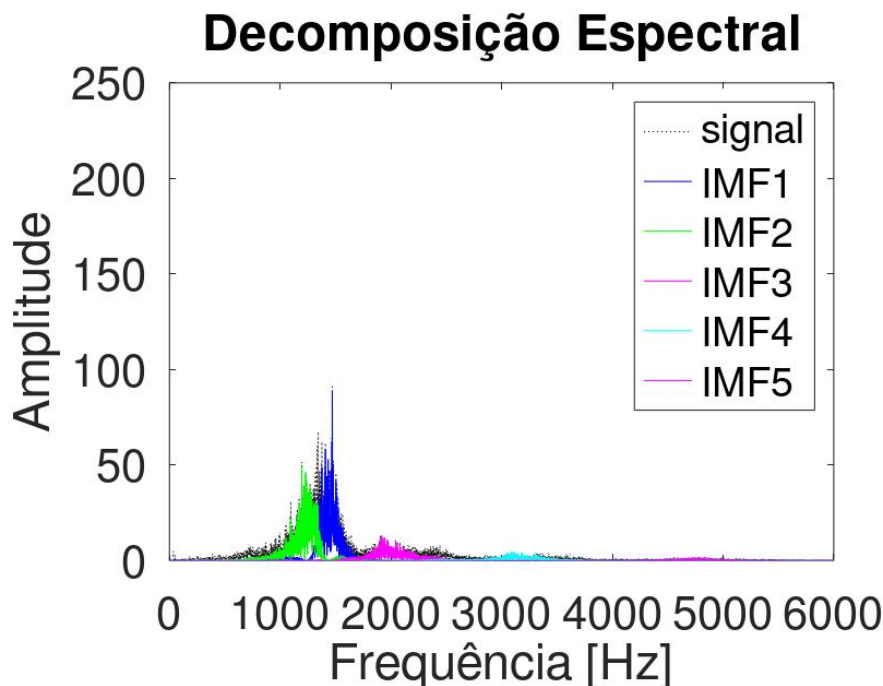


Figura 5.17: Decomposição Espectral dos *IMFs* do Sinal de um Rolamento Defeituoso na Pista Interna.

Como tal, aplicou-se a técnica Envelope ao primeiro *IMF*, como se verifica na Figura 5.18. Contudo, os principais picos, observados no espectro, estão associados às frequências de defeito *BPFO* e *BSF*, ao contrário do esperado.

Ao voltar a averiguar a Figura 5.17, referente à decomposição espectral dos *IMFs*, verifica-se que o modo com maior amplitude, que está em parte sobreposto com o modo anteriormente analisado, é o *IMF2*.

Na Figura 5.19, visa a aplicação da técnica Envelope pela Transformada de *Hilbert* ao segundo modo intrínseco. O pico com amplitude mais elevada do espectro é referente à associado a um defeito na pista interna, *BPFI*.

5.2.2.2 Ensaio Realizado a 2000 RPM

O sinal vibratório no tempo recolhido a 2000 *RPM* e com um defeito incutido na pista interna do rolamento de rolos, possui uma *Kurtosis* elevada, isto é, assume o valor de 13,7.

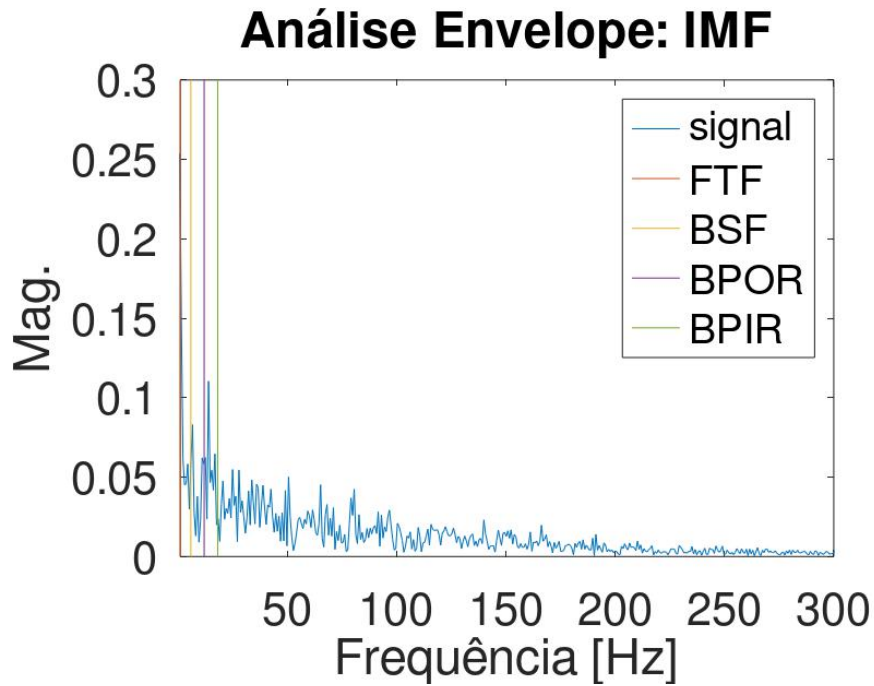


Figura 5.18: Análise Envelope do Primeiro Modo Intrínseco Sinal de um Rolamento Defeituoso na Pista Interna a 150 RPM.

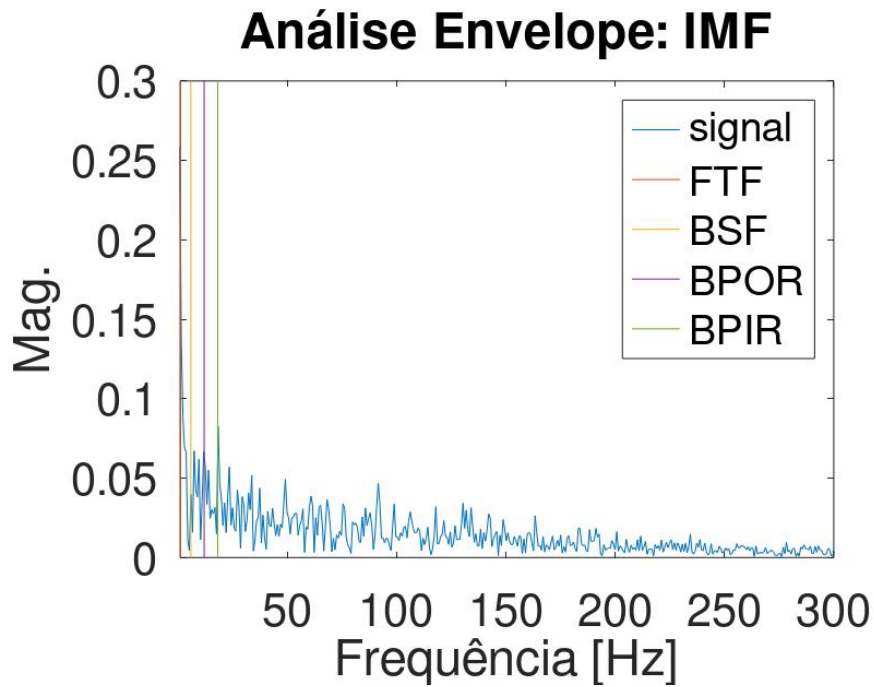


Figura 5.19: Análise Envelope do Segundo Modo Intrínseco Sinal de um Rolamento Defeituoso na Pista Interna a 150 RPM.

Pela implementação do algoritmo, tanto o *IMF2* como o *IMF4* revelaram-se relevantes para diagnóstico. Contudo, o segundo modo intrínseco apresentava a banda de frequência onde a entropia era minimizada, sendo, por isso, o escolhido para aplicar a análise Envelope, como se pode verificar na Figura 5.20. Adicionalmente, foi possível observar que, apesar do pico coincidente com a frequência associada a um defeito na pista interna, existe a indicação de um possível defeito nos corpos rolantes.

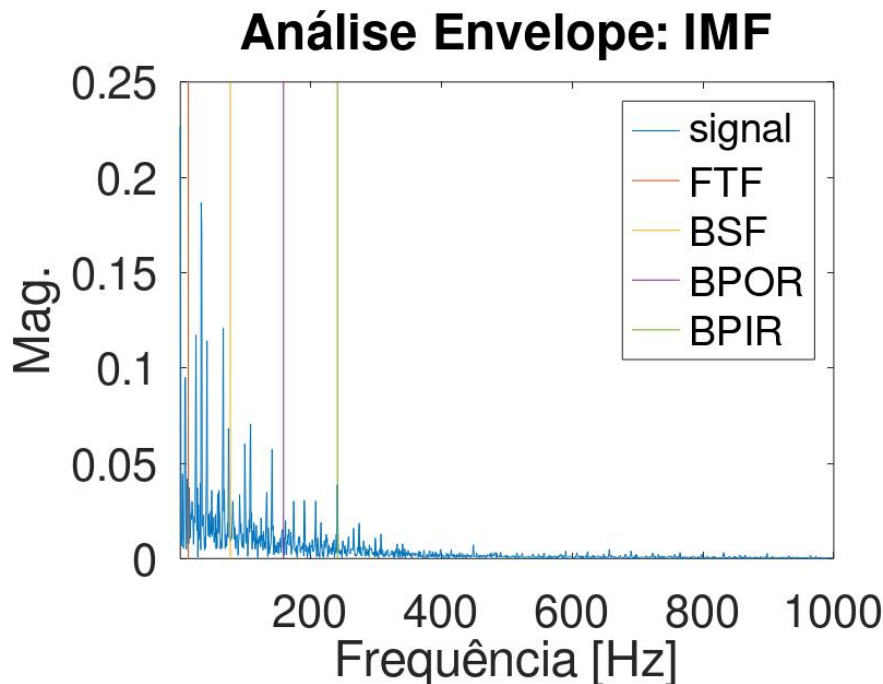


Figura 5.20: Análise Envelope do Segundo Modo Intrínseco Sinal de um Rolamento Defeituoso na Pista Interna a 2000 RPM.

Como tal, efetuou-se a análise envelope ao *IMF4*, também relevante para diagnóstico, como visa a Figura 5.21, de forma a obter um diagnóstico mais preciso.

Na análise espectral do quarto *IMF* (Figura 5.21), observa-se um pico ainda mais evidente da frequência *BPIR* do que na Figura 5.20. Adicionalmente, a frequência de defeito associada aos corpos rolantes já não se encontra tão coincidente como na análise espectral do segundo modo.

5.2.3 Defeito nos Corpos Rolantes

Tendo já analisado e recolhido sinal vibratório com defeito na pista externa e pista interna do Rolamento em estudo, introduziu-se um corpo rolante, ou rolo, previamente danificado no rolamento, como visa a Figura 5.22.

Desta forma, recolheu-se sinal vibratório no tempo com um rolamento com defeito nos corpos rolantes, nas velocidades estudadas na presente dissertação.

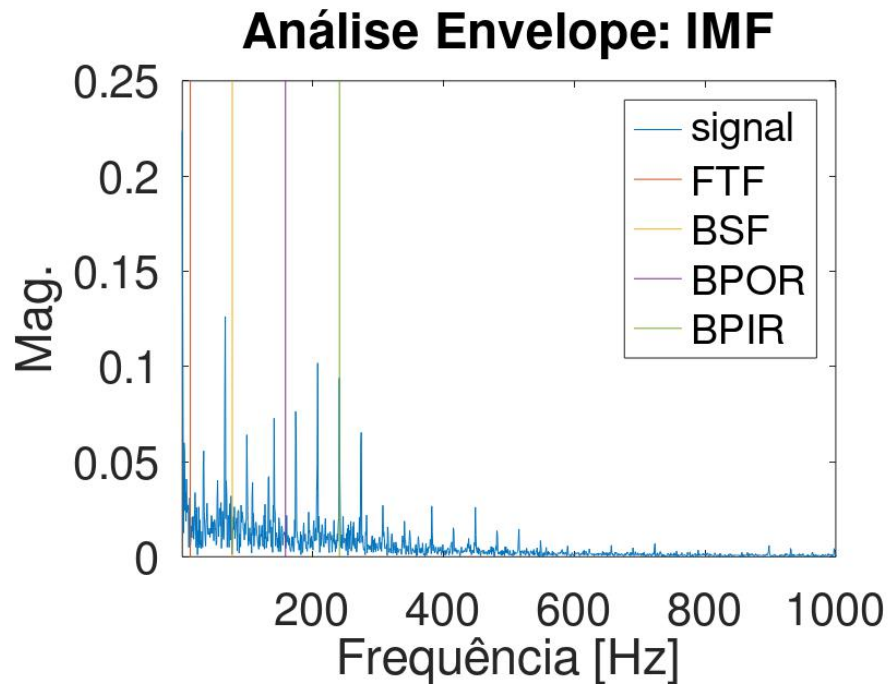


Figura 5.21: Análise Envelope do Quarto Modo Intrínseco Sinal de um Rolamento Defeituoso na Pista Interna a 2000 RPM.



Figura 5.22: Defeito num dos Corpos Rolantes do Rolamento Utilizado

5.2.3.1 Ensaio Realizado a 150 RPM

A aplicação do algoritmo revelou que o *IMF4* é o indicado para diagnóstico. No entanto, pela decomposição espectral dos *IMFs*, exposta na Figura 5.23, verifica-se que o quarto modo intrínseco apresenta uma amplitude muito reduzida, podendo ser confundido com o ruído ou resíduo do sinal decomposto.

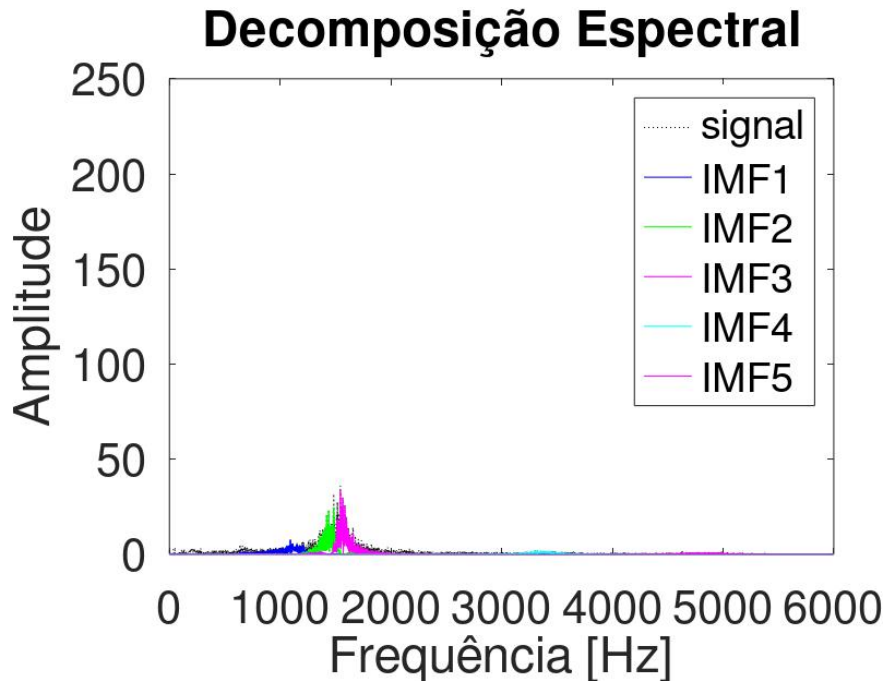


Figura 5.23: Decomposição Espectral de cada *IMF* do Sinal Vibratório Recolhido de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes a 150 RPM.

Todavia, analisou-se o espectro do *IMF4*, proveniente da aplicação do método e algoritmo apresentado, como visa a Figura 5.24.

Ao efetuar uma simples análise ao espectro apresentado na Figura 5.24, a frequência associada aos defeitos nos corpos rolantes não coincide com nenhum pico. Contudo, os corpos rolantes de um rolamento possuem dois tipos de impactos na rotação, ou seja, embatem nas duas pistas, interna e externa. Através da revisão bibliográfica, é possível constatar que é esperado que a segunda harmónica da frequência *BSF* se encontre altamente destacada na análise espectral de um sinal deste tipo (Smith e Randall 2015). Adicionalmente, existem fabricantes de rolamentos que indicam que a frequência associada aos corpos rolantes deve ser considerada como o dobro da frequência *BSF* (Mais 2002).

Como tal, foi introduzido no espectro apresentado na Figura 5.24 uma harmónica da frequência *BSF*, como se pode observar na Figura 5.25.

Desta forma, é possível observar que a harmónica da frequência *BSF* é praticamente coincidente ao pico mais elevado apresentado na Figura 5.25, como era esperado. A ligeira diferença gerada pode ser da medição pouco precisa da velocidade de rotação medida.

