

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA**

**Estatística de Ordem Superior e Cicloestacionariedade no
Diagnóstico Preditivo de Máquinas Elétricas**

Valéria Cristina Maria Nascimento Leite

Itajubá, Março de 2016

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA**

Valéria Cristina Maria Nascimento Leite

**Estatística de Ordem Superior e Cicloestacionariedade no
Diagnóstico Preditivo de Máquinas Elétricas**

**Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica como parte dos requisitos para
obtenção do Título de Doutor em Ciências em
Engenharia Elétrica**

**Área de Concentração: Automação e Sistemas
Elétricos Industriais**

Orientador: Prof. Dr. Luiz Eduardo Borges da Silva

Coorientador: Prof. Dr. Giscard F. Cintra Veloso

**Março de 2016
Itajubá**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA**

Valéria Cristina Maria Nascimento Leite

**Estatística de Ordem Superior e Cicloestacionariedade no
Diagnóstico Preditivo de Máquinas Elétricas**

Tese aprovada por banca examinadora em 04 de março de 2016, conferindo ao autor o título de ***Doutor em Ciências em Engenharia Elétrica.***

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Luiz Eduardo Borges da Silva (Orientador)

Prof. Dr. Giscard F. Cintra Veloso (Coorientador)

Prof. Dr. Rondineli Rodrigues Pereira

Prof. Dr. Maurílio Pereira Coutinho

Prof. Dr. Germano Lambert Torres

Dr. Erik Leandro Bonaldi

Itajubá

2016

Dedico este trabalho a todos que contribuem para
o desenvolvimento científico e
tecnológico do País.

AGRADECIMENTOS

A Deus, - toda honra e toda glória.

Aos meus orientadores, Dr. Luiz Eduardo Borges da Silva e Dr. Giscard F. Veloso, pela confiança, generosidade e, principalmente, pelo respeito e amizade ao longo desses anos.

Ao Professor Dr. Germano Lambert-Torres, pelo apoio durante este trabalho.

Aos Professores R. B. Randall, N. Sawalhi, J. Antoni e J-L Dion por disponibilizarem o código de seus algoritmos para o cálculo da curtose espectral.

Aos professores, amigos e funcionários da UNIFEI sempre estiveram ao meu lado ao longo dessa caminhada.

Ao Instituto de Aeronáutica e Espaço (IAE) e a Divisão de Eletrônica (AEL) pela oportunidade, pela confiança e pelo auxílio, sem os quais não seria possível a realização deste trabalho.

Aos amigos PS Soluções, em especial ao Dr. Jonas Borges da Silva, pelo apoio, respeito e amizade.

Ao meu querido Manoel e a minha família pelo carinho e apoio incondicionais. Agradeço de todo coração pela paciência.

A todos os amigos que acompanharam minha caminhada, alegrias e dificuldades e que me apoiaram na elaboração deste trabalho.

*“Todo o conhecimento humano começou com intuições,
passou daí aos conceitos e terminou com ideias”.*

(Immanuel Kant)

RESUMO

Rolamentos são elementos de máquinas amplamente utilizados em aplicações aeroespaciais e industriais para apoiar o eixo de rotação, reduzindo o atrito mecânico e o aquecimento. Esses componentes estão sujeitos a vários tipos de falhas que podem ser classificadas em: falhas em um único ponto ou localizadas e falhas distribuídas. Uma maneira comum de detectar avarias localizadas nos rolamentos é através da análise e identificação das chamadas frequências características do rolamento. Neste trabalho, a análise do espectro do envelope quadrático baseado em curtose espectral será utilizada para identificar essas frequências. A fim de avaliar o desempenho da metodologia aplicada, testes experimentais foram realizados considerando rolamentos com falhas localizadas na pista externa.

Neste contexto, este trabalho explora o conceito de manutenção baseada na condição (CBM) ou manutenção preditiva através do monitoramento e processamento dos sinais de vibração e corrente elétrica, gerados por um motor de indução trifásico, no qual os rolamentos em estudo foram instalados. O processamento desses sinais, baseado em estatísticas de ordem superior e na análise espectral do envelope quadrático, tem por objetivo detectar a falha, indicar sua localização e sua severidade. Dessa forma, o trabalho introduz uma nova abordagem para detecção de falhas em rolamentos com desempenho superior às técnicas tradicionais. O trabalho emprega ainda diferentes algoritmos para o cálculo da curtose espectral. Por fim, seguindo essa linha de estudo, são apresentadas propostas de trabalhos futuros incluindo a utilização da curtose espectral para o monitoramento da condição de transformadores de potência, através da estimativa de umidade no óleo isolante.

Palavras chave: rolamentos, detecção de falhas, curtose espectral, análise de envelope quadrático, análise espectral, análise de sinais não estacionários.

ABSTRACT

Rolling element bearings are machinery elements widely used in aerospace and industrial applications to support rotating shafts, reducing mechanical friction and heating. On the other hand, these components are subject to several kinds of faults, which can be divided into single-point or localized and distributed faults. A common way to detect the bearing localized ball or raceway faults is by identifying and analyzing the called characteristic bearing frequencies. In this work, squared envelope spectrum analysis based on spectral kurtosis is used to identify these frequencies. In order to evaluate the performance of the applied methodology, experimental tests are performed considering bearings with outer raceway faults.

In this context, this work explores the concept of Condition Based Maintenance (CBM) by monitoring and processing vibration and electrical current signals produced by an induction motor in which bearings under study are installed. Signal processing, based on higher-order statistics and squared envelope spectral analysis, aims to detect the bearing fault, and to indicate its location and severity. In this way, this study introduces a new approach for bearing fault detection with better performance in comparison to traditional techniques. The work also employs different algorithms to calculate the spectral kurtosis. Finally, proposals are made for future work including the use of spectral kurtosis for power transformers condition monitoring based on estimation moisture in the insulating oil.

Keywords: ball bearings, fault detection, spectral kurtosis, squared envelope analysis, spectral analysis, vibration signal analysis, electrical current signal analysis.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2-1 – Sinal resultante na engrenagem de uma falha distribuída na pista interna de um rolamento.....	31
Figura 2-2 – Evolução da fadiga iniciada na subsuperfície e iniciada na superfície.....	32
Figura 2-3 – Efeito de falhas no rolamento.....	36
Figura 2-4 – Sinais de vibração e envelopes gerados por falhas localizadas no rolamento.....	39
Figura 2-5 – Ruído branco modulado em amplitude: (a) sinal no domínio do tempo (b) função de autocorrelação bidimensional.....	54
Figura 2-6 – Correlação espectral para ruído branco modulado em amplitude.....	55
Figura 2-7 – Amplitude da correlação espectral para falha localizada na pista interna.....	57
Figura 2-8 – Correlação espectral para falha distribuída na pista interna de um rolamento.....	58
Figura 2-9 – Relação entre correlação espectral cíclica e amplitude do envelope quadrático.....	60
Figura 2-10 – Comparação entre a integral da correlação espectral cíclica (a) e o envelope quadrático (b) para uma falha localizada na pista interna.....	61
Figura 2-11 – Análise de envelope utilizando transformada de Hilbert.....	63
Figura 3-1- Diagrama em blocos da metodologia empregada.....	71
Figura 3-2- Representação do modelo AR baseado em filtragem.....	75
Figura 3-3- Representação gráfica: a) sinal simulando uma falha; b) STFT c) SK.....	78
Figura 3-4- Banco de filtros FIR de 8 coeficientes.....	82
Figura 3-5 – Esquema de decomposição utilizada pelo <i>Fast Kurtogram</i>	83
Figura 3-6 – Fluxograma do algoritmo <i>Fast Kurtogram</i>	84
Figura 3-7 – Fluxograma do algoritmo <i>Wavelet Kurtogram</i>	92
Figura 4-1 – Diagrama em blocos da configuração do ensaio.....	97
Figura 4-2 – Rolamentos utilizados (da esq. para dir.): normal, falha #1 e falha #2.....	98

Figura 4-3 – <i>Fast Kurtogram</i> da corrente do estator para o rolamento normal.....	100
Figura 4-4 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento normal.....	100
Figura 4-5 – Comparação da densidade espectral da corrente estátorica para os rolamentos normal e danificado (falha # 1)	101
Figura 4-6 – <i>Fast Kurtogram</i> da corrente do estator para o rolamento com falha #1	102
Figura 4-7 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento com falha#1, sendo que as setas indicam a f_0	102
Figura 4-8 – Comparação da densidade espectral (PSD) da corrente estátorica para os rolamentos normal e danificado (falha # 2).....	103
Figura 4-9 – <i>Fast Kurtogram</i> da corrente do estator para o rolamento com falha #2.....	104
Figura 4-10 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento com falha #2	105
Figura 4-11 – <i>Wavelet Kurtogram</i> da corrente do estator para o rolamento normal	106
Figura 4-12 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento normal.....	106
Figura 4-13 – <i>Wavelet Kurtogram</i> da corrente do estator para o rolamento falha #1.....	107
Figura 4-14 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento falha #1	107
Figura 4-15 – <i>Wavelet Kurtogram</i> da corrente do estator para o rolamento falha #2.....	108
Figura 4-16 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento falha #2.	108
Figura 4-17 – <i>Fast Kurtogram</i> do sinal de vibração para o rolamento falha #1.	109
Figura 4-18 – Espectro do envelope quadrático do sinal de vibração para o rolamento falha #1	110
Figura 4-19 – <i>Fast Kurtogram</i> do sinal de vibração para o rolamento falha #2.	110
Figura 4-20 – Espectro do envelope quadrático do sinal de vibração para o rolamento falha #2	111
Figura 4-21 – Espectro do envelope quadrático do sinal de vibração para o rolamento falha #2 usando <i>Wavelet Kurtogram</i>	111

Figura 4-22 – Configuração do segundo experimento	114
Figura 4-23 – <i>Fast kurtogram</i> da corrente do estator o segundo experimento.....	115
Figura 4-24 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento normal.....	115
Figura 4-25 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento com orifício de $\phi 1,0\text{ mm}$	116
Figura 4-26 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento com orifício de $\phi 1,5\text{ mm}$	116
Figura 4-27 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento com orifício de $\phi 2,0\text{ mm}$	117
Figura 4-28 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento com orifício de $\phi 2,3\text{ mm}$	117
Figura 4-29 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento com orifício de $\phi 3,0\text{ mm}$	118

LISTA DE TABELAS

Tabela 2-1 – Técnicas no domínio do tempo	43
Tabela 2-2 – Frequências relacionadas à falha presentes no espectro de corrente.....	66
Tabela 4-1 – Características do motor utilizado.....	96
Tabela 4-2 – Sumário do segundo experimento	118

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ADC	<i>Analog-to-digital Converter</i> / Conversor Analógico-Digital
ANC	<i>Adaptive Noise Cancellation</i> / Cancelamento Adaptativo de Ruído
AR	<i>Autoregressive</i> / Autoregressivo (Modelo)
BPFI	<i>Ball Pass Frequency Inner Race</i> / Frequência da falha na pista interna
BPFO	<i>Ball Pass Frequency Outer Race</i> / Frequência da falha na pista externa
BSF	<i>Ball Spin Frequency</i> / Frequência da falha na esfera
CBM	<i>Condition Based Maintenance</i> / Manutenção Baseada na Condição
CdM	<i>Condition Monitoring</i> / Monitoramento da Condição
CNS	<i>Conditionally Non Stationary</i> / Condicionalmente Não Estacionário
CSD	<i>Cyclic Spectral Density</i> / Densidade Espectral Cíclica
cte	Constante
CWT	<i>Continuous Wavelet Transform</i> / Transformada Wavelet Contínua
DRS	<i>Discrete Random Separation</i> / Separação Aleatória Discreta
DWT	<i>Discrete Wavelet Transform</i> / Transformada Wavelet Discreta
EMA	<i>Electromechanical Actuator</i> / Atuador Eletromecânico
ESA	<i>Electrical Signature Analysis</i> / Análise da Assinatura Elétrica
FIR	<i>Finite Impulse Response</i> / Resposta Finita ao Impulso
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i> / Transformada Rápida de Fourier
FPF	Filtro Passa Faixa
FK	<i>Fast Kurtogram</i>
FTF	<i>Fundamental Train Frequency</i>
HUMS	Sistema de Monitoramento da Integridade e do Uso
ISO	Organização Internacional para Normalização

MCSA	<i>Motor Current Signature Analysis</i> /Análise da Assinatura de Corrente do Motor
MIT	Motor de Indução Trifásico
MTBF	<i>Mean Time Between Failures</i> / Tempo Médio Entre Falhas
MUSIC	<i>Multiple Signal Classification</i> / Classificação de Múltiplos Sinais
PCA	<i>Principal Component Analysis</i> / Análise de Componentes Principais
PdM	<i>Predictive Maintenance</i> / Manutenção Preditiva
PHM	Gerenciamento de Integridade e Prognóstico
PSD	<i>Power Spectral Density</i> / Densidade Espectral de Potência
RCM	Manutenção Centrada na Confiabilidade
RCFA	Análise da Causa Raiz da Falha
RMS	<i>Root Mean Square</i> / Valor Eficaz
SK	<i>Spectral Kurtosis</i> / Curtose Espectral
SNR	<i>Signal to Noise Ratio</i> / Relação Sinal – Ruído
STFT	<i>Short Time Fourier Transform</i> / Transformada de Fourier de Tempo Curto
TC	Transformador de Corrente
WK	Wavelet <i>Kurtogram</i>
WT	Transformada Wavelet
WVD	Distribuição de Vigner - Ville

LISTA DE SÍMBOLOS

Bw	Largura de faixa ou de banda
C_x	Cepectrum complexo
C_{xx}	<i>Power cepstrum</i>
d	Diâmetro da esfera
D	Diâmetro primitivo
f_c	Frequência central da falha
f_{car}	Frequência característica da falha
f_{bs}	<i>Ball Spin Frequency</i>
f_{cg}	<i>Fundamental Train Frequency</i>
f_i	<i>Ball Pass Frequency Inner race</i>
f_o	<i>Ball Pass Frequency Outer race</i>
f_n	Frequência natural do sistema
f_s	Frequência da alimentação ou frequência fundamental do sinal
f_{sinc}	Frequência síncrona
f_{slip}	Escorregamento
f_r	Frequência de rotação
FT	Transformada de Fourier
H	Transformada de Fourier de tempo curto
I	Corrente elétrica
k	Níveis de decomposição
N	Número de amostras de um sinal
N_p	Número de polos
n	Número de esferas

p	Ordem do modelo autoregressivo
Q	Fator de mérito (filtro)
R_{xx}	Função de autocorrelação
S	Densidade espectral de potência
S_{xx}	Correlação espectral
t	Tempo
Γ	Torque
Φ	Função escala
ϕ	Diâmetro da esfera
Δf	Resolução em frequência
α	Frequência cíclica
μ	Média de uma sequência de amostras ou sinal
σ	Desvio padrão de uma sequência de amostras ou sinal
σ^2	Variância
θ	Ângulo de contato em relação ao plano radial ou ângulo de carga
τ	Atraso
ϕ	Diâmetro
ψ	Função wavelet mãe
ψ_M	Wavelet de Morlet
$\langle . \rangle$	<i>Time averaging operator</i>

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	19
1.1. Estratégias de manutenção	22
1.1.1. Manutenção corretiva	23
1.1.2. Manutenção preventiva.....	23
1.1.3. Manutenção preditiva	24
1.1.4. Outras estratégias de manutenção	26
1.2. Principais objetivos	27
1.3. Organização do trabalho	28
2. FALHAS EM ROLAMENTOS.....	29
2.1. Introdução	29
2.2. Análise de sinais de vibração em sistemas rotativos.....	29
2.2.1. Falhas em rolamentos.....	30
2.2.2. Frequências características das falhas em rolamentos	37
2.2.3. Falhas elétricas.....	40
2.3. Técnicas para análise de sinais de vibração	42
2.3.1. Técnicas no domínio do tempo	42
2.3.2. Técnicas no domínio da frequência.....	43
2.3.3. Técnicas no domínio tempo-frequência.....	50
2.3.4. Análise de sinais cicloestacionários	53
2.3.4.1. Relação entre correlação espectral e análise de envelope	59
2.3.5. Técnica de envelope	62
2.4. Técnicas para análise de sinais de corrente.....	63
2.5. Aplicações no setor aeroespacial	67
3. DESCRIÇÃO DA METODOLOGIA EMPREGADA.....	71
3.1. Introdução	71
3.2. Pré-processamento utilizando branqueamento	73
3.3. Curtose espectral	76
3.4. Algoritmo <i>Fast Kurtogram</i>	79
3.5. Algoritmo <i>Wavelet Kurtogram</i>	84
3.6. Envelope quadrático.....	92
4. ANÁLISE EXPERIMENTAL.....	93

4.1.	Introdução	93
4.2.	Resultados experimentos.....	96
4.2.1.	Primeiro experimento.....	96
4.2.1.1.	Configuração do primeiro experimento	96
4.2.1.2.	Análise dos sinais de corrente elétrica	98
4.2.1.3.	Análise dos sinais de vibração	109
4.2.1.4.	Análise dos resultados do primeiro experimento.....	112
4.2.2.	Segundo experimento	112
4.2.2.1.	Configuração do segundo experimento	113
4.2.2.2.	Resultados do segundo experimento	114
4.2.2.3.	Análise dos resultados do segundo experimento.....	119
5.	CONCLUSÕES E COMENTÁRIOS	120
5.1.	Principais contribuições	124
5.2.	Trabalhos futuros	125
	APÊNDICE A – LISTA DE PUBLICAÇÕES.....	127
	REFERÊNCIAS	129

1. INTRODUÇÃO

O processo de manutenção de sistemas elétricos e mecânicos é um desafio independentemente da aplicação desses sistemas. Com o objetivo de tornar esse processo mais seguro, eficiente e confiável surgiu o conceito de manutenção preditiva ou manutenção baseado na condição (CBM) operativa do sistema [1], [2], [3]. Um programa de manutenção preditiva deve possuir, entre outras, as seguintes características: deve ser acessível; deve ser baseado em experiências reais de operação de um determinado sistema; deve se adaptar as condições do sistema; deve seguir uma rotina de monitoramento, análise e tomadas de decisão; e deve ser eficiente [4]. De uma forma mais ampla, pode-se afirmar que essa abordagem prevê não somente a verificação da condição momentânea do sistema, mas permite prever as condições futuras de operação [5]. A manutenção preditiva, normalmente, requer a utilização de técnicas e ferramentas computacionais avançadas para o processamento e análise dos sinais monitorados, sendo que esse monitoramento deve ser realizado de forma contínua e periódica, mas que comprovadamente reduzem o custo total de manutenção [1]. Nesse sentido, o desenvolvimento de novas metodologias de processamento de sinais e, principalmente, a aplicação experimental de metodologias que possam dar suporte a manutenção preventiva é de grande importância.

Ainda nessa linha de pesquisa, pode-se estabelecer um segmento fundamental da manutenção preditiva, o monitoramento da condição do sistema ou de um equipamento. Para que o monitoramento baseado na condição seja bem sucedido é preciso saber quais características ou efeitos a analisar, e ser capaz de monitorar, processar e correlacionar essas características com os mecanismos da falha [6]. Além disso, várias grandezas físicas podem ser monitoradas continuamente nesse processo, tais como: vibração, temperatura, tensão, corrente elétrica, sinais acústicos, entre outros [1]. Dessa forma, são estabelecidas basicamente três etapas no processo de monitoramento e processamento das informações: detecção, diagnóstico e prognóstico. Na detecção e diagnóstico deve ser identificado o tipo de falha e sua localização, sendo que a principal meta dessa etapa é a determinação da existência de falhas incipientes. A etapa de prognóstico, por sua vez, procura prever o tempo de vida útil do sistema, equipamento ou componente a partir da identificação da falha [7].

Neste contexto, os rolamentos tem se apresentado como uma das principais causas de falhas em sistemas ou máquinas rotativas utilizadas nas mais diversas aplicações. No caso de máquinas elétricas, em especial motores de indução, cerca de 40% das falhas são causadas por falhas no rolamento, enquanto que falhas no estator correspondem a 38%, no rotor 10%, e outras partes 10% [8]. Por esse motivo, vários trabalhos são elaborados com o objetivo de estabelecer os modos de falha, detectar, diagnosticar e definir o tempo de vida útil de rolamentos [9], [10], [11], [12].

Os rolamentos são componentes mecânicos amplamente utilizados em aplicações aeroespaciais e industriais, principalmente devido à sua confiabilidade e disponibilidade. Esses componentes permitem o movimento relativo entre sistemas, o apoio radial e axial da carga, e reduzem o aquecimento e o atrito entre as superfícies em contato. Em geral utilizam e são classificados como rolamentos de esferas ou de rolos ou roletes [13].

As falhas de rolamentos podem ser categorizadas com base nos mecanismos ou causas, na localização, ou na combinação desses fatores, mas comumente são classificadas em localizadas ou distribuídas. Rachaduras, furos e escavações, que afetam apenas um dos componentes do rolamento (pista interna, externa ou esfera) são exemplos de falhas localizadas; enquanto que a rugosidade da superfície, ondulação e desalinhamento das pistas são consideradas falhas distribuídas [14], [15].

As falhas localizadas e sua detecção serão o principal objeto de estudo deste trabalho. Essas podem ser facilmente simuladas, por exemplo, através de um furo em uma das partes do rolamento, além disso, esse tipo de falha pode ser associado a uma frequência característica, a qual varia em função da geometria do rolamento e da frequência de rotação da máquina. Essas frequências características surgem, pois à medida que os componentes do rolamento atingem o local da falha, são produzidas ondas de choque, as quais excitam as frequências naturais de oscilação da máquina. A frequência com que esse efeito ocorre corresponde à frequência característica da falha. Em outras palavras, e em analogia aos sistemas de comunicação, pode-se dizer que a frequência natural (correspondente à frequência portadora) do sistema é modulada pela frequência característica da falha (sinal em banda base ou modulante) [16], [17]. Assim sendo, é fácil concluir que um processo de demodulação pode ser empregado para extrair o sinal modulante e, conseqüentemente, identificar a falha.

Desse modo, a análise do envelope, também conhecida como demodulação em amplitude, análise de envelope de faixa estreita, ou análise de ressonância demodulada, é um dos métodos mais utilizados para a detecção de falhas localizadas [7], [18]. Ao longo dos anos, várias pesquisas mostraram que a informação relacionada à análise do envelope é mais eficiente do que a análise do sinal bruto. A transformada de Hilbert-Huang surgiu então como uma importante ferramenta matemática nesse processo. O cálculo do envelope envolve a filtragem do sinal em uma determinada faixa de frequência que apresente alta relação sinal ruído (SNR), por exemplo, a região de ressonância do sistema [19]. A especificação desse filtro (frequência central e faixa de frequência) constitui uma das principais dificuldades para implementação e cálculo do envelope.

A curtose espectral (SK) surgiu como uma importante ferramenta para mitigar essa dificuldade. A SK é uma medida estatística que indica como a impulsividade de um sinal varia em função da frequência, que em [20], e [21] foi formalmente conceituada para sinais não estacionários, além disso, esses trabalhos definiram os conceitos e a aplicação da SK como instrumento computacional para detecção de falhas em rolamentos. Nesse sentido, elevados valores de curtose indicam a presença de componentes não estacionárias em uma determinada faixa de frequência, a qual pode ser empregada no cálculo do envelope. A partir desses trabalhos, surgiram algoritmos computacionalmente viáveis para o cálculo da SK, como por exemplo, o *Fast Kurtogram*, o qual utiliza um banco de filtros digitais tipo FIR (Resposta Finita ao Impulso) dispostos em uma estrutura “1/3-binária” para decomposição de sinal em várias faixas de frequências [22]. Em [23] é proposto um algoritmo que aperfeiçoa o cálculo da SK para detecção de falhas em rolamentos. Nesse algoritmo, as wavelets de Morlet são utilizadas como base para decomposição do sinal. As wavelets são organizadas em uma estrutura semelhante a um banco de filtros e o filtro ótimo é escolhido de forma automática como aquele que maximiza a SK. Ainda com o objetivo de melhorar a eficiência da detecção via análise de envelope, pode-se fazer uso do envelope quadrático, o qual remove os harmônicos de alta ordem do espectro facilitando a análise final como proposto em [19]. Esses métodos e algoritmos foram desenvolvidos e aplicados a sinais de vibração obtidos a partir de sistemas mecânicos em diferentes cenários.

Com base no exposto, este trabalho de pesquisa tem como principal motivação a aplicação experimental da análise espectral do envelope quadrático, calculado com apoio dos algoritmos de SK, para detecção de falhas localizadas com diferentes níveis de severidade.

Neste trabalho, os rolamentos com defeito foram instalados em um motor de indução trifásico e, a abordagem proposta prevê a utilização da corrente elétrica do estator para detecção de falha como alternativa à análise de sinais de vibração, os quais são empregados para fins de comparação e validação da metodologia. Assim, como em [23], antes do cálculo da curtose espectral os sinais de corrente são pré-processados com base em um modelo autorregressivo, de tal forma que o sinal resultante (correspondente ao erro do modelo) tenha o espectro semelhante ao espectro do ruído branco. A utilização de sinais de corrente elétrica para detecção de falhas em máquinas elétrica tem se mostrado eficiente e apresenta algumas vantagens como: custo reduzido, monitoramento não invasivo e em muitos casos não há necessidade de instalação de sensores adicionais uma vez que os sensores de corrente já são utilizados para fins de proteção e controle [24], [25].

1.1. Estratégias de manutenção

As estratégias de manutenção surgiram como uma resposta à necessidade de garantir, entre outros, a confiabilidade e a disponibilidade dos sistemas elétricos e mecânicos em diferentes aplicações, levando em consideração ainda os aspectos relacionados ao custo e prazo. Inicialmente, os sistemas operavam até sua completa parada antes que alguma medida relacionada à manutenção fosse considerada. A parada do sistema ocorria de forma inesperada, podendo levar a perda da produção, aumento dos custos e até mesmo a uma situação catastrófica. Com o objetivo de evitar esses efeitos, a manutenção passou a ser realizada em intervalos de tempo previamente definidos, i.e., menores que o tempo médio entre falhas. Essa abordagem leva, em geral, a substituição desnecessária de algumas partes ou peças do sistema, além de aumentar o tempo e o custo global da manutenção. A manutenção preditiva ou manutenção baseada na condição operacional do sistema surgiu como uma solução para tornar a manutenção mais eficiente e economicamente viável [5]. A seguir essas técnicas de manutenção serão descritas de forma mais detalhada.

Mais recentemente, foram estabelecidos também os conceitos relacionados à manutenção centrada na confiabilidade (RCM), da manutenção baseada em riscos (RBM) e da manutenção produtiva total (TPM) [26].

1.1.1. Manutenção corretiva

Também conhecida como manutenção reativa, é a estratégia mais simples de manutenção. Nesse tipo de manutenção o sistema opera até que ocorra uma parada, que em geral é inesperada, pode causar danos a outros componentes do sistema e até mesmo ter consequências catastróficas. O tempo e o custo são fatores complicadores nesse processo, uma vez que o tempo de aquisição dos meios para manutenção e o tempo da manutenção em si podem ser longo; além disso, a perda ou a parada da produção geram prejuízos consideráveis em qualquer situação. Por lado, esse tipo de manutenção ainda encontra seu lugar em aplicações onde várias máquinas executam a mesma função e a parada de uma não tem consequências críticas ou catastróficas como acontece, por exemplo, na indústria têxtil [5].

Para evitar interrupções prolongadas, é necessário que haja uma equipe de manutenção disponível, um estoque de peças de reposição e um plano para gerenciamento de crises. Além disso, a sobrecarga de trabalho e o atendimento de emergências são fatores que acabam desmotivando a equipe de manutenção [27]. Em muitos casos, é necessário incluir no estoque máquinas reserva ou, componentes sobressalentes para todos os equipamentos considerados críticos para a empresa, além de dispor de fornecedores para pronta entrega, o que normalmente implica em aumento nos custos. A manutenção reativa implica, portanto, em aumento no custo de manutenção, que pode ser até três vezes maior quando comparado ao custo da manutenção preventiva, além de reduzir a disponibilidade do sistema [28].

1.1.2. Manutenção preventiva

Nessa abordagem, a manutenção é realizada em intervalos de tempo previamente determinados, os quais devem ser menores que o tempo médio entre falhas (MTBF) do componente. Essa estratégia também é conhecida como manutenção baseada no tempo e sua principal vantagem é redução na ocorrência de falhas catastróficas. Por outro lado, ainda podem ocorrer falhas inesperadas, ademais, as horas dedicadas às tarefas relacionadas à manutenção são elevadas e podem ocorrer ainda substituições de peças e partes desnecessárias. O custo global do processo é elevado e essa abordagem passa a ser útil apenas em aplicações nas quais é possível estimar com certa exatidão o tempo de vida útil de um determinado componente ou sistema [5].

Independentemente da forma como é gerenciada, a manutenção preventiva está diretamente associada ao tempo ou às horas de operação de um sistema. De acordo com a chamada curva da banheira (Distribuição de Probabilidade de Weibull), logo após a instalação de uma máquina ou de um componente, a probabilidade de ocorrer uma falha é elevada, devido principalmente a problemas na instalação; esse efeito é conhecido como mortalidade infantil. Após esse período, a probabilidade de ocorrer uma falha é relativamente baixa e permanece assim por todo tempo de vida útil ou maturidade do sistema. Decorrido esse período, a probabilidade de falha aumenta e nesse momento é que deve ocorrer a manutenção preventiva, a qual deverá incluir, entre outros: substituição de componentes, lubrificação, ajustes e reparos [28].

Quando aplicada a sistemas críticos, como sistemas aeronáuticos, essa estratégia recebe também o nome de manutenção sistêmica, uma vez que a substituição de peças ou componentes é feita de forma sistemática depois de decorrido um determinado número de horas de utilização, independentemente da condição do componente ou peça [29].

1.1.3. Manutenção preditiva

Nesse caso, procura-se indicar com maior exatidão o melhor momento para que a manutenção seja realizada. A manutenção preditiva (PdM) avalia não somente a condição presente do sistema, mas também procura prever o seu tempo de vida útil restante. Essa abordagem também é conhecida como Manutenção Baseada na Condição (CBM), uma vez que é implementada através de um processo elaborado de predição que leva em consideração o monitoramento da condição operacional do sistema em questão. À medida que os métodos de processamento de sinais se tornam mais eficientes e acessíveis, cresce a utilização desse tipo de manutenção nas mais diferentes áreas [5].

A CBM baseia-se apenas em informações de sensores e em alguns padrões (previamente definidos) relacionados à falha para indicar a necessidade de manutenção. Assim, através do processamento das informações dos sensores é possível tornar os recursos destinados à manutenção mais eficientes. É importante salientar ainda, que todo o processo de CBM é realizado com o sistema em funcionamento, ou seja, não há necessidade de interrupções para o monitoramento [30]. Essa abordagem tem se mostrado a melhor

estratégia de manutenção, principalmente, para o monitoramento contínuo e não invasivo de sistemas críticos, aumentando o *uptime* desses sistemas com pouco e nenhum impacto ao seu funcionamento; quando comparada com a manutenção preventiva, a qual geralmente é invasiva e, portanto dependente da disponibilidade do sistema. Pode-se citar como exemplo a manutenção de dispositivos de controle que precisam estar ligados para permitir uma detecção de falha mais eficiente; nesse caso, a manutenção preventiva pode introduzir riscos ao operador e ao sistema e, portanto, a CBM seria a melhor escolha. Além disso, com o desenvolvimento de técnicas avançadas e novos equipamentos para aquisição e processamento de sinais, o custo da CBM foi reduzido consideravelmente [1].

Dentre as vantagens da CBM destacam-se, portanto: a possibilidade de prever o melhor momento para a manutenção; a redução de intervenções desnecessárias no maquinário; e aumento da disponibilidade do sistema como um todo.

Nesse cenário, os métodos de **Monitoramento da Condição** (CdM), os quais têm por finalidade avaliar a situação atual de um sistema (ou mais especificamente de uma máquina) e prever sua condição futura enquanto ainda em funcionamento, vem ganhando destaque. De uma forma geral, o monitoramento da condição pode ser realizado com base em diferentes grandezas, tais como: vibração, temperatura, sinal acústico e de corrente elétrica [7]. A análise de sinais de vibração e das condições de lubrificação são as principais ferramentas para o monitoramento de sistemas mecânicos [5], [6]. No caso de máquinas elétricas, a análise da corrente de estator também tem se mostrado eficiente e extremamente útil [31].