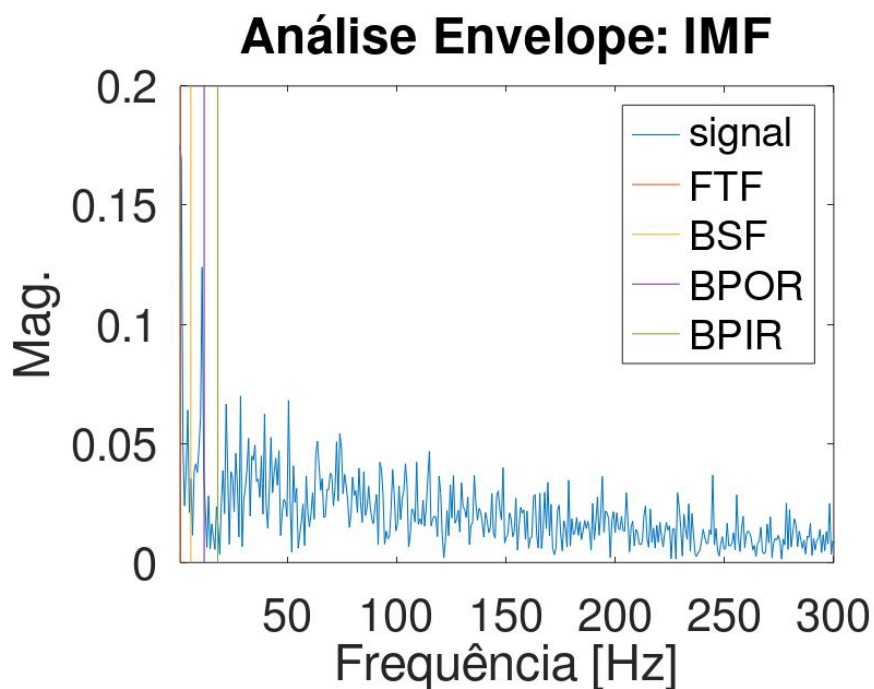


Figura 5.24: Análise Envelope do Quarto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes a 150 RPM.

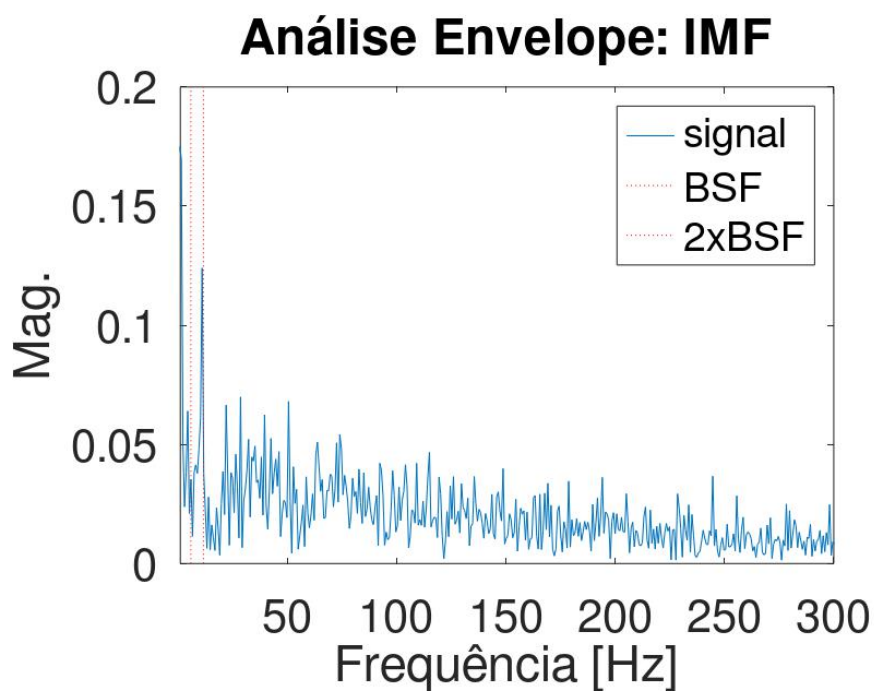


Figura 5.25: Harmônica da Frequência *BSF* no Quarto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes a 150 RPM.

5.2.3.2 Ensaio Realizado a 2000 RPM

À semelhança do anterior ensaio à velocidade de 150 rotações por minuto, o corrente ensaio também sugere o quarto modo intrínseco como o mais relevante para diagnóstico. Assim, mais uma vez, aplicou-se a este modo a análise Envelope com recurso à Transformada de *Hilbert*, como visa a Figura 5.26.

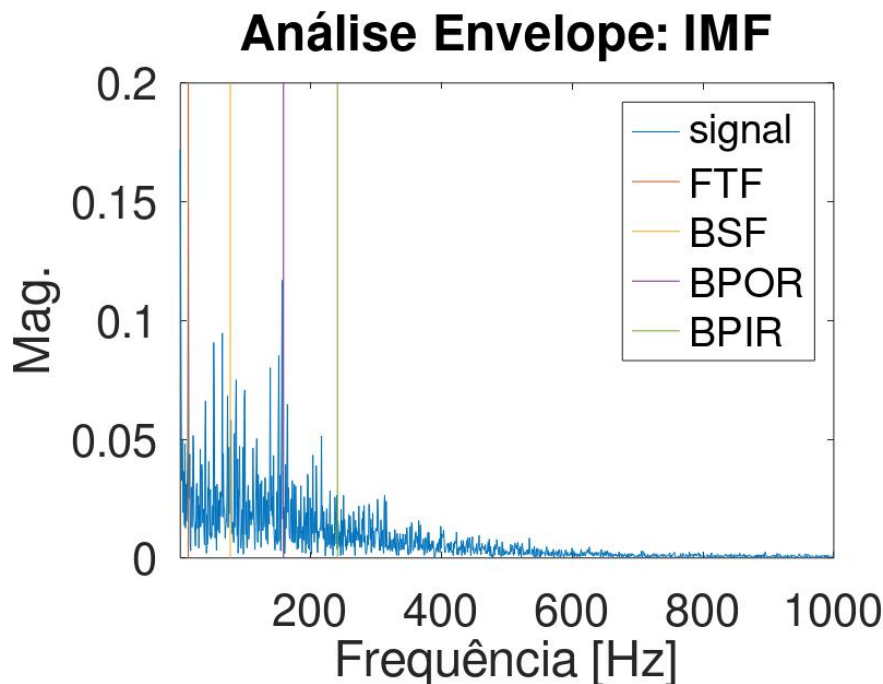


Figura 5.26: Análise Espectral do Quarto Modo Intrínseco de um Sinal Recolhido de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes a 2000 RPM.

Mais uma vez, uma simples análise ao espetro, apresentado na Figura 5.26, não permite um diagnóstico que corresponda à realidade, mas sim a ideia da presença de um defeito na pista externa. Como era sabido *a priori* que existia um defeito nos corpos rolantes, analisou-se as harmónicas da frequência *BSF* no espetro analisado.

Na Figura 5.27, verifica-se que a segunda harmónica da frequência *BSF*, coincide com o maior pico verificado no espetro do sinal. Deste modo, é possível realizar o diagnóstico correto, isto é, um defeito presente num dos corpos rolantes do rolamento analisado.

5.2.4 Defeito nos Corpos Rolantes e Pista Interna

Até ao momento, apenas foi inculido um tipo de defeito em cada uma das componentes do rolamento, tendo sido analisado individualmente. Assim, dada a facilidade de desmontagem do rolamento, sentiu-se a necessidade de verificar o desempenho dos parâmetros de entrada do *VMD* escolhidos em sinais com mais do que uma componente do rolamento danificada. Deste modo, o rolamento utilizado possui dois tipos de defeito: um defeito na pista interna (Figura 5.16) e outro nos corpos rolantes (Figura 5.22).

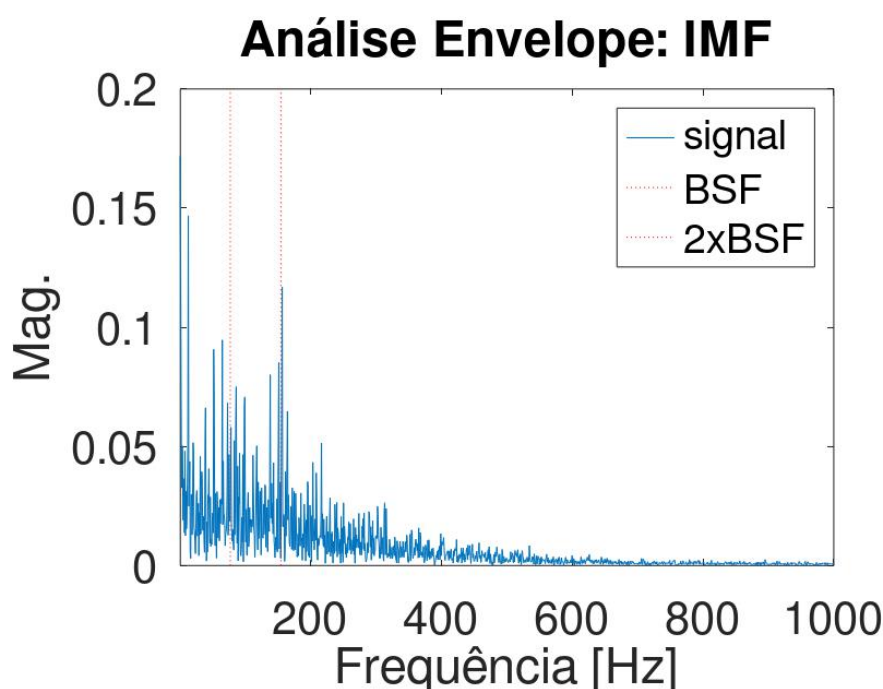


Figura 5.27: Harmônica da Frequência *BSF* no Quarto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes a 2000 RPM.

5.2.4.1 Ensaio Realizado a 150 RPM

Visto que o *IMF* mais relevante para diagnóstico, segundo a informação providenciada pelo algoritmo usado, é o terceiro, efetuou-se a análise Envelope ao *IMF3*, como visa a Figura 5.28.

Contudo, é possível verificar, através da Figura 5.28, que a frequência associada a um defeito na Pista Interna não coincide com nenhum pico do espectro analisado. No entanto, a frequência associada à pista externa encontra-se associada a um dos picos, mas, à semelhança de ensaios anteriores, e visto que existe um conhecimento *a priori* do tipo de defeito inculido no rolamento, analisaram-se as harmônicas de *BSF*, como se pode observar na Figura 5.29.

Desta forma, é possível verificar que a frequência associada a *2xBSF* coincide com um dos picos, de acordo com o esperado. Todavia, a 150 *RPM*, não foi possível diagnosticar mais do que um tipo de defeito, visto que apenas se verificou um defeito nos corpos rolantes.

5.2.4.2 Ensaio Realizado a 2000 RPM

No ensaio anterior não foi possível obter o diagnóstico desejado. Assim, num ensaio a 2000 *RPM*, espera-se obter um sinal muito mais energético, dada a velocidade imposta e os dois tipos de defeito inculidos no rolamento.

Ao aplicar o algoritmo e o método da corrente Dissertação, verificou-se que todos os 5 *IMFs* possuíam a mesma banda de frequência, em comparação como sinal original,

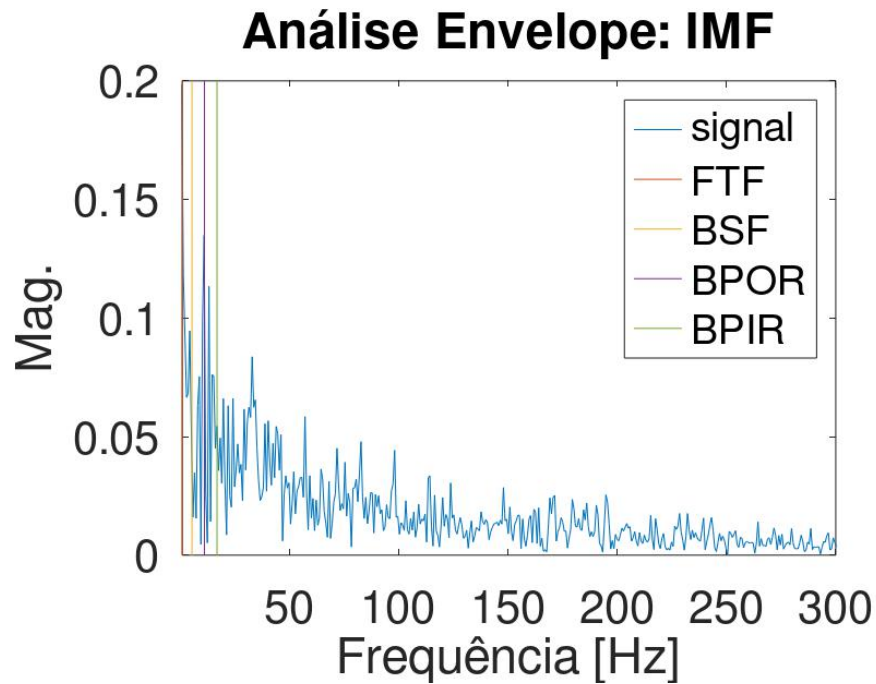


Figura 5.28: Análise Espectral do Terceiro Modo Intrínseco de um Sinal Recolhido de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 150 RPM.

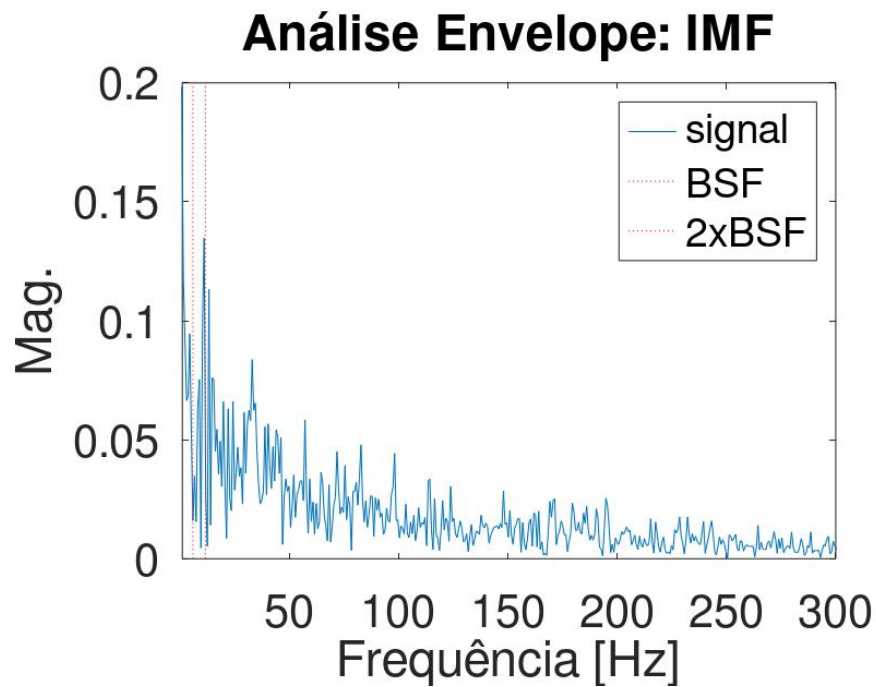


Figura 5.29: Harmônica da Frequência *BSF* no Terceiro Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 150 RPM.

que minimizava a entropia. Desta forma, todos os modos intrínsecos são adequados para diagnóstico.

Contudo, ao verificar a decomposição dos *IMFs*, na Figura 5.30, o *IMF2* encontra-se sobreposto pelo *IMF3*. Adicionalmente, o primeiro modo intrínseco não possui uma amplitude considerável, em comparação com os restantes.

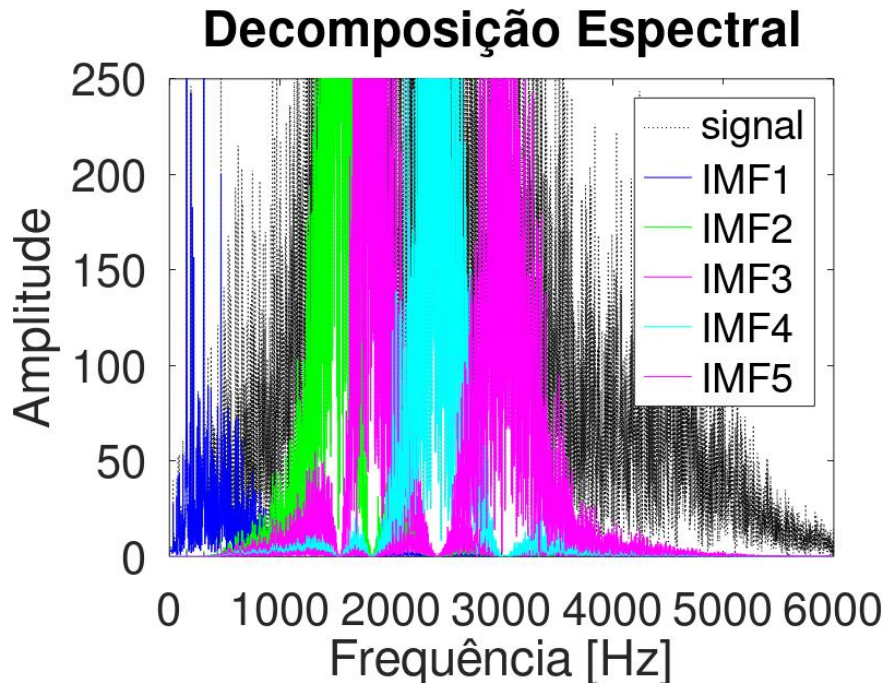


Figura 5.30: Decomposição Espectral dos *IMFs* de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 2000 RPM.