De uma forma mais específica, o **monitoramento da condição** de um sistema envolve a análise de falhas desse sistema, que em geral compreende três etapas principais, a saber: detecção, diagnóstico e prognóstico. Na detecção é verificada (ou não) a existência de uma falha. Na etapa de diagnóstico, a natureza da falha é analisada de forma mais precisa. Nesse ponto, procuram-se informações sobre o tipo de falha e local onde ela ocorre. Destacam-se aqui os métodos capazes de diagnosticar falhas incipientes. A etapa de prognóstico, por sua vez, envolve a investigação do tempo de vida útil remanescente de um componente ou de um sistema. A partir dessa avaliação é possível prever quando a manutenção deve ser realizada. Embora esses conceitos tenham sido investigados em diversas aplicações, o monitoramento da condição de sistemas críticos ainda é pouco explorado [7].

No caso de motores de indução, por exemplo, pode-se utilizar uma abordagem baseada na eficiência (em termos de energia) do sistema. Essa abordagem parte do princípio que a economia de energia está diretamente relacionada à eficiência do motor. Dessa forma, procura-se identificar motores que apresentem uma queda na eficiência e se investiga a causa, a partir desse ponto, são aplicadas medidas corretivas [1]. Vários trabalhos foram propostos com base nessa abordagem, sendo a análise da corrente elétrica sua principal ferramenta [32], [33], [34].

Outro método que merece destaque é o chamado **Sistema de Monitoramento de Uso e Integridade** (HUMS), o qual vem sendo amplamente utilizado em sistemas aeronáuticos, especialmente helicópteros, devido a sua capacidade de avaliar a condição de funcionamento de vários componentes críticos de voo. Em alguns casos, utiliza-se o termo **Gerenciamento de Prognóstico e Integridade** (PHM), como sinônimo de HUMS, porém o PHM é mais geral e visa também uma melhoria da capacidade do sistema monitorado. Um sistema HUMS associa, portanto, monitoramento da integridade e o monitoramento do uso; sendo que, o primeiro, tem por objetivo verificar as condições funcionais de um sistema para detectar e diagnosticar danos incipientes; enquanto que o segundo monitoramento avalia as condições de utilização dos sistemas e componentes considerados críticos, de tal forma que seja possível definir modelos que estimem quando um determinado componente deve ser substituído [35].

No caso de PHM, o monitoramento do uso pode ser visto como uma técnica de **prognóstico**, embora a análise da condição de um sistema combinada com modelos para prever a evolução da falha e o tempo de vida útil de um sistema sejam mais eficientes. O termo **gerenciamento da integridade**, por sua vez, abrange a metodologia para tratar os dados obtidos pelo monitoramento da integridade e prognóstico, os quais podem ser utilizados para sugerir procedimentos que aumentem a vida útil de um determinado sistema. De uma forma mais específica, o HUMS e o PHM viabilizam a manutenção baseado na condição de aeronaves de asas rotativas, como helicópteros [35].

1.1.4. Outras estratégias de manutenção

A **manutenção centrada na confiabilidade (RCM)** ou **proativa** tem por objetivo identificar e mitigar as falhas e suas causas através da análise dos sistemas e dos processos a elas relacionados [29]. A RCM foi proposta originalmente pela indústria aeronáutica e se

difundiu para as mais diversas áreas de aplicação, com o objetivo de aumentar a eficiência, produtividade e segurança dos sistemas. A RCM procura ainda sistematizar e racionalizar as tarefas no plano de manutenção [36].

Essa estratégia associa as vantagens das técnicas convencionais de manutenção (preventiva ou preditiva) à metodologia conhecida como análise de causa raiz da falha (RCFA). Nesse caso, além do tempo destinado à manutenção propriamente dita, os esforços para mitigar a(s) causa(s) da falha devem ser levados em consideração. Após a RCFA, são elencadas e executadas de forma proativa ações para evitar que uma determinada falha volte a ocorrer. Além disso, podem ser indicados reprojatos ou modificações no sistema em estudo. Essa estratégia tende a melhorar as condições operacionais do sistema como um todo. Porém, encontrar pessoal qualificado para executar a manutenção associada à RCFA tem sido a principal dificuldade para a utilização dessa estratégia [27].

A **manutenção produtiva total** é uma abordagem que tem por objetivo melhorar a produtividade e a qualidade dos processos, aumentando a disponibilidade dos equipamentos, mitigando paradas inesperadas, além de promover a manutenção autônoma através de atividades que envolvam a toda equipe até a alta gerência [37], [38].

1.2. Principais objetivos

Nesse contexto, os principais objetivos deste trabalho podem ser listados como segue:

- Aplicar uma metodologia baseada na análise do espectro do envelope quadrático e curtose espectral para detecção de falhas localizadas em rolamentos utilizando sinais de corrente elétrica do estator;
- Aplicar a metodologia a sinais de vibração, com o objetivo de confirmar sua eficácia e comparar os resultados obtidos com sinais de corrente elétrica;
- Verificar o desempenho da metodologia empregada frente a diferentes falhas geradas artificialmente;
- Avaliar, aplicar e comparar o desempenho de diferentes algoritmos para o cálculo da curtose espectral;

- Elaborar uma revisão bibliográfica a respeito das principais falhas que acometem os rolamentos.

1.3. Organização do trabalho

Este trabalho procura abordar de forma ampla a teoria relacionada à metodologia empregada para detecção de falhas, além de reportar testes práticos através dos quais foi possível obter uma visão pragmática da metodologia. Dessa forma, este trabalho foi organizado em cinco capítulos, incluindo este.

No Capítulo 1, é feita uma descrição da motivação e dos objetivos deste estudo, com base nos conceitos principais envolvidos na detecção de falhas e, em especial, na detecção de falhas em rolamentos. No Capítulo 1, são feitas ainda considerações sobre a importância da metodologia em aplicações industriais e aeroespaciais. As principais contribuições deste trabalho, também são citadas no Capítulo 1.

No Capítulo 2, é elaborada uma revisão sistemática da literatura sobre falhas em rolamentos: principais causas, padrões de falha, frequências relacionadas às falhas, ferramentas e algoritmos para detecção, essencialmente com base na análise de sinais de vibração. Ainda no Capítulo 2, faz-se uma revisão sobre as falhas que acometem rolamentos instalados em motores de indução trifásicos. Nesse contexto, aborda-se a relação entre os sinais de vibração e corrente elétrica, com vistas à aplicação industrial. O Capítulo 3 aborda a metodologia aplicada, com especial atenção ao tratamento de sinais analíticos, a curtos e espectro e a análise espectral de envelope, com aplicação em sinais elétricos.

Os resultados experimentais obtidos em laboratório são descritos no Capítulo 4. O objetivo fundamental desse capítulo é avaliar o desempenho da metodologia em aplicações práticas e em comparação com outras abordagens. As conclusões, comentários gerais, contribuições e os trabalhos futuros são descritos no Capítulo 5.

2. FALHAS EM ROLAMENTOS

2.1. Introdução

Os rolamentos com elementos girantes são elementos de máquina ou tribo-componentes, os quais são amplamente utilizados em aplicações que vão desde o setor aeroespacial [39], [40], até motores de indução para aplicações industriais em geral [41]. Dentre esses rolamentos, os mais utilizados são os chamados rolamentos de esferas, os quais contem: pistas interna e externa, um conjunto de elementos rolantes (esferas) dispostas em uma linha entre as pistas, e uma gaiola que mantém o espaçamento entre as esferas. Quando comparado com outros tipos de rolamento, o rolamento de esferas apresenta escorregamento muito pequeno e seu desempenho é menos susceptível a alterações na carga, velocidade e temperatura [13]. Os rolamentos com elementos girantes também podem ser encontrados com roletes ao invés de esferas, porém esses componentes estão além do escopo deste trabalho.

Embora os rolamentos de esferas apresentem características que façam com que eles sejam amplamente utilizados, eles são apontados como uma das principais causas de falhas em sistemas industriais. No caso de motores de indução, por exemplo, cerca de 40% das falhas nessas máquinas são causadas devido a falhas no rolamento [8]. Caso essas falhas não sejam identificadas em tempo, pode ocorrer desde uma simples parada inesperada no processo até uma falha catastrófica. Com base nesse cenário, esse Capítulo tem por objetivo tecer considerações a respeito das principais falhas que acometem os rolamentos e as principais técnicas utilizadas para sua detecção. Embora este trabalho seja dedicado à detecção de falhas em rolamentos é de extrema importância conhecer as demais falhas e, principalmente, as frequências a elas associadas, para uma correta análise espectral, como será discutido no Capítulo 3.

2.2. Análise de sinais de vibração em sistemas rotativos

Um tópico importante dentro da manutenção preditiva é o monitoramento da condição operativa de sistemas mecânicos, o qual permite, por exemplo, avaliar a condição instantânea de uma máquina e estabelecer um prognóstico de seu funcionamento. Os sistemas mecânicos

e, em especial, as máquinas rotativas geram sinais de vibração mesmo em condições nominais de funcionamento, os quais podem ser associados aos elementos operativos da máquina, como frequência de rotação, dimensões dos rolamentos, frequência de alimentação elétrica, entre outros [5]. Nesse sentido, a condição de operação de um sistema mecânico pode ser avaliada com base na análise de vibração desse sistema, uma vez que essa análise pode não somente verificar a condição de operação nominal como também detectar possíveis falhas. Na seção 2.2.1, serão descritas de forma geral as principais falhas que acometem os rolamentos e, no caso das falhas localizadas, serão estudadas as suas frequências características. Na seção 2.2.3, de forma sucinta, serão discutidas às falhas elétricas que podem se manifestar em motores de indução e as frequências relacionadas a essas falhas.

2.2.1. Falhas em rolamentos

Rolamentos com componentes girantes são elementos de máquinas utilizados para apoiar e posicionar o eixo do sistema rotativo, os quais podem ser compostos por esferas ou roletes. Vários fatores podem estar associados às falhas nesses rolamentos dentre as quais podem ser citadas: problemas na fabricação e montagem; emprego de carga inadequada; operação ou lubrificação ineficaz; exposição a condições ambientais severas ou até mesmo por fadiga do material. Em geral, essas falhas estão relacionadas ao surgimento e ao desenvolvimento de descontinuidades nas pistas (interna ou externa) ou nas esferas [42], [13], [15] e podem ser classificadas em falhas localizadas ou distribuídas [5]. A classificação da falha é importante, uma vez que, a técnica de análise de sinal a ser utilizada está relacionada a essa classificação. As falhas, em geral, se iniciam como pequenas depressões ou fissuras localizadas em um dos componentes do rolamento. Essas falhas produzem impulsos de amplitude elevada que se espalham em uma extensa faixa de frequência que atinge em alguns casos a faixa de ultrassom. Em casos onde ocorre uma deformação plástica, por exemplo, quando há uma reentrância profunda em uma das pistas, os impulsos apresentam amplitudes menos elevadas e a faixa de frequência excitada não é tão extensa. Embora tenham comportamento um pouco diferente, na maior parte das vezes, essas falhas são identificadas pela análise de envelope. Se a falha não é identificada no início, com o passar do tempo, as imperfeições e deformações podem se espalhar e até mesmo tornarem-se mais amenas. Nesse caso, a falha poderia ser identificada de forma secundária, i.e., através dos efeitos que ela causa em outros sinais da máquina, por exemplo, no sinal da engrenagem. Uma falha distribuída na pista interna faz com que o sinal das engrenagens seja modulado por um sinal

composto (determinístico mais ruído modulado em amplitude) [5], conforme mostrado na Figura 2-1.

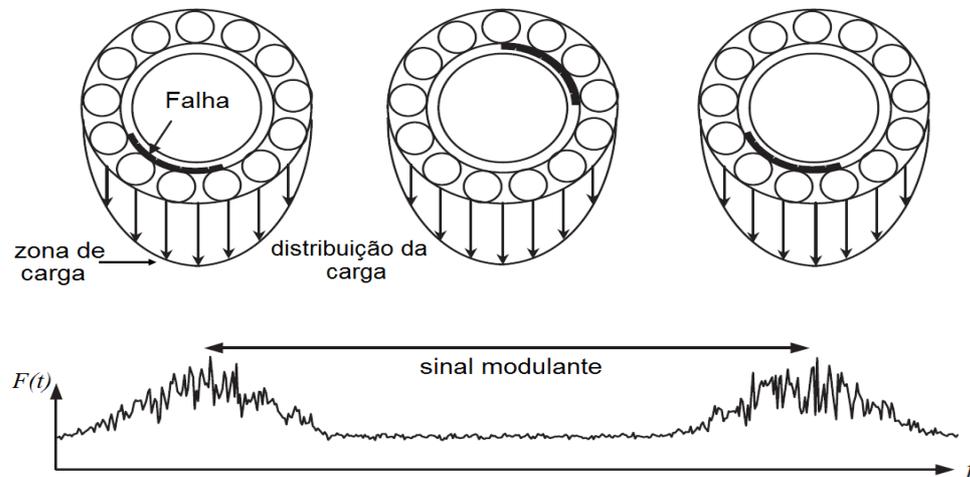


Figura 2-1 – Sinal resultante na engrenagem de uma falha distribuída na pista interna de um rolamento.

Fonte: [43].

Ao longo de sua vida os rolamentos podem apresentar diferentes modos de falha, sendo que, no início de sua vida útil, as causas estão relacionadas basicamente ao projeto, especificação, manuseio e instalação inadequada. Por outro lado, falhas como fadiga, contaminação e fratura costumam ocorrer quando a vida útil do rolamento está próxima do fim [7].

A falha implica em uma condição na qual o rolamento não atende mais os requisitos para os quais foi projetado e, dessa forma, pode ocorrer vibração excessiva, ruído, alterações no torque, aquecimento e até o colapso do sistema [44]. Quando ocorre uma falha em um rolamento é importante que ela seja investigada e classificada, de tal forma, que sua causa possa ser determinada; e novas falhas semelhantes possam ser evitadas. Ao longo dos anos, vários métodos têm sido empregados para classificar as falhas em rolamentos como base, por exemplo, no mecanismo ou causa da falha; aparência; localização; entre outros [13].

Em muitos casos, uma única falha pode ser gerada por uma combinação de fatores, o que torna a pesquisa de falhas em rolamentos uma tarefa deveras complexa. Com objetivo de auxiliar na análise de falhas, os diferentes modos de falha em rolamentos e suas características são classificados e descritos na Norma ISO (*International Organization for Standardization*) 15243:2004 de forma didática e ilustrativa. Nessa Norma, uma falha no rolamento é definida

como o resultado de um defeito ou dano que impede que rolamento atenda de forma satisfatória os requisitos para os quais ele foi projetado e as características da falha estão associadas a sua aparência visual nas superfícies dos elementos do rolamento. A Norma reconhece que, em alguns casos, uma análise visual pode não indicar de forma precisa a causa da falha, uma vez que, mais de uma circunstância pode levar ao mesmo efeito no rolamento. Nessas situações a Norma recomenda que sejam observadas e relacionadas à falha as condições de funcionamento do rolamento [45]. Além da Norma, diversos catálogos de fabricantes descrevem os modos de falha de rolamentos, suas causas e principais corretivas. É importante destacar que se deve realizar a manutenção antes que qualquer um desses modos gere uma falha catastrófica e, nesse cenário, a utilização de técnicas de manutenção baseada na condição é de extrema importância. A seguir será feita uma breve descrição de alguns dos principais modos de falha que acometem os rolamentos.

Um dos principais modos de falha que acomete os rolamentos é a **Fadiga**. A principal causa da fadiga são os esforços repetitivos entre as superfícies de contato do rolamento. Os efeitos da fadiga vão desde pequenas escavações e escamamento, a descamação e remoção de lascas do material. A fadiga pode ser **iniciada na superfície** ou **na subsuperfície**. No primeiro caso, a falha se inicia como uma pequena trinca na superfície que, com o passar do tempo, evolui para uma escavação e remoção do material [15]. No caso da fadiga iniciada na subsuperfície, ocorrem inicialmente pequenas escavações abaixo da superfície do metal, que evoluem com tempo, chegando à superfície e causando remoção de material [46]. A Figura 2-2 mostra a evolução da fadiga iniciada na superfície e subsuperfície.

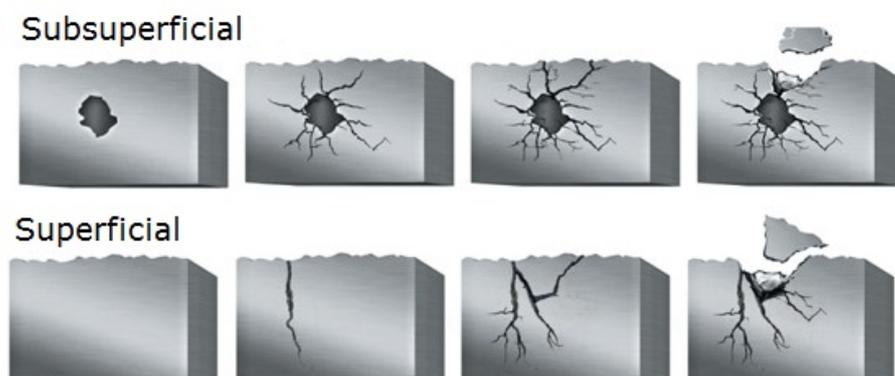


Figura 2-2 – Evolução da fadiga iniciada na subsuperfície e iniciada na superfície.

Fonte: [47]

O **Desgaste** corresponde a uma degradação progressiva do material, que ocorre devido ao contato de rugosidades presentes nas superfícies do rolamento durante sua operação [48]. Em geral, o **Desgaste abrasivo**, ocorre devido à ação de partículas nas interfaces de contato do rolamento; enquanto que no **Desgaste adesivo** ocorre na interface entre duas superfícies de contato [15]. Alguns autores incluem também nessa classe o **Desgaste por atrito** (*Fretting wear*), que ocorre em função dos micromovimentos (atrito) entre as superfícies de contato do rolamento [13].

No **Desgaste abrasivo**, o material das pistas, esferas e até mesmo da gaiola é removido progressivamente por abrasão. Em muitos casos, a superfície apresenta-se opaca, embora, em algumas situações, as partículas contaminantes possam agir como elementos de polimento, dependendo do tamanho, dureza e fase do desgaste. Com o tempo, essas partículas reduzem ainda mais a lubrificação, o que leva a ciclo que pode levar o sistema ao colapso [48]. No caso do **Desgaste adesivo**, ocorre uma transferência de material de uma superfície para outra devido ao atrito, que gera tensões localizadas com potencial para fragmentar as superfícies de contato do rolamento. Esse tipo de falha ocorre geralmente em superfícies sujeitas a cargas leves, condições inadequadas de lubrificação e onde há diferença de velocidade, por exemplo, resultando em deslizamento das esferas, - que pode gerar aquecimento e, transferência de material da esfera para a pista ou vice-versa [49]. Com a evolução da falha, a superfície se torna opaca com manchas. Esse tipo de falha também pode ocorrer nas interfaces entre o eixo e a pista interna e entre a pista externa e mancal. Alguns autores incluem nesse modo de falha o **desgaste por contato ou atrito**, que ocorre devido aos de micromovimentos existentes entre superfícies de contato do rolamento. Essa falha, geralmente, ocorre durante o transporte ou com máquina funcionando em vazio e é caracterizada pelo surgimento de sulcos nas pistas [13].

Outro modo de falha comum em rolamentos é a **Corrosão**, - processo químico de oxidação de superfícies metálicas em contato com meio corrosivo. Esse processo pode ocorrer de forma rápida e comprometer severamente o material. A **corrosão por umidade** ocorre na presença de água, líquidos corrosivos ou qualquer outro fluido, incluindo entre outros, alta umidade no ar e o toque dos dedos nas pistas. Inicialmente, formam-se pequenas escavações, que evoluem para descamação e a danos no rolamento [49].

A **corrosão por fricção** é a um processo de desgaste químico induzido por micromovimentos entre as superfícies de contato do rolamento, sem contaminação direta por água, embora a presença de umidade possa ser necessária. Dessa forma, pode ocorrer a oxidação do material (ferrugem) e/ou a perda de material de uma ou ambas as superfícies de contato. Esse tipo de corrosão também é conhecido como *fretting wear* e pode ser subclassificado em: corrosão por contato ou falso efeito Brinell [46], [48]. A corrosão por contato (*fretting corrosion* ou tribo oxidação) está associada ao ajuste do rolamento no eixo e no mancal; e ocorre devido aos micromovimentos relativos entre a pista interna e o eixo ou entre a pista externa e o mancal [46]. Pequenas partículas de material podem se soltar com esses micromovimentos e se oxidar quando expostas ao ar [48]. O próprio contato das superfícies com o ar, de uma forma geral, acelera o processo de corrosão. O óxido de ferro formado pela corrosão tem um volume maior do que o aço puro e se deposita nas superfícies entre uma pista do rolamento de contato do rolamento podendo levar a fadiga prematura do componente. Assim, montagens e ajustes inadequados, imperfeições no eixo e/ou nas demais superfícies de contato podem causar ou acelerar esse tipo de falha [49].

O falso efeito Brinell ocorre nas áreas de contato entre as esferas e as pistas do rolamento devido à micromovimentos sob vibrações cíclicas [48]. As vibrações podem ser de diversas naturezas, desde transporte até durante a operação do rolamento [15]. A vibração causa a remoção do lubrificante, levando ao contato metal contra metal, à corrosão e, finalmente, ao desgaste da superfície. Falhas causadas pelo falso efeito Brinell geram cavidades esféricas em rolamentos de esferas e linhas em rolamentos de rolos, semelhantes à deformação plástica ou efeito Brinell, porém em escala reduzida, - de onde advém o nome desse modo de falha [46], [49].

A Erosão elétrica causa remoção do material das superfícies de contato do rolamento devido à passagem de uma corrente elétrica de uma pista a outra através das esferas. No caso de motores elétricos, existem três principais causas para fuga e passagem de corrente pelos rolamentos: carga eletrostática, assimetrias no fluxo magnético e correntes de alta frequência. No caso de uma **Tensão excessiva** (escavação ou erosão elétrica), a passagem de corrente elétrica, provavelmente causada por uma falha na isolação, causa faíscas e aquecimento localizado. Nas superfícies de contato do rolamento, o efeito é semelhante ao de soldagem com arco elétrico, ou seja, uma alta densidade de corrente é aplicada sobre uma superfície de contato pequena, o que faz com que a superfície atinja níveis elevados de temperatura, i.e.,

ponto de fusão do material. Desse modo, surgem áreas esbranquiçadas de diferentes tamanhos e escavações onde ocorreu a fusão do material [49]. A **Fuga de corrente** gera pequenas estrias ou sulcos igualmente espaçados e alinhados. Quando há fluxo contínuo (em forma de arcos) de corrente através de um rolamento em operação, mesmo que essa corrente seja de baixa intensidade, ocorre aquecimento das pistas e surge inúmeras microdepressões na sua superfície, que evoluem para estrias ou sulcos longitudinais nas pistas e rolos. Além dos danos ao rolamento, a lubrificação pode ser comprometida, que pode causar estresse e fragmentação da superfície [48]. O surgimento de micro depressões é o efeito mais comum da passagem de corrente elétrica, através do rolamento, devido, principalmente, a utilização de conversores de frequência. O surgimento de canais, na forma de múltiplas linhas acinzentas, através das pistas é o outro efeito causado pela passagem de corrente elétrica no rolamento. Esses canais surgem em função da vibração causada pela passagem das esferas pelas microdepressões, por isso, esse efeito é considerado como sendo um modo de falha secundário, ou seja, algo que se torna visível ao longo do tempo [49].

A **deformação plástica** é uma deformação permanente que ocorre quando a resistência do material é excedida e pode ser subclassificada em: - **Sobrecarga** (ou verdadeiro efeito Brinell), causando a formação de depressões pouco profundas ou estrias nas pistas; **Ranhuras por detritos**; e **Ranhuras por manuseio**, que ocorrem quando as superfícies do rolamento são danificadas por objetos duros e pontiagudos. A **Sobrecarga** pode ser causada por cargas estáticas ou choques repetidos, que ocorrem, principalmente, devido ao manuseio incorreto (força excessiva aplicada nos elementos do rolamento) e ou golpes na gaiola, pistas, elementos rolantes ou lacres [48].

Quando a resistência do material que compõem o rolamento à tração é excedida podem ocorrer **fraturas (trincas e/ou quebra)**, - forçadas, por fadiga ou por aquecimento. Uma **fratura forçada** é gerada pelo excesso de força concentrada, causada, por exemplo, por uma sobrecarga local. Várias situações podem levar a esse tipo de falha, porém, os mais comuns são: impactos durante a montagem e desmontagem do rolamento e o excesso de movimentação para ajuste ou fixação. A **fratura por fadiga**, por sua vez, ocorre quando a resistência do material do rolamento à fadiga é ultrapassada devido a ciclos de estresse (flexão, tensão ou torção). Inicialmente, tem-se uma fissura, que se propaga, podendo levar, a quebra da pista ou gaiola. Em muitos casos esse tipo de falha é causado por ajuste ou fixação inadequada. Quando há atrito (fricção) entre duas superfícies, o aquecimento gerado provoca

as chamadas **fissuras térmicas**, geralmente, perpendiculares à direção de deslizamento. Esse tipo de falha frequentemente ocorre devido a problemas na instalação do rolamento [48].

O calor, em geral, causa oxidação das superfícies de contato do rolamento, fazendo-as apresentarem uma coloração que vai do marrom escuro ao azul. O **superaquecimento** também compromete a lubrificação, além de reduzir a resistência do material à fadiga [13].

A

Figura 2-3 ilustra como algumas das falhas descritas nessa seção afetam os rolamentos.

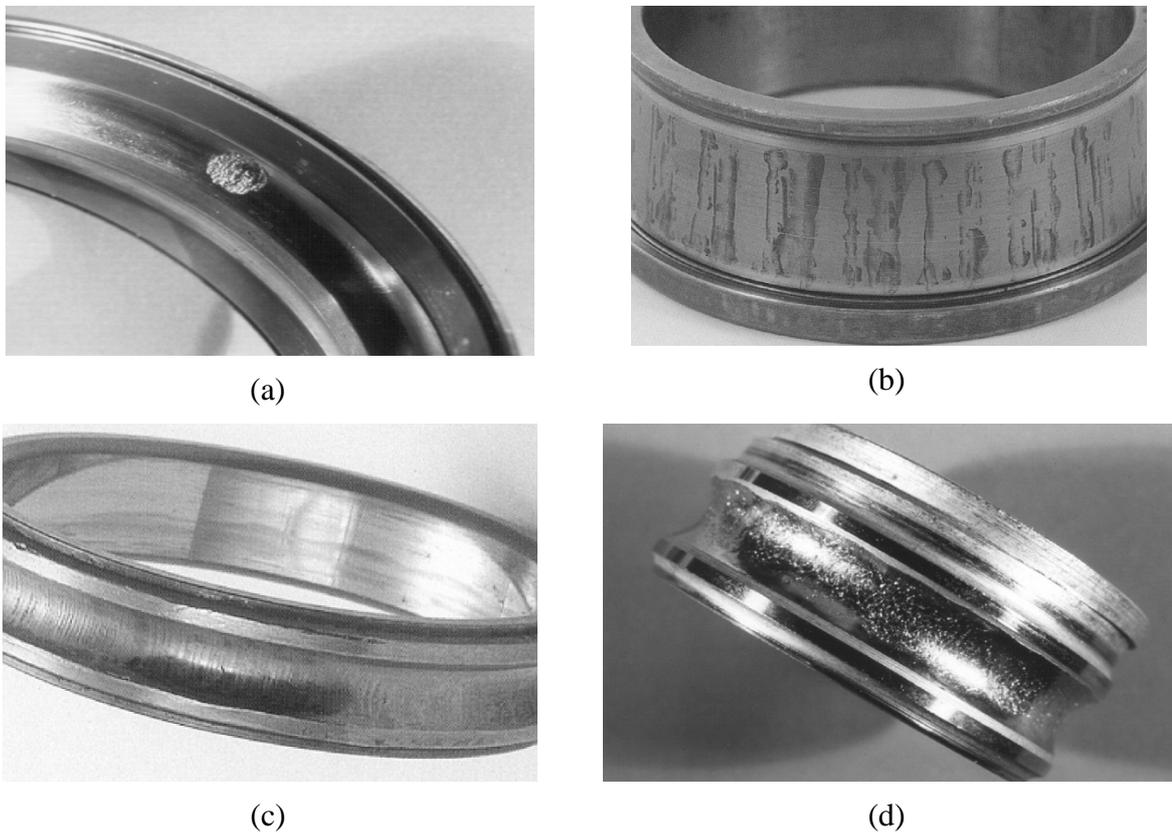


Figura 2-3 – Efeito de falhas no rolamento.

(a) Fadiga subsuperficial; (b) Corrosão por umidade; (c) Falso efeito Brinell; (d) Ranhuras por detritos.

Fontes: [15]

2.2.2. Frequências características das falhas em rolamentos

Mesmo os rolamentos novos e sem falha apresentam algum tipo de vibração, porém os níveis são baixos e o espectro é semelhante ao do ruído branco. À medida que uma falha torna-se evidente, o espectro de vibração se altera. No caso de uma falha localizada, objeto de estudo deste trabalho, cada vez que uma esfera atinge a descontinuidade em uma das pistas, o choque entre elas gera um pulso característico, o qual irá se repetir periodicamente a uma taxa (frequência característica) que varia de acordo com a geometria do rolamento, do local onde se encontra a falha e da frequência de rotação [50], [5]. É importante ressaltar que os sinais que surgem no espectro devido a uma falha estão imersos em ruído e ocultos por sinais com amplitudes mais elevadas, como por exemplo, aqueles associados ao desbalanceamento do rotor. Quando ocorre uma descontinuidade causada por uma falha em um rolamento, a estrutura da máquina rotativa, invólucro e carcaça, ressoam, como um sino quando atingido por um bastão. A frequência de ressonância do sistema varia em função das características construtivas da máquina e independe da intensidade do impacto ou da severidade da falha e, normalmente, está entre localizada em uma banda entre 1kHz e 20kHz [42].

O componente do rolamento que apresenta falha pode ser identificado com base na detecção das frequências características associadas a cada componente [51]. Embora existam muitas técnicas disponíveis para detectar onde estão ocorrendo os defeitos, é difícil prever quando um defeito no rolamento vai se transformar em uma falha operacional, ou seja, uma falha que possa comprometer o funcionamento do sistema.

As equações (2-1) a (2-4) definem as frequências características das falhas no rolamento. Além disso, é comum os fabricantes disponibilizarem calculadoras eletrônicas e tabelas para o cálculo dessas frequências em função da frequência de rotação e do modelo do rolamento [10].

$$BPFI = f_i = f_r \left(\frac{n}{2} \right) \left(1 + \frac{d}{D} \cos \theta \right) \quad (2-1)$$

$$BPFO = f_o = f_r \left(\frac{n}{2} \right) \left(1 - \frac{d}{D} \cos \theta \right) \quad (2-2)$$

$$FTF = f_{cg} = f_r \left(\frac{1}{2} \right) \left(1 - \frac{d}{D} \cos \theta \right) \quad (2-3)$$

$$BSF = f_{bs} = f_r \left(\frac{D}{2d} \right) \left[1 - \left(\frac{d}{D} \right)^2 (\cos \theta)^2 \right] \quad (2-4)$$

Onde: n é o número de esferas, d o diâmetro da esfera (mm ou pol.), D o diâmetro do passo do rolamento (mm ou pol.), θ o ângulo de contato (graus). $BPFI = f_i$ (*Ball Pass Frequency Inner race*), $BPFO = f_o$ (*Ball Pass Frequency Outer race*), $FTF = f_c$ (*Fudamental Train Frequency - Cage*), $BSF = f_{bs}$ (*Ball Spin Frequency – rolling element*).

As características construtivas dos rolamentos são fornecidas pelos fabricantes, em geral, na forma de uma constante que deve, portanto, ser multiplicada por f_r para que se obtenha a frequência característica da falha. Em muitos casos, essas constantes recebem o mesmo da frequência da falha, i.e., $BPFI$, $BPFO$, BSF ou FTF . Neste trabalho, quando aplicável, essas constantes serão acompanhadas por sufixo *_cte*, e.g., $BPFO_{cte}$, para facilitar a compreensão.

As equações de (2-1) – (2-4) desprezam o escorregamento, embora na prática esse seja da ordem de 1-2%, que se reflete em um desvio dos valores calculados e como uma variação em torno da frequência média. Mesmo valores pequenos de escorregamento podem alterar as características do sinal e, portanto, a análise de envelope torna-se mais eficiente do que a análise do sinal bruto [5].

A Figura 2-4 ilustra os sinais de vibração característicos, os quais são gerados quando há uma falha localizada em um dos elementos do rolamento. Essa figura mostra ainda os envelopes resultantes para cada caso.