Ao efetuar a análise Envelope ao primeiro *IMF* (Figura 5.31), verifica-se que apenas o defeito nos corpos rolantes (frequência $2 \times BSF$ coincidente com um dos picos) se encontra evidenciado.

Na Figura 5.32, encontra-se o espectro do segundo modo intrínseco. Este espectro não apresenta uma elevada qualidade de informação, verificando-se apenas um pequeno pico associado ao defeito na pista interna.

Todavia, apesar da informação providenciada pelo algoritmo que todos os modos intrínsecos eram relevantes para diagnóstico, os dois primeiros modos, acima analisado, não apresentam informação considerável para diagnóstico. Deste modo, efetuou-se a análise Envelope aos restantes três modos (*IMF3*, *IMF4* e *IMF5*), que apresentam resultados muito semelhantes (ver Apêndice B).

Para efeitos de compactação do documento apresentado, apresenta-se apenas a análise Envelope do quinto modo, na Figura 5.33. Assim, é possível diagnosticar os dois defeitos introduzidos no rolamento através do espectro apresentado na Figura 5.33. A frequência associada a um defeito na pista interna encontra-se fortemente ligada a um dos picos do espectro apresentado. Adicionalmente, a frequência associada a um defeito nos corpos rolantes (Harmónica da frequência *BSF*) também se encontra evidenciada.

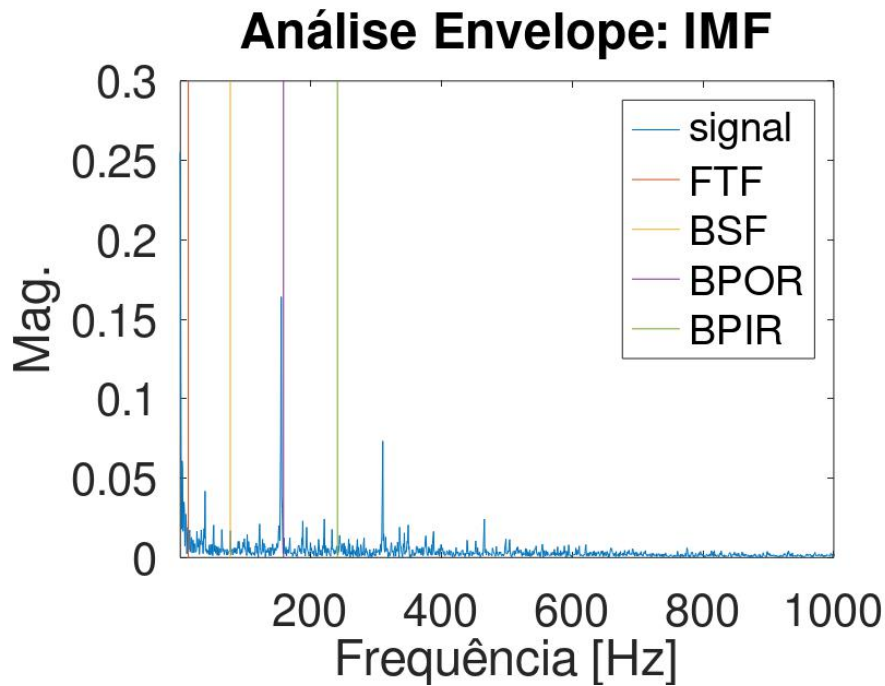


Figura 5.31: Análise Envelope do Primeiro Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 2000 RPM.

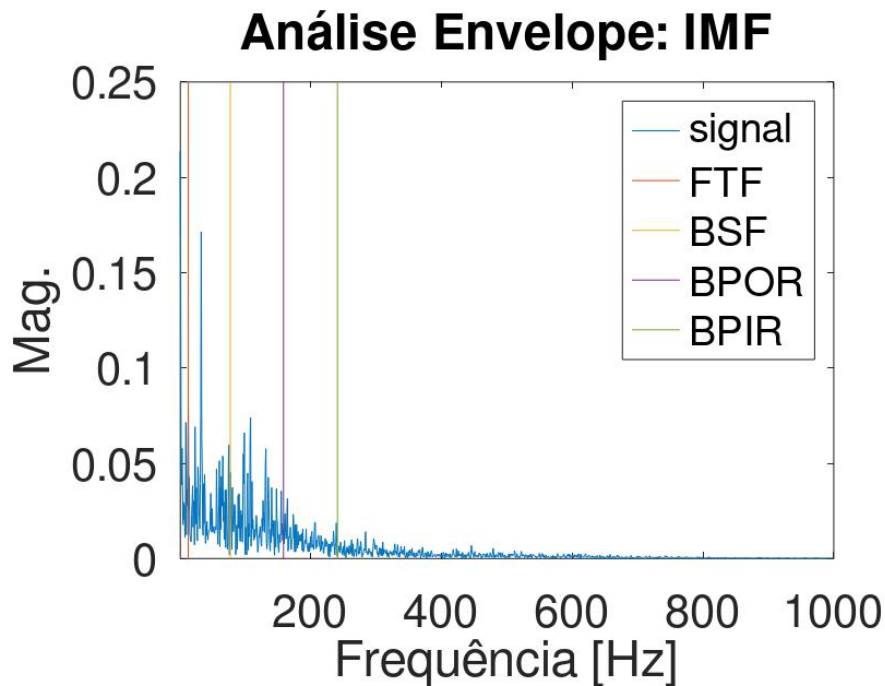


Figura 5.32: Análise Envelope do Segundo Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 2000 RPM.

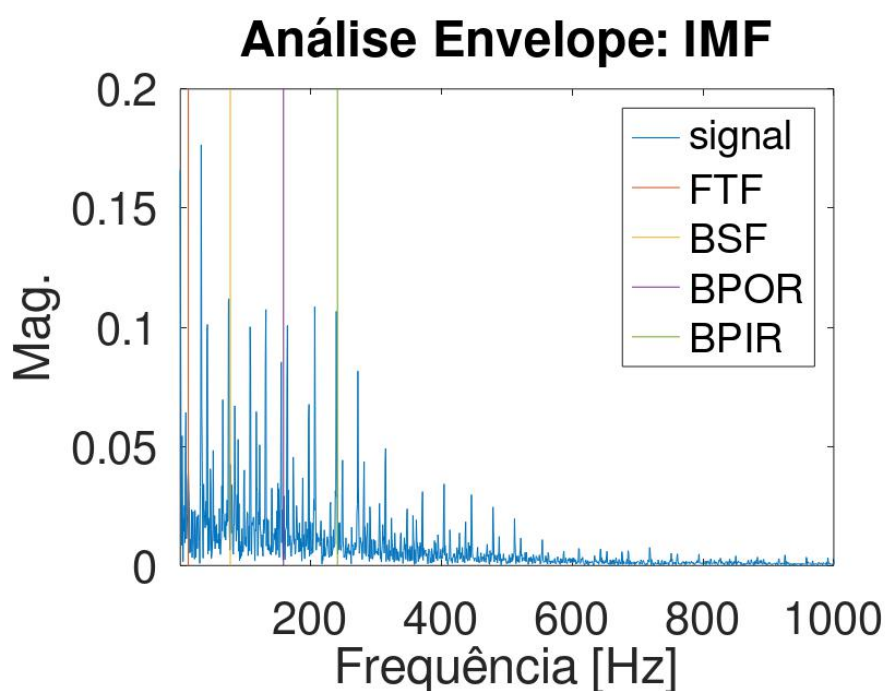


Figura 5.33: Análise Envelope do Quinto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 2000 RPM.

5.3 Caso de Estudo - Rolamento de Agulhas

Ao contrário do caso de estudo anterior, em que os defeitos já se encontravam incutidos nas componentes do rolamento, o corrente caso acompanha a evolução da degradação de um defeito através da implementação do algoritmo e dos parâmetros de entrada do método *VMD*, escolhidos na presente dissertação.

O segundo caso de estudo experimental é referente a um rolamento de agulhas *NTN NKS 43*, equivalente ao que se observa na figura 5.34, cujas características associadas podem ser verificadas na Tabela 5.3.



Figura 5.34: Rolamento de Agulhas *NTN NKS 43*. Utilizado nos Ensaios Experimentais.

Tabela 5.3: Características do Rolamento de Agulhas Analisado

Diâmetro Interior [mm]	Diâmetro Exterior [mm]	Diâmetro do Rolo [mm]	Diâmetro do Passo [mm]	Número de Esferas
43	58	3,5	46,5	19

De forma a estudar a evolução pretendida, foram incutidos defeitos de tamanho reduzido sequenciais, a partir do eixo da Pista Interna até a uma das suas extremidades. Para tal, utilizou-se uma multiferramenta *Black&Decker RT650* e respetivo mandril, igual à que visa na Figura 5.35, para introduzir defeitos nas componentes do rolamento.



Figura 5.35: Multiferramenta Utilizada na Parte Experimental.

De forma a obter um maior controlo do rasgo induzido na pista interna, recorreu-se à utilização de um disco de corte *Dremel SC406*, como o que se observa na Figura 5.36, cujas características podem ser verificadas na Tabela 5.4.



Figura 5.36: Disco de Corte Utilizado na Introdução de Defeitos na Pista Interna do Rolamento Utilizado.

Dadas as características da ferramenta e do método de corte utilizado, não é possível garantir com precisão a profundidade incutida no rasgo realizado. Assim sendo, apenas se terá em consideração o seu comprimento.

A evolução da degradação do defeito e avaliação do desempenho do *VMD*, também será analisado a duas velocidades diferentes, 150 *RPM* e 2000 *RPM*, à semelhança do caso de estudo anterior.

Tabela 5.4: Características do Disco de Corte Utilizado.

Diâmetro [mm]	Espessura [mm]
38	0,75

5.3.1 Evolução da Degradação do Defeito a 150 RPM

Teoricamente, o rolamento analisado encontra-se nas condições ideais, ou seja, sem qualquer tipo de defeito presente nas suas componentes. Todavia, existe a possibilidade do rolamento já se encontrar defeituoso, mas, na pista interna, não apresenta qualquer rasgo ou defeito visível.

Assim, recolheu-se o sinal vibratório de um sinal proveniente de um rolamento sem qualquer defeito previamente incutido na pista interna. A informação providenciada pelo algoritmo aplicado indica que o primeiro modo intrínseco é o que apresenta mais qualidade de informação. Como tal, na Figura 5.37, visa a análise Envelope desse mesmo modo intrínseco. Mais uma vez, para efeitos de compactação de espaço do documento, apenas será apresentado o conteúdo relevante para o diagnóstico.

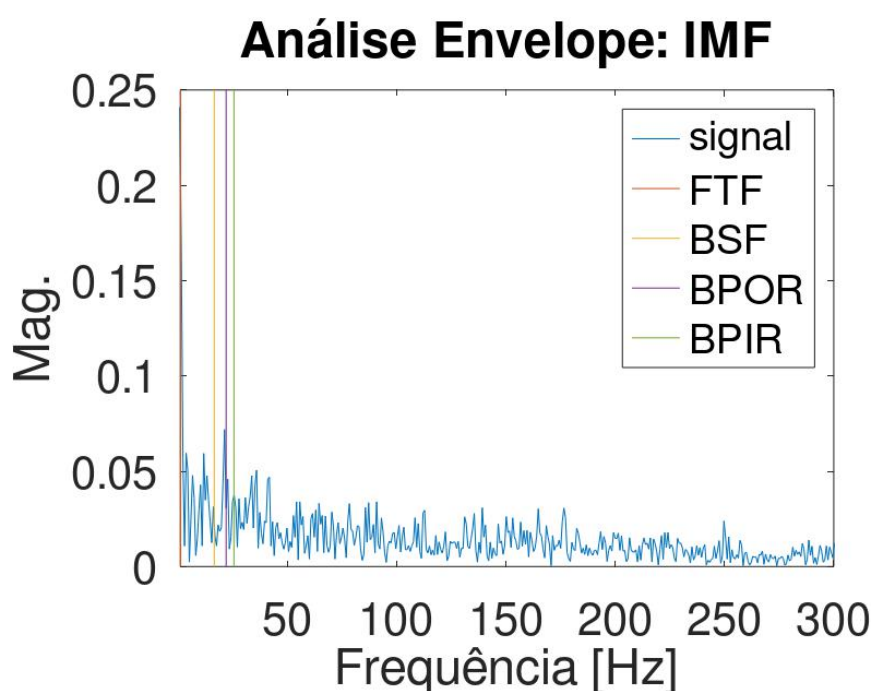


Figura 5.37: Análise Envelope do Primeiro Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas sem Defeitos Previamente Incutidos a 150 RPM.

O sinal vibratório no tempo possui um valor de *Kurtosis* equivalente a 4,12, o que significa que não possui uma distribuição gaussiana de aceleração, ou seja, pode indicar a presença de componentes defeituosas no rolamento analisado. Adicionalmente, o espectro apresentado, na Figura 5.37, apresenta um pico associado à frequência *BPFO*, indicando a presença de um defeito na pista externa do rolamento analisado. Contudo, dadas as características do rolamento, não é possível precisar e verificar a localização do defeito

nesta componente.

De forma a continuar a analisar a evolução pretendida, realizou-se a abertura de um rasgo de 1 mm de comprimento na pista interna. A localização do defeito coincide com o eixo central da pista interna, como é possível observar na Figura 5.38.



Figura 5.38: Rasgo de 1 mm Incutido na Pista Interna do Rolamento Analisado.

Ao aplicar o algoritmo ao sinal vibratório recolhido do rolamento, tanto o *IMF3* e o *IMF5* manifestaram-se relevantes para diagnóstico. Como tal, efetuou-se a análise Envelope a estes modos intrínsecos.

Na Figura 5.39, visa o espetro do primeiro modo intrínseco, onde é possível visualizar um pico associado à frequência *BPFI*, ainda que com uma amplitude reduzida. Desta forma, é possível obter o diagnóstico correto do estado do rolamento.

Contudo, como dito anteriormente, o *IMF4* também é relevante para diagnóstico. Assim sendo, na Figura 5.40 visa a análise Envelope desse mesmo modo, onde é possível observar a associação da frequência *BPFO* a um dos picos do espetro, como visto anteriormente.

Em suma, verifica-se que o suposto defeito presente na pista externa do rolamento ofusca, em parte, o rasgo incutido na pista interna, visto que este apresenta um tamanho extremamente reduzido.

Desta forma, procedeu-se ao incremento da degradação do rasgo, ou seja, o tamanho do defeito foi aumentado para 6 mm. Na Figura 5.41, é possível verificar o rasgo, salientado a vermelho, de tamanho consideravelmente superior ao primeiro realizado, na pista interna. O rasgo realizado representa cerca de 27% da espessura da pista interna danificada.

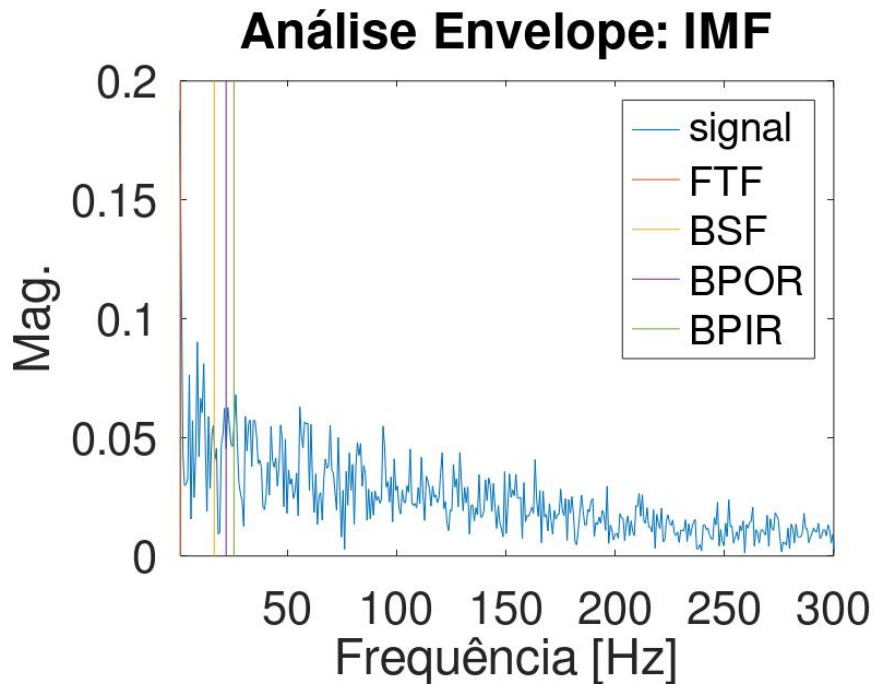


Figura 5.39: Análise Envelope do Terceiro Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas com um Rasgo de 1 mm a 150 RPM.