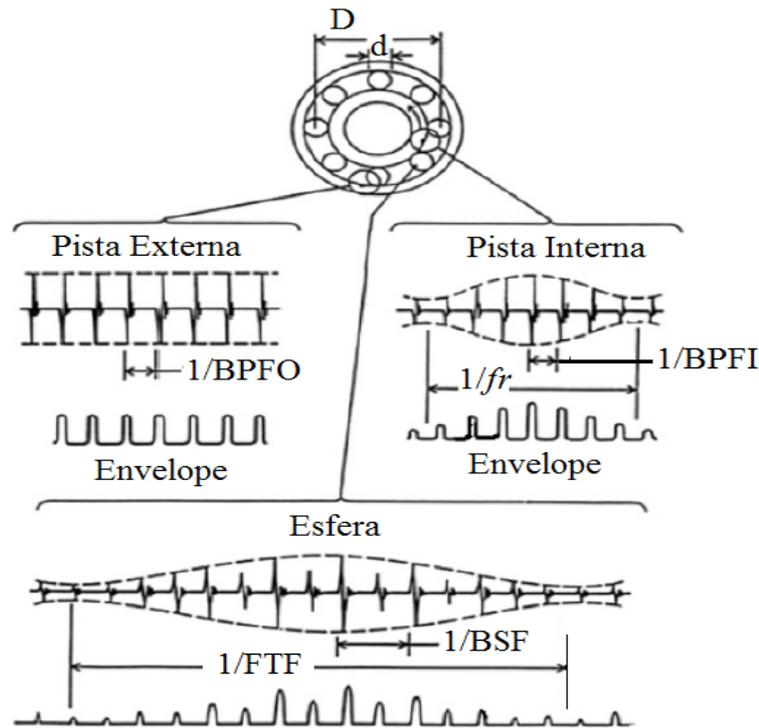


Figura 2-4 – Sinais de vibração e envelopes gerados por falhas localizadas no rolamento.

Fonte: [43].

A partir da Figura 2-4, pode-se observar que cada colisão corresponde a um choque que, por sua vez, é representado por um impulso, gerando assim uma série de impulsos, ou um sinal impulsivo. Esse sinal impulsivo é modulado em amplitude, levando-se em consideração que a intensidade dos impulsos depende da carga e a frequência de modulação está relacionada à passagem da falha na zona de carga; além disso, a função de transferência do meio de transmissão varia em função da posição onde o sensor de vibração é instalado. Pode-se observar ainda que quando a falha acomete uma esfera, são gerados, em geral, dois impulsos, uma vez que as pistas (interna e externa) são atingidas pela falha [43].

Por exemplo, considerando uma carga unidirecional e vertical, como mostrado Figura 2-1, uma falha na pista externa, localizada na zona de carga, apresenta sempre as mesmas condições durante a passagem das esferas e, portanto, uma série de respostas ao impulso uniformes é gerada, - sendo BPFO é a frequência de repetição desses impulsos. Por outro lado, quando uma falha na pista interna ou na esfera passa pela zona de carga, observa-se uma variação na carga, o que faz com que a série de impulsos gerada pela falha seja modulada na frequência da gaiola (FTF) ou na frequência de rotação do eixo. No caso de uma falha pista interna, a passagem da superfície com a falha pela zona de carga gera uma série de impulsos

que se repetem na frequência BPFI. Uma falha na esfera, por sua vez, atinge uma das pistas a taxa BSF, mas como a mesma falha também atinge a outra pista, normalmente, dois pulsos (não necessariamente idênticos) são observados por rotação da esfera [7].

Ainda com base na Figura 2-4, é possível concluir que a análise de envelope é mais eficiente que a análise do sinal bruto, uma vez que pode fornecer informações mais precisas sobre a falha e sobre o local onde ela se encontra. Essa figura mostra claramente o efeito gerado pela colisão das esferas em uma falha localizada na pista interna ou externa, bem como, o efeito de uma falha na esfera. Essa colisão faz com que sejam excitados modos de vibração (i.e. ressonâncias de alta frequência) da estrutura como um todo, desde o rolamento até o sensor de vibração. Esse efeito é similar ao que acontece quando se bate em um sino ou ao que é feito no chamado “teste do martelo” para se determinar os modos de vibração de uma estrutura [43].

Outro conceito interessante trata do processo de evolução das falhas, o qual pode ser dividido em quatro etapas: 1ª - é observável apenas vibração de alta frequência; 2ª - as frequências de ressonância do rolamento começam a ser detectadas; 3ª - frequências discretas podem ser observadas, e 4ª - ruído de alta-frequência é observado, e sua amplitude tende a continuar aumentando com o aumento da severidade de falha. Além disso, para análise de falhas em um rolamento, pode-se, de uma forma simplificada, dividir o espectro de frequência do sinal a ser analisado em quatro partes, sendo que: a primeira parte contém os sinais relacionados à frequência de rotação e seus harmônicos (segundo e terceiro harmônicos); na segunda parte, aparecem frequências relacionadas às falhas no rolamento (essa faixa está aproximadamente entre 80 e 500 Hz); na terceira faixa, destacam-se as frequências naturais do rolamento (aproximadamente entre 500 Hz e 2000 Hz); na última faixa, por sua vez, aparecem componentes de alta frequência [27].

2.2.3. Falhas elétricas

Embora as falhas elétricas não sejam escopo deste trabalho, serão feitas algumas considerações a esse respeito, com o objetivo de excluí-las durante o processo de análise. Essas estão relacionadas, principalmente, a enrolamentos em curto ou em aberto, barra quebrada, desequilíbrio de fases e problemas no entreferro [52], [53].

As falhas elétricas causam um desequilíbrio nas forças magnéticas que atuam no rotor ou no estator e, em alguns casos, também podem ser detectadas através da análise espectral do sinal de vibração das máquinas [27]. Nos MITs, por exemplo, as correntes de Foucault são induzidas no rotor e seu campo magnético interage com o campo girante presente no estator, fazendo com que o rotor tente seguir o campo girante, porém há sempre uma diferença (escorregamento), - proporcional ao torque. Além disso, oscilações no torque criam uma modulação em frequência visível pela análise espectral. Para análise espectral das falhas no estator ou rotor de um MIT é importante ter em mente as seguintes frequências e conceitos associados [5]:

- Frequência de alimentação: f_s (60Hz)
- Número de polos: N_p
- Frequência síncrona: $f_{sinc} = \frac{2*f_s}{N_p}$
- Velocidade do Rotor (rotação): f_r
- Escorregamento: $f_{slip} = f_{sinc} - f_r$
- Frequência de falta no estator: $2 * f_s$
- Frequência de falta no rotor: $f_{slip} * N_p$

Uma falha no estator de um MIT produz variações significativas em $(2 * f_s)$ e, como a frequência do rotor é menor que a frequência síncrona, devido ao escorregamento (f_{slip}), é possível distinguir essa falha de uma falha mecânica, mesmo que a diferença entre elas seja de poucos Hz. No caso de uma falha no rotor, em geral, pode-se identificar uma variação no espectro de vibração na frequência de rotação. Essa falha pode ser diferenciada do desbalanceamento, por exemplo, pelo aparecimento de bandas laterais em torno de f_r , as quais estão espaçadas de uma frequência igual à frequência de falha no rotor [5].

No caso de máquinas elétricas, a análise da corrente elétrica do estator tem se mostrado eficiente para detecção de falhas mecânicas e elétricas como uma alternativa à análise de sinais de vibração [54], [55], [56], [57]. Mais informações sobre essa técnica serão descritas na Seção 2.4.

2.3. Técnicas para análise de sinais de vibração

Ao longo dos anos várias técnicas foram desenvolvidas com objetivo de detectar e identificar a localização e a severidade das falhas em rolamentos. De uma forma geral, essas técnicas podem ser classificadas em: técnicas no domínio do tempo; técnicas no domínio da frequência; técnicas tempo-frequência; análise de sinais cicloestacionários e análise de envelope [7].

2.3.1. Técnicas no domínio do tempo

Uma das formas mais simples para se analisar os sinais de vibração com o objetivo de detecção de falhas é por meio das técnicas no domínio do tempo. Em geral, essas técnicas são qualitativas, e, portanto não indicam a localização da falha [51]. Por exemplo, o cálculo da raiz quadrada do valor médio quadrático ou valor RMS do sinal de vibração global do rolamento. Calcula-se o valor RMS dos sinais de vibração em uma ampla faixa de frequências, por exemplo, entre 1kHz a 10kHz . Os resultados obtidos são comparados com tabelas ou padrões de referência para se caracterizar ou não uma falha. Além disso, o valor RMS medido ao longo do tempo pode fornecer um prognóstico e até indicar a necessidade de substituição do rolamento. Pode-se dizer que a utilização do valor RMS para análise de falhas é simples, rápido e de baixo custo. A principal desvantagem desse método advém do fato que, na maioria dos casos, o nível de vibração aumenta apenas quando a falha já se tornou severa e, além disso, somente alguns tipos de falhas podem ser detectados [42].

O fator de crista, por sua vez, relaciona o valor de pico e o valor RMS do sinal de vibração. Nesse caso, deve-se utilizar um detector de pico além da medida de vibração (por exemplo, entre 1kHz a 10kHz). Para análise da evolução da falha traça-se uma curva de tendência do fator de crista, através da qual se pode observar que no início o fator é praticamente constante, com a evolução da falha há um aumento do valor de pico, embora o valor RMS seja pouco afetado. Com o aumento da severidade da falha, mais picos surgem e, nessa fase, ocorre também um aumento no valor RMS do sinal [42].

Além dessas técnicas também são comumente utilizados: curtose, fator de impulso, fator de crista, desvio padrão e momentos. Na Tabela 2-1 são definidas as equações das

principais técnicas no domínio do tempo, onde \bar{x} é o valor médio de $x(i)$, - versão amostrada de $x(t)$, N é o número de amostras [6], [7].

Tabela 2-1 – Técnicas no domínio do tempo

$\text{Valor de pico} = \frac{1}{2} [\max(x(i)) - \min(x(i))]$
$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(i))^2}$
$\text{Desvio padrão } (\sigma) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(i) - \bar{x})^2}$
$\text{Fator de crista} = \frac{\text{valor de pico}}{RMS}$
$\text{Curtose} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(i))^4}{\sigma^4}$

As técnicas no domínio do tempo, de uma forma geral, são aplicadas para toda a faixa de frequência do sinal, mas também podem ser aplicadas a faixas específicas que podem variar de acordo com a frequência de rotação e dos modos de vibração do sistema. Além disso, a combinação de vários parâmetros estatísticos costuma ser utilizada como uma indicação de falha no rolamento [7].

2.3.2. Técnicas no domínio da frequência

Esse tipo de análise considera basicamente o espectro do sinal calculado por meio da transformada rápida de Fourier. Em muitos trabalhos, é feita uma comparação entre o espectro obtido em uma condição normal (sem falha) e o espectro em uma condição de falha. Nesse caso, o objetivo é identificar frequências, ou faixas de frequência, que possam dar indícios da existência da falha [7]. Essa metodologia é comumente aplicada também para análise de sinais de corrente elétrica [58], [32].

Ao longo dos anos, uma série de técnicas de estimação espectral vem sendo empregada para mitigar as limitações da FFT [6], [59]. O ponto de partida para o estudo dessas técnicas é a função de autocorrelação, $R_{xx}(\tau)$, que descreve a estatística de segunda ordem de um processo estocástico estacionário, i.e., independente do tempo (t), para um atraso τ . A versão de $R_{xx}(\tau)$ no domínio da frequência é conhecida como Densidade Espectral de Potência (PSD) ou espectro de potência, uma das principais ferramentas para análise espectral.

Dessa forma, pode-se definir a PSD como a transformada de Fourier de $R_{xx}(\tau)$, ou seja [60]:

$$S(\omega) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} R_{xx}(\tau) e^{-j\omega\tau} \quad (2-5)$$

para $-\pi < \omega \leq \pi$ e $\omega = 2\pi f$. Da mesma forma, a função de autocorrelação pode ser definida como a transformada de Fourier inversa da PSD, - relação de Einstein-Wiener-Khintchine [60].

É interessante observar ainda que a área definida sob a PSD, para o intervalo de Nyquist $-\pi < \omega \leq \pi$, é igual, a menos de um fator $1/2\pi$, ao valor médio quadrático de um processo estocástico discreto e estacionário. Como o valor médio quadrático de um processo é igual à potência média desenvolvida em um resistor de 1Ω , esses termos muitas vezes são intercambiáveis [60].

A PSD também pode ser interpretada com base no Teorema de Parseval, que calcula a energia de um sinal $x(n)$ [61]:

$$Energia = \sum_{n=-\infty}^{\infty} |x(n)|^2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |X(e^{j\omega})|^2 d\omega \quad (2-6)$$

Assim, a partir de (2-6), pode-se dizer que para um sinal aleatório a amplitude do espectro ao quadrado, $|X(e^{j\omega})|^2$, é distribuída de forma contínua ao longo do eixo das frequências e representa a PSD, - a qual deve ser integrada em uma faixa de frequência

limitada para resultar em uma potência finita. No caso de sinais transientes com energia finita, $|X(e^{j\omega})|^2$ irá fornecer a densidade espectral de energia, que quando integrada para todas as frequências será equivalente à energia total calculada integrando-se a potência instantânea de um sinal ao longo do tempo. Dessa forma, pode-se afirmar que para um sinal com unidade U (m, A, m/s², etc.) a potência terá unidade U^2 , a energia U^2s e a PSD terá unidade U^2/Hz [5].

Embora a PSD seja uma ferramenta extremamente importante, na prática, é preciso encontrar um método para estimá-la, uma vez que a escolha inadequada desse método pode levar a conclusões e análises incorretas. Os principais métodos para estimativa da PSD são: os **métodos paramétricos** e **não paramétricos** [60].

Os métodos **não paramétricos** baseiam-se apenas nos dados observados, não levando em consideração um modelo específico para o cálculo da PSD. No caso dos métodos **paramétricos**, inicialmente, é definido um modelo para o processo em estudo, o qual deverá ser representado por um pequeno número de parâmetros. A PSD é então estimada com base nesses parâmetros. Por exemplo, se um processo pode ser modelado por [62]:

$$x(n) = a x(n-1) + w(n) \quad (2-7)$$

onde a é um parâmetro desconhecido e $w(n)$ é um processo estocástico estacionário e de média zero, cujas variáveis aleatórias não são correlacionadas, mas tem a mesma variância σ^2 , a PSD de $x(n)$, $(S(f))$, pode ser estimada a partir de a e σ^2 , ou seja [62]:

$$S(f) = \frac{\sigma^2}{|1 + ae^{-j2\pi f}|^2} \quad (2-8)$$

Um estimador não paramétrico leva em consideração apenas a estacionariedade no sentido amplo para o cálculo da PSD. De acordo com (2-5), a PSD pode ser estimada calculando-se a transformada de Fourier da função de autocorrelação, que pode ser estimada por [62]:

$$\hat{R}_{xx}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1-\tau} x^*(n) x(n+\tau), \quad 0 \leq \tau \leq N-1 \quad (2-9)$$

Onde N é o número de amostras e $x^*(n)$ é o complexo conjugado de $x(n)$. Esse estimador tem sido amplamente utilizado, e muitos estimadores não paramétricos se baseiam em (2-9) para encontrar a PSD. Outros estimadores não paramétricos, porém, utilizam diretamente do sinal observado.

O estimador conhecido como **Periodograma**, por exemplo, parte de um conjunto de dados $x(n)_0^{N-1}$, para encontrar $R_{xx}(\tau)$, no intervalo $-(N-1) \leq \tau \leq N-1$, e então se calcula a PSD, tal que [62]:

$$S_{per}(f) = \sum_{\tau=-N+1}^{N-1} R_{xx}(\tau) e^{-j2\pi f\tau} \quad (2-10)$$

Porém, na prática, é mais conveniente estimar $S_{per}(f)$ diretamente em função de $x(n)$. Além disso, utiliza-se a FFT, de tal forma que a PSD é estimada para um conjunto discreto de frequência, i.e., $D_f = \{f_\tau: f_\tau = \tau/N, \tau = 0, 1, 2, \dots, (N-1)\}$. Assim tem-se que [62]:

$$S_{per}(f_\tau) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi\tau n/N} \right|^2, \quad f_\tau \in D_f \quad (2-11)$$

Podem ser empregadas ainda técnicas de janelamento para reduzir a variância do periodograma. Além da janela retangular, são comumente utilizadas as janelas de Bartlett, Hanning, Hamming e Blackman.

Uma forma de reduzir a variância do periodograma é através do chamado **estimador de Bartlett**. Nesse caso, o sinal medido é dividido em M segmentos não sobrepostos, a seguir calcula-se o periodograma de cada segmento e, por fim, é feita a média dos periodogramas. Sendo $x_i(n)$ um sinal com N amostras, que possa ser dividido em M segmentos, contendo L

amostras, tal que, o seu i – ésimo segmento é definido por $\{x_i(n)\}_0^{L-1}$, $i = 1, 2, \dots, M$, o periodograma de cada um desses segmentos será calculado por [62]:

$$S_{Per}^i(f) = \frac{1}{L} \left| \sum_{n=0}^{L-1} x_i(n) e^{-j2\pi fn} \right|^2 \quad (2-12)$$

E o espectro estimado por Bartlett será definido por:

$$S_{Bart}(f) = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^M S_{Per}^i(f) \quad (2-13)$$

Embora tenha uma variância menor, a resolução do estimador de Bartlett é M vezes menor que a do periodograma.

Outro estimador baseado no periodograma é o **estimador de Welch**. Ele é muito parecido com o estimador de Bartlett, uma vez que divide o sinal em segmentos e calcula a média dos seus periodogramas; porém esses segmentos são sobrepostos e os janelados. Sendo L o número de amostras do i – ésimo segmento, $\{x_i(n)\}_0^{L-1}$, e D o deslocamento de segmentos sucessivos, tem-se que [62]:

$$N = L + D(M - 1) \quad (2-14)$$

Onde N é o número total de amostras do sinal e M é o número total de segmentos.

Se houver uma sobreposição de 50%, por exemplo, então $M = 2N/L - 1$ e o periodograma do i – ésimo segmento será [62]:

$$S_{Per_janel}^i(f) = \frac{1}{L} \left| \sum_{n=0}^{L-1} w(n) x_i(n) e^{-j2\pi fn} \right|^2 \quad (2-15)$$

Onde $S_{Per_janel}^i(f)$ é o periodograma modificado, uma vez que os dados são multiplicados por uma janela não linear $w(n)$. Finalmente, o espectro de Welch será definido por:

$$S_{Welch}(f) = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^M S_{Per_janel}^i(f) \quad (2-16)$$

Assim como no método de Bartlett, o aumento no número de segmentos diminui a variância; além disso, a superposição possibilita a utilização de segmentos mais longos e, portanto, aumenta a resolução. Por essas características, esse estimador será utilizado no Capítulo 4.

Na literatura, existem ainda vários outros estimadores não paramétricos, como por exemplo:

- **Método de Blackman-Tukey:** o periodograma é calculado em função dos atrasos τ da função de autocorrelação e são atribuídos pesos para as sequências de correlação, de tal forma que maiores atrasos recebem os menores pesos.

- **Estimador de mínima variância:** nesse método, o periodograma é representado por um banco de filtros FIR com a mesma largura de banda. A resolução desse estimador é melhor do que a método Blackman-Tukey; porém a resolução e variância desse método dependem da escolha da ordem do filtro. Quanto maior a ordem do filtro, melhor a resolução, por outro lado, a variância do espectro estimado aumenta [62].

Os **estimadores paramétricos**, por outro lado, partem do princípio que o sinal pode ser descrito por um modelo paramétrico. Dessa forma, estimam-se os parâmetros do modelo e, então, se calcula a PSD com base nesses parâmetros. Os principais modelos utilizados são: modelo autorregressivo (AR), modelo de média móvel (MA) e autorregressivo de média móvel (ARMA) [59]. O modelo AR será discutido com mais detalhes no Capítulo 3.

Embora os sinais de vibração em rolamentos e sinais de comunicação sejam modelados como processos não estacionários e mais precisamente como cicloestacionários, os

métodos no domínio da frequência, em especial a PSD, tem se mostrado eficientes para análise desses sinais [63].

Ainda no contexto nos métodos no domínio da frequência, a ferramenta matemática conhecida como **Cepstrum** pode ser empregada com o objetivo de identificar no espectro certas periodicidades relacionadas às frequências características do rolamento, seus harmônicos e padrões de banda laterais associados [51], [42], [64]. O cepstrum “complexo” é definido como a transformada de Fourier inversa do logaritmo do espectro complexo, i.e. [65]:

$$c_x(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \log[X(e^{-j\omega})e^{-j\omega n} d\omega] \quad (2-17)$$

Ou ainda em função da frequência f , em Hz, [5]:

$$c_x(\tau) = FT^{-1}[\log(X(f))] \quad (2-18)$$

Onde $1/\tau$ corresponde a períodos de frequência e $X(f)$ é complexo e definido como:

$$X(f) = FT[x(n)] = A(f) \exp(j\phi(f)) \quad (2-19)$$

e:

$$\log(X(f)) = \ln(A(f)) + j\phi(f) \quad (2-20)$$

Quando é utilizado o espectro de potência, ao invés do espectro $X(f)$, obtém-se o chamado “power cepstrum” ou cepstrum “real” [5]:

$$c_{xx}(\tau) = FT^{-1}[2 \ln(A(f))] \quad (2-21)$$

Em [65], o cepstrum “real” é definido apenas como a transformada de Fourier inversa do logaritmo de $|X(f)|$, ou seja, $\left(\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \log[|X(e^{-j\omega})|e^{-j\omega n} d\omega]\right)$.

A palavra cepstrum surgiu alternando-se as sílabas da palavra *spectrum*, uma vez que o cepstrum corresponde ao espectro do espectro. Dessa forma, a análise por cepstrum utiliza uma nomenclatura própria, por exemplo: quefrequency no lugar de frequência, lifter ao invés de filtro, gamnitude para magnitude, rahmonic para harmônico e assim por diante [5].

Técnicas modernas para análise de sinais no domínio da frequência incluem os métodos de subespaço ou de alta resolução, os quais são empregados para detectar sinais em situações onde há baixa relação sinal ruído, - um exemplo é o método conhecido como MUSIC (*Multiple Signal Classification*). A grande limitação desses métodos está na sua complexidade. Esses métodos exploram a decomposição da matriz de autocorrelação em seus autovalores, com o objetivo de discriminar sinal de interesse e ruído. De uma forma geral, a utilização desses modos pode ter grande valia para análise de falhas, uma vez que é possível obter alta resolução e redução de ruído em um único método [66].

2.3.3. Técnicas no domínio tempo-frequência

A maioria dos sinais utilizados na detecção de falhas em rolamentos tem natureza não-estacionária, ou seja, apresentam propriedades estatísticas que variam com tempo. Nesse caso, uma abordagem de análise conjunta tempo-frequência é mais adequada.

Dentre as técnicas de processamento tempo-frequência, três delas são particularmente importantes no contexto de detecção de falhas: Transformada de Fourier de Tempo Curto (STFT), Distribuição de Wigner-Ville (WVD) e Transformada Wavelet (WT) [67], [7]. A transformada de Wavelet contínua será discutida com mais detalhes no Capítulo 3.

A FFT fornece o espectro do sinal periódico em análise, portanto, para sinais não periódicos poderá ocorrer uma distorção no resultado. O processo de janelamento pode então ser utilizado para mitigar esse efeito, levando a chamada STFT, sendo que a janela de Hanning é uma das mais utilizadas para detecção de falhas em rolamentos [68]. A STFT pode ser descrita pela seguinte equação [5]:

$$STFT(f, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) w(t - \tau) e^{-j2\pi ft} dt \quad (2-22)$$

Onde $w(t)$ é a função de janelamento utilizada, cuja escolha está diretamente relacionada à representação do sinal no tempo e na frequência.

Em geral a $|STFT(f, \tau)|^2$ é apresentada em um diagrama conhecido como Espectrograma, o qual mostra a distribuição de energia do sinal no tempo e na frequência com resoluções equivalentes para ambos os domínios [5].

Outra ferramenta para análise tempo-frequência é a distribuição de Wigner-Ville (WVD) e suas otimizações: pseudo-WVD e *smoothed* pseudo-WVD, as qual proporcionam uma resolução em frequência melhor do que a STFT. Por outro lado, a WVD produz uma série de termos interferentes em frequência, que podem dificultar a identificação das frequências características das falhas em rolamentos. Para mitigar esse efeito, a pseudo-WVD utiliza o janelamento, o que reduz a resolução em frequência. A *smoothed* pseudo-WVD, por sua vez, procurar reduzir os efeitos da interferência no tempo e na frequência e, dessa forma, há uma redução na resolução de ambos. Para aplicações práticas, esse método pode ser executado a partir de um DSP de baixo custo; além disso, o método pode ser generalizado para a detecção de diferentes tipos de falha: mecânicas (desbalanceamento, desalinhamento, falhas em rolamentos, etc.) e elétricas (falhas no rotor, barras quebradas, variações no torque, etc.) [66].

A distribuição de Wigner-Ville (WVD) é definida por [6]:

$$WVD(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} \hat{a}\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \hat{a}^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2-23)$$

Onde $\hat{a}(t)$ é um sinal analítico. É possível ainda definir uma versão janelada da WVD, com o objetivo de aperfeiçoar seu cálculo.

Outra técnica muito utilizada para análise de falhas é a transformada de wavelet, mais precisamente sua versão discreta, a DWT, que decompõe o sinal em análise através de versões escalonadas e transladadas da função wavelet mãe. A função escala $\Phi(t)$ e a wavelet mãe $\psi(t)$ podem ser definidas, respectivamente, como [69]:

$$\Phi(t) = \sqrt{2} \sum_n h_n \Phi(2t - n) \quad (2-24)$$

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_n g_n \psi(2t - n) \quad (2-25)$$

Onde $G = \{g_n\}$ e $H = \{h_n\}$, são coeficientes de filtros passa alta e passa baixa, respectivamente, e estão relacionados, tal que, $g_n = (-1)^n h_{1-n}$. O resultado da análise usando DWT é um conjunto finito de sinais denominados coeficientes wavelet.

Com base em (2-24) e (2-25) é possível obter um conjunto de funções $\Phi_{j,k}(t)$ e $\psi_{j,k}(t)$ [69]:

$$\Phi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \Phi(2^{-j/2}t - k) \quad (2-26)$$

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (2-27)$$

Dessa forma, para j e k inteiros, as equações (2-29) e (2-30) serão multiplicadas por uma escala de $2^{-j/2}$ e serão transladadas de k amostras [70].

Assim, é possível usar a DWT para decompor um sinal em vários níveis de resolução, com base em uma análise multiresolução (MRA), representada por filtros FIR passa baixa e passa baixa (de 1/2 banda) em cada nível de decomposição [71]. A análise de um sinal é realizada, portanto, na seguinte forma: no primeiro nível de decomposição o sinal passa pelos filtros passa alta e passa baixa gerando os coeficientes wavelets chamados detalhe e aproximação, respectivamente. A seguir, os coeficientes aproximação passam pelo segundo nível de filtros e, assim sucessivamente até o último nível de decomposição. Nesse esquema de análise, a cada nível de decomposição a banda de frequência do sinal é reduzida pela metade, assim como o número de amostras, em um processo de subamostragem [72].

Ainda nesse contexto, a transformada wavelet *packet* vem sendo utilizada com o objetivo de melhorar a resolução da DWT, principalmente em frequências mais altas. Na transformada wavelet *packet*, os (coeficientes) detalhes são decompostos da mesma forma que as aproximações [73], [74], [75].

2.3.4. Análise de sinais cicloestacionários

Um sinal ou processo cicloestacionário é um processo estocástico que possui uma de suas estatísticas variando de periodicamente com o tempo. Os termos cíclico e ciclo são utilizados para diferenciar esses sinais de sinais “verdadeiramente” estacionários, ou seja, sinais cujas estatísticas não variam com o tempo [76]. Em outras palavras, um processo cicloestacionário de ordem n é aquele que possui estatística de ordem n periódica, ou ainda, aquele apresenta picos no espectro após passar sofrer uma transformação não linear de n –ésima potência. A análise desse tipo de sinal encontra aplicação nas mais diferentes áreas, como por exemplo: na área de telecomunicações, devido, principalmente, aos processos de amostragem, modulação, codificação e multiplexação; na área de astronomia, onde a periodicidade é representada pela rotação dos planetas, monitoramento da condição de sistemas rotativos, nos quais a periodicidade é decorrente dos processos de modulação [77]. Ainda podem ser encontradas aplicações na área biomédica [78]; área aeronáutica [79]; análise de clima [80]; análise de sinais GPS [81]; entre outras.

Um sinal é definido como cicloestacionário de primeira ordem no sentido amplo quando sua média apresenta uma periodicidade com período T , tal que, haja um componente m constante [82]:

$$E(x) = m_x(t + T) = m_x(t) = m \quad (2-28)$$

Da mesma forma, sinais cicloestacionários de segunda ordem são aqueles cuja estatística de segunda ordem, i.e., a função de autocorrelação, varia periodicamente no tempo, como definido em (2-29) [5].

$$R_{xx}(t, \tau) = E[x(t - \tau/2) x(t + \tau/2)] \quad (2-29)$$

Ruído branco modulado em amplitude é um exemplo clássico de um sinal cicloestacionário de segunda ordem. Nesse caso, fazendo $\tau = 0$ e considerando que a média do sinal é zero, obtém-se a variância do sinal (a variação da potência instantânea) com o tempo, conforme mostrado na Figura 2-5. Um sinal cicloestacionário de segunda ordem pode então ser completamente caracterizado por (2-29) se todas as combinações (t, τ) forem

testadas, além disso, para um levantamento ainda mais detalhado da estrutura do sinal, (2-29) pode ser analisado no domínio da frequência, ou seja [5]:

$$S_{xx}(\alpha, f) = \lim_{W \rightarrow \infty} \frac{1}{W} \int_{\mathbb{R}} \int_{-W/2}^{W/2} R_{xx}(t, \tau) \exp[-j2\pi(f\tau + \alpha t)] dt d\tau \quad (2-30)$$

Onde: $S_{xx}(\alpha, f)$ é a correlação espectral (*potência/Hz²*) (também denominada função densidade de correlação espectral, densidade de correlação espectral, espectro cíclico ou densidade espectral cíclica); f é a frequência convencional em *Hz*, que irá indicar a frequência da portadora; α é a frequência cíclica, a qual corresponderá a frequência de modulação também *Hz*. $S_{xx}(\alpha, f)$ será contínua em f , uma vez que a função de autocorrelação é transiente em relação a τ , e será discreta em α , uma vez que $R_{xx}(t, \tau)$ é periódica em relação a t . O nome correlação espectral advém do fato que o mesmo resultado pode ser obtido correlacionando o espectro de um sinal ele mesmo [5], [82]. A correlação espectral para ruído branco modulado em amplitude (Figura 2-4) é ilustrada na Figura 2-5.

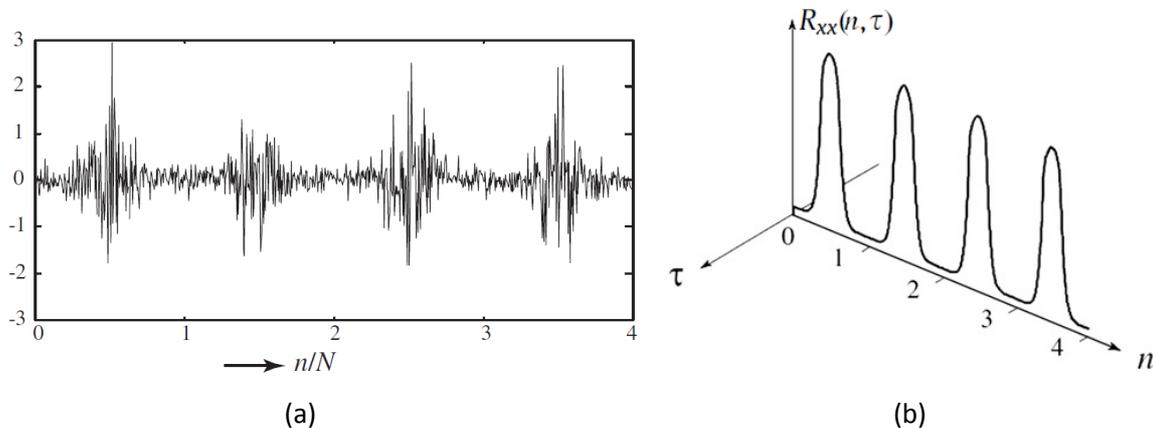


Figura 2-5 – Ruído branco modulado em amplitude: (a) sinal no domínio do tempo (b) função de autocorrelação bidimensional.

Fonte: [76].

Com base na Figura 2-5, pode-se observar que $S_{xx}(\alpha, f)$ é contínua em f e diferente de zero apenas para valores de α que são múltiplos da frequência de modulação. Além disso, podem-se notar bandas laterais para cada linha espectral, o que não seria observável em uma

análise espectral convencional do ruído branco. Pode-se verificar, portanto que $S_{xx}(\alpha, f)$ não será contaminada por ruído estacionário quando a análise for realizada para uma frequência cíclica α coincidir com um componente discreto, em outras palavras, $S_{xx}(\alpha, f)$ será contínua para sinais cicloestacionários e discreta para sinais periódicos, os quais podem ser previamente removidos simplificando a análise [7].