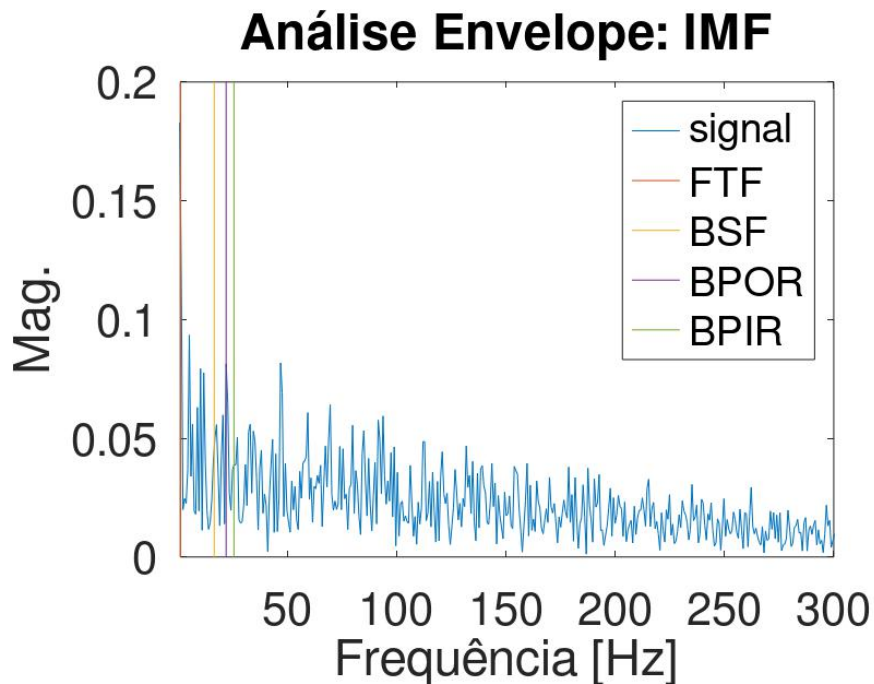


Figura 5.40: Análise Envelope do Quinto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas com um Rasgo de 1 mm a 150 RPM.

Salienta-se que apenas se incrementou o rasgo, não alterando a localização do defeito, nem substituindo as restantes componentes do rolamento.

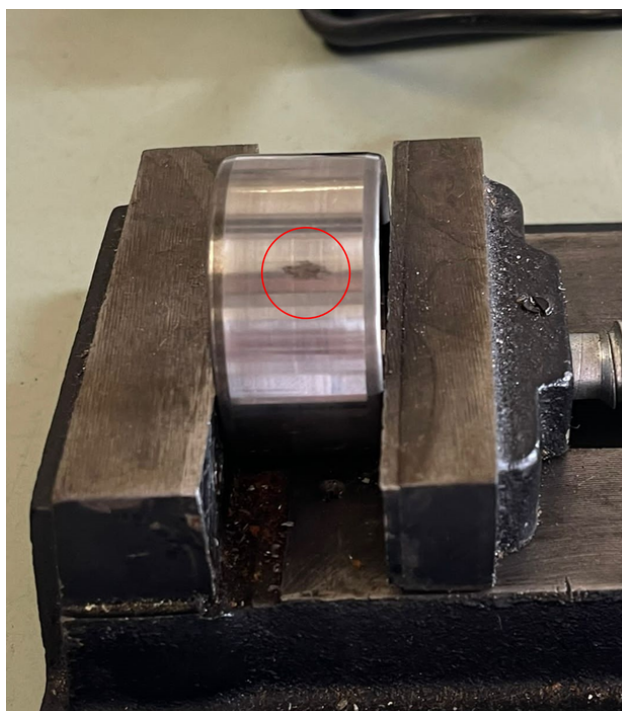


Figura 5.41: Rasgo de 6 mm Incutido na Pista Interna do Rolamento Analisado.

O quinto modo intrínseco revelou-se como o mais relevante para diagnóstico e, como tal, efetuou-se a análise Envelope, como visa a Figura 5.42.

Segundo Roque e Silva 2007, a frequência de defeito associada à pista interna é sempre superior à calculada, na presença de escorregamento entre as componentes do rolamento. A presença de escorregamento deve-se ao facto da carga radial mínima, proposta pelos diversos fabricantes de rolamentos, não ser atingida. A frequência *BPMI* é ligeiramente inferior ao maior pico no espetro apresentado na Figura 5.42, revelando a existência de escorregamento. Adicionalmente, a frequência referente a um defeito na pista externa também se encontra associada a um dos picos do espetro apresentado, ainda que com menor amplitude.

Todavia, foi obtido o diagnóstico esperado, isto é, frequência associada a um defeito na pista interna associada a um dos picos do espetro.

Tendo estes ensaios realizados, decidiu-se incrementar o defeito incutido para o dobro, ou seja, 12 mm, estando mais de 50% da espessura da pista interna danificada. A Figura 5.43, visa o último rasgo analisado salientado a vermelho.

Mais uma vez, o quinto modo intrínseco revelou-se como o que apresenta uma melhor qualidade de informação para diagnóstico. Como tal, aplicou-se a análise Envelope através da Transformada de *Hilbert* a este *IMF*, cujo espetro pode ser observado na Figura 5.44. Através do espetro apresentado, é possível observar a associação da frequência *BPMI* a um dos picos do sinal, tendo, desta forma, o diagnóstico esperado do estado do rolamento.

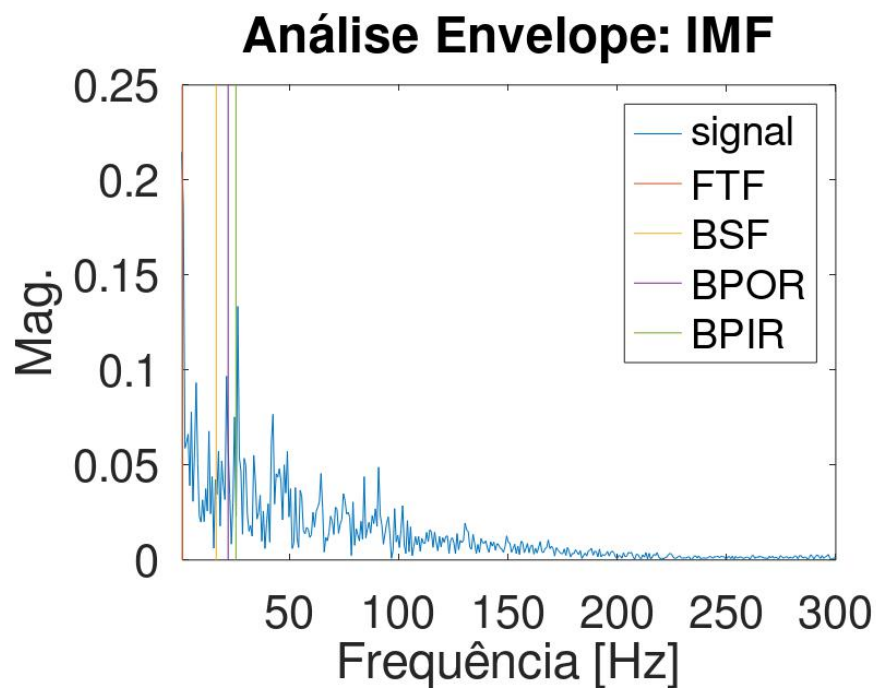


Figura 5.42: Análise Envelope do Quinto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas com um Rasgo de 6 mm a 150 RPM.

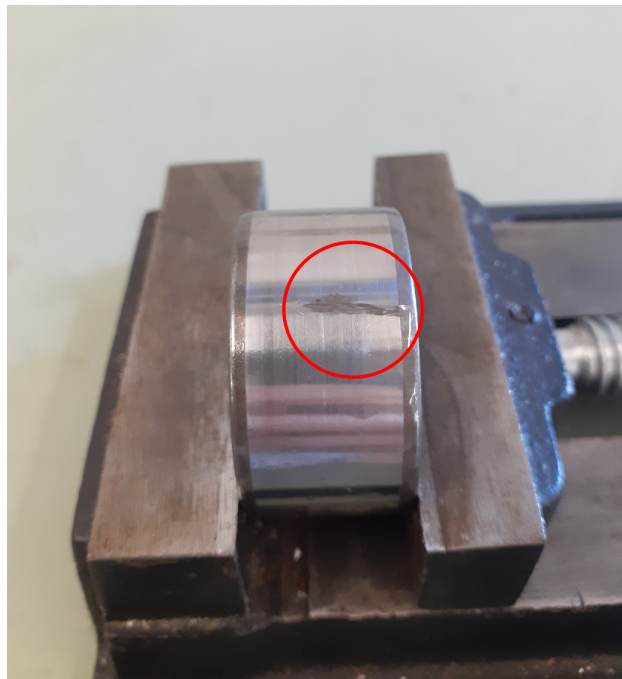


Figura 5.43: Rasgo de 12 mm Incutido na Pista Interna do Rolamento Analisado.

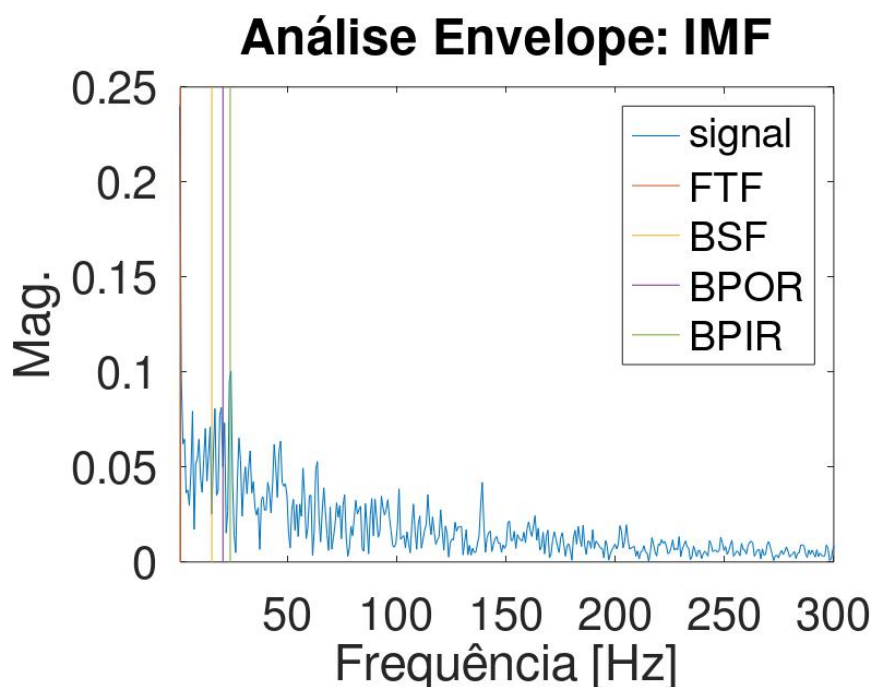


Figura 5.44: Análise Envelope do Primeiro Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas com um Rasgo de 12 mm a 150 RPM.

5.3.2 Evolução da Degradação do Defeito a 2000 RPM

Além dos sinais vibratórios a 150 *RPM*, recolhidos anteriormente, também foi recolhido, em paralelo, a uma velocidade de 2000 rotações por minuto, como referido ainda neste capítulo.

Primeiramente, recolheu-se o sinal vibratório ao rolamento sem qualquer conhecimento *a priori* da existência de componentes defeituosas. Pela aplicação do algoritmo, o terceiro modo intrínseco revelou-se como o mais relevante para diagnóstico e, como tal, o seu espectro Envelope pode ser observado na Figura 5.45. No espectro apresentado, é possível visualizar a inexistência de qualquer pico significativo, ao contrário do espectro apresentado a 150 *RPM* (Figura 5.37), onde a frequência de defeito *BPFO* se encontrava evidenciada. Tal pode dever-se ao ruído presente pelo aumento de velocidade, ofuscando, assim, os defeitos incipientes presentes nas componentes do rolamento.

De seguida, aplicou-se o algoritmo ao sinal recolhido proveniente de um rolamento com um rasgo de 1 mm (Figura 5.38) a 2000 rotações por minuto. Como tal, de todos os cinco *IMFs* usados na decomposição do sinal original, o escolhido para diagnóstico foi o quinto, onde o seu espectro Envelope visa na Figura 5.46.

É possível constatar, no espectro apresentado na Figura 5.46, a existência de um pico relacionado com a frequência de defeito *BPFO*. Contudo, observa-se, mais uma vez, um fenómeno de escorregamento, visto que a frequência *BPFO* calculada é superior ao seu pico correspondente. Adicionalmente, ainda que com uma amplitude muito reduzida, verifica-se um pico associado à frequência de defeito *BPFI*.

Na sequência do estudo da evolução, procedeu-se à aplicação do algoritmo no sinal

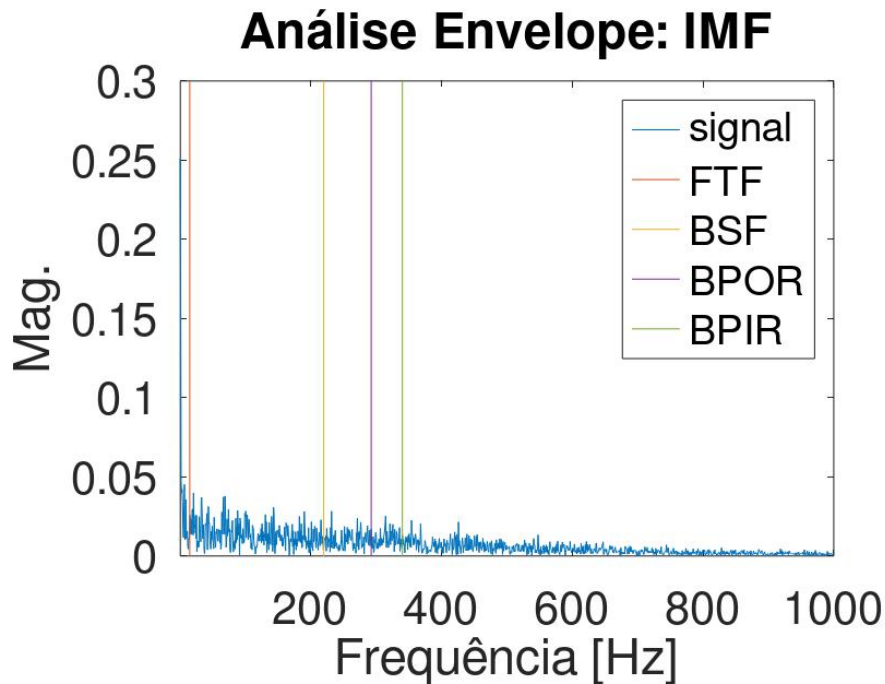


Figura 5.45: Análise Envelope do Terceiro Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas Sem Defeito a 2000 RPM.

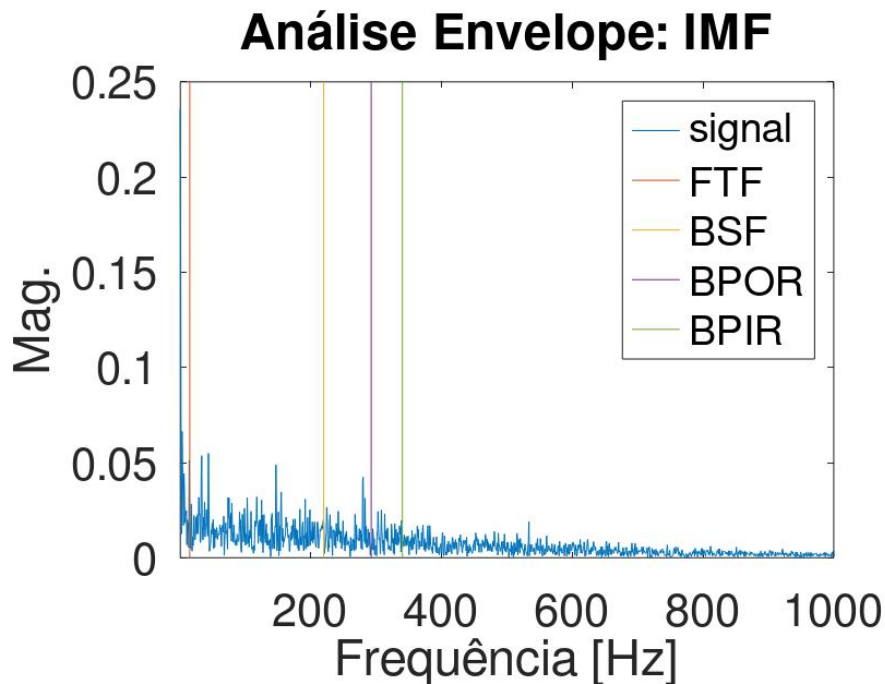


Figura 5.46: Análise Envelope do Quinto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas com um Rasgo de 1 mm a 2000 RPM.

recolhido de um rolamento com um rasgo de 6 mm (Figura 5.41) na pista interna. O terceiro modo intrínseco revelou-se o mais relevante através da aplicação do *FBE*, cujo seu espectro visa na Figura 5.47.