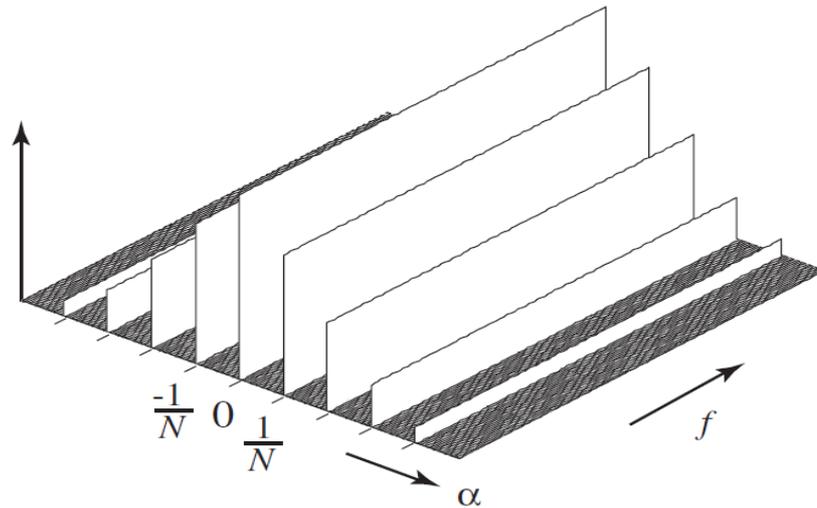


Figura 2-6 – Correlação espectral para ruído branco modulado em amplitude.

Fonte: [76].

De uma forma geral, tem-se que sinais estacionários terão componentes apenas em ($\alpha = 0$), que irá corresponder ao espectro de potência convencional; sinais periódicos terão componentes em (α, f) e $S_{xx}(\alpha, f)$ se parecerá com uma “cama de pregos”; e sinais cicloestacionários contínuos em f e discreto em α [83].

No cálculo de $S_{xx}(\alpha, f)$, é importante complementar que quando a análise é feita com relação a τ , o resultado é o espectro de potência instantâneo para cada valor de t ; por outro lado, a análise é feita para os valores de t , o resultado é uma convolução no domínio da frequência. Além disso, $S_{xx}(\alpha, f)$ pode ser calculada por [5]:

$$S_{xx}(\alpha, f) = \lim_{W \rightarrow \infty} E [X_T(f + \alpha/2) X_T^*(f - \alpha/2)] \quad (2-31)$$

Onde $X_T(f)$ é o espectro de um sinal qualquer $x(t)$ definido em um intervalo de tempo T .

Alguns sinais não são exatamente ou estritamente cicloestacionário, uma vez que α não pode ser precisamente definida ou apresenta algumas variações, como acontece com sinais de falhas localizadas em rolamentos. Sinais desse tipo podem ser classificados como “pseudo-cicloestacionários” [83].

Por outro lado, pode ser mais conveniente tratar os sinais de falhas localizadas como cicloestacionários de segunda ordem; uma vez que os seus harmônicos de baixa ordem no eixo α são de banda muito estreita, se não estritamente discreto. Nesse contexto, o sinal de vibração $x(t)$ causado por uma falha em um dos elementos do rolamento pode ser definido como [84]:

$$x(t) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \mathbf{A}_i s(t - T_i) + n(t) \quad (2-32)$$

Onde: $s(t - T_i)$ é a forma de onda correspondente ao i – ésimo impacto gerado no tempo T_i ; \mathbf{A}_i é a amplitude desse impacto; e $n(t)$ representa ao ruído aditivo.

A Figura 2-7 reproduz a correlação espectral do sinal de falha localizada na pista interna de um rolamento. Como pode ser observado a falha se destaca para $f = [10; 20]kHz$ nas frequências cíclicas $\alpha_i = (71 * i)Hz$, i.e., BPFi e seus harmônicos, tal que $i = 1, \dots, 4$, além disso, há uma modulação em $10Hz$, relacionada à rotação do eixo, que faz com que surjam frequências discretas em $\alpha_i \pm 10Hz$. De uma forma geral, nota-se que correlação espectral é contínua na direção de f e discreta na direção do eixo α , como previsto para um sinal cicloestacionário de segunda ordem [84].

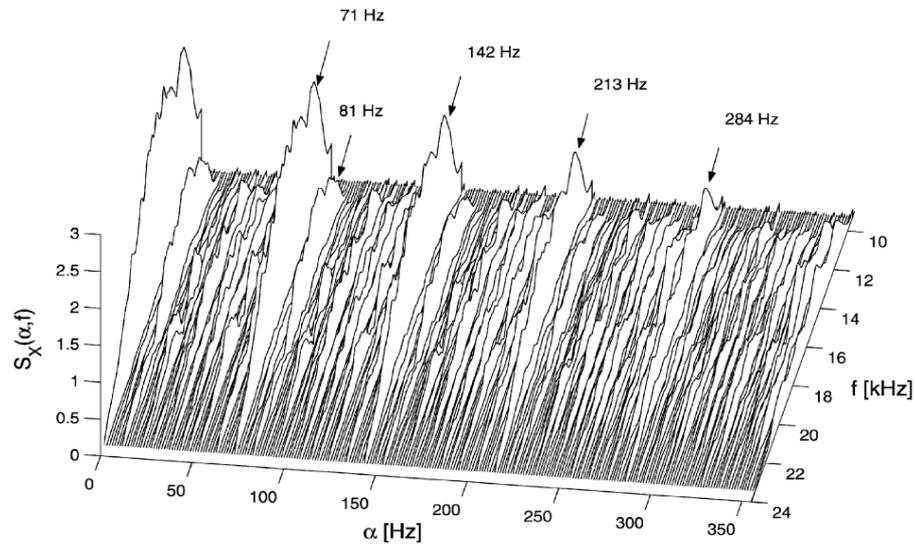


Figura 2-7 – Amplitude da correlação espectral para falha localizada na pista interna.

Fonte: [84]

No caso de falhas distribuídas, em geral, é possível observar componentes cicloestacionários de primeira e de segunda ordem. Nesse caso, a correlação espectral possui componentes discretos no eixo α e componentes discretos e contínuos (“cama de pregos”) para o eixo f . A Figura 2-7 ilustra a correlação espectral para uma falha distribuída na pista interna de um rolamento. As linhas contínuas que surgem na correlação espectral são devido aos harmônicos da frequência de rotação do eixo, mas podem surgir também devido a uma falha distribuída na pista interna acompanhada por bandas laterais na frequência do eixo. Por outro lado, no caso de uma falha distribuída na pista externa podem surgir harmônicos em BPFO. Nesse ponto, deve-se assinalar que se o sinal modulante é a frequência do eixo, o sinal resultante é exatamente cicloestacionário de segunda ordem, porém se o sinal modulante é BPFO ou BPFI, o resultado poderá ser considerado pseudo-cicloestacionário [5].

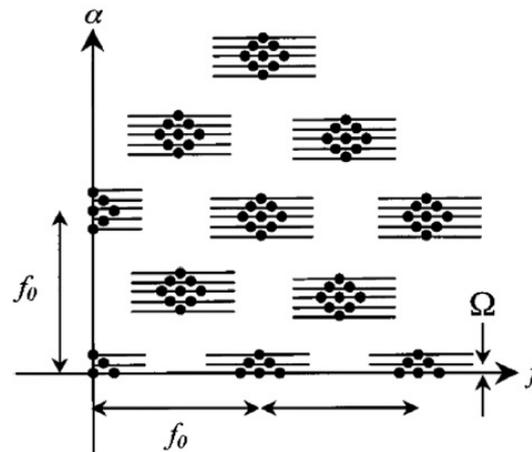


Figura 2-8 – Correlação espectral para falha distribuída na pista interna de um rolamento - onde f_0 é frequência do conjunto de engrenagens e Ω a frequência de rotação do eixo.

Fonte: [83].

Em suma, a análise dos sinais cicloestacionários de segunda ordem está diretamente relacionada à análise da função de autocorrelação e da função de correlação espectral do sinal [85].

É interessante comentar que embora as frequências características da falha sejam definidas em função do local de ocorrência da falha e da frequência de rotação, em geral, não levam em consideração o escorregamento existente. Esse escorregamento, porém, não pode ser evitado e acaba sendo representado pelo ângulo de carga ou de contato (θ), medido a partir da radial, em função do movimento das esferas no rolamento. Assim, o escorregamento surge devido ao fato de que a razão entre as forças axial e radial agindo nas esferas varia de acordo com sua posição no rolamento, isso faz com que as esferas tendam a se deslocar com velocidades diferentes, mas são forçadas a manter uma separação uniforme pela gaiola. De uma forma mais precisa, pode-se dizer que o escorregamento faz com que a frequência dos impactos causados pela falha varie de um ciclo para outro. Além disso, o deslocamento da falha com relação à distribuição de carga no rolamento faz com que os impactos apresentem uma modulação em amplitude. Quando o escorregamento é levado a efeito, ocorre um atraso τ_i (constante) na duração efetiva da i – ésima forma de onda $s(t)$ [86].

Ainda em [86], que pode ser visto como uma das principais referências na área, é demonstrada a relação entre a análise de envelope, em especial a análise do envelope

quadrático, e da análise espectral da correlação de sinais cicloestacionários. Essa relação foi uma das principais motivações para a elaboração desta Tese.

2.3.4.1. Relação entre correlação espectral e análise de envelope

Nos últimos anos vários trabalhos relataram a aplicação da análise cicloestacionária para detecção de falhas em máquinas rotativas [87]. Uma das principais ferramentas para análise de sinais cicloestacionários é a correlação espectral, porém devido a sua complexidade, sugere-se calcular sua integral em função da frequência f , de tal forma a se obter um espectro discreto em função da frequência cíclica α . Nesse caso, o resultado obtido é o mesmo encontrado calculando-se o espectro do envelope quadrático do sinal [86], [88].

Matematicamente, pode-se verificar que a integral da correlação espectral ($S_{xx}(\alpha, f)$) em toda faixa de frequência corresponde à transformada de Fourier do envelope quadrático de um sinal $x(t)$, ou seja, [5]:

$$\begin{aligned} \int S_{xx}(\alpha, f) df &= \iint E[x(t + \tau/2)x^*(t - \tau/2)] e^{-j2\pi\alpha t} \left(\int e^{-j2\pi f t} df \right) dt d\tau \\ \int S_{xx}(\alpha, f) df &= \iint E[x(t + \tau/2)x^*(t - \tau/2)] \delta(t) d\tau e^{-j2\pi\alpha t} dt \\ \int S_{xx}(\alpha, f) df &= \int E[x(t)x^*(t)] e^{-j2\pi\alpha t} dt \\ \int S_{xx}(\alpha, f) df &= \mathcal{FT}_{t \rightarrow \alpha} \{E[|x(t)|^2]\} \end{aligned} \quad (2-33)$$

Onde $E[|x(t)|^2]$ é uma função quase periódica. Dessa forma, cria-se uma nova abordagem conceitual para análise de envelope que pode ser entendida como um caso especial para análise de processos (pseudo) cicloestacionários [86]. Em outras palavras, pode-se afirmar que o espectro do envelope quadrático é uma projeção da densidade espectral cíclica (CSD) em α . Além disso, pode-se observar que a análise de envelope é mais simples e eficiente que análise cicloestacionária propriamente dita [84]. Deve-se salientar ainda que os melhores resultados são obtidos considerando o espectro do envelope quadrático de sinais analíticos, i.e., sinais somente com frequências positivas [88]. A Figura 2-9 ilustra o processo descrito por (2-33).

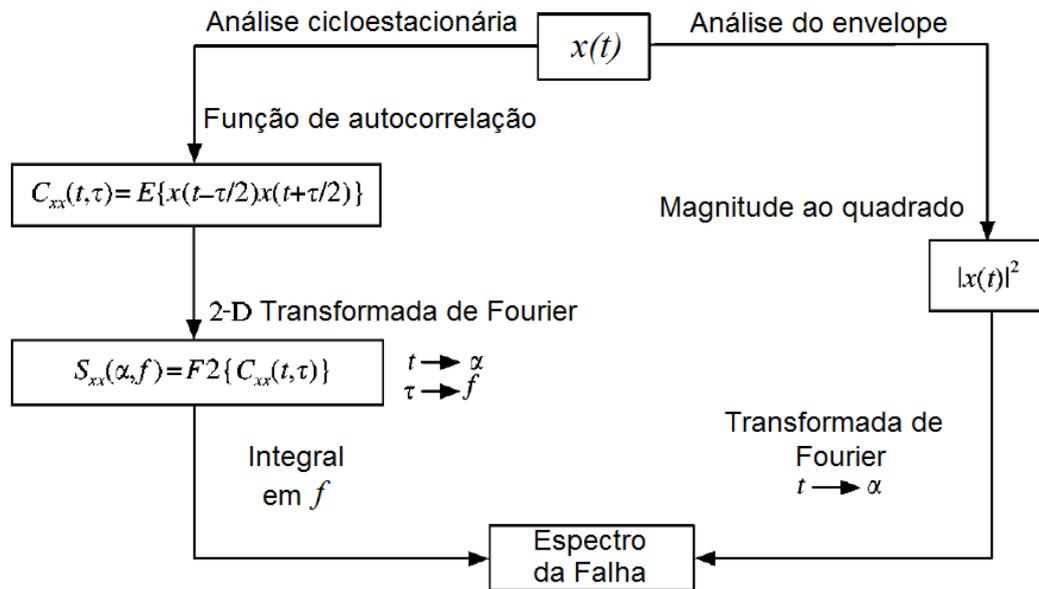


Figura 2-9 – Relação entre correlação espectral cíclica e amplitude do envelope quadrático.

Fonte: [86].

A partir de (2-33), pode-se concluir que a integral da correlação espectral pode ser facilmente utilizada com o objetivo de encontrar as frequências características de falhas em rolamentos a partir de uma abordagem baseada na análise de envelope quadrático; ou seja, pode-se considerar o envelope quadrático como uma ferramenta importante para análise de sinais (quase) cicloestacionários, como os sinais de falha em rolamentos. A Figura 2-10 – Comparação entre a integral da correlação espectral cíclica (a) e o envelope quadrático (b) para uma falha localizada na pista interna. Figura 2-10 reproduz um exemplo que comprova a relação definida em (2-33) para uma falha localizada na pista interna de um rolamento, sendo $BPFI = 120\text{Hz}$ e a velocidade do eixo $9,5\text{Hz}$. A Figura 2-10 (a) mostra o espectro da integral da CSD para o sinal da falha demodulado na faixa de $[2800\text{ Hz}; 3300\text{Hz}]$; enquanto que (b) mostra o magnitude do espectro do envelope quadrático do sinal demodulado; como esperado, o mesmo resultado é obtido. Como o sinal analisado não é exatamente cicloestacionário, sobreposições de bandas laterais podem surgir, na Figura 2-10 essas superposições foram destacadas por um círculo [86].

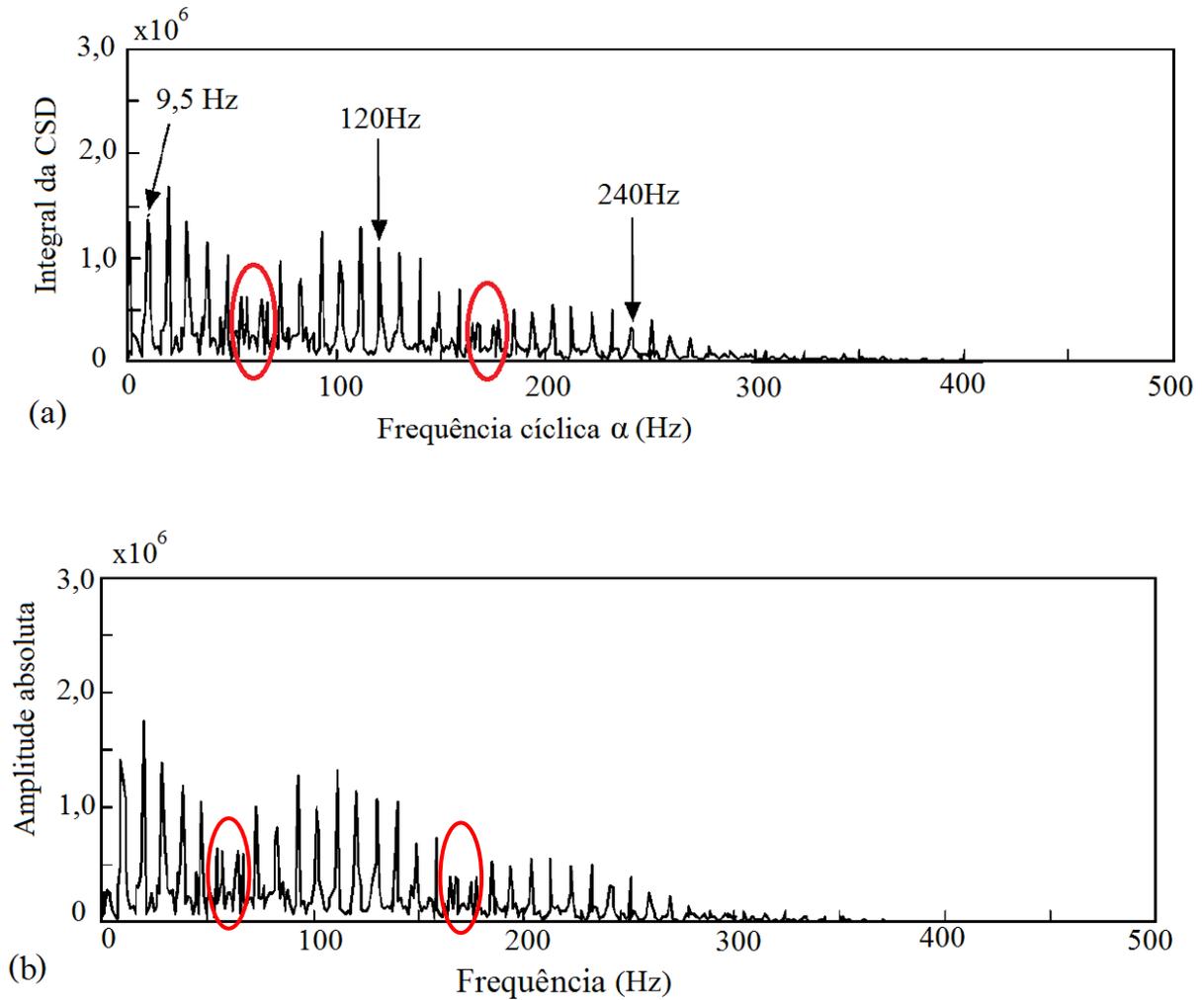


Figura 2-10 – Comparação entre a integral da correlação espectral cíclica (a) e o envelope quadrático (b) para uma falha localizada na pista interna.

Adaptado de: [86].

O envelope quadrático, por outro lado, não pode fornecer uma medida do grau de cicloestacionariedade de um sinal, uma vez que para isso é necessário calcular a integral da CSD ao quadrado [89]. Além disso, em casos onde são analisadas falhas combinadas em rolamentos e engrenagens, as quais apresentam modulações na frequência do eixo, a CSD pode mostrar padrões diferentes nos eixos α e f permitindo uma caracterização mais eficaz da falha [86]. Como neste trabalho serão investigadas apenas falhas localizadas em rolamentos a relação (2-33) é válida e servirá de base para a abordagem experimental.

2.3.5. Técnica de envelope

A técnica de envelope tem por objetivo analisar a resposta em frequência dos sistemas mecânicos quando submetidos a impactos periódicos, tais como, os gerados por falhas no rolamento. A análise de envelope procura identificar a frequência de ressonância (portadora) da estrutura mecânica em estudo, tal que essa possa ser utilizada no processo de demodulação do sinal de vibração e a frequência característica da falha (sinal modulante) possa a ser identificada. Assim, essa técnica consiste basicamente na análise da energia contida na frequência de ressonância da estrutura [67], [90].

Em outras palavras, pode-se dizer que para obter o envelope, o sinal deve ser filtrado na faixa na qual os impulsos causados pela falha são amplificados pelas ressonâncias da estrutura, a seguir o sinal é demodulado em amplitude para que se obtenha o envelope do sinal, cujo espectro contém as informações relacionadas à falha, bem como, sobre as modulações que ocorrem quando a falha está passando pela zona de carga [43].

Uma das principais ferramentas utilizadas para cálculo do envelope é a transformada de Hilbert-Huang, através da qual o espectro contendo apenas frequências positivas é inversamente transformado para o domínio do tempo, resultando em um sinal complexo (i.e, sinal analítico) cuja parte imaginária é a transformada de Hilbert da parte real [19]. O envelope pode ser interpretado então como o módulo de um sinal analítico, calculado a partir da transformada inversa de um sinal filtrado em uma determinada faixa, como representado na Figura 2-11 [91].

A análise de envelope, em especial, a análise espectral do envelope quadrático é um dos pontos chave deste trabalho, como descrito em [54] e será abordado com mais detalhes no Capítulo 3.

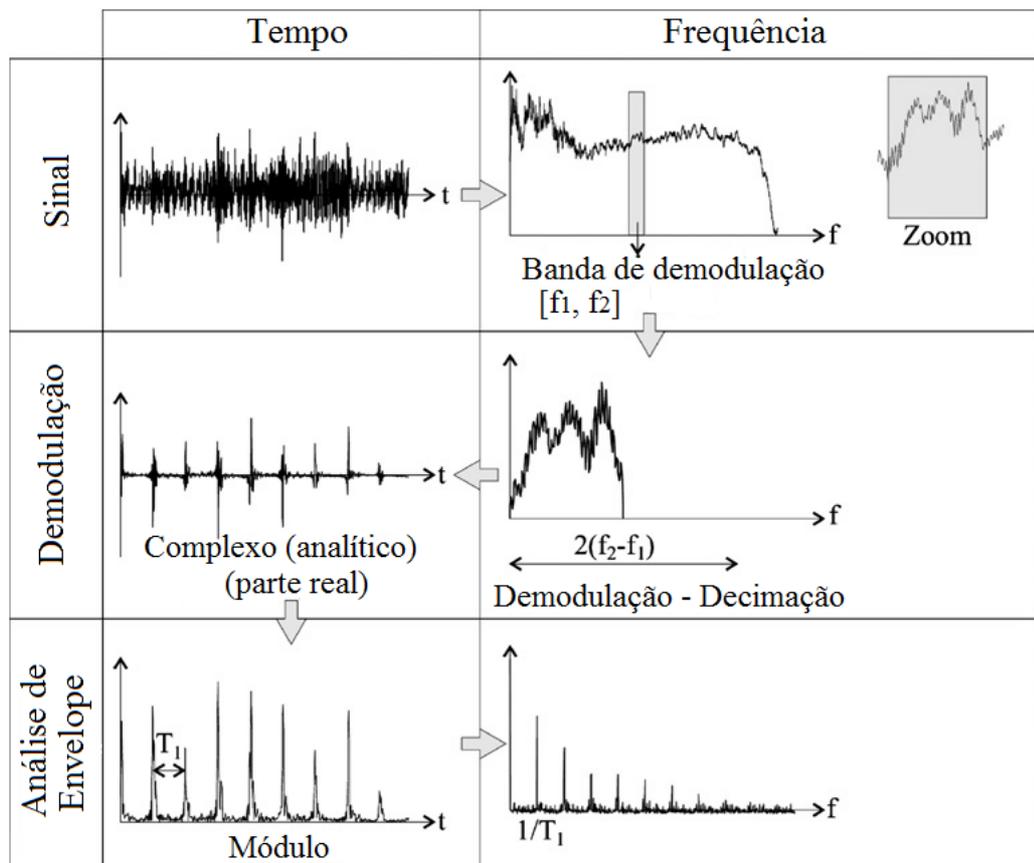


Figura 2-11 – Análise de envelope utilizando transformada de Hilbert.

Fonte: [91]

2.4. Técnicas para análise de sinais de corrente

Considerando as máquinas elétricas rotativas, como o motor de indução trifásico, além da análise de vibração, outras grandezas podem ser empregadas para detecção de falhas em rolamentos, tais como: sinais acústicos, temperatura, etc. [92], [93]. Em geral, esses métodos apresentam custo elevado, necessitam de transdutores e condicionadores específicos e dedicados, o que faz com que sua utilização seja viável apenas em algumas situações particulares [94], [95].

Uma alternativa viável para análise de sinais de vibração é o monitoramento e análise de sinais de corrente elétrica do estator (MCSA), uma vez que essa medida já está disponível em muitas aplicações industriais em sistemas de proteção ou controle. Por outro lado, a

identificação de falhas mecânicas através da análise da corrente elétrica tende a ser mais complexa do que análise de sinais de vibração [96].

Da mesma forma que para análise de sinais de vibração, a análise de falhas baseada na análise da corrente elétrica leva em consideração um rolamento de esferas composto basicamente por pistas (interna e externa), esferas, e a gaiola, o que garante a separação constante entre as esferas. Desse modo, a análise de corrente também procura identificar falhas localizadas e distribuídas [97] [32], [98], [99]. Lembrando que as falhas localizadas afetam de forma pontual um componente do rolamento (pista interna, externa ou gaiola), enquanto que uma falha distribuída atinge toda uma área desses componentes, sendo portanto mais difícil de ser identificada. A falha localizada, objeto de estudo deste trabalho, pode ser representada por um pequeno orifício, uma escavação, ou pela remoção de material de um componente do rolamento [31].

A PSD é uma importante ferramenta matemática para análise de sinais de corrente elétrica para detecção de falhas e pode ser empregada nos casos em que a frequência de alimentação da máquina é considerada constante ou quase constante [32]. Porém para a correta utilização da PSD, é preciso definir um modelo que identifique as frequências da falha no espectro da corrente. Nesse contexto, um dos modelos mais utilizados foi o descrito em [100], o qual explora o efeito das assimetrias ou excentricidades rotativas, - que variam com a posição do rotor, e levam a alterações periódicas na indutância máquina. Por consequência, no caso de uma falha localizada, serão observadas no espectro da corrente de estator componentes nas frequências definidas por:

$$f_{falha} = |f_s \pm kf_c| \quad (2-34)$$

onde f_s é a frequência de alimentação, f_c é a frequência característica da falha e $k = 1,2,3, \dots$ Porém, em [31] esse modelo foi considerado incompleto, além disso, sua base teórica não é descrita de forma detalhada e ele também não leva em consideração os efeitos no torque devido a um falha.

Uma abordagem semelhante foi proposta em [101], segundo a qual o efeito da vibração causa variações no entreferro que afetam diretamente a corrente do estator. Esse

efeito foi modelado como a soma de uma excentricidade rotativa (*forward* e *backward*) fora do centro do rotor, ou seja, uma excentricidade estática. Esse modelo, entretanto, despreza o número de polos da máquina, além disso, teoricamente, não é possível detectar a excentricidade puramente estática através da análise da corrente elétrica [102], [103].

Um estudo mais abrangente sobre o modelo baseado na corrente elétrica para detecção de uma falha no rolamento foi descrito em [31]. Nesse estudo, as variações no torque e a excentricidade do entreferro foram tratadas de forma independente com base em um modelamento matemático consistente. O modelamento teórico levou em conta, portanto, o surgimento de um movimento radial do centro do rotor e as variações no torque.

O efeito do movimento radial do rotor na corrente de estator foi investigado como uma excentricidade no entreferro, e levou em conta a força magnetomotriz (MMF) e a permeância do entreferro. O esse modelo parte do cálculo da permeância, a qual está diretamente relacionada ao comprimento do entreferro. O comprimento do entreferro é calculado em função do tempo e da posição angular (eixo de referência do estator). Além disso, o campo magnético no entreferro é definido com base na força magnetomotriz. A partir do campo magnético, calcula-se então a corrente de estator. Para que o modelo pudesse ser levado a efeito foram feitas algumas aproximações e simplificações como, por exemplo: os efeitos da zona de carga não são considerados, os impactos causados pela falha são aproximados por funções delta de Dirac; o cálculo do campo magnético do entreferro não leva em conta os harmônicos de ordens elevadas. Com base nesses parâmetros, o modelo foi descrito de forma minuciosa para uma falha localizada na pista interna, externa e na esfera [31]. O resultado desse modelamento é mostrado na Tabela 2-2 (Excentricidade). Como pode ser observada, a falha gera uma modulação em amplitude (AM) na corrente do estator [103].

O efeito das oscilações do torque foi investigado detalhadamente em [104] e [31]. Inicialmente, é avaliado o efeito na força magnetomotriz do rotor. Considerando, por exemplo, uma falha localizada em uma pista, toda vez que uma esfera passa por essa falha, haverá uma resistência mecânica e, conseqüentemente, um aumento do torque. O torque em função do tempo, $\Gamma(t)$, pode ser modelado por uma componente constante Γ_{const} e uma componente que varia de acordo com frequência característica da falha ($f_c = f_o, f_i$ ou f_{bs}) e, portanto depende da localização da falha. Assim, o torque pode ser descrito pela equação :

$$\Gamma(t) = \Gamma_{\text{const}} + \Gamma_c \cos(2\pi f_c t) \quad (2-35)$$

Onde Γ_c é a amplitude correspondente à oscilação do torque [31], [104].

O modelamento descrito em [104] avalia ainda o efeito na densidade de fluxo e na corrente do estator, chegando à conclusão de que a corrente do estator em uma fase qualquer pode ser representada por:

$$I(t) = i_{st}(t) + i_{rt}(t) \quad (2-36)$$

Onde $i_{st}(t)$ é resultante da força magnetomotriz do estator e não é modulada; $i_{rt}(t)$ está relacionada à força magnetomotriz do rotor e é modulada em fase (PM) em decorrência das oscilações no torque.

Na Tabela 2-2 são listadas as frequências que podem ser encontradas através da análise espectral do sinal de corrente em caso de uma falha localizada no rolamento do motor de indução em função dos efeitos considerados na análise (excentricidade e oscilações do torque) [31], [103].

Tabela 2-2 – Frequências relacionadas à falha presentes no espectro de corrente

Efeito considerado Local da falha	Excentricidade	Varição do Torque
Pista externa	$f_s \pm k f_o$	$f_s \pm k f_o$
Pista interna	$f_s \pm f_r \pm k f_i$	$f_s \pm k f_i$
Esfera	$f_s \pm f_c \pm k f_{bs}$	$f_s \pm k f_{bs}$

Neste contexto, vários trabalhos foram desenvolvidos baseados, principalmente, na análise espectral dos sinais de corrente elétrica, considerando esses sinais como estacionários [58], [105], [106], embora abordagens mais recentes também considerem a análise tempo – frequência desses sinais [107], [98], [104]. Quando se utiliza a PSD para análise dos sinais de corrente do estator, é interessante observar que a assinatura espectral dos sinais PM e AM

serão idênticas se a frequência de modulação for a mesma e se o índice de modulação PM for pequeno.

Em suma, pode-se dizer que as falhas nos rolamentos podem ser identificadas e caracterizadas por meio da análise da corrente do estator; embora essa análise envolva elementos ou aspectos de compreensão mais difíceis em comparação com a análise de sinais de vibração, os quais estão diretamente relacionados à natureza dos sistemas mecânicos. Por outro lado, o monitoramento da corrente é mais simples, economicamente viável e possui uma série de possibilidades de implementação [103].

2.5. Aplicações no setor aeroespacial

Os rolamentos de esferas são amplamente utilizados em aplicações industriais, assim como em aplicações aeroespaciais. Aplicações no setor aeroespacial, em geral, são aplicações cuja segurança é crítica e, por isso, requerem elevada confiabilidade e disponibilidade. Fatores como massa, consumo de energia, complexidade e custo devem ser considerados nessas aplicações [108]. Por esse e outros motivos, a detecção de falhas incipientes é de extrema importância para sistemas aeroespaciais. Além disso, é necessária a utilização de métodos robustos para detecção uma vez que os sinais advindos desses sistemas tem amplitude reduzida e são imersos em ruído. Na maioria dos casos, a análise de falhas é feita com base nos sinais de vibração, os quais, com sua natureza não estacionária, permitem a identificação de diferentes tipos de falha [109], [110].

Na área aeroespacial, são descritas várias aplicações envolvendo a detecção de falhas em sistemas rotativos como, por exemplo, os utilizados em helicópteros. A análise cicloestacionária de sinais de vibração foi empregada para monitorar a condição de rolamentos durante o ensaio de fadiga de um helicóptero modelo UH-60 Black Hawk [111]. O principal objetivo do trabalho foi a detecção de falhas incipientes, explorando a cicloestacionariedade de segunda ordem dos sinais de vibração produzidos por desgaste, atrito ou impacto de rolamentos. Nesse estudo, foi observado que além do ruído, os sinais da engrenagem também dificultam a análise e detecção de falhas.

Dados de vibração adquiridos em um ensaio de fadiga confirmaram a utilidade do método. Da mesma forma, em [112] as análises espectral e cicloestacionária foram empregadas para detectar falhas localizadas no rolamento de helicópteros. É interessante observar que nesse trabalho são analisados dados obtidos em um ensaio em voo onde as condições dinâmicas são instáveis. Os autores propuseram uma metodologia para lidar com desvios ou tendências que podem surgir entre as frequências características da falha teóricas e experimentais, permitindo a detecção de falhas durante o voo.

A curtose espectral foi utilizada para detecção de falhas em um *rig* de teste de helicóptero, o qual foi submetido a uma carga elevada e funcionou até a ocorrência da falha [7]. Nesse experimento, apenas as frequências relacionadas aos rolamentos estavam disponíveis, ou seja, nenhuma indicação sobre a falha está disponível a priori. Além disso, uma análise convencional com base no sinal no domínio do tempo e mesmo uma análise em frequência não demonstram a existência de falha no rolamento. O espectro do sinal também estava dominado por sinais da engrenagem. Por outro lado, a análise de envelope quadrático baseada em curtose espectral revelou a existência de harmônicos na frequência da gaiola do rolamento planetário, o que, geralmente, indica uma alteração nas esferas. A análise de frequências mais altas mostrou também componentes relacionadas à BPFI. As indicações foram comprovadas ao se mostrar a caixa de engrenagens do *rig* de teste.

Ainda nesse contexto, foi proposta em [113] uma metodologia para prognóstico em rolamento de esferas baseada, principalmente, em extração e seleção de características, desenvolvimento de modelo de um componente sem falhas e detecção de falhas. A metodologia foi aplicada para detecção de falhas distribuídas em rolamentos utilizados em helicópteros. O experimento foi realizado em *rig* de teste e levou em consideração um rolamento sem falhas e falhas com diferentes níveis de severidade, além disso, o tempo de vida útil do rolamento foi estimado com base em um método de regressão robusto. O artigo descreve ainda uma análise comparativa entre várias técnicas de processamento de sinal aplicadas à detecção de falhas em rolamentos, tais como, envelope, curtose espectral, wavelets, etc., com o objetivo de servir como um guia para diferentes aplicações.

A análise via cepstrum foi utilizada com sucesso para detecção de falha na caixa de engrenagem de turbobombas de um motor foguete a combustível líquido [114]. Antes do voo, foram feitos testes de aceitação nos motores e os sinais de vibração foram adquiridos para

análise posterior. Nesse trabalho, fez-se uma análise comparativa entre motores em boas condições e motores que apresentaram falha durante seus testes de aceitação. Na ocorrência de uma falha, surgem componentes harmônicos que podem ser detectados pelo cepstrum. O estudo mostrou ainda que o cepstrum pode fornecer indícios do tipo de falha. No caso de veículos a propulente sólido, são utilizados misturadores ou maceradores para produção desses propelentes cuja falha pode levar a impactos relacionados ao custo, prazo e segurança.

Nesse cenário, foi proposto em [115] a utilização de técnicas convencionais de análise de vibração no domínio do tempo e no domínio da frequência para detecção de falhas em maceradores de propulente sólido para motores foguete, melhorando assim a confiabilidade e disponibilidade desses maceradores. Foram analisadas falhas em uma engrenagem e em um rolamento para comprovar a aplicabilidade do método. O autor sugere ainda, como trabalhos futuros, o monitoramento permanente e a análise de envelope.

A detecção de falhas em rolamentos de atuadores eletromecânicos (EMAs) baseada em modelos foi discutida em [116]. Os EMAs são utilizados, especialmente, em sistemas de controle embarcados para atender demandas na área aeroespaciais e de defesa. Nesse trabalho, foram utilizados algoritmos de estimação linear em conjunto com um novo algoritmo para extração de características baseado em Análise de Componentes Principais (PCA) para análise de falhas simuladas e experimentais. Além disso, foi empregado um classificador Bayesiano para identificar atuadores sem falhas. O autor fez ainda uma revisão teórica sobre falhas em motores DC, que inclui os EMAs. O interessante nesse trabalho é a possibilidade de utilização de sinal de corrente elétrica para a detecção de falhas. De uma forma geral, pode-se concluir que a metodologia proposta se mostrou capaz de detectar falhas localizadas e distribuídas, embora seja necessária uma melhoria em sua robustez com relação ao ruído. Na mesma linha, em [117] foram analisadas falhas no rolamento, desbalanceamento do rotor, excentricidade do entreferro, entre outras, de um motor assíncrono operando em 400 Hz para aplicações aeronáuticas. Nesse caso, a análise da assinatura da corrente elétrica baseada na transformada de Fourier foi empregada para detecção de falhas em um motor pequeno, mas de alta velocidade. Os autores relataram a impossibilidade de detectar a falha no rolamento usando apenas MCSA e recomendaram a utilização de algoritmos mais avançados para esse fim.

A análise de envelope baseada em curtose espectral foi do mesmo modo utilizada para detecção de falha no rolamento da torre de um sistema de Radar muito utilizado para o

rastreio de veículos aeroespaciais [7]. Nesse caso, os impulsos gerados pela falha são espaçados uma vez que a velocidade de rotação é baixa, - a velocidade de rotação final da torre era de 0,083 Hz. Inicialmente, os sinais de vibração monitorados foram analisados utilizando técnicas no domínio do tempo e da frequência. A análise de espectro do envelope quadrático, calculado com auxílio da curtose espectral, indicou a presença de harmônicos relacionados à frequência característica da falha e bandas laterais na frequência de rotação.

3. DESCRIÇÃO DA METODOLOGIA EMPREGADA

3.1. Introdução

Neste trabalho, a curtose espectral será utilizada em conjunto com a análise espectral do envelope quadrático para detecção de falhas localizadas em rolamentos. A Figura 3-1 indica de forma simplificada os passos da metodologia utilizada neste trabalho. A metodologia empregada foi baseada na análise de sinais de vibração [7], [22], e, neste trabalho, seu conceito e, principalmente, sua aplicação foram estendidos para a análise de sinais de corrente elétrica.

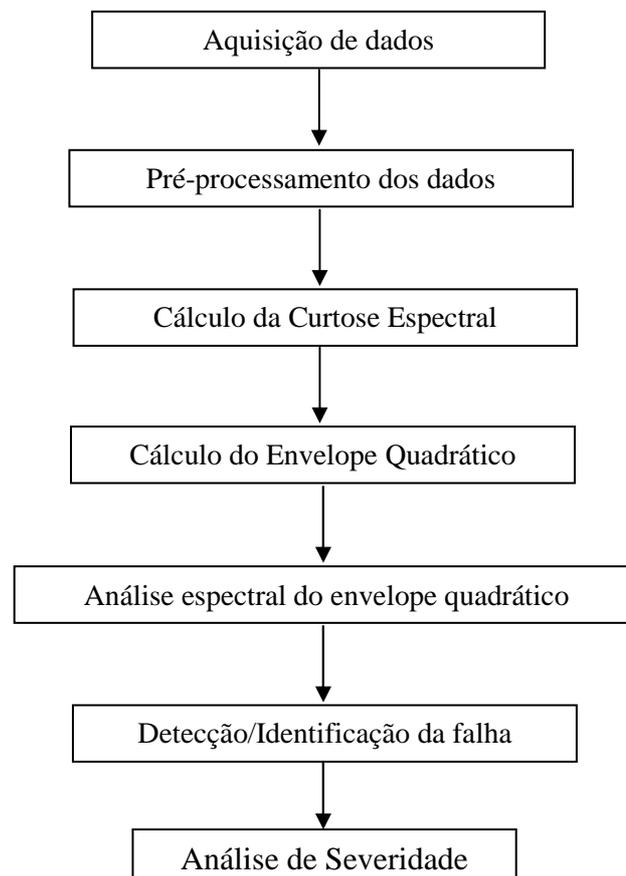


Figura 3-1- Diagrama em blocos da metodologia empregada

Inicialmente, os dados de corrente elétrica e vibração (utilizados principalmente para fins de comparação de confirmação dos resultados) são adquiridos por meio de um sistema computadorizado de aquisição de dados. No passo seguinte (pré-processamento), a parte

determinística do sinal adquirido é removida por meio da utilização de predição linear baseada em um modelo autorregressivo. Nesse processo, o sinal residual é branqueado, ou seja, sua densidade espectral de potência torna-se similar a do ruído branco [7]. No caso dos sinais de corrente elétrica, são adquiridos sinais de duas das três fases que alimentam o motor e o pré-processamento inclui a soma desses sinais antes do branqueamento do sinal. Essa técnica é comumente utilizada para detecção de sinais pulsados contaminados por ruído, como os sinais de radar [118], [119].

Outro método de pré – processamento que pode ser empregado é subamostragem do sinal adquirido. Essa técnica tem por objetivo aumentar a resolução do sinal e, em alguns casos, pode facilitar o cálculo da SK [98], [120]. O pré-processamento pode incluir ainda outros métodos, tais como:

- Separação aleatória discreta (DRS) [121];

- Cancelamento de ruído utilizando, por exemplo, transformada Wavelet [122], ou cancelamento adaptativo de ruído [25].

Esses métodos são úteis, principalmente, quando se trabalha com sinais reais corrompidos ou contaminados por ruído aditivo.

Após o pré-processamento, é calculado o SK do sinal (pré-processado) utilizando um algoritmo específico, o qual pode ser baseado em banco de filtros ou wavelets. Esse passo tem o objetivo de encontrar faixa(s) de frequência(s) ótima(s) para o cálculo do envelope quadrático. A partir do espectro do envelope quadrático [19], é possível então detectar a presença de falha no rolamento, bem como, identificar o local da falha com base na frequência característica identificada.

Como descrito em [7] para sinais de vibração, o método utilizado neste estudo para sinais de corrente elétrica apresenta, entre outras, as seguintes vantagens: a intervenção do usuário final é mínima, ou seja, o usuário precisa apenas conhecer as frequências características da falha e identificá-las através da análise do espectro do envelope quadrático; não há necessidade de um banco de dados, ou dados históricos para a análise; a quantidade de sensores é reduzida (apenas um para análise de vibração e dois para corrente elétrica); e o

tempo de processamento é relativamente baixo. Por outro lado, o ruído aditivo pode dificultar a análise, além disso, é preciso que a resolução do sinal seja relativamente alta para permitir a correta indicação da frequência da falha.

Nas seções seguintes serão feitas algumas considerações sobre as técnicas e algoritmos utilizados para calcular a curtose espectral para posterior estimativa do envelope quadrático.

3.2. Pré-processamento utilizando branqueamento

A técnica conhecida como branqueamento realiza uma modificação no espectro do sinal fazendo com que fique semelhante ao espectro do ruído branco, de onde vem a expressão “branqueamento”. Como resultado dessa aproximação, a variação da densidade espectral de potência em função da frequência deve ser pequena. Para análise de sinais impulsivos, como os sinais dos rolamentos, esse pré-processamento é muito utilizado, pois reduz as variações espectrais que podem gerar erros no cálculo da SK [7], [123].

Uma forma simples de se branquear um sinal é através da utilização de um modelo autorregressivo de ordem p , que se ajuste a esse sinal, tal que, o erro residual do modelo tenha um espectro branco. O modelo AR de um sinal $x(n)$ pode ser definido pela expressão [23]:

$$x(n) = - \sum_{k=1}^p a(k) \cdot x(n-k) + erro(n) \quad (3-1)$$

Onde $x(\cdot)$ é o dado a ser modelado; $a(n)$ ($n = 1, 2, \dots, p$) corresponde aos parâmetros (ou coeficientes) do modelo autorregressivo de ordem p ; e $erro(\cdot)$ é o erro do modelo e tem espectro semelhante ao do ruído branco com variância σ_p^2 .

O modelo AR também pode ser utilizado para predição linear de um sinal $x(n)$ a partir da combinação linear de suas p amostras anteriores [$x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-p)$], tal que, o sinal predito será definido por [59]:

$$y(n) = \hat{x}(n) = - \sum_{k=1}^p a(k) \cdot x(n-k) \quad (3-2)$$

Assim, os coeficientes do modelo utilizado para a predição podem ser calculados com o objetivo de minimizar o erro de predição $erro(n)$, o qual é definido por:

$$\begin{aligned}
 erro(n) &= x(n) - y(n) \\
 erro(n) &= x(n) - \left[-\sum_{k=1}^p a(k) \cdot x(n-k) \right] \\
 erro(n) &= x(n) + \sum_{k=1}^p a(k) \cdot x(n-k) \\
 erro(n) &= u(n)
 \end{aligned} \tag{3-3}$$

Onde $k = 1, 2, \dots, p$, e $u(n)$ é ruído branco Gaussiano de média zero e variância σ_p^2 .

O $erro(n)$ pode ser minimizado com base no critério os mínimos quadrados (MSE), ou seja, $MSE = E[|erro(n)|^2] = E[|x(n) - y(n)|^2]$. Como o modelo AR pode ser definido utilizando a função de autocorrelação do sinal (R_{xx}), i.e. [59]:

$$R_{xx}(k) = -\sum_{l=1}^p a(k) \cdot R_{xx}(l-k) \tag{3-4}$$

O erro mínimo de predição pode ser calculado por:

$$MSE_{min} = R_{xx}(0) - \sum_{k=1}^p a(k) \cdot R_{xx}(-k) \tag{3-5}$$

Com base nesse equacionamento pode-se concluir que $MSE_{min} = \sigma^2$, i.e., a variância do ruído branco, se a ordem do modelo AR for igual à ordem do preditor linear. Essas equações são matematicamente idênticas às equações de Yule-Walker para um modelo AR. No contexto da predição linear, (3-5) é denominada equação de Wiener-Hopf [59], [124].

Ainda com base nessas equações, pode-se interpretar o modelamento AR como um processo de filtragem, tal que, a relação entre $x(n)$ e $y(n)$ pode ser expressa por um filtro (de ordem p) chamado Filtro de Erro de Predição. Na Figura 3-2 é mostrada uma representação gráfica desse processo de filtragem. Como o resultado do processo de filtragem é ruído branco ($erro(n)$), o filtro de predição linear é um filtro de branqueamento. O filtro de predição linear pode ser representado por $1/A(z)$, onde $A(z)$ é definido por [59]:

$$A(z) = 1 + \sum_{k=1}^p a(k) \cdot z^{-k} \quad (3-6)$$

Os parâmetros do filtro $a(1), a(2), \dots, a(p)$, são os parâmetros do modelo AR, os quais são obtidos solucionando as equações de Yule-Walker em sua forma matricial [5]. Uma forma computacionalmente eficaz de solucionar essas equações é através do algoritmo de Levinson-Durbin [59], [124].

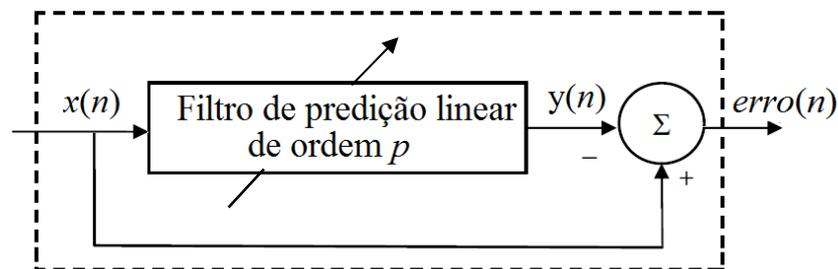


Figura 3-2- Representação do modelo AR baseado em filtragem

Em [7] e [22] o filtro de predição linear foi implementado com base na função LPC (Matlab[®]), que determina os coeficientes de um preditor linear minimizando o erro de predição no sentido dos mínimos quadrados usando o algoritmo de Levinson-Durbin.

Como exposto em [60], o filtro de erro de predição branqueia um sinal em sua entrada desde que a ordem do filtro seja adequada. Para detecção de falhas em rolamentos, a ordem do filtro de predição será escolhida de tal forma a maximizar o valor da curtose do sinal residual. Essa abordagem foi escolhida uma vez que o objetivo desse processo é branquear o sinal do rolamento que será posteriormente analisado pelo *Kurtogram*. Na prática, a ordem do filtro deve ser (em número de amostras) menor do que o espaçamento entre dois impulsos consecutivos [7].

Ainda no contexto da detecção de falhas, o processo descrito nessa seção ao branquear o sinal promove a separação dos sinais determinísticos $y(n)$ dos sinais aleatórios $erro(n)$, os quais contêm as informações relacionadas à falha no rolamento [125], [126].

3.3. Curtose espectral

Curtose espectral (SK) é uma ferramenta de análise tempo-frequência, através da qual é possível medir a impulsividade (ou, não Gaussianidade) de um sinal em função da frequência. Inicialmente, essa ferramenta foi proposta para detecção de sinais de sonar [127]. Nos últimos anos, porém essa ferramenta vem sendo amplamente utilizada para auxiliar na análise de envelope, indicando as faixas de frequências mais convenientes para demodulação dos sinais. Essa indicação é feita com base na medida de impulsividade do sinal em função da frequência, a qual é calculada pela SK. Nesse sentido, a SK amplia o conceito da curtose, que passa a ser representada em função da frequência para medida da impulsividade de um sinal [43]. A SK pode ser vista então como uma ferramenta estatística para análise de processos não estacionários, ou “condicionalmente não estacionários” (CNS) como, por exemplo: processos modulados em amplitude, ruído branco modulado e filtrado; processos cicloestacionários [21]. A utilização de SK para análise de sinais de rolamento foi proposta em [20] e [21], sendo que em [21] a definição da SK foi formalizada com base na decomposição Wold-Cramér. Além disso, a STFT foi utilizada como um estimador da SK, auxiliando na sua aplicação prática. A ideia é similar a PSD que decompõe a potência do sinal em função da frequência usando estatística de segunda ordem (correlação), a diferença é que a SK é baseada em estatística de quarta ordem (curtose).

Assim, sendo $H(t, f)$ a STFT em um determinado tempo (t), obtida por meio do janelamento de um sinal $x(t)$, a SK pode ser calculada por [43], [21]:

$$SK(f) = \frac{\langle |H(t, f)|^4 \rangle}{\langle |H(t, f)|^2 \rangle^2} - 2 \quad (3-7)$$

Onde $\langle . \rangle$ representa a operação de média no domínio do tempo; $|H(t, f)|^2$, quando analisado em função da frequência (f), indica o espectro de potência (espectrograma) do sinal no tempo (t); e, por meio de seu valor médio, representado por $\langle |H(t, f)|^2 \rangle$, tem-se a PSD calculada pelo método de Welch. Por outro lado, quando $|H(t, f)|$ é analisada é função do tempo, representa o **envelope complexo** de $x(t)$, filtrado por um filtro passa baixa com frequência central f . Nesse caso, por meio $|H(t, f)|^2$ é possível verificar como a energia do envelope complexo varia em função da frequência para cada valor de t [21]. O valor 2 é subtraído na equação (3-12), tal que, para um sinal gaussiano o valor de SK seja igual à zero.

Levando-se em consideração que $H(t, f)$ é obtido por meio da STFT, a escolha da janela, em especial seu comprimento, influencia no cálculo da SK de tal forma que ele deve ser menor que o intervalo entre dois pulsos consecutivos, mas maior que um pulso individual de tal forma a maximizar o valor da curtose. Utilizando uma janela adequada, pode-se observar uma semelhança entre os valores de SK e da diferença (em dB) entre o espectro do sinal de vibração de um rolamento com falha e de um rolamento em boas condições. De uma forma geral, o máximo valor de SK ocorre na frequência de ressonância da resposta ao impulso, porém uma escolha incorreta da janela no cálculo da STFT pode levar a indicação de máximos locais [5].

Um exemplo de como se processa o cálculo da SK é mostrada na Figura 3-3. Nesse exemplo, o sinal de vibração de um rolamento com uma falha localizada $x(t)$ é representado por uma série de respostas ao impulso $g(t)$ excitadas por impulsos $X(\tau)$ em intervalos de tempo τ_1, τ_2, \dots . A ideia aqui é calcular o SK e examinar cada faixa de frequência à procura de valores altos de curtose, os quais podem indicar a presença de uma falha [43]. Ainda com base na Figura 3-3, pode-se observar que a SK é dependente do comprimento da janela da STFT, uma vez que essa deve ser menor que o espaço entre os pulsos, mas maior que um pulso individual [20].

Pode-se afirmar ainda que a SK de um sinal estacionário é uma função constante da frequência e que se o sinal além de estacionário for Gaussiano a sua SK será zero. Além disso, a SK de um sinal não estacionário $x(t)$, corrompido por ruído estacionário $n(t)$, será definida por [22]:

$$SK_{(x+n)}(f) = \frac{SK_x(f)}{[1 + \rho(f)]^2} \quad (3-8)$$

Onde $\rho(f)$ é a SNR em função da frequência.

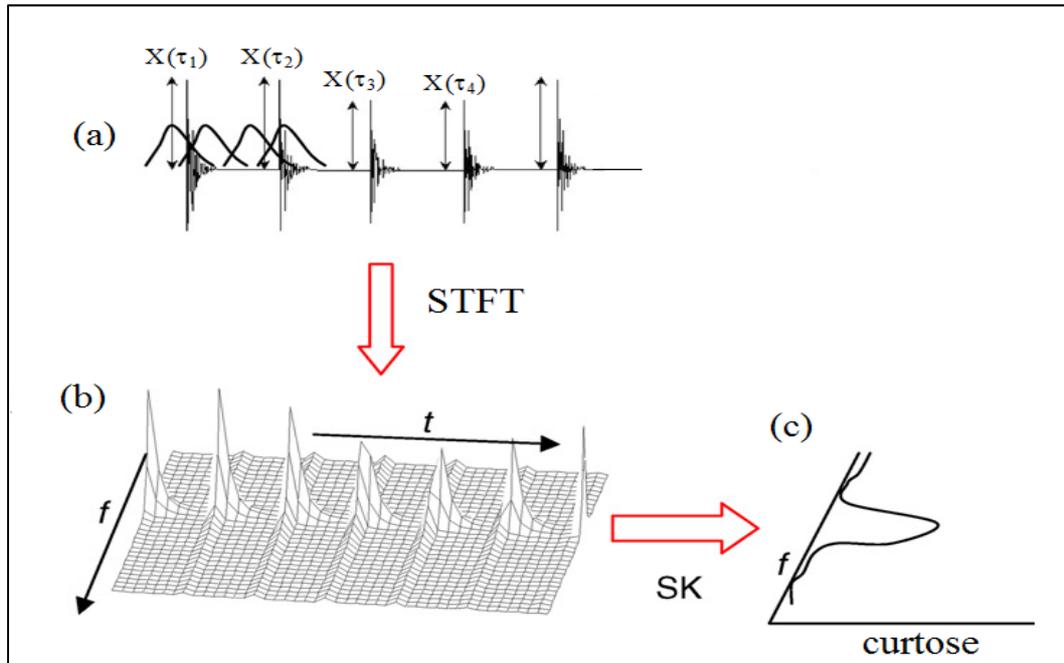


Figura 3-3- Representação gráfica: a) sinal simulando uma falha; b) STFT c) SK.

Fonte: [43]

Em [20], SK é utilizada como filtro, uma vez que o valor da curtose é elevado em faixas de frequência, nas quais os sinais impulsivos são fortemente evidenciados e zero nas faixas dominadas por sinais estacionários ou gaussianos. Nesse trabalho, descreveu-se uma análise comparativa entre o filtro baseado em SK, os filtros de Wiener e o filtro casado (*matched filter*). Essa análise mostrou que o filtro de Wiener ótimo equivale à raiz quadrada da SK, enquanto que o filtro casado pode ser visto como um filtro de faixa estreita centrado no máximo valor de curtose. Surge assim o conceito do *Kurtogram*, - uma ferramenta de análise espectral baseada em estatísticas de ordem superior, mais especificamente estatística de quarta ordem, que tem por objetivo detectar componentes não estacionárias em um determinado sinal de interesse. O *Kurtogram* é essencialmente um gráfico ou um mapa, no qual são apresentados os valores de SK em função da frequência e do comprimento da janela. Esse gráfico generaliza o conceito de curtose espectral para uma variedade de sinais não estacionários. O modelo definido pelo *Kurtogram* parte do princípio que cada componente não estacionária pode ser associada a um par (ou, *dyad*) definido pela *frequência/faixa de frequência (ou resolução em frequência)*, i.e. (f_c/Bw) , que maximiza o valor da curtose [22]. A partir do *Kurtogram* pode-se então definir um filtro

passa-faixa (FPF) ótimo (baseado no máximo valor de SK) a ser utilizado no cálculo do envelope [20].

Na prática, entretanto, a implementação de todas as combinações possíveis de frequência central (f_c) e faixa de frequência (Bw) que definem o FPF é custosa e, portanto, inviável [43]. O algoritmo *Fast Kurtogram* (FK) [22] surgiu então como uma solução para esse problema.

3.4. Algoritmo *Fast Kurtogram*

O algoritmo *Fast Kurtogram* utiliza o mesmo modelo *frequência/faixa de frequência*, (f_c/Bw), para detectar componentes não estacionários em um sinal de forma mais rápida do que o *Kurtogram* original. A complexidade desse algoritmo é da ordem de $N \log N$ e o custo computacional similar ao da FFT [22], [5].

O algoritmo chamado *Fast Kurtogram* utiliza bancos de filtros tipo FIR ao invés de STFT para análise (ou, decomposição) do sinal. O algoritmo decompõe toda faixa de frequência do sinal em estudo utilizando um esquema de análise chamado “1/3-binary tree”. Além de divisões por 2 (como na decomposição via wavelets), esse tipo de decomposição, divide progressivamente a faixa de frequência do sinal em porções de 1/3. Dessa forma, a faixa de frequência é dividida seguindo a sequência: 1/2, 1/3, 1/4, 1/6, 1/8, e assim por diante [5].

Para que fosse possível implementar e utilizar o algoritmo *Fast Kurtogram* de forma eficiente foi necessário impor algumas restrições. Dessa forma, tem-se que [22]:

- 1) os valores do *Kurtogram* devem-se manter constantes para qualquer translação de tempo;
- 2) o valor do *Kurtogram* para componentes discretas deve ser zero, pois essas componentes são estacionárias e, portanto, não devem ser detectadas;
- 3) o estimador utilizado deve se assemelhar a um filtro passa faixa para que o *Kurtogram* possa calcular a curtose do sinal para um determinado par (f_c/Bw);

4) para que o *Kurtogram* possa ser utilizado para indicar a melhor combinação (f_c/Bw) para detecção das componentes não estacionárias $Bw \leq f_c$.

A segunda restrição implica diretamente na utilização de filtros analíticos complexos, além disso, como são utilizados filtros lineares ($\mathcal{F}\ell$), portanto [22]:

$$\text{curtose } \{\mathcal{F}\ell[\cos(2\pi f_d n + \phi)]\} = 0, \quad \forall(f, \phi) \quad (3-9)$$

Onde f_d é a frequência da componente ou sinal discreto. A equação (3-9) somente é válida se $|\{\mathcal{F}\ell[\cos(2\pi f_d n + \phi)]\}| = \text{constante}$, ou seja, se e somente se $\mathcal{F}\ell[\cos(2\pi f_d n + \phi)]$ for uma exponencial complexa. Considerando ainda que na decomposição de Euler, $\mathcal{F}\ell[\cos(2\pi f_d n + \phi)] = 0.5 \mathcal{F}\ell[\exp j(2\pi f_d n + \phi)] + 0.5 \mathcal{F}\ell[\exp -j(2\pi f_d n + \phi)]$, uma das exponenciais deve ser zero, então, $\mathcal{F}\ell$ leva para zero todas as frequências negativas (ou positivas) [22].

Pode-se dizer ainda que o algoritmo *Fast Kurtogram* calcula a curtose dos coeficientes da saída dos bancos de filtros FIR ("quase") analíticos, os quais possuem frequência central f_c e largura de faixa Bw . O termo "quase" é utilizado, pois a transformação analítica é aproximada por filtros FIR. Além disso, as saídas desses bancos de filtros são subamostradas para evitar o cálculo de informações redundantes e tornar o algoritmo mais rápido. Essa operação equivale a subamostrar o banco de filtro- k , por um fator k , resultando em uma estrutura tipo piramidal [22].

De fato, o algoritmo FK utiliza uma estrutura arborescente de banco de filtros quase analíticos. A construção do algoritmo FK parte, portanto, da implementação de um banco de filtros. Para isso, inicialmente, são projetados dois filtros quase analíticos passa-baixa e passa-alta, $h_0(n)$ e $h_1(n)$, respectivamente, nas faixas de frequência $[0;1/4]$ e $[1/4;1/2]$, definidos por [22]:

$$h_0(n) = h(n)e^{j\pi n/4} \quad (3-10)$$

$$h_1(n) = h(n)e^{3j\pi n/4} \quad (3-11)$$

Onde $h(n)$ é um filtro passa baixa com frequência de corte $f_c = 1/8 + \varepsilon$, $\varepsilon \geq 0$, e todas as frequências são normalizadas pela frequência de amostragem.

Uma decomposição clássica é então realizada utilizando os filtros $h_0(n)$ e $h_1(n)$. Na primeira versão do algoritmo FK, essa decomposição era repetida de forma piramidal gerando uma árvore de bancos de filtros, sendo que cada nível de decomposição k possuía 2^k faixas. Os coeficientes do nível de decomposição $k + 1$ eram calculados da seguinte forma: partindo-se dos coeficientes $c_k^i(n)$, gerados pelo i -ésimo filtro, no k -ésimo nível de decomposição, onde $i = 0, 1, \dots, 2^k - 1$, realizava-se uma decomposição (ou filtragem) utilizando os filtros $h_0(n)$ e $h_1(n)$, a seguir era feita uma subamostragem por um fator 2, dando origem aos dois novos coeficientes $c_{k+1}^{2i}(n)$ e $c_{k+1}^{2i+1}(n)$. Dessa forma, o processo de decomposição era repetido de $k = 0$, onde $c_0(n) \equiv x(n)$, até o nível $K - 1$. A saída do filtro $h_1(n)$ era multiplicada por $(-j)^n$ com o objetivo de converter os coeficientes passa alta em passa baixa mantendo a disposição de frequências.

Seguindo essa abordagem, os coeficientes $c_k^i(n)$ representam o envelope complexo do sinal a ser analisado, para a frequência central $f_i = (i + 2^{-1}) 2^{-k-1}$, e largura de banda $Bw_k = 2^{-k-1}$. Portanto, a curtose espectral será calculada como [22]:

$$SK_k^i = \left(\frac{\langle |c_k^i(n)|^4 \rangle}{\langle |c_k^i(n)|^2 \rangle^2} \right) - 2 \quad (3-12)$$

Para todos os coeficientes $c_k^i(n)$, onde $i = 0, \dots, 2^k - 1$ e $k = 0, \dots, K - 1$. Nesse caso, para o cálculo da SK deve-se levar em consideração ainda que [22]:

- Os primeiros coeficientes $c_k^i(n)$ que são susceptíveis aos transientes de $h_0(n)$ e $h_1(n)$ e, portanto, não devem entrar no cálculo;
- Como $c_0(n) \equiv x(n)$, no nível zero, o fator 2 deve ser substituído por 3;
- A complexidade do algoritmo é de $O(LN \log N)$, onde L é o comprimento do filtro FIR $h(n)$ e N é o número de amostras do sinal.

Para calcular a função de transferência $G_{k,i}(f)$ do i -ésimo filtro no nível de decomposição k , que relaciona o sinal de entrada $x(n)$ ao seu envelope complexo $c_k^i(n)$ na faixa de frequência $[i \cdot 2^{-k-1}; (i+1) \cdot 2^{-k-1}]$, em função de $H(f)$, considera-se que as transformadas de Fourier de $x(n)$ e $c_k^i(n)$, estão relacionadas por [22]:

$$C_k^i(f) = G_{k,i}(f) X(2^{-k}f + 2^{-2}\beta_k) \quad (3-13)$$

Onde: $i = \sum_l^k a_l 2^{k-l}$, sendo a_l os coeficientes da expansão em base 2 do índice i no nível k . Dessa forma, tem-se que:

$$G_{k,i}(f) = \prod_{q=1}^k H(2^{-q}f + 2^{-2}\beta_q - 2^{-3}\gamma_{q-k+1}) \quad (3-14)$$

$$\text{Tal que } \gamma_q = (1 + 2a_q) \text{ e } \beta_q = \sum_{l=0}^{q-1} a_{k-l} 2^{-q+1+l}.$$

Um exemplo das funções de transferência do banco de filtros obtido a partir de um filtro FIR com 8 coeficientes com frequência de corte $f_c = 0.3$ é mostrado na Figura 3-4 [22].