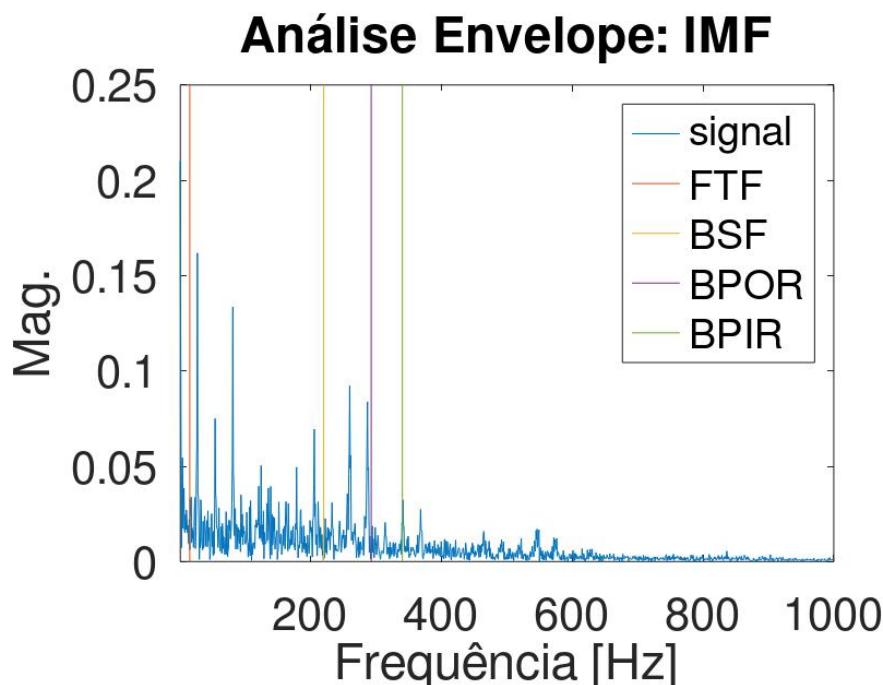


Figura 5.47: Análise Envelope do Terceiro Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas com um Rasgo de 6 mm a 2000 RPM.

O espectro Envelope do quinto *IMF* (Figura 5.47) retrata um pico significativo praticamente associado a um defeito na pista externa e, como seria de esperar com o aumento do rasgo incutido, um aumento de amplitude do pico associado à frequência *BPI*.

Por último, recolheu-se o sinal do rolamento com um rasgo de 12 mm incutido na Pista Interna, cujo *IMF* mais relevante para diagnóstico é o quinto. Desta forma, efetuou-se a análise Envelope, como é possível observar na Figura 5.48. Este espectro apresenta resultados semelhantes ao apresentado na Figura 5.47, isto é, picos associados a defeitos na pista interna e externa, estando presente, mais uma vez, um fenómeno de escorregamento.

5.4 Comparação das Funções de Densidade de Probabilidade dos Ensaio Realizados

Dado o presente estudo da evolução da degradação do defeito e do desempenho do *VMD*, sentiu-se a necessidade de averiguar as curvas da função de probabilidade de densidade de cada ensaio realizado. Para tal, recorreu-se à *Estimativa da Densidade de Kernel (KDE)*, que, tal como o nome indica, é uma ferramenta estatística que permite uma melhor análise da distribuição da probabilidade do que quando usado o clássico histograma. Ao contrário do Histograma, a *KDE* produz uma estimativa mais suave da

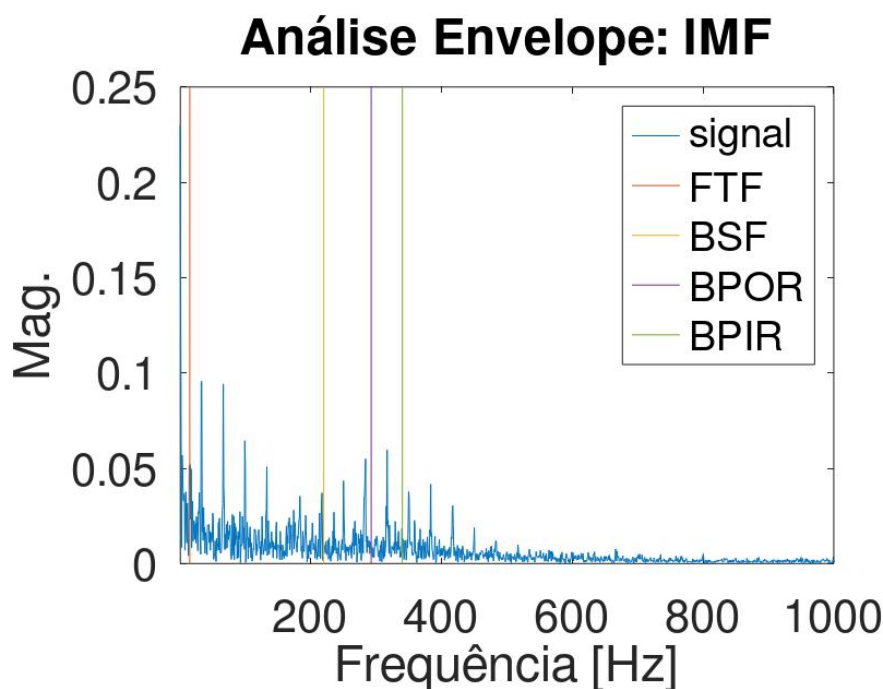


Figura 5.48: Análise Envelope do Quinto Modo Intrínseco de um Sinal Proveniente de um Rolamento de Agulhas com um Rasgo de 12 mm a 2000 RPM.

função de probabilidade, usando a localização de todos os pontos da amostra considerada (Węglarczyk 2018). Na Figura 5.49, visa a estimativa da Função de Probabilidade de cada ensaio realizado a 2000 RPM, usando a Estimativa da Densidade de Kernel.

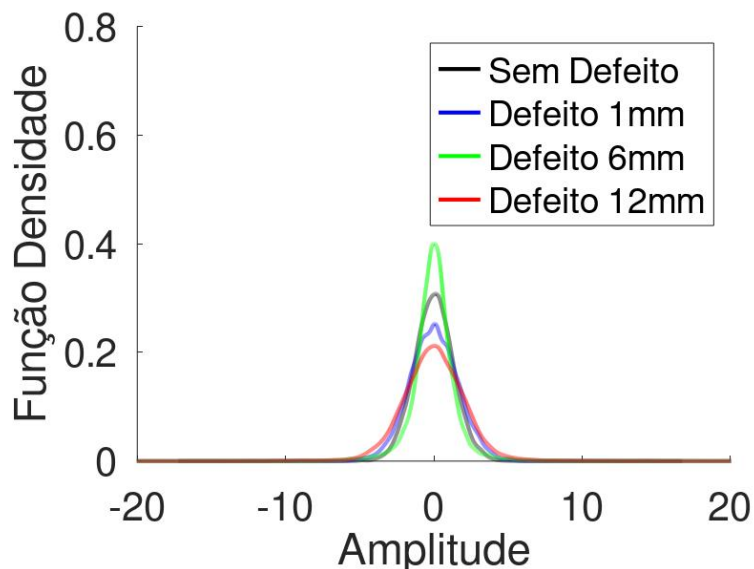


Figura 5.49: Estimativa da Curva da Função Probabilidade de Cada Ensaio Realizado a 2000 RPM, utilizando a Estimativa de Densidade de Kernel.

É possível observar, na Figura 5.49, uma instabilidade na curva da função densidade associada ao defeito com 1 mm de comprimento (azul), sendo uma possível consequência de a um erro na recolha dos dados. Adicionalmente, verifica-se um achatamento da curva

5.4. COMPARAÇÃO DAS FUNÇÕES DE DENSIDADE DE PROBABILIDADE DOS ENSAIOS REALIZADOS

da função densidade associado a um defeito com 6 mm em comparação com a curva "Sem Defeito".

Visto que também foram realizados ensaios a 150 rotações por minuto, a Estimativa da Densidade de *Kernel* também foi aplicada, como se verifica na Figura 5.50.

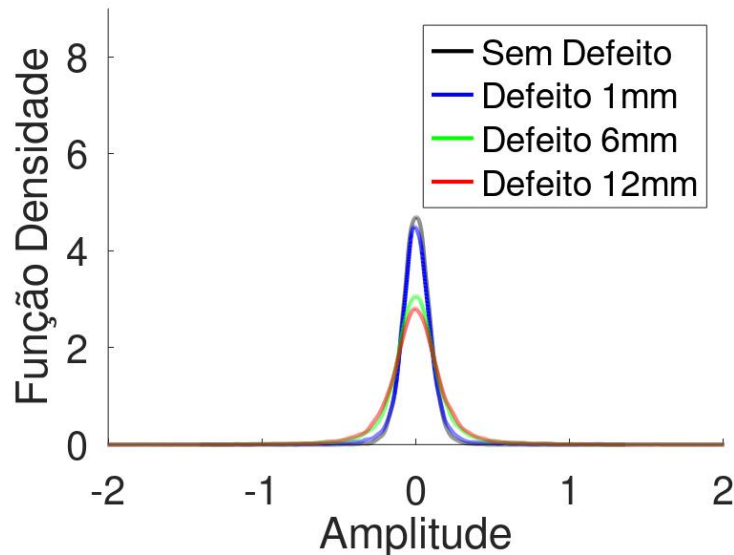


Figura 5.50: Estimativa da Curva da Função Probabilidade de Cada Ensaio Realizado a 150 RPM, utilizando a Estimativa de Densidade de *Kernel*.

Em comparação com as funções densidade a 2000 RPM, a Figura 5.50 revela que as estimativas de *KDE* apresentam uma amplitude com uma ordem de grandeza inferior, visto que a velocidade imposta nos ensaios, era, também, uma ordem de grandeza inferior. Adicionalmente, a densidade da função é substancialmente superior, cerca de uma ordem de grandeza acima, de forma a compensar as amplitudes reduzidas.

Conclusão

6.1 Conclusões da Dissertação

A presente Dissertação consiste na implementação, adaptação e otimização do algoritmo, desenvolvido por Li et al. 2020b, que tem por base os métodos *VMD* e *FBE* e a análise da *Kurtosis* do sinal. É possível dividir em duas partes o estudo desenvolvido do presente documento: Otimização e Verificação.

Esta primeira parte aborda, inicialmente, a tentativa de automatizar a escolha do número de modos, K , em que o sinal original é decomposto. Salienta-se que a tentativa de automatização apenas incidia sobre o método *VMD*. Visto que, em trabalhos anteriores do grupo de investigação, se utiliza a maximização do valor da *Kurtosis*, associada a cada *IMF*, como parâmetro de seleção do parâmetro, K , optou-se por continuar com este critério.

Contudo, dada a elevada complexidade computacional e o tempo associado ao método *VMD*, a implementação do algoritmo tornou-se inexecutável. Um sinal vibratório de rolamentos possui as suas características dependentes de vários fatores como a velocidade e tipo de defeito presente, tornando-o único. Desta forma, o valor da *Kurtosis* associada a cada modo varia de sinal para sinal, como se verifica no capítulo 4, incrementando substancialmente o poder computacional associado ao algoritmo. Assim, recorreu-se à bibliografia para encontrar soluções no que toca à decomposição do sinal. Concluiu-se que a melhor maneira de tornar o método adaptativo é fixar a constante K em 5 modos. Todavia, dada a limitação da decomposição, é necessário garantir uma boa resolução na reconstrução do sinal, a partir da definição do Fator Penalidade, α , tendo sempre em atenção o poder computacional associado. Através dos estudos realizados no capítulo 4, verifica-se que existe uma relação de proporcionalidade inversa entre o Fator Penalidade, α , e o valor da *Kurtosis*, isto é quanto maior o α , menor o momento de quarta ordem. Adicionalmente, quanto menor o Fator Penalidade, maior a resolução da reconstrução do sinal, no entanto, o tempo e complexidade computacional aumentam substancialmente. Desta forma, escolheu-se alterar o Fator Penalidade para 1500, ao contrário dos 2000 utilizados por (Silva 2021). Os restantes parâmetros do algoritmo permaneceram inalterados dada a sua pouca influência na decomposição do sinal.

Ao contrário da primeira parte desta Dissertação, em que apenas se focou o estudo no método *VMD* e seleção de parâmetros de entrada do *VMD*, a segunda parte tem em conta o estudo desenvolvido na primeira parte e o método *FBE* como critério de seleção da *IMF* mais sensível e relevante para diagnóstico de falhas no rolamento analisado.

Nos ensaios experimentais realizados, o número de modos estipulado garante uma reconstrução praticamente completa dos sinais vibratórios dos ensaios realizados à velocidade de 150 *RPM*. Contudo, dada a energia associada aos sinais vibratórios recolhidos a 2000 *RPM*, o número de modos estipulados aparenta não reconstruir o sinal por inteiro, principalmente em rolamentos com um alto estado de degradação. A reconstrução completa do sinal não é desejada, visto que a utilização do método *VMD* visa a mitigação do ruído, mas em sinais pouco energéticos (ensaios realizados a 150 *RPM*) é pouco evitável.

Verificou-se um sinal sem ruído e mais limpo ao utilizar o *VMD*, quando comparado com os métodos clássicos e utilizados frequentemente na Indústria. Adicionalmente, o *VMD* provou um método sensível para rolamentos com defeitos incipientes, a baixas velocidades e ainda com múltiplos defeitos.

No que toca à seleção de informação para a realização de um diagnóstico eficiente aplicando um algoritmo que utiliza o método *FBE*, este apresenta algumas atenuantes e carece de um estudo mais aprofundado. Os ensaios realizados a 150 *RPM* revelaram gráficos semelhantes do *FBE* dos 5 modos intrínsecos. Desta forma, ao analisar a banda de frequência em que a entropia era minimizada, mais do que um modo intrínseco era dado como relevante para diagnóstico. Deste modo, era necessário analisar mais do que um modo, não tendo, por vezes, a informação com a qualidade desejada, ou até mesmo com o conteúdo desejado. Assim, o uso do método *FBE* no algoritmo deve ser alvo de um estudo aprofundado, de forma a facilitar o diagnóstico. Já em ensaios a 2000 *RPM*, o algoritmo providencia uma melhor seleção dos modos intrínsecos, visto que o gráfico associado ao método diferencia de modo para modo. Contudo, o uso do método *FBE* através do algoritmo, por vezes, não determina a melhor *IMF* para diagnóstico, sendo necessário analisar os restantes modos intrínsecos, como se verificou no capítulo 5 e no trabalho desenvolvido por Silva 2021.

Em relação ao diagnóstico de falhas em rolamentos, o método carece de alguma automatização, especialmente em rolamentos com defeito presente nos corpos rolantes. Tal deve-se à necessidade de averiguação de harmónicas e bandas laterais na Análise Envelope do *IMF* escolhido para diagnóstico.

Em suma, o objetivo de adaptar o algoritmo, nomeadamente para operações de baixa velocidade, foi sucedido. Os parâmetros de entrada do *VMD*, estabelecidos na presente Dissertação, verificaram-se capazes de apresentar informação de qualidade e, acima de tudo, um eficiente processamento de sinal com um baixo poder e tempo computacional.

6.2 Propostas de Trabalho Futuro

No entanto, de forma a otimizar ainda mais o processo de Controlo de Condição de equipamentos através destes métodos, e torná-lo automático, deve-se ter em conta algumas das seguintes propostas:

1. Estudar a adaptação do método *FBE* no algoritmo, em condições de operação a baixas velocidades. Adicionalmente, deve ser analisada a ideia de auxiliar o *FBE* com outro critério de seleção, como por exemplo o Critério de Correlação ou a observação da distribuição espectral dos *IMFs*, de forma a otimizar e aumentar a exatidão do diagnóstico realizado.
2. Realizar um estudo didático da evolução dos valores da *Kurtosis*, em função da evolução da degradação de um rolamento, a baixas velocidades, isto é, inferior a 50 *RPM*. Tal porque durante o estudo da degradação do defeito no capítulo 5, recolheu-se sinal vibratório de um rolamento que, supostamente, não continha nenhum defeito inculido, a duas velocidades. No primeiro ensaio realizado, a 150 *RPM* o valor da *Kurtosis* do sinal no tempo correspondia a 4,2, indicando a presença de uma distribuição de aceleração não-Gaussiana, ou seja, a indicação da possibilidade da existência de uma componente defeituosa. Por outro lado, a 2000 *RPM*, a *Kurtosis* valia 3,3, o que em termos práticos não indica a presença de defeitos no rolamento analisado.
3. Adicionalmente, realizar um Controlo de Condição a rolamentos, com recurso ao método e algoritmo da Dissertação, a estas baixas velocidades (< 50 *RPM*);
4. Realizar outro estudo de uma evolução da degradação do defeito, implementando o algoritmo desenvolvido. Este estudo passaria por um desenvolvimento de um defeito nas extremidades da Pista Interna do Rolamento até ao seu centro. Salienta-se a necessidade de analisar um rolamento que esteja nas perfeitas condições, de forma a averiguar a sensibilidade do método;
5. Realizar ensaios em rolamentos que possuem condições de operação com velocidades variáveis, com os parâmetros de entrada do *VMD* estabelecidos na presente Dissertação. Incluir ruído ou outras componentes vibratórias na máquina, durante a recolha do sinal vibratório, para uma melhor aproximação da realidade industrial. Deste modo, é, também, indispensável adaptar o algoritmo;
6. Comprovar se o Fator Penalidade e o número de modos estabelecidos nesta Dissertação são suficientes para sinais com um elevado teor de energia, ou seja, velocidades acima de 2000 *RPM* e na presença de vários tipos de defeito no rolamento.
7. Alterar parte do código para visualizar as harmónicas automaticamente no espectro Envelope do *IMF* mais relevante, em função do defeito evidenciado.