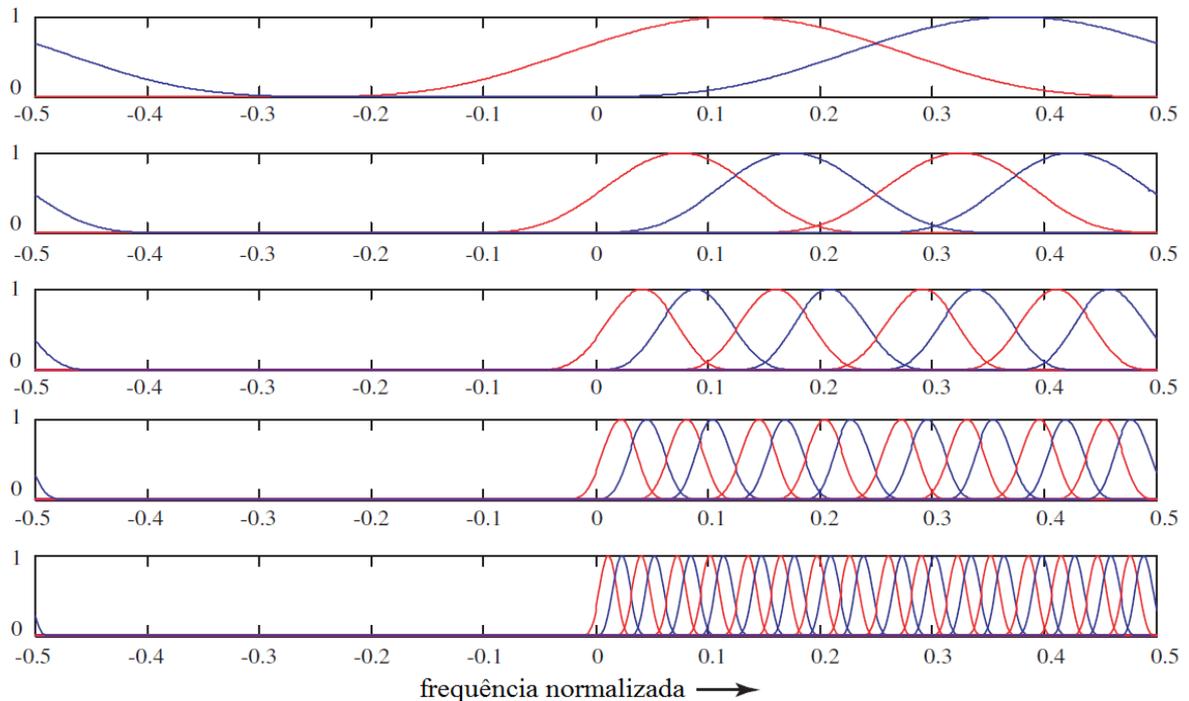


Figura 3-4- Banco de filtros FIR de 8 coeficientes

Fonte: [22]

Embora a decomposição binária utilizando filtros passa alta e passa baixa seja eficiente, a segunda versão do algoritmo FK, a qual é utilizada neste trabalho, emprega bancos de filtros baseados em uma estrutura 1/3 – binária. Através dessa estrutura é possível obter uma varredura mais refinada do plano (f_c, Bw) a um custo computacional praticamente desprezível. Na decomposição, são empregados então mais três bancos de filtros passa faixa quase analíticos, $g_j(n)$, para $j = 0, 1, 2$, com largura de faixa $[0; 1/6]$, $[1/6; 1/3]$ e $[1/3; 1/2]$. Por meios dos filtros $g_j(n)$ é possível decompor os coeficientes $c_k^i(n)$, $k = 0, 1, \dots, K$ e $i = 0, 1, \dots, 2^k - 1$, em mais três coeficientes $c_{k.6}^{i+j}(n)$, onde $(k.6)$ indica que $(3 \cdot 2^k \cong 2^{k+0.6})$ coeficientes foram inseridos entre os níveis k e $k + 1$ na estrutura binária convencional. Na sequência, faz-se uma decimação por um fator 3, ao invés de 2, e calcula-se a curtose espectral dos coeficientes $c_{k.6}^{i+j}(n)$ usando (3-12). A estrutura resultante é mostrada na Figura 3-5 [22].

Dessa forma, o FK gera um mapa no qual: no eixo x são apresentadas as combinações de frequência central e largura de faixa, seguindo a decomposição 1/3 – binária, no eixo y são listados os níveis de decomposição em ordem crescente, por fim, as cores do mapa equivalem aos valores de curtose.

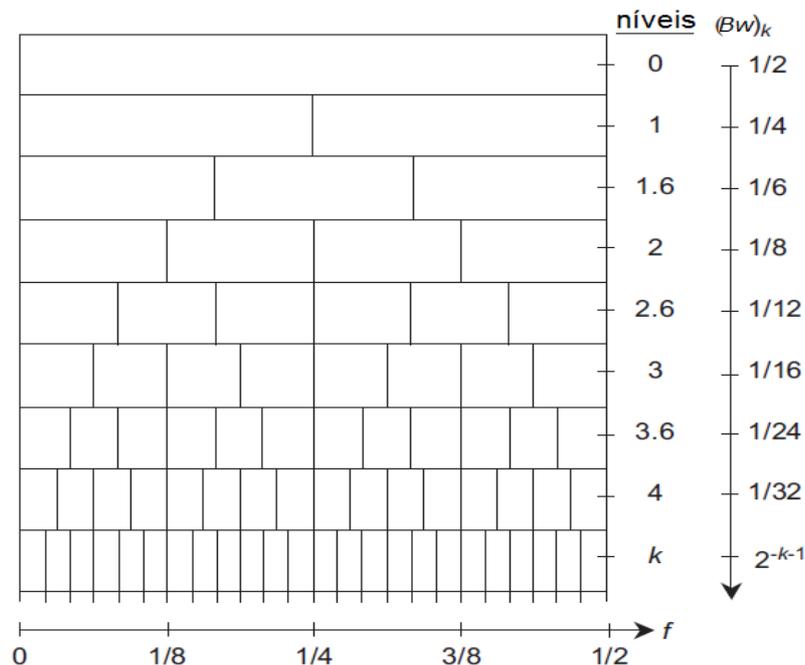


Figura 3-5 – Esquema de decomposição utilizada pelo *Fast Kurtogram*

Fonte: [22]

A partir do FK é possível selecionar um filtro ótimo, que maximiza o valor da curtose espectral. O sinal de interesse é então filtrado e obtém-se o envelope quadrático e seu espectro, o qual deverá revelar a frequência característica da falha. A Figura 3-6 mostra um fluxograma simplificado para o algoritmo *Fast Kurtogram*.

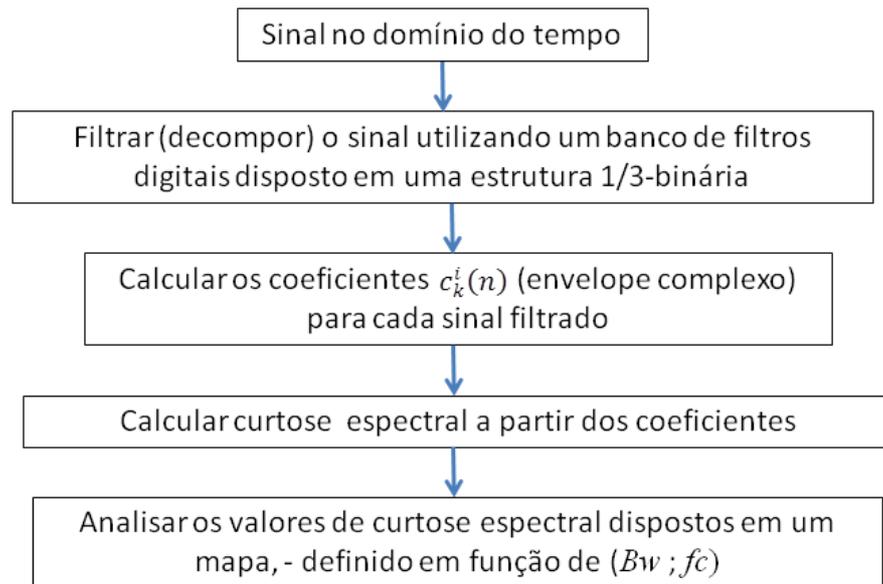


Figura 3-6 – Fluxograma do algoritmo *Fast Kurtogram*

Adaptado de: [128]

3.5. Algoritmo Wavelet *Kurtogram*

O algoritmo *Wavelet Kurtogram* (WK) foi proposto em [23] como uma alternativa ao algoritmo *Fast Kurtogram*. No algoritmo WK, a análise tempo-frequência é realizada utilizando wavelets complexas e não ortogonais de Morlet. Essas wavelets tem formato muito similar à resposta de um sistema de segunda ordem com fator de amortecimento constante, como os impulsos gerados em caso de falha no rolamento [23], [129].

Dessa forma, como o sinal a ser analisado é composto por uma série de impulsos, a decomposição wavelet em $(1/n)$ -oitavas tende a indicar as combinações de frequência central (f_c) e faixa de frequência (Bw) para filtragem e, posterior análise espectral do envelope de forma mais eficiente. Em geral, a seguinte sequência de decomposição é utilizada: 1, 1/2, 1/3, 1/4, 1/6, 1/8, 1/12, ... – oitavas, embora qualquer outra sequência possa ser testada [5].

A combinação frequência central (f_c) e faixa de frequência (Bw) ótima será o que maximizar o valor de curtose, semelhante ao que é feito para o algoritmo FK.

A decomposição de sinais usando wavelets é uma importante ferramenta para análise tempo – frequência de sinais como os de vibração. As wavelets assemelham-se a um banco de filtros de $1/n$ – oitavas e fase zero, uma vez que na maioria dos casos as funções wavelets mãe, como são conhecidas, estão centradas em zero. As wavelets em geral podem ser classificadas em ortogonais ou não ortogonais, discretas ou contínuas [5], [130], [131].

Embora o Wavelet *Kurtogram* utilize a wavelet de Morlet, a qual é não ortogonal e contínua (CWT), os conceitos que envolvem essas wavelets foram pouco explorados em [7] e, por isso será feita uma breve revisão sobre o tema nessa seção.

Os coeficientes da CWT são definidos através da seguinte equação [130]:

$$CWT(a, b) = |a|^{1/2} \int x(t) \psi^* \left(\frac{t - b}{a} \right) dt \quad (3-15)$$

Onde $x(t)$ é o sinal em análise no domínio do tempo; $\psi^*(t)$ é o complexo conjugado da função wavelet mãe $\psi(t)$; a é o fator de escala ou dilatação da wavelet, e b é fator responsável por deslocar ou transladar a função wavelet mãe. Os fatores a e b são reais. A função wavelet mãe a ser utilizada deve ter características similares as do sinal a ser analisado, mas em alguns casos pode ser escolhida por tentativa e erro. A wavelet mãe é base criação de outras funções wavelets.

A região de suporte da CWT, isto é, o conjunto de pares ordenados (a, b) para os quais $CWT(a, b) \neq 0$, é ilimitado. Para recuperar o sinal original $x(t)$ é preciso utilizar todo suporte e, por isso, diz-se que essa wavelet fornece uma representação redundante [132].

Utilizar um fator de escala $1/a$, no domínio do tempo, corresponde a alterar a frequência de a . Dessa forma, a janela de tempo varia automaticamente sendo maior para baixas frequências e mais estreita para frequências altas. Por outro lado, b que desloca a wavelet no tempo completando a análise tempo-frequência do sinal [133], [134]. Além disso,

a multiplicação pelo fator $|a|^{-1/2}$ faz com que a energia seja constante para quaisquer valores de a e b . Assim, pode-se dizer que [132]:

$$\int_{-\infty}^{\infty} |\psi_{a,b}(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt \quad (3-16)$$

Além disso, a função $\psi_{a,b}(t)$ equivale a uma versão deslocada (ou, *shift*) no tempo de $\psi_{a,0}(t)$ por um fator b . Pode-se dizer também que $\psi_{a,0}(t)$ é uma versão escalonada no tempo e na amplitude de $\psi(t)$. Considerando que [132]:

$$\psi_{a,0}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t}{a}\right) \quad (3-17)$$

Se $a > 1$, $\psi(t)$ é “esticada” no tempo, mas se $0 < a < 1$, então há uma “contração” de $\psi(t)$.

Assim como outras transformações, a CWT realiza uma análise tempo – frequência do sinal $x(t)$, permitindo a identificação de eventos nos domínios do tempo e da frequência. A seletividade ou análise no domínio do tempo é caracterizada por uma operação de janelamento, tal que, a porção de $x(t)$ que é relevante para o cálculo de $CWT(a, b)$ é aquela que coincide com a porção da função wavelet $\psi_{a,b}(t)$ que possui a maior quantidade de energia. A análise ou seletividade em frequência pode ser explicada fazendo-se uma analogia com os filtros invariantes no tempo, tal que, a resposta ao impulso desses filtros equivale às dilatações da wavelet mãe $\psi(t)$ expressas no tempo. Esse conceito pode ser explicado de forma mais clara considerando que a operação de convolução pode ser utilizada para representar a correlação cruzada entre dois sinais e que a CWT equivale a correlação cruzada, com atraso b , entre $x(t)$ e a função wavelet $\psi(t)$ dilatada por um fator a , ou seja, $CWT(a, b)$ pode ser vista como a saída de um filtro com resposta ao impulso igual a $\psi_{a,0}^*(-b)$ e entrada $x(t)$, para quaisquer a e b . Pode-se escrever então [132]:

$$CWT(a, b) = x(t) * \psi_{a,0}^*(-b) \quad (3-18)$$

Conseqüentemente, pode-se obter um banco de filtros, parametrizados pelo fator de escala a . Deve-se ressaltar ainda que o quadrado da magnitude da transformada de Fourier da função $\psi(t)$, i.e $|\Psi(\omega)|^2$, tem forma semelhante a um filtro passa faixa. Considerando que [132]:

$$FFT[\psi(t/a)] = |a|\Psi(a 2\pi f) \quad (3-19)$$

Onde $\Psi(f)$ é a transformada de Fourier de $\psi(t)$, pode-se concluir que o fator de mérito Q , isto é, a relação entre a frequência central e a largura de faixa de 3dB do filtro passa faixa, é independente da dilatação da wavelet e, assim, o banco de filtros gerado a partir dessas wavelets terá Q constante. Essa característica torna possível a seletividade em frequência da CWT [132].

Ainda a partir de (3-19) e, lembrando que a $CWT(a, b)$ pode ser entendida como função de b , para um valor constante de a , é possível observar que para valores elevados de a , a frequência central do filtro wavelet está situada em baixas frequências. Da mesma forma, quanto menor o valor de a , maior será a frequência central do filtro. A resolução no tempo, isto é, a capacidade de detectar eventos no tempo, será melhor para valores muito pequenos de a , embora, nesse caso, a resolução, em frequência seja ruim, uma vez que a largura de faixa será grande. Além disso, como Q é constante, à medida que a frequência central diminui a largura de faixa também é reduzida. Por outro lado, variações do parâmetro de translação b , afetam apenas a localização da wavelet, mas não afetam a largura de faixa [132].

Outro conceito pouco explorado em [7] é o conceito de wavelet analítica, a qual pode ser definida por [135], [136]:

$$\psi(t) = \omega(t) + j\tilde{\omega}(t) \quad (3-20)$$

Onde $\tilde{\omega}(t)$ equivale à transformada de Hilbert de $\omega(t)$, e a transformada de Fourier de $\psi(t)$ é dada por [136]:

$$\Psi(f) = W(f) + j\tilde{W}(f) \quad (3-21)$$

Em (3-21), a parte real de $W(f)$ e a imaginária (transformada de Hilbert) irão se cancelar para frequências negativas, levando a uma wavelet analítica com espectro unilateral, ou seja, [136]:

$$\Psi(f) = \begin{cases} 2 * W(f), & \text{for } f > 0 \\ W(0), & \text{for } f = 0 \\ 0, & \text{for } f < 0 \end{cases} \quad (3-22)$$

Em outras palavras, a wavelet analítica $\psi(t)$, pode ser expressa no domínio da frequência $\Psi(f)$ calculando-se duas vezes a parte real, $2 * W(f)$, e fixando o espectro em zero para frequências negativas, como é feito para qualquer sinal real. Com base em (3-22) pode-se explicar o fato das wavelets analíticas serem mais eficientes para a obtenção do envelope de um sinal, do que as técnicas convencionais e os coeficientes $CWT(a, b)$ podem então ser expressos por [136]:

$$CWT(a, b) = \frac{a}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(f) \Psi^*(af) e^{j2\pi ft} df \quad (3-23)$$

Ou seja, os coeficientes $CWT(a, b)$ podem ser definidos como a transformada inversa de Fourier do produto da transformada de Fourier de $x(t)$, $X(f)$, pela transformada de Fourier da função wavelet $\Psi(f)$. Levando-se em consideração que $\Psi(f)$ não possui componentes de frequência negativa, a multiplicação (3-23) faz com que os coeficientes $CWT(a, b)$ também sejam analíticos e, portanto [136]:

$$CWT(a, b) = T(a, b) + j \tilde{T}(a, b) \quad (3-24)$$

Onde $T(a, b)$ corresponde a parte real dos coeficientes wavelet e $\tilde{T}(a, b)$ a parte imaginária, ou seja, a transformada de Hilbert de $T(a, b)$. Assim, o envelope $env(a, b)$ que também é analítico por natureza, pode ser obtido por [136]:

$$env(a, b) = \|CWT(a, b)\| = \sqrt{T^2(a, b) + j \tilde{T}^2(a, b)} \quad (3-25)$$

Onde $\|CWT(a, b)\|$ é o módulo de $CWT(a, b)$. Portanto, não há necessidade de qualquer filtragem ou retificação para a obtenção do envelope. Em geral, após o cálculo do envelope, a transformada de Fourier é implementada para cada linha da matriz de coeficientes wavelet de forma a se obter as frequências características da falha [137].

A wavelet de Morlet é uma wavelet complexa amplamente utilizada na análise de sinais e detecção de falhas e, por isso, serviram de base para o algoritmo Wavelet Kurtogram [7]. No domínio do tempo, a wavelet de Morlet é essencialmente uma onda senoidal complexa modulada por uma janela Gaussiana a qual pode ser expressa por [7], [136]:

$$\psi_M(t) = \frac{\sigma}{\sqrt{\pi}} e^{-\sigma^2 t^2} e^{j 2\pi f_c t} = \frac{\sigma}{\sqrt{\pi}} e^{-\sigma^2 t^2} [\cos(2\pi f_c t) + j \sin(2\pi f_c t)] \quad (3-26)$$

Onde: f_c é a frequência central da wavelet, σ está relacionada à largura da janela, ou seja, define a largura de faixa da wavelet e $\gamma = 1/\sigma^2$ corresponde à variância da janela Gaussiana [136].

A transformada de Fourier da wavelet de Morlet terá forma de uma Gaussiana, calculada como [7], [138]:

$$\Psi_M(f) = \Psi_M^*(f) = e^{-(\pi^2/\sigma^2)(f-f_c)} \quad (3-27)$$

Entre as vantagens de se utilizar as wavelets de Morlet pode-se citar:

- a parte imaginária é máxima, quando a parte real é zero, dessa forma, o quadrado da amplitude dos coeficientes da wavelet não é sensível às variações de fase do sinal a ser analisado [7];

- variando f_c e γ é possível alterar a razão entre a largura de faixa e frequência central (i.e., o fator de qualidade, Q), customizando a função wavelet para melhor se adequar à aplicação. Em aplicações práticas, esses parâmetros podem ser estimados, por exemplo, por meio da análise modal experimental ou operacional [136];

- como é analítica (i.e., as partes real e imaginária de $\psi_M(t)$ correspondem à transformada de Hilbert) a soma dos quadrados das partes real e imaginária da wavelet de Morlet é equivalente ao envelope quadrático da saída do filtro passa-faixa correspondente e, portanto, pode ser analisado como o envelope convencional [129].

Em [7], para implementação do WK, as wavelets de Morlet foram otimizadas e customizadas de tal forma a se tornarem equivalentes ao um banco de filtros. Esses bancos de filtros são utilizados para varrer toda faixa de frequência de interesse e analisar o sinal em estudo de forma mais adequada, sendo que para cada filtro pertencente ao banco é necessário definir uma frequência central e uma largura de faixa, enquanto Q permanece constante. Além disso, o algoritmo WK foi desenvolvido de tal forma que à medida que o número de filtros por oitava aumenta, o número de oitavas varridas pelo banco pode ser reduzido.

Para construção do banco de filtros proposto em [7], deve-se inicialmente, definir o número ou conjunto de filtros por oitava, por exemplo, $k = (1, 2, 3, 4, 6, 12)$. A seguir, para cada banco de filtros defini-se a base de escala:

$$escala(i) = 2^{[1/k(i)]} \quad (3-28)$$

Onde $i = 1, 2, 3, 4, \dots, 7$, é o índice do banco de filtros. Por consequência, se o número do banco for ($i = 5$), o número de filtros por oitava será $k(5) = 6$. Define-se desse modo o fator de qualidade (Q), tal que, a largura de banda de cada filtro seja igual ao espaçamento entre eles, ou seja, [7]:

$$Q = \frac{2}{k(i)} \quad (3-29)$$

Por fim, são calculadas a frequência central (f_c) e a largura de faixa (Bw), respectivamente [7]:

$$f_c = \frac{0.8 * (f_s/2)}{escala(i)^{1:n(i)}} \quad (3-30)$$

$$Bw = f_c * Q \quad (3-31)$$

Onde n é número de filtros em cada banco e f_s é a frequência de amostragem.

A partir dos parâmetros definidos nas equações (3-28) a (3-31), é possível obter o conjunto de filtros que serão empregados para decompor o sinal de interesse. Essa decomposição é realizada multiplicando-se a FFT do sinal de interesse pelas linhas da matriz correspondente ao banco de filtros; a seguir, calcula-se a FFT inversa para obter os coeficientes wavelet. O envelope quadrático do sinal filtrado (env_q), por sua vez, é obtido multiplicando-se o coeficiente wavelet por seu complexo conjugado e, assim, é possível calcular a curtose espectral da seguinte forma [7], [23], [139]:

$$SK(env_q) = \frac{mean(env_q^2)}{(mean(env_q))^2} - 2 \quad (3-32)$$

Onde o fator 2 é subtraído para garantir zero em caso de sinais Gaussianos. O Wavelet *Kurtogram* seleciona automaticamente o melhor filtro como sendo aquele que maximiza (3-32), ou seja, o filtro que maximiza o SK. Com esse filtro ótimo, filtra-se o sinal de interesse e calcula-se o espectro do envelope quadrático, o qual deverá revelar a frequência característica da falha.

Em suma, pode-se dizer que o algoritmo Wavelet *Kurtogram* compreende dois passos principais: o primeiro é o branqueamento, implementando utilizando um modelo autorregressivo; a seguir, o sinal branqueado é decomposto (filtrado) por meio de um banco de wavelets complexas de Morlet. O algoritmo então calcula a curtose espectral para as diversas faixas de frequência analisadas na decomposição e mostra o resultado em um mapa (*Kurtogram*). A partir desse mapa, o melhor filtro para o processamento do envelope quadrático é selecionado automaticamente. Assim, o resultado final do algoritmo wavelet *Kurtogram* é o espectro do envelope quadrático, o qual deverá conter informações sobre uma falha no rolamento [7]. A Figura 3-7 mostra o fluxograma simplificado desse algoritmo.

3.6. Envelope quadrático

Após o cálculo da curtose espectral, é selecionado o filtro ótimo a ser utilizado no cálculo do envelope quadrático. Em [19] foi proposta a utilização do envelope quadrático ao invés do envelope convencional, com o objetivo de melhorar a SNR. Além disso, o envelope quadrático exclui as harmônicas mais altas, provenientes da soma de frequências no espectro do envelope convencional. Esse efeito ocorre, pois no cálculo do envelope, a operação de extração da raiz quadrada produz harmônicos de alta frequência, os quais, muitas vezes, sofrem *alias* por estarem acima da frequência de Nyquist [19]. Além disso, em [86] foi analisada a relação entre a integral da densidade espectral cíclica e a magnitude do envelope quadrático e sua aplicação na detecção de falhas em rolamentos.

A partir da análise do espectro do envelope quadrático é possível identificar as frequências características da falha, - no caso de uma falha localizada. A amplitude da primeira harmônica da frequência característica será analisada como **índice de severidade**.

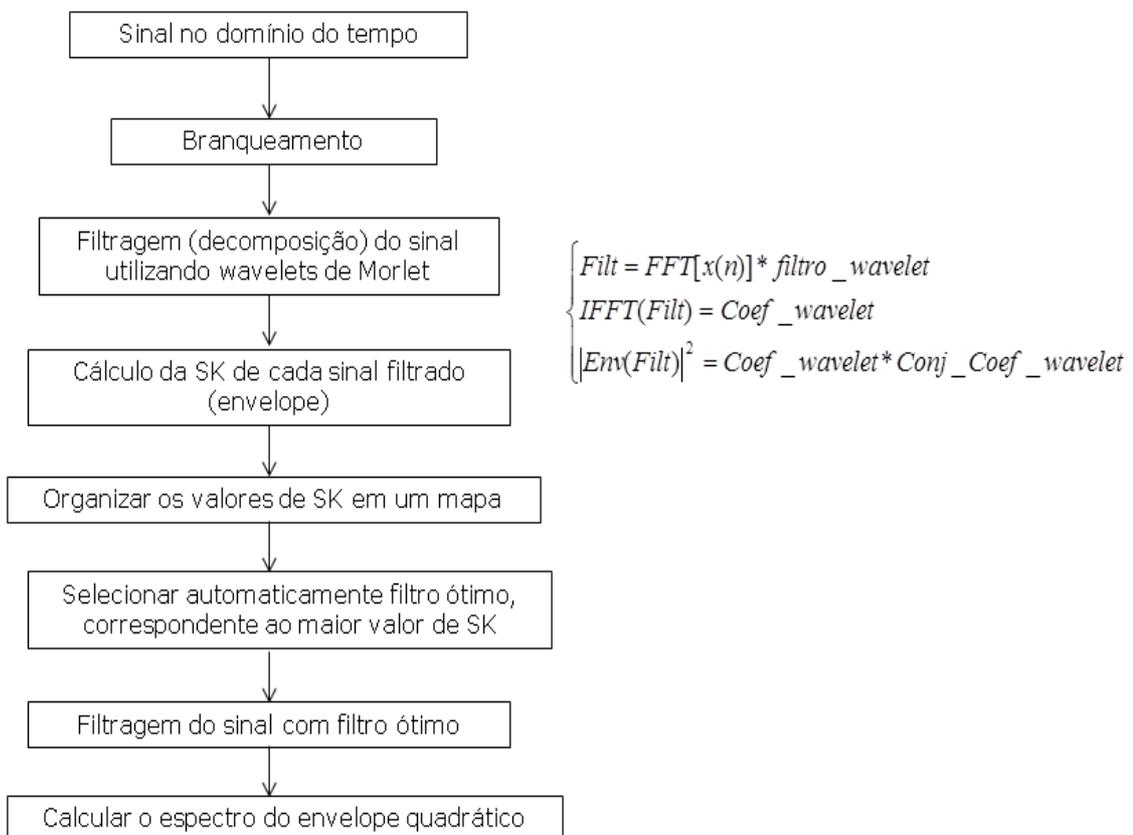


Figura 3-7 – Fluxograma do algoritmo Wavelet Kurtogram

Adaptado de: [7]

4. ANÁLISE EXPERIMENTAL

4.1. Introdução

No Capítulo 3, foi descrita a metodologia utilizada para detecção e diagnóstico de falhas em rolamentos baseada, principalmente, no branqueamento do sinal de interesse usando um modelo autoregressivo [23], curtose espectral para identificação de uma faixa de frequência para filtragem ótima e, posteriormente, análise do espectro do envelope quadrático do sinal filtrado [129]. Neste Capítulo, o desempenho dessa metodologia foi avaliado de forma experimental, - por meio da análise de dois casos. Com esse propósito, um estudo de caso foi levado a efeito no qual um grupo de rolamentos (sem falha e com falhas induzidas) foi montado em um motor de indução trifásico com rotor tipo gaiola de esquilo conectado a uma bomba centrífuga. Dessa forma, foram monitorados e adquiridos os sinais de vibração e corrente de estator, os quais foram objeto da análise formulada neste Capítulo. No segundo caso, também foi utilizado o um grupo de rolamentos, porém foram induzidas falhas com diferentes níveis de severidade. Os rolamentos foram montados no motor de indução trifásico conectado a um gerador, empregado como carga mecânica. Nesse experimento, foram monitorados e adquiridos apenas sinais de corrente de estator, com o objetivo de avaliar a evolução da falha e identificar um possível índice de severidade.

Além de validar a metodologia, foi possível examinar a influência da severidade da falha sobre os parâmetros analisados, sobretudo na SK, - empregado como ferramenta computacional para auxiliar na escolha das faixas de frequências com impulsividade elevada, as quais podem ser utilizadas para análise de envelope e, identificação da falha. Além da SK, no segundo experimento, é proposta a análise da amplitude da primeira harmônica da frequência característica da falha como um índice de severidade. Outros pontos investigados no primeiro experimento foram: a comparação entre os resultados obtidos por meio de sinais de vibração e sinais de corrente do estator para detecção de falhas nos rolamentos e a comparação entre os algoritmos utilizados para o cálculo do SK (*Fast Kurtogram e Wavelet Kurtogram*). A análise dos sinais de corrente elétrica pela densidade espectral de potência também será considerada neste estudo, com a finalidade de comparação com os resultados obtidos.

Considerando que um rolamento foi selecionado, lubrificado e instalado corretamente em um determinado sistema, a fadiga ou desgaste do material das pistas ou das esferas tem sido descritos como um dos fatores que limitam a vida útil dos rolamentos [6]. Neste contexto, a carga, ou o excesso dela, pode ser apontado como um dos principais causadores desses efeitos, uma vez que se pode considerar que a vida útil é inversamente proporcional à carga aplicada [44]. Embora, a ocorrência de uma falha no rolamento aumente de modo significativo os níveis de vibração, podendo levar o sistema ao colapso, esse processo pode levar um tempo considerável. Com o objetivo de acelerar o processo de falha, em especial para fins de pesquisa, são utilizados diversos métodos que simulam ou geram falhas no rolamento [25], [7] [140]. Desse modo, é possível testar, monitorar e analisar todo ciclo de vida de um rolamento, da condição de operação nominal até a parada do sistema, por exemplo. Além disso, com base nos dados obtidos, novas metodologias de detecção de falhas, especialmente, técnicas de monitoramento baseadas na condição, podem ser avaliadas em um intervalo de tempo relativamente curto e compatível com a pesquisa.

De uma forma geral, os métodos empregados para simular falhas mecânicas em rolamentos podem ser classificados em: *online* e *offline* [25]. No primeiro caso, o rolamento opera de forma contínua até o surgimento de uma falha. Nesse caso, devem-se observar continuamente as medidas de vibração ou corrente elétrica em busca de variações ou alterações. Além disso, condições de operação extremas (*overload test*) como aumento excessivo da velocidade de rotação, remoção ou contaminação do lubrificante, inserção de pequenas ranhuras, entre outros, podem ser utilizados para acelerar o processo de geração da falha [141], [142], [143]. Os métodos *online* procuram produzir ou representar as características ou a evolução de falhas causadas, por exemplo, por desgaste do metal do rolamento, que ocorre ao longo dos anos. Nesse tipo de simulação é possível obter dados sobre a evolução da falha, incluindo o estágio incipiente, particularmente importante para a manutenção, uma vez que o custo da substituição do rolamento nesse estágio é relativamente baixo, além de ser possível evitar danos catastróficos ao sistema [25].

No segundo método, uma falha é introduzida intencionalmente no rolamento, através da aplicação de ácido, ranhuras, riscos, máquinas de eletroerosão ou furando o rolamento com brocas especiais. Nesse caso, as falhas são geradas *offline* e esse método é o mais adotado nas pesquisas. As falhas geradas são localizadas em uma porção específica do rolamento, são as chamadas falhas localizadas, as quais produzem uma frequência

característica no espectro. Após a inserção da falha o rolamento é reinstalado na máquina [25], [141]. Os sinais obtidos com o rolamento em falha são então processados e os resultados podem ser comparados com os obtidos para um rolamento de referência (sem falha). Nesse caso, a preparação do ensaio é mais complexa, além disso, o processo de desmontar, remontar e alinhar a máquina pode introduzir erros no sinal a ser analisado, dificultando ou ocultando informações sobre a falha ou levando a resultados inexatos ou ambíguos. Além disso, com esse método, em geral, não é possível reproduzir falhas generalizadas, as quais não produzem uma assinatura característica [140]. Por outro lado, os resultados são obtidos de forma mais rápida e, caso haja necessidade, o ensaio pode ser facilmente repetido [141]. Esse método já foi utilizado em diversos artigos científicos [32], [99], [144], [145], [146] e também será empregado neste estudo.

Outro ponto que deve ser salientado é que neste trabalho emprega-se a chamada análise operacional, baseada em experimentos realizados diretamente no motor com rolamento em análise, ao contrário de métodos mais generalistas ou indiretos de detecção de falha [147]. Esse tipo de análise é simples e barata, pois não depende de meios externos para detecção da falha. Além disso, os sinais obtidos são processados de forma cega, ou seja, nenhuma informação sobre o sistema em teste, sobre os rolamentos ou sobre as frequências de interesse é utilizada durante o processamento [7].