Bibliografia

- Almeida, R. (2010). «Fusos de Sono: Decomposição, Parametrização e Aplicações - Dissertação de Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e Computadores». FCT/UNL (ver p. 35).
- Basri, E. I., Razak, I. H. A., Ab-Samat, H. e Kamaruddin, S. (2017). *Preventive maintenance (PM) planning: A review*. DOI: [10.1108/JQME-04-2016-0014](https://doi.org/10.1108/JQME-04-2016-0014) (ver p. 4).
- Bechhoefer, E., Kingsley, M. e Menon, P. (2011). «Bearing envelope analysis window selection Using spectral kurtosis techniques». Em: ISBN: 9781424498260. DOI: [10.1109/ICPHM.2011.6024338](https://doi.org/10.1109/ICPHM.2011.6024338) (ver p. 29).
- Bechhoefer, E. e Menon, P. (2009). *Bearing Envelope Analysis Window Selection* (ver p. 30).
- Bediaga, I., Mendizabal, X., Arnaiz, A. e Muñoz, J. (2013). «Ball Bearing Damage Detection Using Traditional Signal Processing Algorithms». Em: *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine* (ver p. 29).
- Betea, B., Dobra, P., Gherman, M. C. e Tomesc, L. (2013). «Comparison between envelope detection methods for bearing defects diagnose». Em: vol. 2. IFAC Secretariat, pp. 137–142. ISBN: 9783902823328. DOI: [10.3182/20130522-3-RO-4035.00010](https://doi.org/10.3182/20130522-3-RO-4035.00010) (ver p. 30).
- Bolaers, F., Cousinard, O., Marconnet, P. e Rasolofondraibe, L. (2004). «Advanced detection of rolling bearing spalling from de-noising vibratory signals». Em: *Control Engineering Practice* 12 (2), pp. 181–190. ISSN: 09670661. DOI: [10.1016/S0967-0661\(03\)00048-0](https://doi.org/10.1016/S0967-0661(03)00048-0) (ver pp. 22, 23).
- Cachada, A., Barbosa, J. e Leitão, P. (2018). «Maintenance 4.0: Intelligent and Predictive Maintenance System Architecture». Em: IEEE. ISBN: 9781538671085 (ver p. 5).
- Cerna, M. e Harvey, A. (2000). «The Fundamentals of FFT-Based Signal Analysis and Measurement». Em: *National Instruments*. URL: www.ni.com (ver pp. 27, 28).
- Chandra, N. H. e Sekhar, A. S. (2016-05). «Fault detection in rotor bearing systems using time frequency techniques». Em: *Mechanical Systems and Signal Processing* 72-73, pp. 105–133. ISSN: 10961216. DOI: [10.1016/j.ymssp.2015.11.013](https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2015.11.013) (ver p. 30).
- Civera, M. e Surace, C. (2021-03). *A comparative analysis of signal decomposition techniques for structural health monitoring on an experimental benchmark*. DOI: [10.3390/s21051825](https://doi.org/10.3390/s21051825) (ver pp. 36, 37).

- Cockerill, A., Clarke, A., Pullin, R., Bradshaw, T., Cole, P. e Holford, K. M. (2016-11). «Termination of rolling element bearing condition via acoustic emission». Em: vol. 230. SAGE Publications Ltd, pp. 1377–1388. DOI: [10.1177/1350650116638612](https://doi.org/10.1177/1350650116638612) (ver p. 8).
- Cooley, J. W. e Tukey, J. W. (1965). «An Algorithm for the Machine Calculation of Complex Fourier Series». Em: *Mathematics of Computation* 19. URL: <https://www.ams.org/journal-terms-of-use> (ver p. 25).
- Costa, D. (2017). «Técnicas Avançadas de Análise de Vibração no âmbito do Controlo de Condição - Dissertação em Engenharia Mecânica». ISEL (ver pp. 4, 6, 25, 27).
- Crivelli, D., Hutt, S., Clarke, A., Borghesani, P., Peng, Z. e Randall, R. (2019). «Condition monitoring of rotating machinery with acoustic emission: A British Australian collaboration». Em: *Lecture Notes in Mechanical Engineering*, pp. 119–128. DOI: [10.1007/978-3-319-95711-1_12](https://doi.org/10.1007/978-3-319-95711-1_12) (ver p. 7).
- Cui, H., Guan, Y. e Chen, H. (2021). «Rolling Element Fault Diagnosis Based on VMD and Sensitivity MCKD». Em: *IEEE Access* 9, pp. 120297–120308. ISSN: 21693536. DOI: [10.1109/ACCESS.2021.3108972](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3108972) (ver p. 48).
- Cui, J., Yu, R., Zhao, D., Yang, J., Ge, W. e Zhou, X. (2019-08). «Intelligent load pattern modeling and denoising using improved variational mode decomposition for various calendar periods». Em: *Applied Energy* 247, pp. 480–491. ISSN: 03062619. DOI: [10.1016/j.apenergy.2019.03.163](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.03.163) (ver p. 40).
- Dragomiretskiy, K. e Zosso, D. (2014-02). «Variational mode decomposition». Em: *IEEE Transactions on Signal Processing* 62 (3), pp. 531–544. ISSN: 1053587X. DOI: [10.1109/TSP.2013.2288675](https://doi.org/10.1109/TSP.2013.2288675) (ver pp. 36, 37).
- Dron, J. P., Bolaers, F. e Rasolofondraibe, L. (2004-02). «Improvement of the sensitivity of the scalar indicators (crest factor, kurtosis) using a de-noising method by spectral subtraction: Application to the detection of defects in ball bearings». Em: *Journal of Sound and Vibration* 270 (1-2), pp. 61–73. ISSN: 0022460X. DOI: [10.1016/S0022-460X\(03\)00483-8](https://doi.org/10.1016/S0022-460X(03)00483-8) (ver p. 23).
- Du, Q. e Yang, S. (2007-08). «Application of the EMD method in the vibration analysis of ball bearings». Em: *Mechanical Systems and Signal Processing* 21 (6), pp. 2634–2644. ISSN: 08883270. DOI: [10.1016/j.ymsp.2007.01.006](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2007.01.006) (ver pp. 34, 36).
- Duan, F., Nze, I. e Mba, D. (2017). «Low speed bearing condition monitoring: A case study». Em: *Lecture Notes in Mechanical Engineering* 0 (9783319622736), pp. 39–48. ISSN: 21954364. DOI: [10.1007/978-3-319-62274-3_4](https://doi.org/10.1007/978-3-319-62274-3_4) (ver p. 6).
- Dyer, D. e Stewart, R. M. (1978). «Detection of Rolling Element Bearing Damage by Statistical Vibration Analysis». Em: *Journal of Mechanical Design* 100. URL: <http://www.asme.org/about-asme/terms-of-use> (ver p. 21).
- Eitzen, D. G. e Wadley, H. N. G. (1970). *Acoustic Emission: Establishing the Fundamentals*. DOI: [10.6028/jres.089.008](https://doi.org/10.6028/jres.089.008) (ver pp. 7, 8).
- Elforjani, M. e Mba, D. (2009-01). «Natural mechanical degradation measurements in slow speed bearings». Em: *Engineering Failure Analysis* 16 (1), pp. 521–532. DOI: [10.1016/j.engfailanal.2008.06.005](https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2008.06.005) (ver p. 8).

- (2011-12). «Condition monitoring of slow-speed shafts and bearings with Acoustic emission». Em: *Strain* 47 (SUPPL. 2), pp. 350–363. DOI: [10.1111/j.1475-1305.2010.00776.x](https://doi.org/10.1111/j.1475-1305.2010.00776.x) (ver pp. 8, 9).
- Feldman, M. (2006-08). «Time-varying vibration decomposition and analysis based on the Hilbert transform». Em: *Journal of Sound and Vibration* 295 (3-5), pp. 518–530. ISSN: 10958568. DOI: [10.1016/j.jsv.2005.12.058](https://doi.org/10.1016/j.jsv.2005.12.058) (ver p. 36).
- Feng, Z., Liang, M. e Chu, F. (2013-07). «Recent advances in time-frequency analysis methods for machinery fault diagnosis: A review with application examples». Em: *Mechanical Systems and Signal Processing* 38 (1), pp. 165–205. ISSN: 08883270. DOI: [10.1016/j.ymsp.2013.01.017](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2013.01.017) (ver pp. 31, 35).
- Feng, Z., Zhang, D. e Zuo, M. J. (2017-10). «Adaptive Mode Decomposition Methods and Their Applications in Signal Analysis for Machinery Fault Diagnosis: A Review with Examples». Em: *IEEE Access* 5, pp. 24301–24331. ISSN: 21693536. DOI: [10.1109/ACCESS.2017.2766232](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2766232) (ver p. 36).
- Figueiredo, J. P. (2018). «Otimização da manutenção e extensão de vida de rolamentos principais de aerogeradores de acoplamento direto - Dissertação em Engenharia Mecânica». Universidade do Porto (ver pp. 9, 10).
- Gai, J., Shen, J., Hu, Y. e Wang, H. (2020-10). «An integrated method based on hybrid grey wolf optimizer improved variational mode decomposition and deep neural network for fault diagnosis of rolling bearing». Em: *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation* 162. ISSN: 02632241. DOI: [10.1016/j.measurement.2020.107901](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.107901) (ver p. 36).
- Gao, R. e Yan, R. (2006). «Non-stationary signal processing for bearing health monitoring». Em: *International Journal of Manufacturing Research* 1 (1), pp. 18–40. ISSN: 17500605. DOI: [10.1504/IJMR.2006.010701](https://doi.org/10.1504/IJMR.2006.010701) (ver pp. 30, 31).
- Gao, R. e Li, Z. (2004-06). «"Micromachined Microsensors for Manufacturing"IEEE Instrumentation & Measurement Magazine». Em: *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*. DOI: [10.1109/MIM.2004.1304562](https://doi.org/10.1109/MIM.2004.1304562) (ver pp. 17, 18).
- Ghadimi, E., Teixeira, A., Shames, I. e Johansson, M. (2013-06). «Optimal parameter selection for the alternating direction method of multipliers (ADMM): quadratic problems». Em: *IEEE Transactions on Automatic Control* 60. DOI: [10.1109/TAC.2014.2354892](https://doi.org/10.1109/TAC.2014.2354892). URL: <http://arxiv.org/abs/1306.2454><http://dx.doi.org/10.1109/TAC.2014.2354892> (ver p. 38).
- Girdhar, P. (2004). *Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance*. Ed. por C. Scheffer. ISBN: 0 7506 6275 1 (ver pp. 15, 16, 24, 26, 27).
- Gonçalves, M. (2015). «Técnicas avançadas de processamento de sinal no diagnóstico de avarias em rolamentos de motores - Dissertação em Engenharia Mecânica». Universidade de Coimbra (ver p. 31).
- Gupta, P. e Pradhan, M. K. (2017). «Fault detection analysis in rolling element bearing: A review». Em: vol. 4, pp. 2085–2094. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2017.04.001>

- 17.02.054. URL: www.sciencedirect.comwww.materialstoday.com/proceedings (ver pp. 10, 11, 22, 24).
- He, Y., Zhang, X. e Friswell, M. I. (2009-12). «Defect diagnosis for rolling element bearings using acoustic emission». Em: *Journal of Vibration and Acoustics, Transactions of the ASME* 131 (6), pp. 0610121–06101210. DOI: [10.1115/1.4000480](https://doi.org/10.1115/1.4000480) (ver pp. 7, 8).
- He, Y., Li, M., Meng, Z., Chen, S., Huang, S., Hu, Y. e Zou, X. (2021-02). *An overview of acoustic emission inspection and monitoring technology in the key components of renewable energy systems*. DOI: [10.1016/j.ymsp.2020.107146](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2020.107146) (ver p. 7).
- Heng, R. B. W. e Nor, M. J. M. (1998). *Statistical Analysis of Sound and Vibration Signals for Monitoring Rolling Element Bearing Condition*, pp. 21–226 (ver pp. 20, 21).
- Higgins, L. R. e Wikoff, D. J. (2008). *MAINTENANCE ENGINEERING HANDBOOK R. Keith Mobley Editor in Chief*. Ed. por R. K. Mobley. Seventh Edition. McGraw-Hill. ISBN: 0071641017. DOI: [10.1036/0071546464](https://doi.org/10.1036/0071546464) (ver p. 6).
- Ho, D. e Randall, R. B. (2000). «Optimization of bearing diagnostic techniques using simulated and actual bearing fault signals». Em: *Mechanical Systems and Signal Processing* 14 (5), pp. 763–788. ISSN: 08883270. DOI: [10.1006/mssp.2000.1304](https://doi.org/10.1006/mssp.2000.1304) (ver p. 29).
- Hort, F., Mazal, P., Vlašić, F. e Vlastic, F. (2011). «Monitoring of acoustic emission signal of loaded axial bearings». Em: *Formerly part of Journal of Materials Science and Engineering* 1, pp. 717–724 (ver p. 1).
- Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. C., Snin, H. H., Zheng, Q., Yen, N. C., Tung, C. C. e Liu, H. H. (1998). «The empirical mode decomposition and the Hubert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis». Em: *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 454 (1971), pp. 903–995. ISSN: 13645021. DOI: [10.1098/rspa.1998.0193](https://doi.org/10.1098/rspa.1998.0193) (ver pp. 33, 34).
- Immovilli, F., Bellini, A., Rubini, R. e Tassoni, C. (2010-07). «Diagnosis of bearing faults in induction machines by vibration or current signals: A critical comparison». Em: *IEEE Transactions on Industry Applications* 46 (4), pp. 1350–1359. ISSN: 00939994. DOI: [10.1109/TIA.2010.2049623](https://doi.org/10.1109/TIA.2010.2049623) (ver p. 30).
- Jamaludin, N. e Mba, D. (2002a-09). «Monitoring extremely slow rolling element bearings: Part I». Em: *NDT and E International* 35 (6), pp. 349–358. DOI: [10.1016/S0963-8695\(02\)00005-1](https://doi.org/10.1016/S0963-8695(02)00005-1) (ver pp. 7, 8).
- (2002b-09). «Monitoring extremely slow rolling element bearings: Part II». Em: *NDT and E International* 35 (6), pp. 359–366. DOI: [10.1016/S0963-8695\(02\)00006-3](https://doi.org/10.1016/S0963-8695(02)00006-3) (ver p. 8).
- Jardine, A. K., Lin, D. e Banjevic, D. (2006-10). *A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance*. DOI: [10.1016/j.ymsp.2005.09.012](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2005.09.012) (ver p. 19).
- Jiang, F., Zhu, Z. e Li, W. (2018-07). «An improved VMD with empirical mode decomposition and its application in incipient fault detection of rolling bearing». Em: *IEEE Access* 6, pp. 44483–44493. ISSN: 21693536. DOI: [10.1109/ACCESS.2018.2851374](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2851374) (ver pp. 19, 30).