Neste trabalho, após o processamento dos sinais, apenas as frequências características são utilizadas para identificação das falhas. Os experimentos foram realizados tomando como base um meio controlado com condições de carga e velocidade consideradas constantes. O primeiro experimento foi descrito em [54].

Na Seção 4.2, são descritos os resultados experimentais. Os meios de ensaio utilizados na realização do primeiro experimento são descritos na seção 4.2.1.1. Na Seção 4.2.1.2, a metodologia experimental é aplicada aos sinais de corrente do estator. Na Seção 4.2.1.3, o processamento e análise são repetidos para os sinais de vibração. Na Seção 4.2.1.4, os resultados obtidos pela análise de corrente do estator e pelas medições de vibração são analisados. Por fim, na seção 4.2.2, são descritos os meios e os resultados obtidos para o segundo experimento.

4.2. Resultados experimentos

4.2.1. Primeiro experimento

4.2.1.1. Configuração do primeiro experimento

Os testes descritos nessa seção foram realizados utilizando um motor assíncrono de indução trifásico de 4 (quatro) polos tipo gaiola de esquilo e 0,5 CV, fabricante WEG Industries, acoplado a uma bomba centrífuga de 5 palhetas. As principais características elétricas e mecânicas do motor utilizado estão listadas na Tabela 4-1. As barras rotóricas e ranhuras estatóricas, são em número de 28 e 24, respectivamente [29]. Esses motores, em geral, são empregados em diversas aplicações que requerem MITs, tais como, bombas, ventiladores, exaustores, britadores, pontes rolantes e compressores; além disso, esses motores podem ser montados com inversores [148].

Tabela 4-1 – Características do motor utilizado

Característica	Valor
Potência	0,5 CV (0,37 kW)
Tensão de Alimentação	220 / 380 V
Corrente nominal para 220V	2,07 A
Frequência	60 Hz
Fator de Potência ($\cos \varphi$)	0,69
Rendimento ($\eta\%$) (considerando 100% da potência nominal)	68,0%
Rotação Nominal	1.720 RPM (28,67 Hz)
Corrente com rotor bloqueado (I_p/I_n)	5
Carcaça	71
Classe de Isolamento	B
Fator de Serviço do Motor (FS)	1,15
Grau de Proteção	IP55
Rolamentos	6203-ZZ (Dianteiro)
	6202-ZZ (Traseiro)

O motor foi alimentado com uma linha trifásica de $f_s = 60\text{Hz}$. Nesse experimento, não foram utilizados inversor de frequência ou qualquer tipo de controle de velocidade e torque. Essa configuração de teste tem por objetivo prover uma condição estável para aquisição dos dados de vibração e corrente [29].

O sistema de aquisição de dados foi constituído por um computador pessoal, uma placa de aquisição de dados, fabricante National Instruments Corp., de 16 bits e taxa máxima de 200k amostras por segundo, sensores de corrente galvanicamente isolado tipo transformador de corrente (TC) e um acelerômetro monoaxial de sensibilidade $10,2\text{mV}/(\text{m}/\text{s}^2)$. Dessa forma, a uma taxa de amostragem de 50 kHz, foram adquiridas 10^6 amostras, sendo: dois sinais de corrente do estator (I_A, I_B), e um sinal de vibração axial no local próximo ao rolamento em teste [29]. A Figura 4-1 mostra o diagrama em blocos da configuração utilizada para o ensaio.

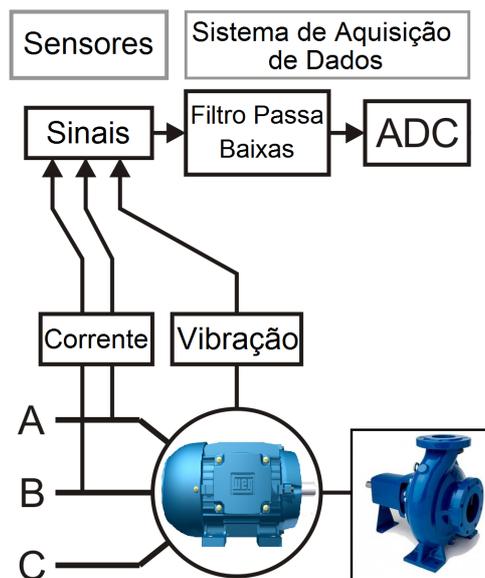


Figura 4-1 – Diagrama em blocos da configuração do ensaio.

Durante os experimentos, foram empregados três rolamentos, de modelo 6203-ZZ, fabricante SKF, em diferentes condições. O primeiro rolamento estava em condição nominal ou normal de operação, sem falhas, e foi utilizado como referência para comparação com os rolamentos com falha. O segundo rolamento ensaiado possuía um furo de diâmetro $\phi 2,3\text{ mm}$ artificialmente produzido na pista externa. O terceiro rolamento estudado, por sua vez,

possuía um furo de diâmetro ϕ 2,8 mm artificialmente produzido também na pista externa [29]. Os rolamentos utilizados no experimento são mostrados na Figura 4-2. Como descrito na Tabela 4-1, o rolamento utilizado no teste está localizado próximo à tampa dianteira do motor. Essa escolha deve-se à facilidade de substituição desse rolamento e ao fato de que estando mais próximos à carga esses rolamentos, em geral, apresentam um índice maior de falhas. Embora, na prática, esse tipo de falha não seja provável de ocorrer muitos trabalhos o utilizam, pois ele permite a representação e a análise de uma falha localizada que pode ser considerada ideal [32].

Vale ressaltar que, uma análise dimensional dos furos mostrou que: o centro do primeiro furo (ϕ 2,3 mm) coincide com o centro da pista externa, por outro lado, o centro do segundo furo (ϕ 2,8 mm) está fora do centro da pista. Assim, foram criadas e serão analisadas duas falhas distintas, denominadas Falha #1 e Falha #2, para os furos de ϕ 2,3 mm e ϕ 2,8mm, respectivamente, e não uma evolução da mesma falha.



Figura 4-2 – Rolamentos utilizados (da esq. para dir.): normal, falha #1 e falha #2.

Fonte: [29]

4.2.1.2. Análise dos sinais de corrente elétrica

Inicialmente, a análise foi realizada considerando o sinal de corrente elétrica da fase C, (I_C), o qual foi obtido numericamente a partir das correntes elétricas das fases A e B, (I_A) e (I_B) respectivamente, adquiridas durante o experimento. Em outras palavras, a metodologia foi aplicada a:

$$I_C(n) = -(I_A(n) + I_B(n)) \quad (4-1)$$

O processo descrito pela Equação (4-1) pode ser comparado com uma média de tempo síncrono e é muito utilizada no processamento de sinais de radar, como descrito no Capítulo 3, de tal forma que, o ruído presente nas medidas de (I_A) e (I_B) possa ser reduzido, mantendo-se a informação de falha.

O valor da frequência característica da falha foi calculado utilizando a velocidade de rotação do eixo estimada em $f_r = 29,75 \text{ Hz}$, para todos os casos e a constante BPFO do rolamento modelo 6203-ZZ fornecida pelo fabricante ($BPFO_{cte} = 3,053$), fornecida pelo fabricante com base nas dimensões de rolamentos. Em geral, f_o é estimada considerando que não há escorregamento, porém, na prática, ele estará presente causando uma variação típica na frequência característica de falha de 1% a 2% [43]. Dessa forma, acredita-se que o valor correspondente à frequência falha esteja no intervalo de $f_o = (90,83 \pm 1\%) \text{ Hz}$.

A primeira análise foi realizada com rolamento saudável ou sem falha, essa análise serviu como referência para as demais. Inicialmente, a metodologia foi avaliada utilizando o algoritmo *Fast Kurtogram* [22] com cinco níveis de decomposição ($k = 5$). Seguindo a metodologia descrita no Capítulo 3, antes de aplicar o *Fast Kurtogram*, o sinal de corrente passou pelo processo de branqueamento, sendo que a ordem do filtro de predição foi escolhida como aquela que maximizou a curtose do erro de predição e, nesse caso, a ordem do filtro foi ($p = 3$).

O *Kurtogram* resultante é mostrado na Figura 4-3, na qual a banda de filtragem ótima foi destacada por um círculo. Nesse caso, o filtro passa faixa selecionado para filtrar o sinal de corrente tem frequência central $f_c = 2343,7 \text{ Hz}$ e largura de faixa $Bw = 1562,5 \text{ Hz}$, no nível de decomposição $k = 4$. O sinal de corrente é filtrado utilizando o filtro selecionado e o envelope é calculado. O espectro de envelope quadrático resultante é mostrado na Figura 4-4, na qual se observam apenas a componente de frequência igual a 120 Hz, e as suas harmônicas. Essas componentes podem ser produzidas, por exemplo, pelo campo magnético do motor de indução [100]. Os demais componentes espectrais foram efetivamente filtrados.

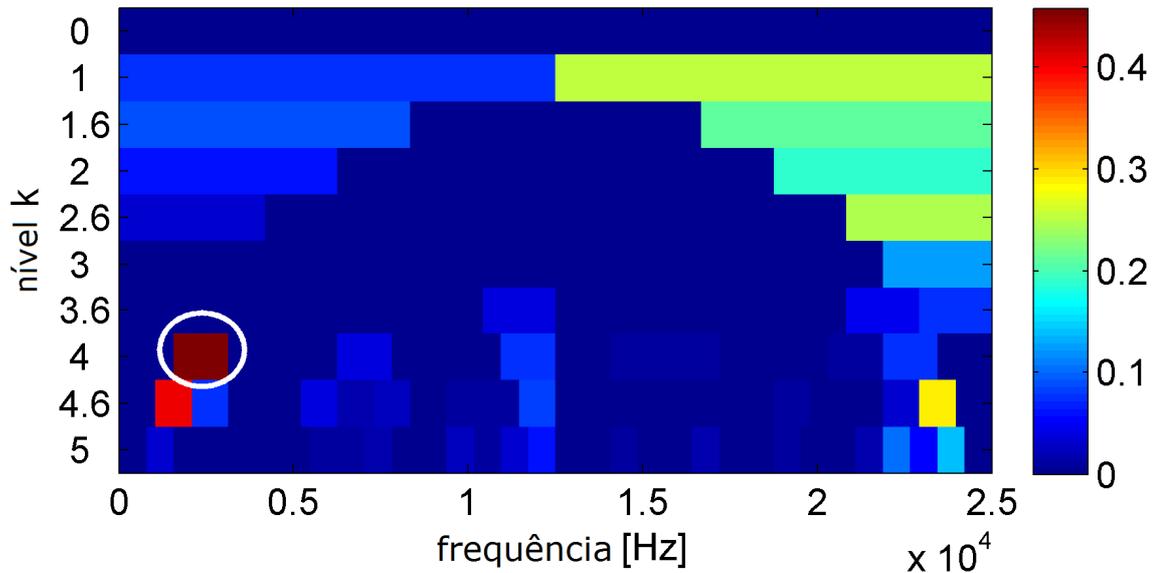


Figura 4-3 – *Fast Kurtogram* da corrente do estator para o rolamento normal

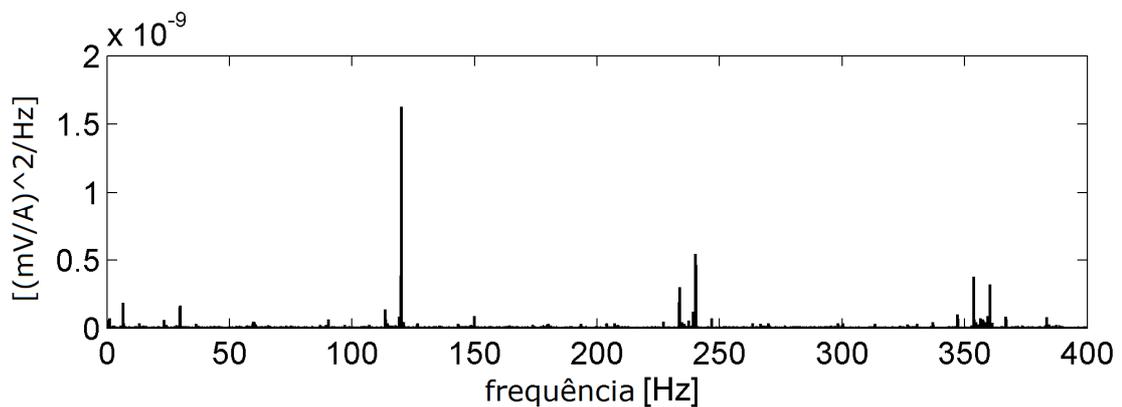


Figura 4-4 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento normal

A seguir, é analisado rolamento com a falha # 1. Inicialmente, a densidade espectral de potência do sinal de corrente é calculada e comparada com o sinal obtido para o rolamento normal. Nesse caso, não é levado a efeito nenhum tipo de filtragem para possibilitar a análise comparativa do espectro global da corrente elétrica. Como a falha está localizada na pista externa, o espectro deve indicar componentes em:

$$f_b = |f_s \pm k f_o| \quad (4-2)$$

Onde f_b corresponde as frequências correspondentes a falha no espectro, f_s é a frequência de alimentação e a f_o é a frequência característica. O resultado é mostrado na Figura 4-5 e é semelhante ao obtido em [32]. Nesse caso, é possível observar um aumento na

amplitude dos harmônicos de segunda, quarta e sexta ordens de f_s . Outros componentes surgiram em 730,5 Hz e 821,9 Hz. Essas alterações podem estar associadas à falha e sua influência na corrente do estator, embora não identifiquem exatamente a falha. As componentes relacionadas à f_b podem não ter sido identificadas devido ao elevado valor (amplitude) dos harmônicos da frequência de alimentação (f_s), que encobre e, portanto dificulta a detecção de componentes de intensidade reduzida. Verifica-se ainda que o valor da frequência fundamental (60 Hz) é constante para ambas as condições, normal e falha #1. Embora existam algumas alterações no espectro da corrente para falha #1 em relação ao espectro para a condição normal, as quais podem servir como uma leve indicação de falha, não é possível observar uma evidência concreta de uma falha mecânica na pista externa do rolamento. Por outro lado, a indicação de alterações no espectro pode ser considerado como o primeiro passo a identificação de uma falha e, portanto, é de grande valia para fins de manutenção [32].

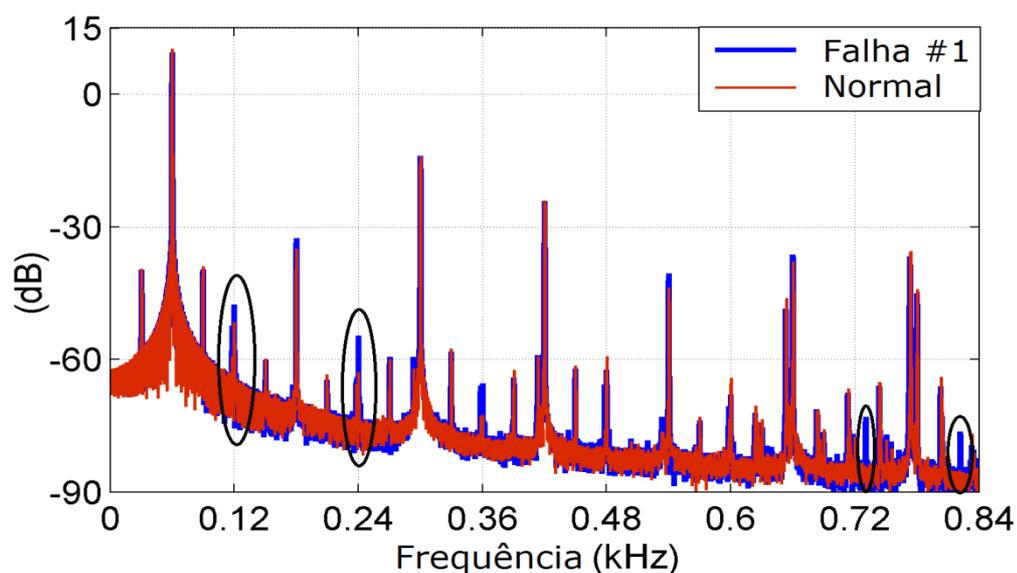


Figura 4-5 – Comparação da densidade espectral da corrente estátorica para os rolamentos normal e danificado (falha # 1)

A metodologia utilizando o algoritmo *Fast Kurtogram* é então aplicada ao sinal de corrente do estator para o rolamento com a falha #1, sendo que a Figura 4-6 mostra o *Kurtogram* resultante. Nesse caso, o branqueamento foi realizado utilizando um filtro de predição linear com ordem ($p = 3$). A partir desse *Kurtogram*, foi selecionado o filtro passa faixa com as seguintes características: $f_c = 3515,6$ Hz e $Bw = 781,2$ Hz, no nível de decomposição $k = 5$, circulado na Figura 4-6. O espectro de envelope quadrático resultante é

mostrado na Figura 4-7. Nesse teste, por meio da análise espectral do envelope espera-se que a frequência de falha (f_0) apareça com certo destaque no espectro global.

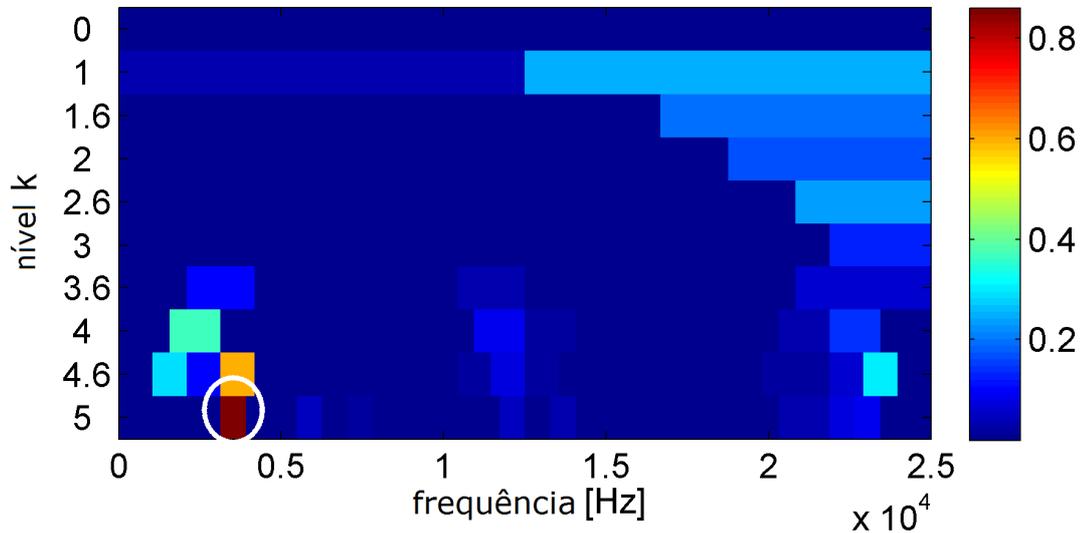


Figura 4-6 – *Fast Kurtogram* da corrente do estator para o rolamento com falha #1

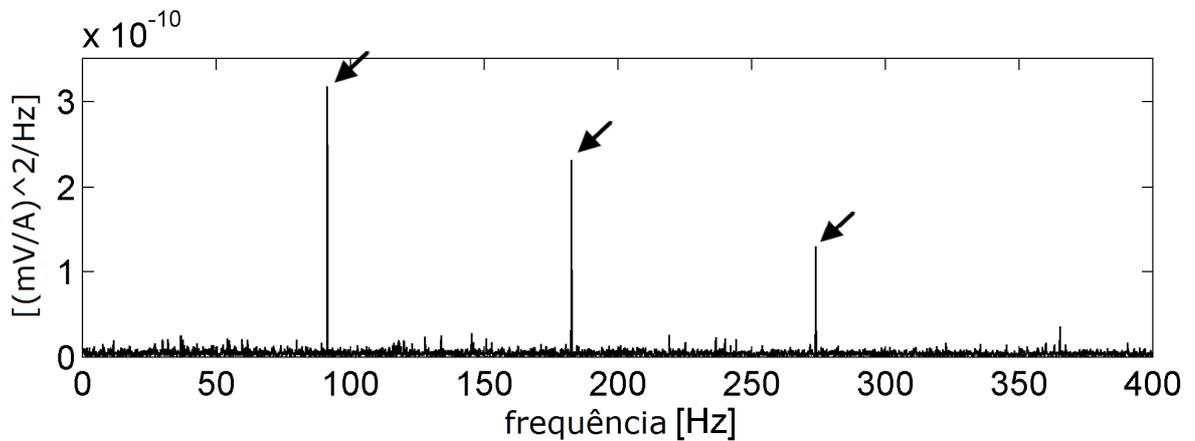


Figura 4-7 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento com falha#1, sendo que as setas indicam a f_0

Assim como previsto, as principais componentes no espectro do envelope quadrático correspondem a frequência de interesse ($f_0 = 91,32$ Hz) e suas harmônias, as quais são indicadas por setas. Esse valor é coerente com os dados do experimento e está dentro do intervalo de busca previsto.

Procedeu-se o teste seguinte utilizando a corrente do estator obtida para o motor operando com o rolamento com falha # 2. Mais uma vez, a densidade espectral de potência (PSD) da corrente do estator para rolamento normal e para o danificado (falha #2) foram estimadas e comparadas, conforme mostra a Figura 4-8. A comparação das PSD mostra um pequeno aumento, principalmente, na segunda, terceira e sexta harmônicas da frequência de alimentação (60Hz) para caso com falha #2 em relação ao caso normal. Porém, nenhuma evidência contundente de uma falha mecânica é evidenciada. Por outro lado, assim como no caso anterior (Figura 4-5) esse pode ser a primeira indicação de uma falha no rolamento.

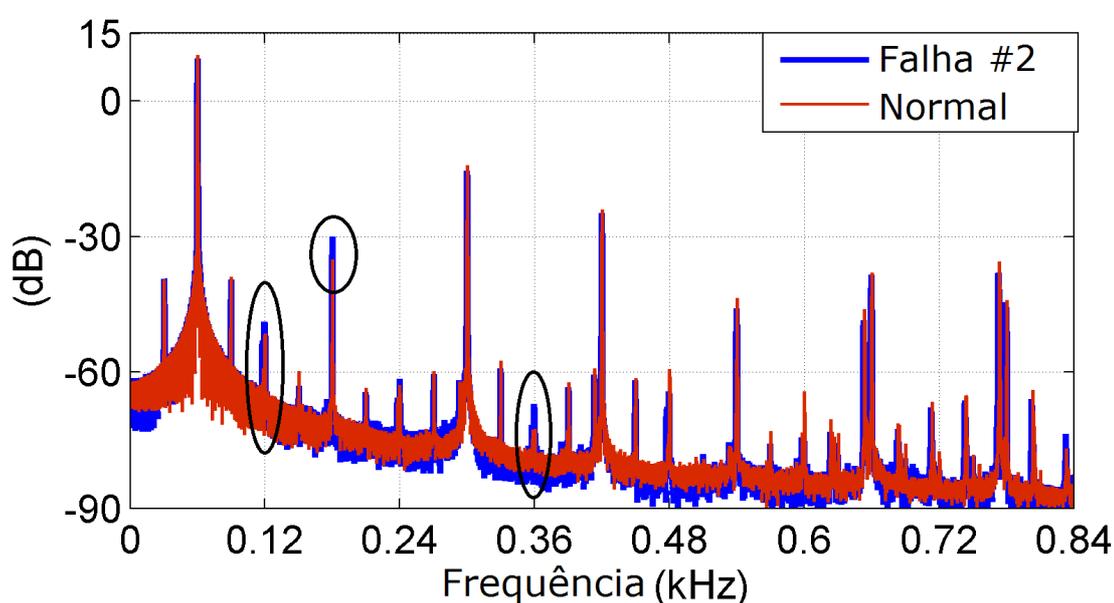


Figura 4-8 – Comparação da densidade espectral (PSD) da corrente estatórica para os rolamentos normal e danificado (falha # 2)

Na Figura 4-9, é mostrado o *Kurtogram* calculado para condições da falha #2. Nesse experimento, o branqueamento foi realizado utilizando um filtro de predição linear com ordem ($p = 2$). Como pode ser observado, o *Kurtogram* indica um valor máximo, em termos de f_c e Bw , que pode ser considerado como um máximo local, uma vez que se encontra muito longe do modo de vibração comumente encontrado em máquina de indução como a utilizada neste trabalho.

Nessa situação, outras faixas de frequências podem ser selecionadas, além disso, sempre que possível, devem ser evitadas faixas de frequência próximas às fronteiras ou bordas do *Fast Kurtogram* [98] com o objetivo de tornar a filtragem mais eficiente. Essa

indicação do *Kurtogram* pode ter ocorrido devido ao ruído aditivo, ressonâncias do acelerômetro utilizado na medição, etc. Tomando como base esses critérios, dois filtros foram selecionados: $f_c = 2343,7 \text{ Hz}$ e $Bw = 1562,5 \text{ Hz}$, no nível de decomposição $k = 4$ e $f_c = 3515,6 \text{ Hz}$ e $Bw = 781,2 \text{ Hz}$, no nível de decomposição $k = 5$, como realçadas em branco na Figura 4-9.

A análise espectral dos envelopes quadráticos calculados a partir dos filtros selecionados é mostrada na Figura 4-10, sendo que Figura 4-10 (a) mostra o espectro obtido com o filtro $f_c = 2343,7 \text{ Hz}$ e $Bw = 1562,5 \text{ Hz}$, e a Figura 4-10 (b) com o filtro $f_c = 3515,6 \text{ Hz}$ e $Bw = 781,2 \text{ Hz}$. Em ambos os gráficos é possível identificar a frequência da falha $f_0 = 91,32 \text{ Hz}$ e seus harmônicos, os quais são apontados por meio de setas. No entanto, o filtro definido pelos parâmetros $f_c = 3515,6 \text{ Hz}$ e $Bw = 781,2 \text{ Hz}$, ou seja, o mesmo selecionado no caso do rolamento com a falha #1 (Figura 4-6) fornece um espectro que permite que a detecção da frequência da falha seja feita de forma mais clara e, portanto mais eficaz.

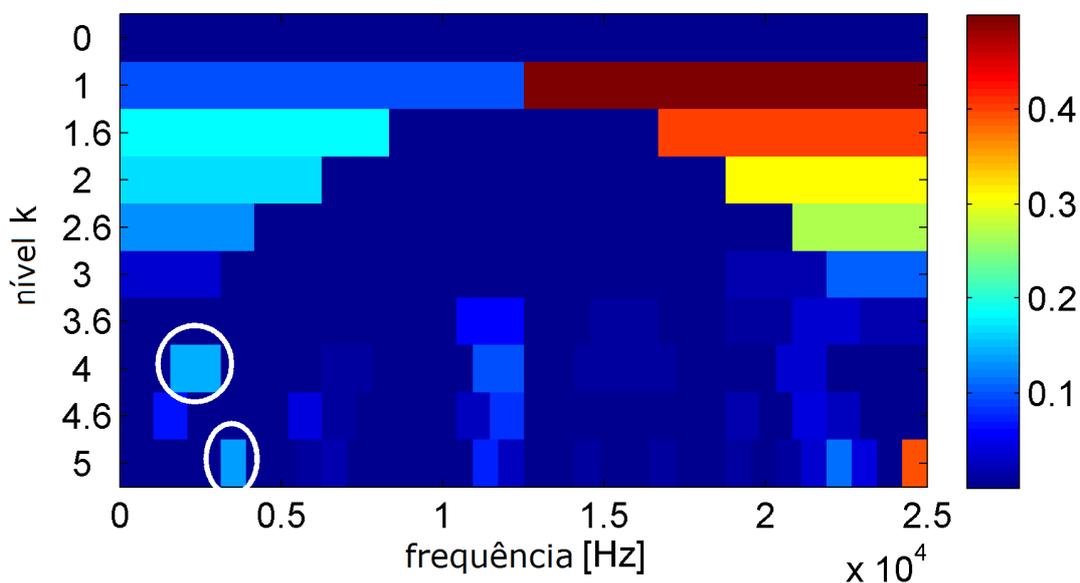


Figura 4-9 – *Fast Kurtogram* da corrente do estator para o rolamento com falha #2

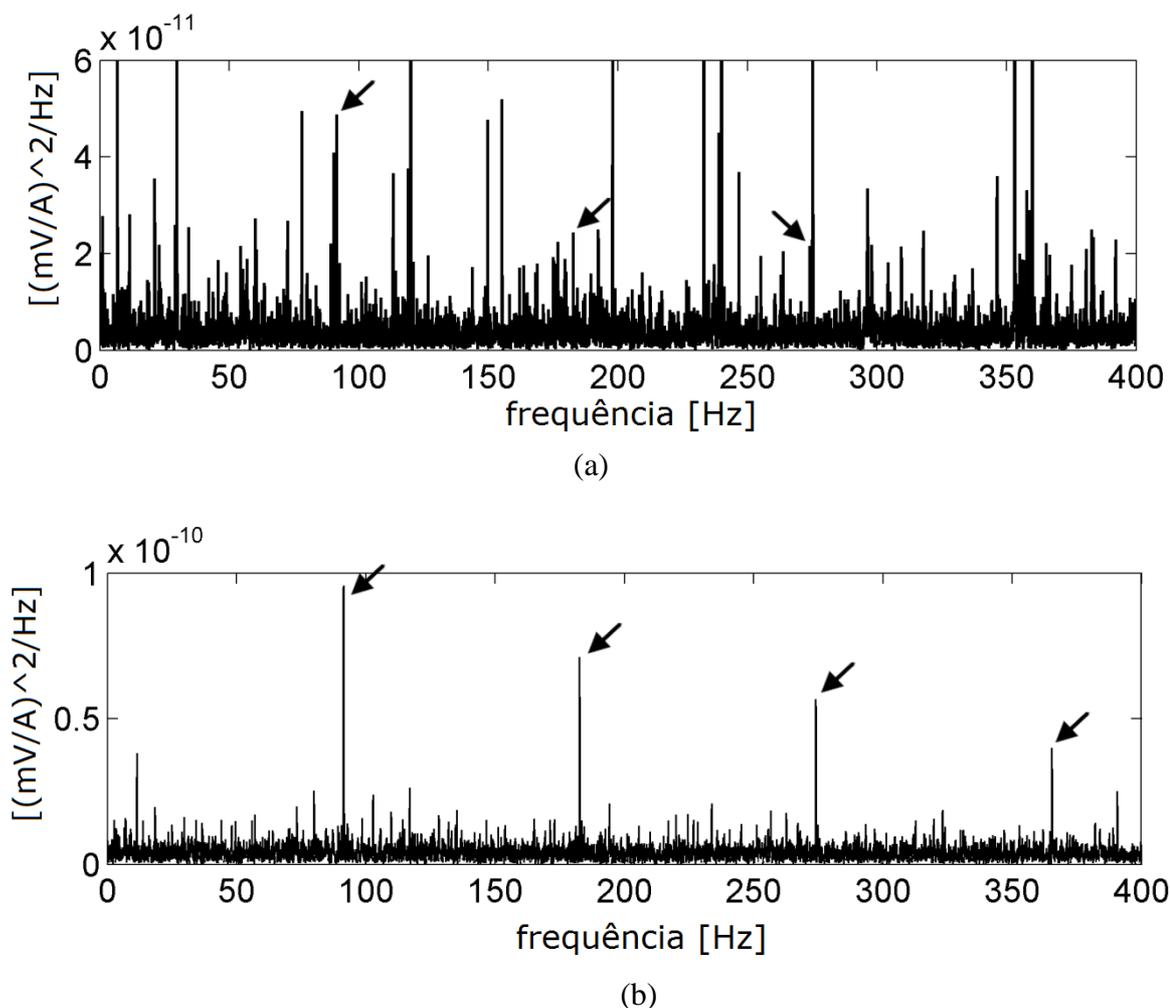


Figura 4-10 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento com falha #2

Para avaliar o desempenho do *Fast Kurtogram*, o algoritmo wavelet *Kurtogram* foi aplicado a todos os casos propostos. O *Wavelet Kurtogram* foi calculado para um máximo de 24 oitavas e a seleção do filtro para o cálculo do envelope é feita de forma automática, como definido em [7]. Seguindo a metodologia descrita no Capítulo 3, o sinal de corrente obtido passou pelo mesmo processo de branqueamento definido para o *Fast Kurtogram* ($p = 3$); a seguir, o algoritmo *Wavelet Kurtogram* foi empregado. A Figura 4-11 mostra o *wavelet Kurtogram* resultante, com destaque (circulado) para o valor máximo encontrado. A faixa de frequência selecionada é similar à encontrada pelo *Fast Kurtogram* (Figura 4-3).