- Kankar, P. K., Sharma, S. C. e Harsha, S. P. (2011-12). «Rolling element bearing fault diagnosis using autocorrelation and continuous wavelet transform». Em: *JVC/Journal of Vibration and Control* 17 (14), pp. 2081–2094. ISSN: 17412986. DOI: [10.1177/1077546310395970](https://doi.org/10.1177/1077546310395970) (ver p. 30).
- Keshtan, M. N. e Khajavi, M. N. (2016-07). «Bearings Fault Diagnosis Using Vibrational Signal Analysis by EMD Method». Em: *Research in Nondestructive Evaluation* 27 (3), pp. 155–174. ISSN: 14322110. DOI: [10.1080/09349847.2015.1103921](https://doi.org/10.1080/09349847.2015.1103921) (ver p. 34).
- Kijewski-Correa, T. e Kareem, A. (2007). «Performance of Wavelet Transform and Empirical Mode Decomposition in Extracting Signals Embedded in Noise». Em: *Journal of Engineering Mechanics*. DOI: [10.1061/ASCE0733-93992007133:7849](https://doi.org/10.1061/ASCE0733-93992007133:7849) (ver p. 36).
- Kim, J. Y. e Kim, J. M. (2020-03). «Bearing fault diagnosis using grad-CAM and acoustic emission signals». Em: *Applied Sciences (Switzerland)* 10 (6). DOI: [10.3390/app10062050](https://doi.org/10.3390/app10062050) (ver p. 13).
- Kim, Tan, A. C. C., Mathew, J. e Yang, B.-S. (2006). «Condition Monitoring of Low Speed Bearings: A Comparative Study of the Ultrasound Technique Versus Vibration Measurements». Em: *Australian Journal of Mechanical Engineering*. DOI: [10.1007/978-1-84628-814-2_21](https://doi.org/10.1007/978-1-84628-814-2_21) (ver pp. 5, 23).
- Kreidl, M., Smid, R., Docekal, A. e Riha, L. (2008). «Wiener Filter Estimation Methods for Rolling Bearing Vibration Analysis». Em: URL: <https://www.researchgate.net/publication/200706554> (ver p. 36).
- Lampreia, S. (2013). «Manutenção Baseada no Estado de Condição. Uma Abordagem Utilizando Cartas de Controlo Modificadas"2013 - Dissertação para obtenção do Grau de Doutor em Engenharia Industrial». FCT/UNL (ver p. 15).
- Leite, V. C., Silva, J. G. B. D., Veloso, G. F. C., Silva, L. E. B. D., Lambert-Torres, G., Bonaldi, E. L. e Oliveira, L. E. D. L. D. (2015). «Detection of localized bearing faults in induction machines by spectral kurtosis and envelope analysis of stator current». Em: *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 62 (3), pp. 1855–1865. ISSN: 02780046. DOI: [10.1109/TIE.2014.2345330](https://doi.org/10.1109/TIE.2014.2345330) (ver p. 29).
- Li, H., Liu, T., Wu, X. e Chen, Q. (2020a-09). «Enhanced Frequency Band Entropy Method for Fault Feature Extraction of Rolling Element Bearings». Em: *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 16 (9), pp. 5780–5791. ISSN: 19410050. DOI: [10.1109/TII.2019.2957936](https://doi.org/10.1109/TII.2019.2957936) (ver p. 33).
- Li, J., Yao, X., Wang, H. e Zhang, J. (2019-07). «Periodic impulses extraction based on improved adaptive VMD and sparse code shrinkage denoising and its application in rotating machinery fault diagnosis». Em: *Mechanical Systems and Signal Processing* 126, pp. 568–589. ISSN: 10961216. DOI: [10.1016/j.ymsp.2019.02.056](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2019.02.056) (ver p. 39).
- Li, Liu, T., Wu, X. e Chen, Q. (2019-03). «Research on bearing fault feature extraction based on singular value decomposition and optimized frequency band entropy». Em: *Mechanical Systems and Signal Processing* 118, pp. 477–502. ISSN: 10961216. DOI: [10.1016/j.ymsp.2018.08.056](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2018.08.056) (ver p. 32).

- Li, Liu, T., Wu, X. e Chen, Q. (2020b-12). «An optimized VMD method and its applications in bearing fault diagnosis». Em: *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation* 166. ISSN: 02632241. DOI: [10.1016/j.measurement.2020.108185](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.108185) (ver pp. 40–42, 46, 50, 57, 86).
- Li, Y., Li, Y., Chen, X. e Yu, J. (2018-01). «Research on ship-radiated noise denoising using secondary variational mode decomposition and correlation coefficient». Em: *Sensors (Switzerland)* 18 (1). ISSN: 14248220. DOI: [10.3390/s18010048](https://doi.org/10.3390/s18010048) (ver p. 40).
- Li, Z., Chen, J., Zi, Y. e He, S. (2018-08). «A sensor-dependent vibration data driven fault identification method via autonomous variational mode decomposition for transmission system of shipborne antenna». Em: *Sensors and Actuators, A: Physical* 279, pp. 376–389. ISSN: 09244247. DOI: [10.1016/j.sna.2018.06.042](https://doi.org/10.1016/j.sna.2018.06.042) (ver p. 40).
- Liang, T., Lu, H. e Sun, H. (2021-05). «Application of parameter optimized variational mode decomposition method in fault feature extraction of rolling bearing». Em: *Entropy* 23 (5). ISSN: 10994300. DOI: [10.3390/e23050520](https://doi.org/10.3390/e23050520) (ver p. 39).
- Liu, H., Huang, M. e Janghorban, I. (2011). «Faulty sensor detection, identification and reconstruction of indoor air quality measurements in a subway station». Em: URL: <https://www.researchgate.net/publication/254012802> (ver p. 19).
- Liu, T., Chen, J., Dong, G., Xiao, W. e Zhou, X. (2013-01). «The fault detection and diagnosis in rolling element bearings using frequency band entropy». Em: *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science* 227 (1), pp. 87–99. ISSN: 09544062. DOI: [10.1177/0954406212441886](https://doi.org/10.1177/0954406212441886) (ver pp. 32, 33).
- Lourenço, J. M. (2021). *The NOVAthesis L^AT_EX Template User's Manual*. NOVA University Lisbon. URL: <https://github.com/joaomlourenco/novathesis/raw/master/template.pdf> (ver p. ii).
- Maintenance - Maintenance terminology - BS EN 13306:2010* (2010). ISBN: 9780580641848 (ver p. 5).
- Mais, J. (2002). *Spectrum Analysis - The key features of analyzing spectra* (ver p. 67).
- Martin, H. R. e Honarvar, F. (1995). *Application of Statistical Moments to Bearing Failure Detection*, pp. 61–71 (ver p. 23).
- Mauricio, A., Qi, J., Smith, W. A., Sarazin, M., Randall, R. B., Janssens, K. e Gryllias, K. (2020-06). «Bearing diagnostics under strong electromagnetic interference based on Integrated Spectral Coherence». Em: *Mechanical Systems and Signal Processing* 140. ISSN: 10961216. DOI: [10.1016/j.ymsp.2020.106673](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2020.106673) (ver p. 29).
- Mba, D. (2008-04). *The use of acoustic emission for estimation of bearing defect size*. DOI: [10.1007/s11668-008-9119-8](https://doi.org/10.1007/s11668-008-9119-8) (ver p. 8).
- Mendes, S. (2008). «Transformada de Wavelet aplicada a protecções digitais - Dissertação de Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores». FEUP (ver p. 32).
- Miao, Q., Cong, L. e Pecht, M. (2011). «Identification of multiple characteristic components with high accuracy and resolution using the zoom interpolated discrete Fourier transform». Em: *Measurement Science and Technology* 22 (5). ISSN: 13616501. DOI: [10.1088/0957-0233/22/5/055701](https://doi.org/10.1088/0957-0233/22/5/055701) (ver p. 25).

- Neto, Í. M. (2016-11). «Diagnóstico de Falhas Via Internet de Processos Industriais Controlados Com Autómatos Programáveis - Dissertação de Mestrado em Engenharia Mecânica». ISEL (ver pp. 20, 21, 27).
- Pachaud, C., Salvetat, R. e Fray, C. (1997). «CREST FACTOR AND KURTOSIS CONTRIBUTIONS TO IDENTIFY DEFECTS INDUCING PERIODICAL IMPULSIVE FORCES». Em: *Mechanical Systems and Signal Processing* 11 (6), pp. 903–916 (ver p. 23).
- Pereira, J. (2017). «Acoplamento de Estruturas com base em Funções de Resposta em Frequência - Dissertação de Mestrado em Engenharia Mecânica». FCT/UNL (ver p. 53).
- Pinto, R. (2009). «Novas Abordagens ao Estudo de Sinais Biomédicos: Análise Tempo-Frequência e Transformada de Hilbert-Huang - Tese de Doutoramento em Engenharia Biomédica». Universidade de Lisboa (ver p. 36).
- Purushotham, V., Narayanan, S. e Prasad, S. A. (2005-12). «Multi-fault diagnosis of rolling bearing elements using wavelet analysis and hidden Markov model based fault recognition». Em: *NDT and E International* 38 (8), pp. 654–664. ISSN: 09638695. DOI: [10.1016/j.ndteint.2005.04.003](https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2005.04.003) (ver p. 28).
- Qin, W.-L., Zhang, W.-J. e Lu, C. (2016). «Rolling Bearing Fault Diagnosis: A Data-Based Method Using EEMD, Information Entropy and One-Versus-One SVM». Em: IEEE. ISBN: 9781467384148 (ver p. 32).
- Rai, V. K. e Mohanty, A. R. (2007-08). «Bearing fault diagnosis using FFT of intrinsic mode functions in Hilbert-Huang transform». Em: *Mechanical Systems and Signal Processing* 21 (6), pp. 2607–2615. ISSN: 08883270. DOI: [10.1016/j.ymsp.2006.12.004](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2006.12.004) (ver p. 29).
- Rato, R. T., Ortigueira, M. D. e Batista, A. G. (2008a-08). «On the HHT, its problems, and some solutions». Em: *Mechanical Systems and Signal Processing* 22 (6), pp. 1374–1394. ISSN: 08883270. DOI: [10.1016/j.ymsp.2007.11.028](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2007.11.028) (ver pp. 34, 36).
- Rato, R. T., Ortigueira, M. D. e Batista, A. G. (2008b). «THE EMD AND ITS USE TO IDENTIFY SYSTEM MODES». Em: (ver p. 34).
- Rilling, G. e Flandrin, P. (2006). «ON THE INFLUENCE OF SAMPLING ON THE EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION». Em: ISBN: 142440469X (ver p. 36).
- Roden, B., Lusher, D., Spurling, T. H., Simpson, G. W., Klein, T., Brailly, J. e Hogan, B. (2022-05). «Avoiding GIGO: Learnings from data collection in innovation research». Em: *Social Networks* 69, pp. 3–13. ISSN: 03788733. DOI: [10.1016/j.socnet.2020.04.005](https://doi.org/10.1016/j.socnet.2020.04.005) (ver p. 18).
- Roque, A. e Silva, T. (2007). «Detecção de defeitos em rolamentos-Uma aproximação didáctica». Em: IEEE Education Society (ver pp. 11, 21, 51, 79).
- (2021). «Análise de Vibrações em Rolamentos de Agulhas». Em: *16º Congresso Nacional de Manutenção, APMI* (ver pp. 7, 28).
- Sánchez, J., Rato, R., Ortigueira, M. e Trujillo, J. (2016). «An Improved Empirical Mode Decomposition for Long Signals». Em: *SIGNAL*. DOI: [10.13140/RG.2.1.2966.6800](https://doi.org/10.13140/RG.2.1.2966.6800). URL: <https://www.researchgate.net/publication/304782737> (ver p. 35).

- Sequeira, C. D. (2012). «"A análise de vibrações como ferramenta para a melhoria da manutenção em aerogeradores"2012 - Dissertação para obtenção do Grau de Doutor em Engenharia Mecânica». FCT/UNL (ver pp. 13, 21).
- Sevgi, L. (2007). *Numerical fourier transforms: DFT and FFT*. DOI: [10.1109/MAP.2007.4293982](https://doi.org/10.1109/MAP.2007.4293982) (ver p. 25).
- Shreve, D. H. (1995). *SIGNAL PROCESSING FOR EFFECTIVE VIBRATION ANALYSIS* (ver pp. 20, 25, 27, 28).
- Sibumbe, M. (2017). «"Desenvolvimento de um sistema de monitorização de vibrações em equipamentos rotativo"2017 - Dissertação em Engenharia Mecânica». FCT/UNL (ver pp. 24, 27).
- Silva, B. G. e (2021). «"Contributo para o diagnóstico eficiente de anomalias em rolamentos"2021 (Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Mecânica, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa)». FCT/UNL (ver pp. 1, 3, 4, 14, 22, 29, 31, 41, 42, 44, 50, 51, 57, 61, 86).
- Silveira, A. (2015). «"Análise por Ultra-sons no Controlo de Condição Orientadores"2015 - Dissertação em Engenharia Mecânica». ISEL (ver pp. 9, 15–17).
- Smith, W. A. e Randall, R. B. (2015-12). *Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study*. DOI: [10.1016/j.ymsp.2015.04.021](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2015.04.021) (ver p. 67).
- Swanson, L. (2001). «Linking maintenance strategies to performance». Em: *IRD Mechanical Analysis* 70, pp. 237–244. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(00\)00067-0](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(00)00067-0) (ver pp. 4, 5).
- Tandon, N. e Choudhury, A. (1999). *A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings*, pp. 469–480. URL: www.elsevier.com/locate/triboint (ver p. 19).
- Tandon, N., Yadava, G. e Ramakrishna, K. (2007-01). «A comparison of some condition monitoring techniques for the detection of defect in induction motor ball bearings». Em: *Mechanical Systems and Signal Processing* 21 (1), pp. 244–256. DOI: [10.1016/j.ymsp.2005.08.005](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2005.08.005) (ver pp. 6, 10, 20).
- Tang, G., Huang, Y. e Wang, Y. (2021-02). «Fractional frequency band entropy for bearing fault diagnosis under varying speed conditions». Em: *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation* 171. ISSN: 02632241. DOI: [10.1016/j.measurement.2020.108777](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.108777) (ver p. 32).
- Tao, B., Zhu, L., Ding, H. e Xiong, Y. (2007-05). «An alternative time-domain index for condition monitoring of rolling element bearings-A comparison study». Em: *Reliability Engineering and System Safety* 92 (5), pp. 660–670. ISSN: 09518320. DOI: [10.1016/j.res.2006.03.005](https://doi.org/10.1016/j.res.2006.03.005) (ver p. 23).
- El-Thalji, I. e Jantunen, E. (2015-08). «A summary of fault modelling and predictive health monitoring of rolling element bearings». Em: *Mechanical Systems and Signal Processing* 60, pp. 252–272. DOI: [10.1016/j.ymsp.2015.02.008](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2015.02.008) (ver pp. 7, 22, 28).

- Tian, J., Wang, S. G., Zhou, J., Ai, Y. T., Zhang, Y. W. e Fei, C. W. (2021). «Fault Diagnosis of Intershaft Bearing Using Variational Mode Decomposition with TAGA Optimization». Em: *Shock and Vibration* 2021. ISSN: 10709622. DOI: [10.1155/2021/8828317](https://doi.org/10.1155/2021/8828317) (ver pp. 39, 48).
- Tra, V., Kim, J., Khan, S. A. e Kim, J.-M. (2017-07). «Incipient fault diagnosis in bearings under variable speed conditions using multiresolution analysis and a weighted committee machine». Em: *The Journal of the Acoustical Society of America* 142 (1), EL35–EL41. ISSN: 0001-4966. DOI: [10.1121/1.4991329](https://doi.org/10.1121/1.4991329) (ver p. 8).
- Tyagi, S. (2003). «Wavelet Analysis And Envelope Detection For Rolling Element Bearing Fault Diagnosis-A Comparative Study». Em: (ver p. 29).
- Tyagi, S. e Panigrahi, S. K. (2017-03). «A DWT and SVM based method for rolling element bearing fault diagnosis and its comparison with Artificial Neural Networks». Em: *Journal of Applied and Computational Mechanics* 3 (1), pp. 80–91. ISSN: 23834536. DOI: [10.22055/jacm.2017.21576.1108](https://doi.org/10.22055/jacm.2017.21576.1108) (ver p. 22).
- University, C. W. R. (2022). «Bearing Data Center». Em: URL: <https://engineering.case.edu/bearingdatacenter> (ver p. 42).
- Wan, S., Zhang, X. e Dou, L. (2018-11). «Compound fault diagnosis of bearings using improved fast spectral kurtosis with VMD». Em: *Journal of Mechanical Science and Technology* 32 (11), pp. 5189–5199. ISSN: 1738494X. DOI: [10.1007/s12206-018-1017-8](https://doi.org/10.1007/s12206-018-1017-8) (ver p. 39).
- Wang, G., Chen, X. Y., Qiao, F. L., Wu, Z. e Huang, N. E. (2010-07). «On intrinsic mode function». Em: *Advances in Adaptive Data Analysis* 2 (3), pp. 277–293. ISSN: 17935369. DOI: [10.1142/S1793536910000549](https://doi.org/10.1142/S1793536910000549) (ver p. 37).
- Wang, H. e Du, W. (2021-01). «Feature extraction of latent fault components of rolling bearing based on self-learned sparse atomics and frequency band entropy». Em: *JVC/Journal of Vibration and Control* 27 (1-2), pp. 208–219. ISSN: 17412986. DOI: [10.1177/1077546320925665](https://doi.org/10.1177/1077546320925665) (ver p. 33).
- Wang, L., Liu, Y., Li, T., Xie, X. e Chang, C. (2020). «Short-term PV power prediction based on optimized VMD and LSTM». Em: *IEEE Access* 8, pp. 165849–165862. ISSN: 21693536. DOI: [10.1109/ACCESS.2020.3022246](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3022246) (ver p. 40).
- Węglarczyk, S. (2018). «Kernel density estimation and its application». Em: *ITM Web of Conferences* 23, p. 00037. DOI: [10.1051/itmconf/20182300037](https://doi.org/10.1051/itmconf/20182300037) (ver p. 84).
- Wu, S., Feng, F., Zhu, J., Wu, C. e Zhang, G. (2020). «A Method for Determining Intrinsic Mode Function Number in Variational Mode Decomposition and Its Application to Bearing Vibration Signal Processing». Em: *Shock and Vibration* 2020. ISSN: 10709622. DOI: [10.1155/2020/8304903](https://doi.org/10.1155/2020/8304903) (ver p. 40).
- Xiao, D., Ding, J., Li, X. e Huang, L. (2019-12). «Gear fault diagnosis based on kurtosis criterion VMD and SOM neural network». Em: *Applied Sciences (Switzerland)* 9 (24). ISSN: 20763417. DOI: [10.3390/app9245424](https://doi.org/10.3390/app9245424) (ver p. 40).
- Xu, R. e Kwan, C. (2003). *ROBUST ISOLATION OF SENSOR FAILURES*, pp. 12–23 (ver p. 18).

- Yang, H., Zhao, K. e Li, G. (2019-03). «A new ship-radiated noise feature extraction technique based on variational mode decomposition and fluctuation-based dispersion entropy». Em: *Entropy* 21 (3). ISSN: 10994300. DOI: [10.3390/e21030235](https://doi.org/10.3390/e21030235) (ver p. 37).
- Yun, X. e Jian, R. (2020-08). «Features Method for Selecting VMD Parameters based on Spectrum without Modal Overlap». Em: vol. 1605. Institute of Physics Publishing. DOI: [10.1088/1742-6596/1605/1/012002](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1605/1/012002) (ver p. 40).
- Zhang, J., Feng, F., Marti-Puig, P., Caiafa, C. F., Sun, Z., Duan, F. e Solé-Casals, J. (2021-06). «Serial-EMD: Fast Empirical Mode Decomposition Method for Multi-dimensional Signals Based on Serialization». Em: *Information Sciences*. URL: <http://arxiv.org/abs/2106.15319> (ver p. 34).
- Zhang, M., Jiang, Z. e Feng, K. (2017-09). «Research on variational mode decomposition in rolling bearings fault diagnosis of the multistage centrifugal pump». Em: *Mechanical Systems and Signal Processing* 93, pp. 460–493. ISSN: 10961216. DOI: [10.1016/j.ymsp.2017.02.013](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2017.02.013) (ver p. 50).
- Zhang, X., Miao, Q., Zhang, H. e Wang, L. (2018-08). «A parameter-adaptive VMD method based on grasshopper optimization algorithm to analyze vibration signals from rotating machinery». Em: *Mechanical Systems and Signal Processing* 108, pp. 58–72. ISSN: 10961216. DOI: [10.1016/j.ymsp.2017.11.029](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2017.11.029) (ver p. 39).
- Zhao, H. e Li, L. (2017-03). «Fault diagnosis of wind turbine bearing based on variational mode decomposition and Teager energy operator». Em: *IET Renewable Power Generation* 11 (4), pp. 453–460. ISSN: 17521424. DOI: [10.1049/iet-rpg.2016.0070](https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2016.0070) (ver p. 40).
- Zheng, X., Zhou, G., Wang, J., Ren, H. e Li, D. (2016-08). «Variational mode decomposition applied to offshore wind turbine rolling bearing fault diagnosis». Em: vol. 2016-August. IEEE Computer Society, pp. 6673–6677. ISBN: 9789881563910. DOI: [10.1109/ChiCC.2016.7554407](https://doi.org/10.1109/ChiCC.2016.7554407) (ver p. 40).
- Zhou, J., Qin, Y., Kou, L., Yuwono, M. e Su, S. (2015). «Fault detection of rolling bearing based on FFT and». Em: *Bulletin of the JSME Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing* 9 (5). DOI: [10.1299/jamdsm.2015jamdsm00](https://doi.org/10.1299/jamdsm.2015jamdsm00) (ver p. 25).

Apêndice 1 - Gráficos *FBE* de um Sinal do Rolamento com Defeito na Pista Externa

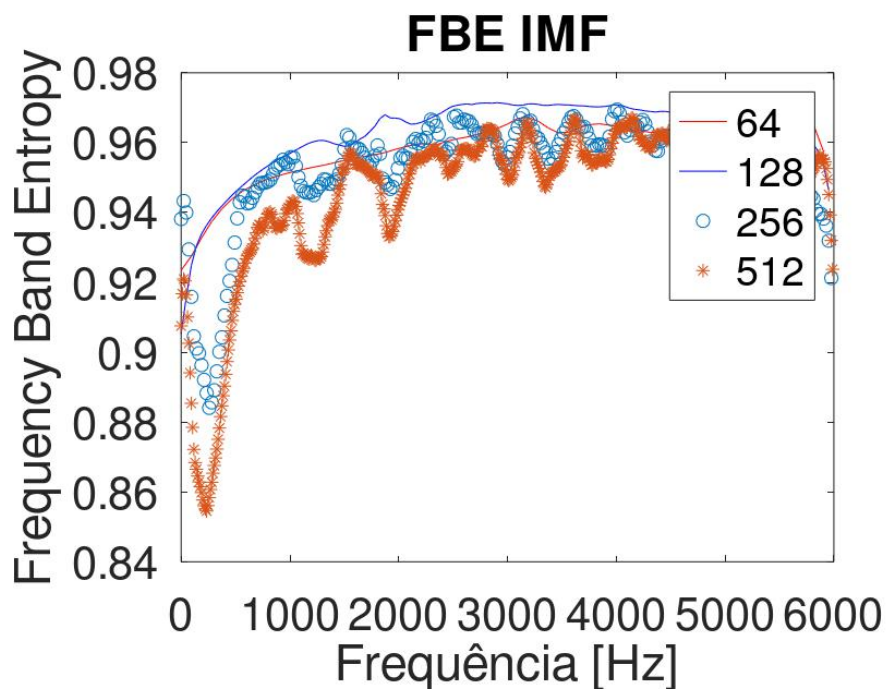


Figura A.1: Gráfico *FBE* do Primeiro IMF.

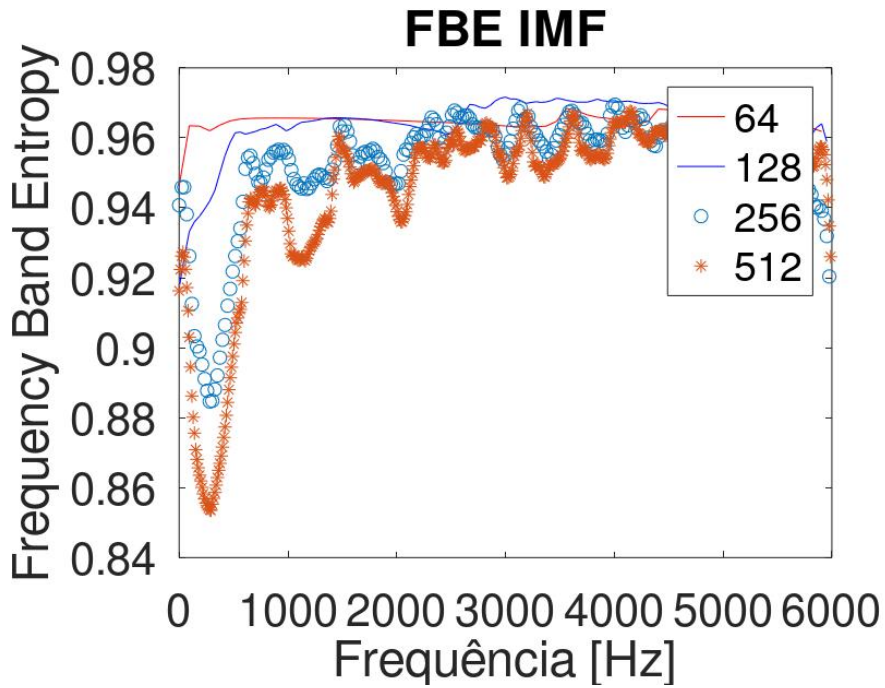


Figura A.2: Gráfico *FBE* do Terceiro IMF.

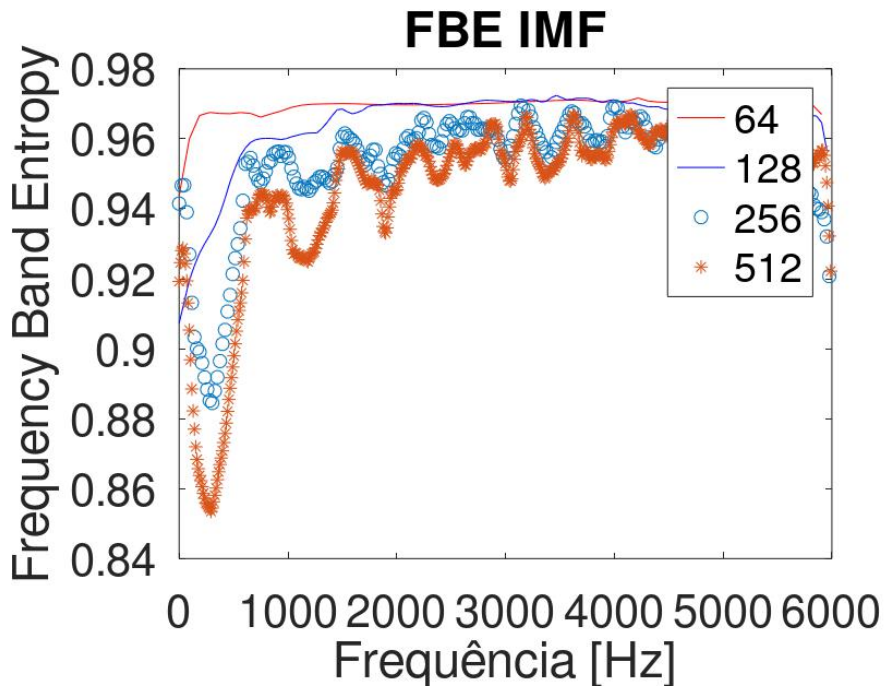


Figura A.3: Gráfico *FBE* do Quarto IMF.

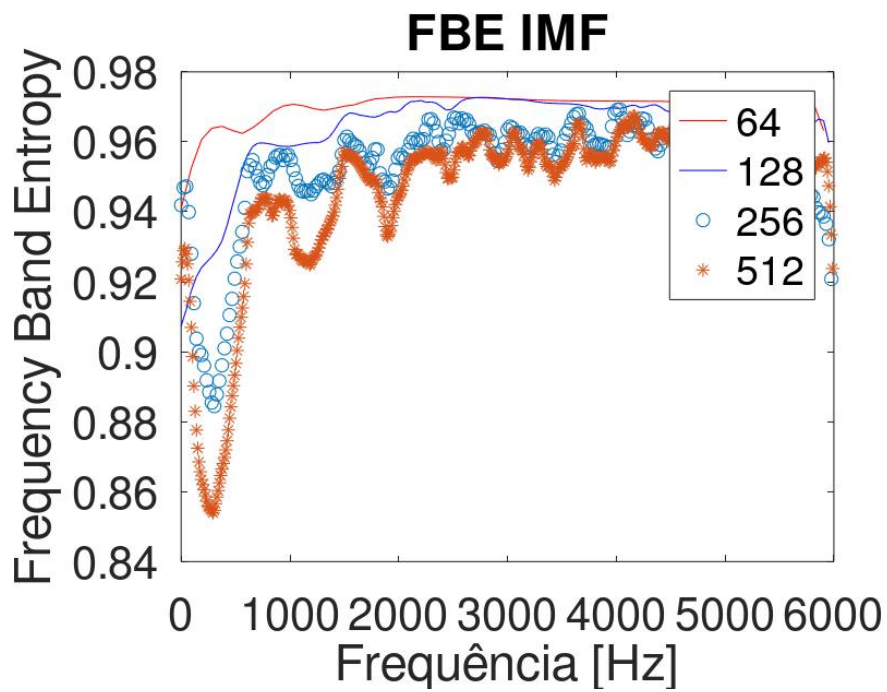


Figura A.4: Gráfico *FBE* do Quinto IMF.

Apêndice 2 - Análise Espectral de Modos Intrínsecos Relevantes para Diagnóstico

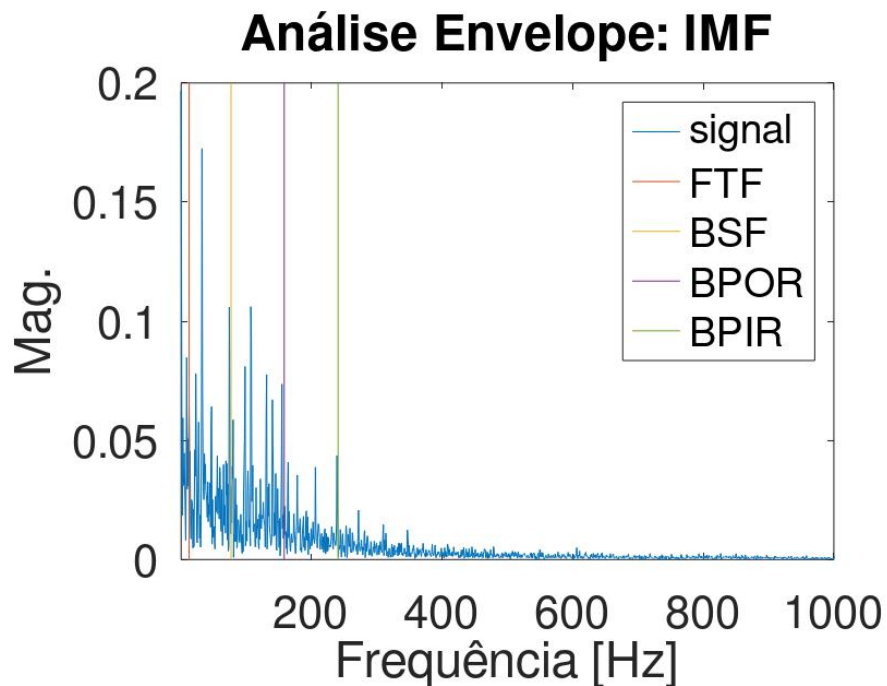


Figura B.1: Análise Espectral do Terceiro Modo Intrínseco de um Sinal Recolhido de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 2000 RPM.

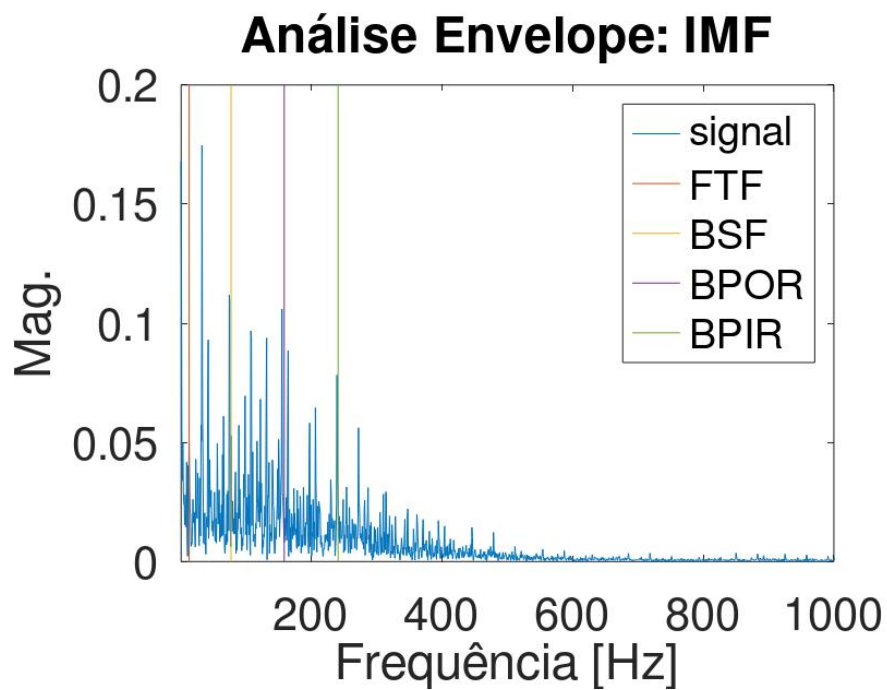


Figura B.2: Análise Espectral do Quarto Modo Intrínseco de um Sinal Recolhido de um Rolamento Com Defeito nos Corpos Rolantes e na Pista Interna a 2000 RPM.



FROM SCIENTIFIC JOURNALS TO FASHION DESIGN

NOVA SCHOOL OF MANAGEMENT



NOVA SCHOOL OF MANAGEMENT