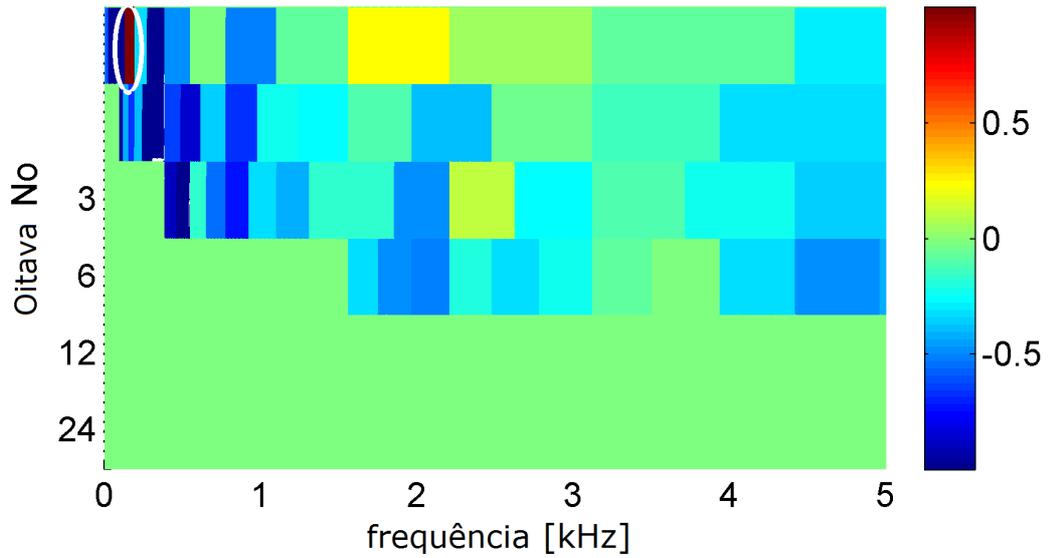


Figura 4-11 – Wavelet *Kurtogram* da corrente do estator para o rolamento normal

A seguir, a Figura 4-12 ilustra a análise espectral do envelope quadrático do sinal de corrente filtrado pelo filtro selecionado pelo Wavelet *Kurtogram*, ou seja, $f_c = 166,7$ Hz e $Bw = 57,2$ Hz, no primeiro nível de decomposição. Assim como ocorreu na Figura 4-4, apenas a componente 120 Hz e as suas harmônicas se destacam no espectro.

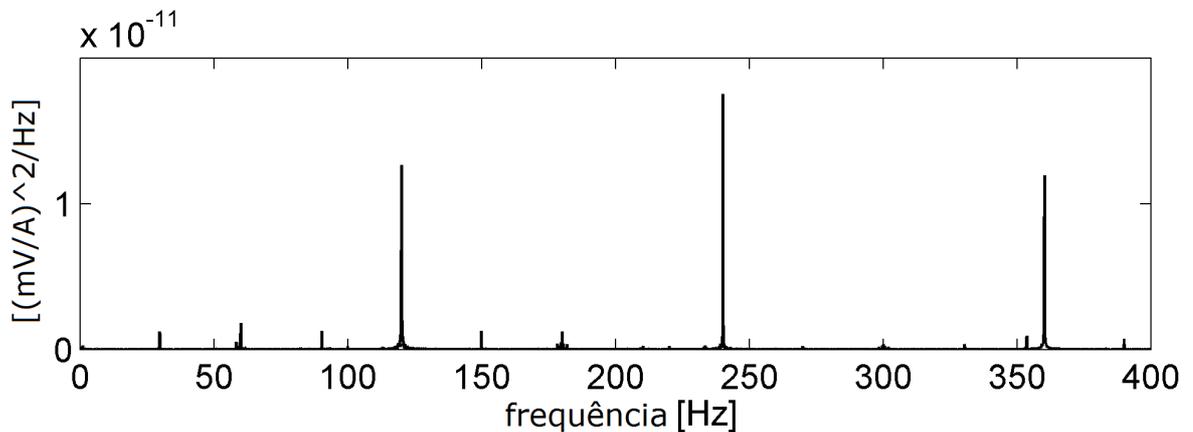


Figura 4-12 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento normal

Na próxima etapa, o sinal de corrente obtido na condição de falha #1 no rolamento foi processado utilizando a metodologia descrita, passando pelo processo de branqueamento ($p = 3$), porém agora utilizando o Wavelet *Kurtogram*, o qual é mostrado na Figura 4-13. Nessa figura, é destacada a faixa de frequência ótima selecionada automaticamente, isto é,

$f_c = 3316,5$ Hz e $Bw = 383$ Hz na oitava de número 6, para filtragem do sinal e posterior cálculo do espectro envelope, o qual é mostrado na Figura 4-14.

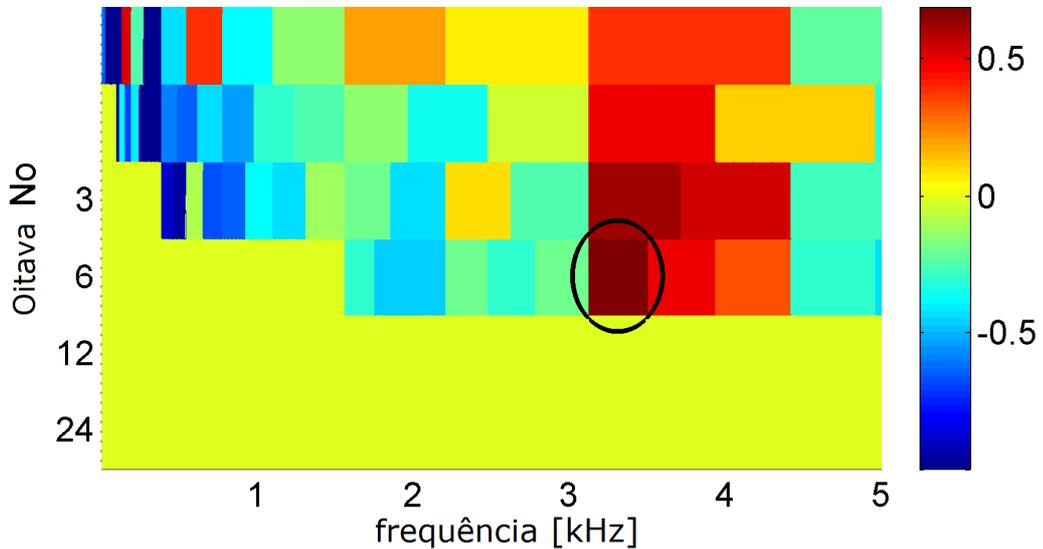


Figura 4-13 – Wavelet *Kurtogram* da corrente do estator para o rolamento falha #1.

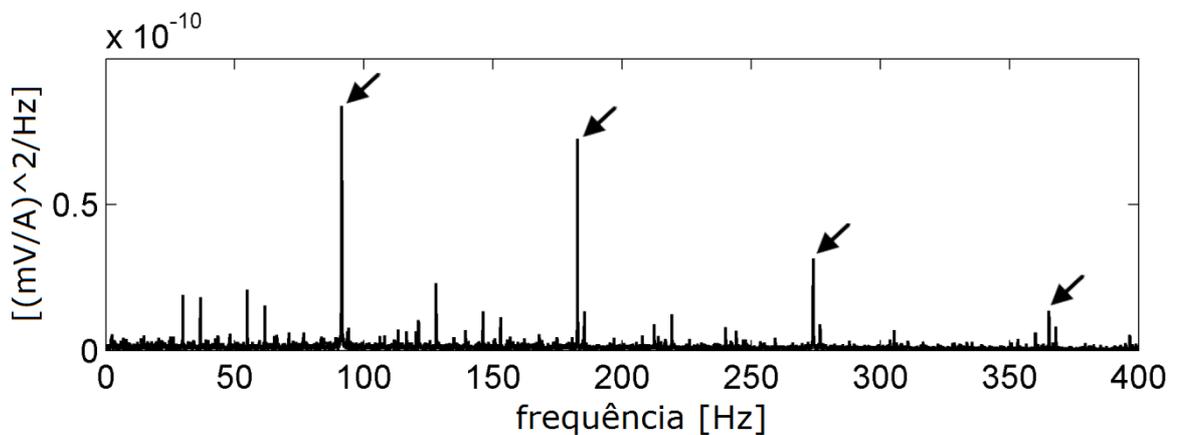


Figura 4-14 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento falha #1

A principal componente observada na Figura 4-14 corresponde à frequência característica da falha #1 e seus harmônicos, os quais são indicados por setas. Vale ressaltar, que houve uma pequena diferença no valor estimado de f_o que passou de 91,32 Hz (*Fast Kurtogram*) para 91,34 Hz (*Wavelet Kurtogram*), possivelmente devido à resolução e às aproximações utilizadas pelo próprio algoritmo, mas ainda dentro do intervalo previsto para a busca e detecção da falha.

Finalmente, a metodologia foi aplicada à corrente estatórica obtida a partir do motor montado com rolamento danificado (falha # 2). A Figura 4-15 mostra o Wavelet *Kurtogram* resultante, sendo que $f_c = 166,6$ Hz e $Bw = 57,2$ Hz. Nesse caso, porém, não foi possível identificar a frequência característica da falha, como pode ser observado na Figura 4-16, na qual se destacam, principalmente, a componente em 120Hz e seus harmônicos.

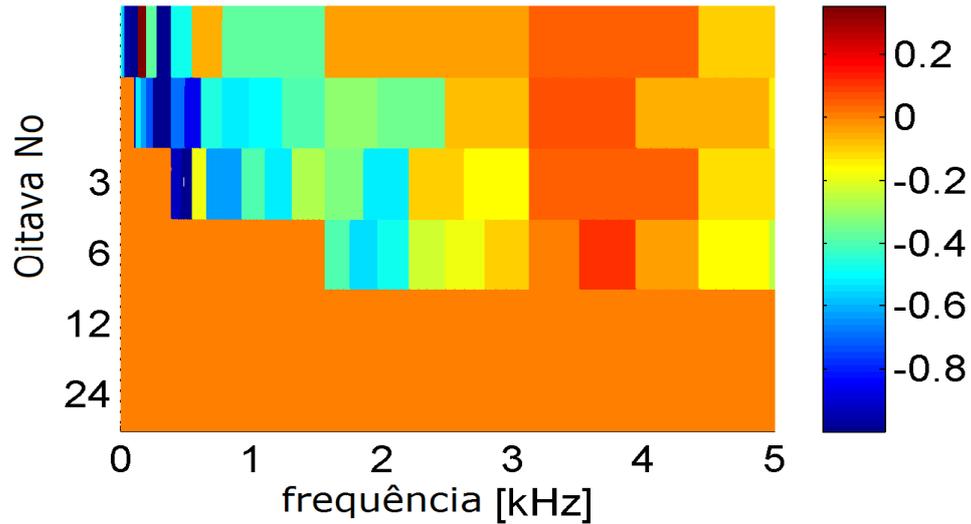


Figura 4-15 – Wavelet *Kurtogram* da corrente do estator para o rolamento falha #2

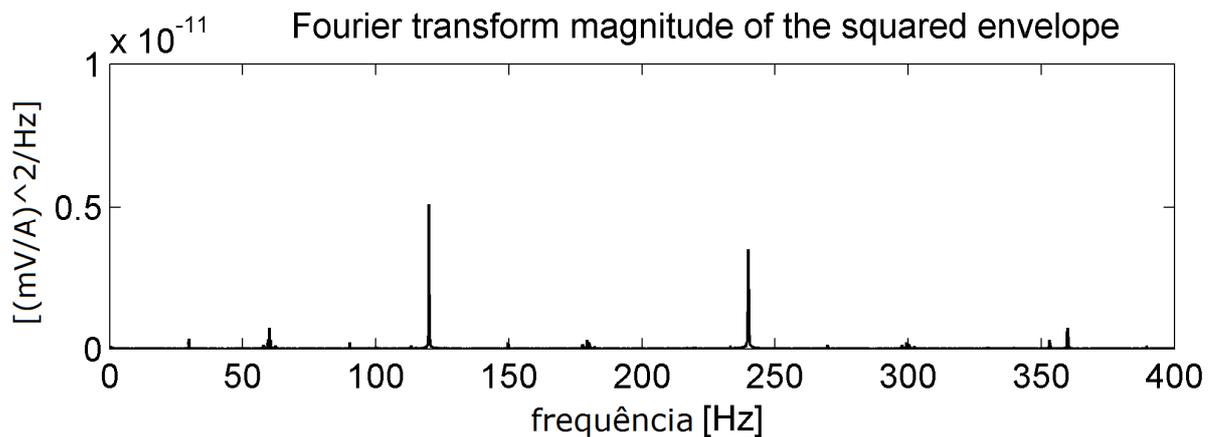


Figura 4-16 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento falha #2.

A partir dos resultados obtidos, pode-se dizer que a metodologia utilizada, em especial, quando baseada no algoritmo *Fast Kurtogram*, é promissora para a detecção de falhas na pista externa de rolamentos, indicando corretamente a frequência característica da falha, f_o , em ambos os casos, falha #1 e falha #2.

4.2.1.3. Análise dos sinais de vibração

Nessa seção, a mesma metodologia aplicada aos sinais de corrente elétrica foi empregada aos sinais de vibração com o objetivo principal de confirmar os resultados obtidos e, dessa forma, validar o ensaio e a metodologia. Seguindo essa linha, apenas os resultados obtidos com o algoritmo *Fast Kurtogram* serão reportados.

Os resultados, *Fast Kurtogram* e espectro do envelope quadrático, para o primeiro rolamento danificado (falha #1) são mostrados nas Figuras 4-17 e Figura 4-18, respectivamente. Nesse experimento, o branqueamento foi realizado considerando um filtro de predição linear de ordem $p = 21$. Na Figura 4-17, é circulado o ponto de máxima indicação pelo algoritmo no nível $k = 5$, o qual corresponde ao filtro passa faixa com as seguintes características: $f_c = 3515,6 \text{ Hz}$ e $Bw = 781,2 \text{ Hz}$, o mesmo obtido para o sinal de corrente (Figura 4-6). Na Figura 4-18, o espectro de envelope mostra essencialmente a frequência característica da falha, $f_0 = 91,32 \text{ Hz}$, e suas componentes harmônicas, as quais são indicadas por setas.

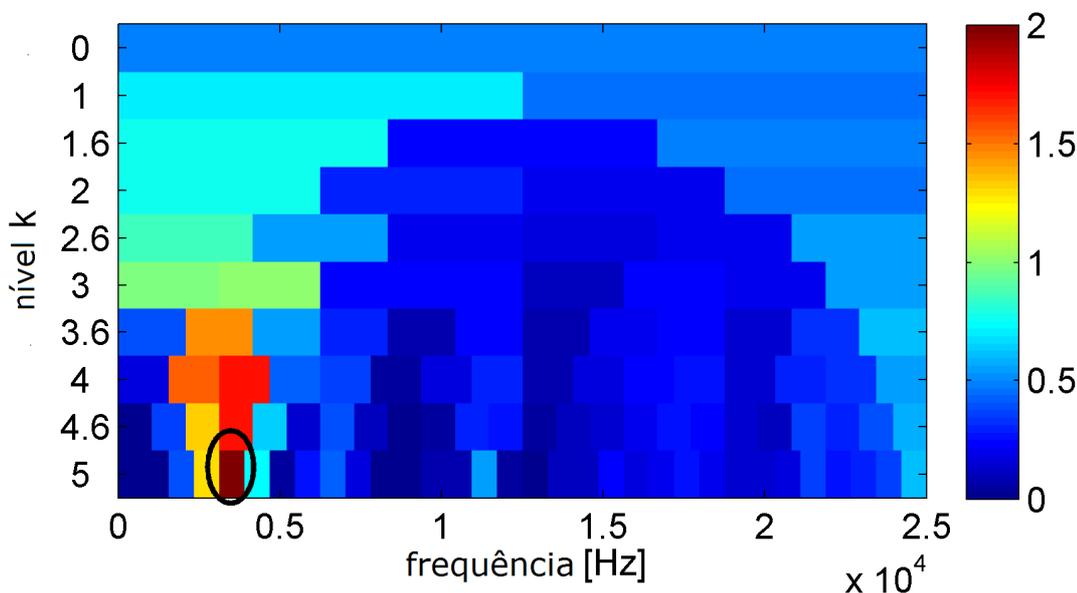


Figura 4-17 – *Fast Kurtogram* do sinal de vibração para o rolamento falha #1.

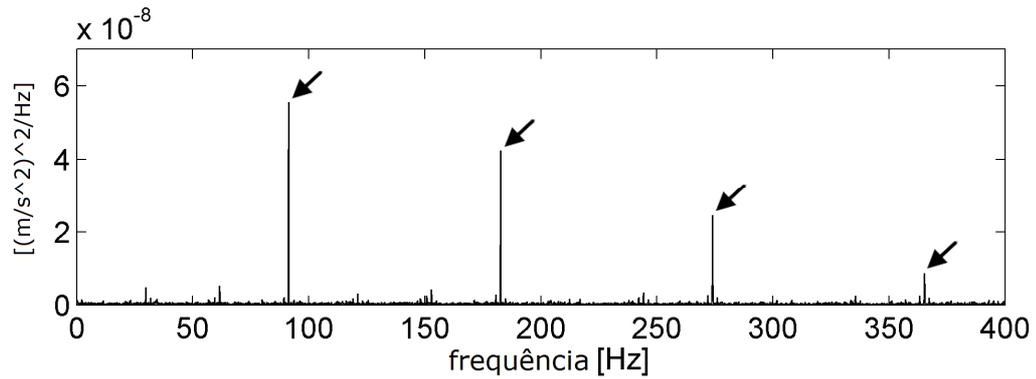


Figura 4-18 – Espectro do envelope quadrático do sinal de vibração para o rolamento falha #1

O sinal de vibração adquirido a partir da instalação no motor do segundo rolamento danificado é analisado na sequência. Nesse experimento a predição linear foi realizada considerando a um modelo de ordem $p = 22$. No *Fast Kurtogram* (Figura 4-19) é circulado o ponto de máxima, no nível $k = 4,6$, o qual corresponde ao filtro passa faixa com as seguintes características: $f_c = 1562,5$ Hz e $Bw = 1041,6$ Hz, o qual é utilizado para filtragem e, posterior cálculo do espectro do envelope quadrático, mostrado na Figura 4-20.

O espectro do envelope mostra a frequência relacionada à falha em $f_o = 91,33$ Hz, mas também outros componentes espectrais, tais como, a velocidade de rotação do eixo $f_r = 29,75$ Hz e as suas harmônicas. Nesse caso, a frequência característica da falha não é identificada de forma tão evidente como na Figura 4-18.

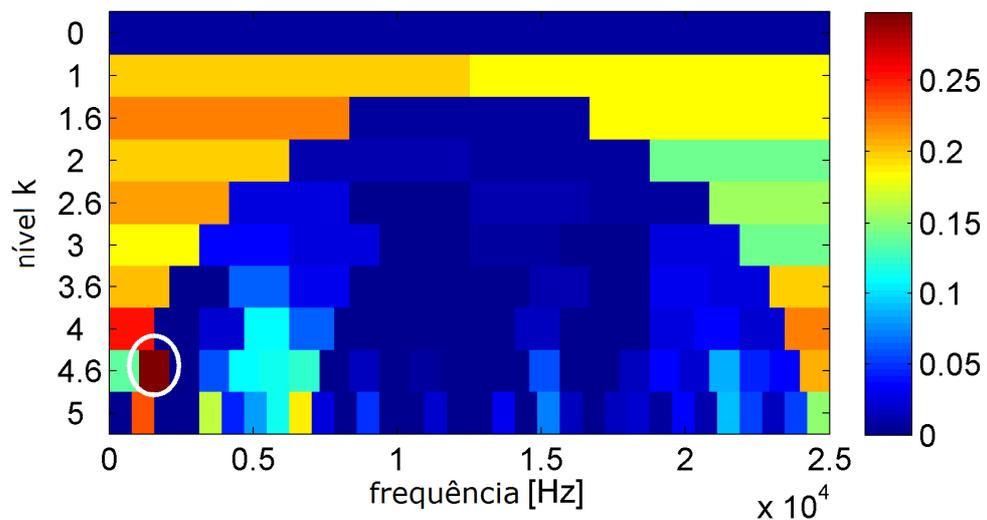


Figura 4-19 – *Fast Kurtogram* do sinal de vibração para o rolamento falha #2.

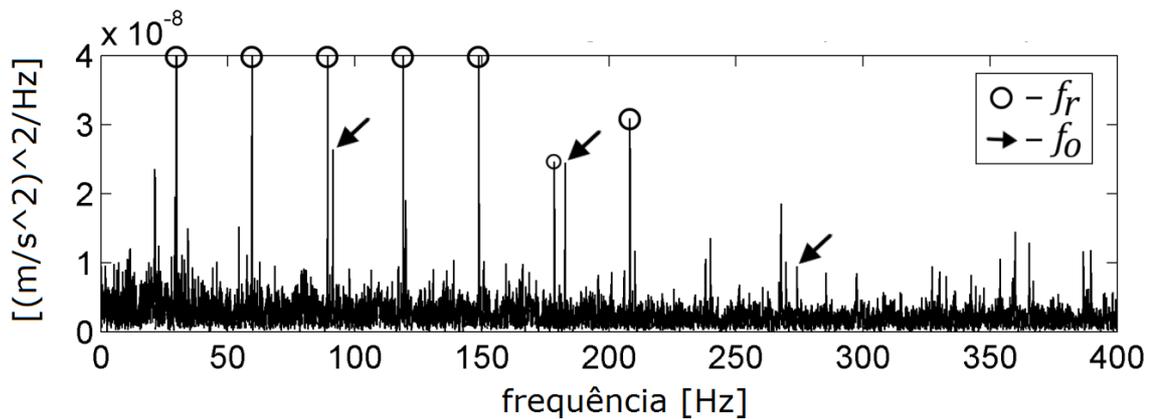


Figura 4-20 – Espectro do envelope quadrático do sinal de vibração para o rolamento falha #2

Embora fora do escopo dessa seção, é importante informar que o algoritmo wavelet *Kurtogram* detectou com sucesso a frequência característica da #falha 1 ($f_o = 91,34$ Hz) e seus harmônicos. Por outro lado, para a falha #2, o desempenho ficou aquém do *Fast Kurtogram*, da mesma forma que ocorreu com o sinais de corrente. Como pode ser visto na Figura 4-21, apenas a segunda componente harmônica de f_o pode ser identificada com clareza, enquanto que as demais estão imersas em ruído.

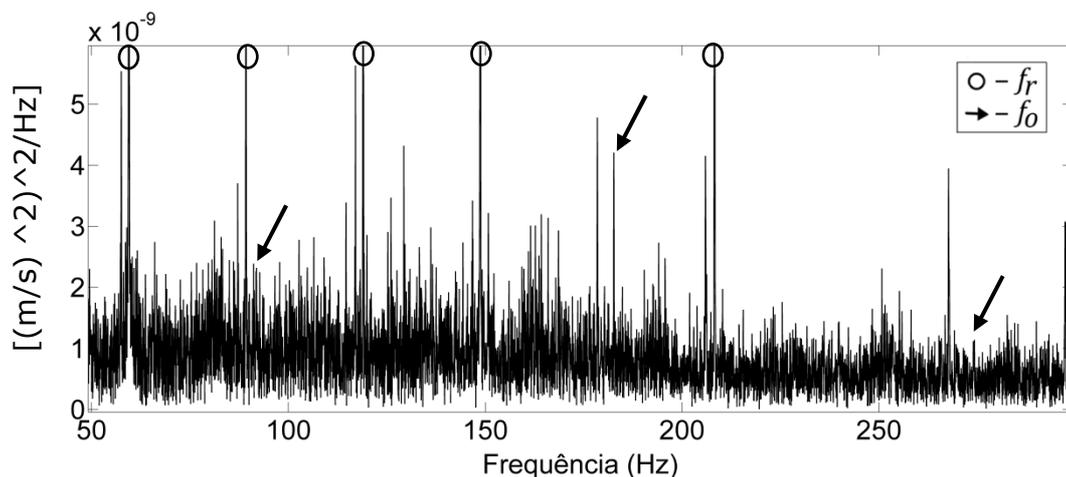


Figura 4-21 – Espectro do envelope quadrático do sinal de vibração para o rolamento falha #2 usando Wavelet *Kurtogram*

4.2.1.4. Análise dos resultados do primeiro experimento

Os resultados do primeiro experimento mostram que a curtose espectral pode ser utilizada como uma ferramenta computacional importante para a definição do filtro a ser utilizado no cálculo do espectro envelope quadrático e, posterior, identificação da frequência característica da falha. Em especial, a análise do envelope de sinais de corrente elétrica, objetivo deste trabalho, se mostrou promissora e os resultados foram similares aos encontrados para os sinais de vibração.

Para a falha #2, o *Fast Kurtogram* indicou para o sinal de corrente elétrica (Figura 4-9) um filtro ótimo localizado próximo à borda do mapa ($fc = 18750\text{Hz}$; $Bw = 12500\text{Hz}$) no nível 1 de decomposição. De acordo com [98], as bordas do mapa devem ser evitadas para tornar a filtragem mais eficiente, reduzindo os sinais interferentes e ruído no espectro do envelope quadrático, especialmente, quando a Bw é larga, como no experimento em questão. No mesmo sentido, devem ser evitadas Bw muito estreitas, pois se pode perder informação do sinal analisado. O número máximo de decomposições deve ser de $k_{max} = \log_2(N)$, onde N é o número de amostras, porém, recomenda-se utilizar um valor de até $k_{max}/8$ [22].

Essa indicação do *Kurtogram* (Figura 4-9) pode ter ocorrido devido ao ruído aditivo, sinais interferentes com componentes fortemente impulsivas, ressonâncias do acelerômetro utilizado na medição, etc. Para tentar solucionar esse problema, foram considerados outros filtros indicados mapas, mais especificamente, os filtros utilizados para o caso normal e falha #1. Trabalhos futuros devem investigar situações como essa e outras soluções devem ser analisadas, como por exemplo, a subamostragem do sinal original [98], filtragem ou cancelamento de ruído [5], [60], deconvolução [7] e até mesmo outros algoritmos para o cálculo da curtose espectral.

4.2.2. Segundo experimento

Esse experimento tem por objetivo investigar uma possível abordagem para a CBM de rolamentos, a qual compreende a detecção, identificação e prognóstico de falhas com base na metodologia descrita no Capítulo 3. Nesse experimento, a possibilidade de se obter um índice de severidade da falha a partir do espectro de envelope quadrático é avaliada. Para isso, foram

realizados testes experimentais, nos quais foram simuladas falhas localizadas na pista externa com diferentes níveis de severidade. Além disso, esse experimento buscou confirmar a aplicabilidade do algoritmo *Fast Kurtogram* para a detecção de falhas em rolamento com base na análise de sinais de corrente elétrica.

Em geral, os trabalhos relativos ao prognóstico de falhas em rolamentos utilizam sinais de vibração para avaliar a condição do rolamento e estimar a gravidade de uma determinada falha [7]. Nesse experimento, entretanto, um novo critério é investigado com o objetivo de estimar a severidade de falhas localizadas. O critério proposto baseia-se no monitoramento da amplitude da primeira harmônica da frequência característica da falha, - identificada no espectro de envelope quadrático do sinal da corrente elétrica do estator. Assim, foram testados 6 rolamentos: um saudável e cinco com falhas localizadas, artificialmente geradas, de tal forma que fosse possível simular uma variação na severidade; sendo que, toda análise foi feita com base no monitoramento da corrente de estator.

Desse modo, esse experimento pode ser visto como uma extensão do experimento anterior, uma vez que, além da identificação da frequência característica falha (f_o , mais precisamente), é estudado um índice severidade dessa falha.

4.2.2.1. Configuração do segundo experimento

A Figura 4-22 mostra parte do setup utilizado no experimento. Para o teste foram utilizados rolamentos (modelo 6203-ZZ) instalados em um MIT com potência 0,37kW, quatro polos, frequência de alimentação 60Hz (conforme Tabela 4-1), acoplado a um gerador utilizado como uma carga mecânica, sem controle velocidade ou de torque. O monitoramento dos sinais de corrente foi realizado utilizando uma placa aquisição de dados da National Instruments (modelo NI 9239) com 4 canais de 24-bit e *probes* de corrente; a frequência de amostragem utilizada foi de 50kHz e foram adquiridas 10^6 amostras. Assim como no experimento anterior, foram monitorados os sinais de corrente de duas fases (I_a e I_b) e a corrente a terceira fase (I_c) foi obtida numericamente e utilizada na análise. Além disso, o sinal de corrente do rolamento sem falhas foi empregado para comparação com os resultados obtidos a partir dos cinco rolamentos danificados artificialmente. Para simular as falhas, foram feitos furos na pista externa dos rolamentos com brocas de metal duro de 1,0mm,

1,5mm, 2,0mm, 2,3mm e 3,0mm de diâmetro. Para cada caso, foram feitas 4 medidas (de I_a e I_b) e os melhores resultados serão apresentados nessa seção.

Com relação à velocidade de rotação do motor, ela foi estimada em $f_r = 28,8Hz$ (1728 RPM) e, portanto, a frequência característica da falha (f_o) foi estimada em: $87,93 Hz \pm 1\%$, sendo a constante BPFO a mesma do experimento anterior, i.e., 3,053.

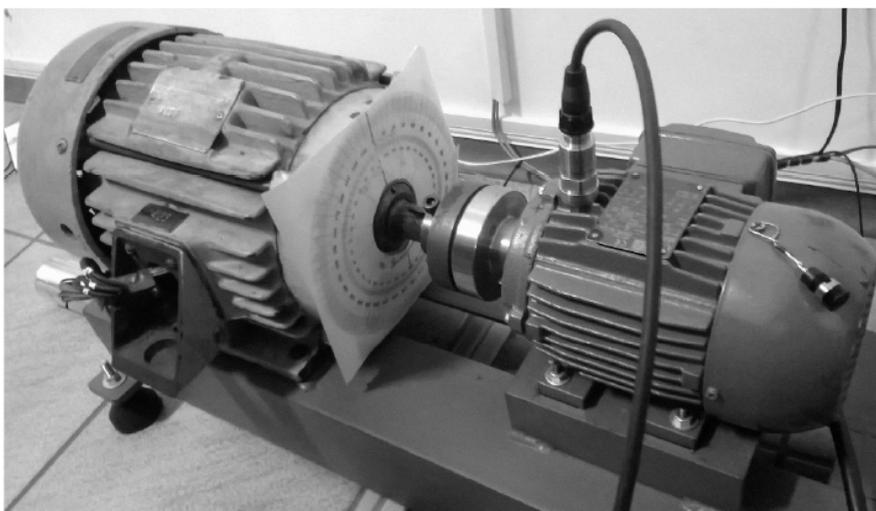


Figura 4-22 – Configuração do segundo experimento

Apenas o algoritmo *Fast Kurtogram* foi utilizado nesse experimento, considerando cinco níveis de decomposição para todos os casos, enquanto que a ordem do modelo AR para o branqueamento foi definida caso a caso.

4.2.2.2. Resultados do segundo experimento

O experimento foi iniciado com o rolamento sem falha (normal) e a Figura 4-23 mostra o resultado do *Fast Kurtogram*, para o sinal branqueado por um modelo AR de ordem $p = 32$. Nesse caso, o maior valor de curtose foi observado no nível $k = 2,6$, para o filtro correspondente a: $f_c = 6250Hz$; $Bw = 4167Hz$ (indicado por um círculo na figura correspondente), o qual foi utilizado no cálculo do envelope quadrático mostrado na Figura 4-24, com destaque para a primeira harmônica de (f_o), indicada com uma seta.

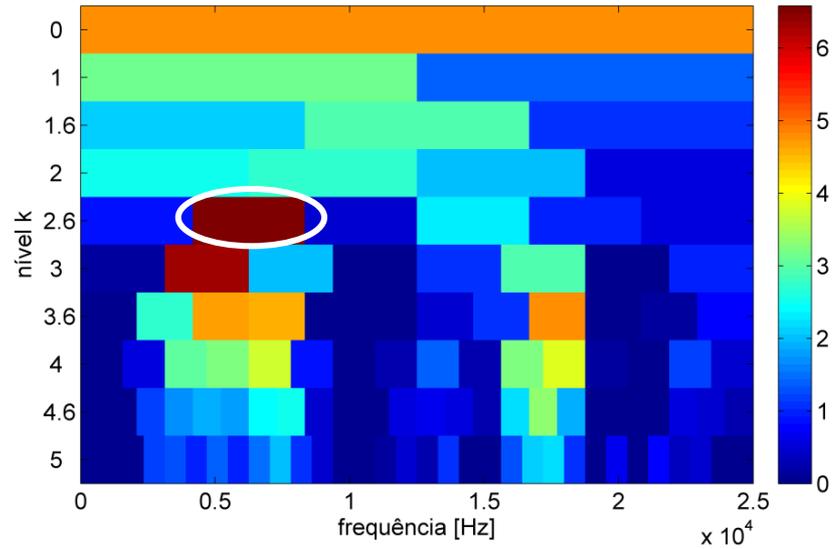


Figura 4-23 – *Fast Kurtogram* da corrente do estator o segundo experimento

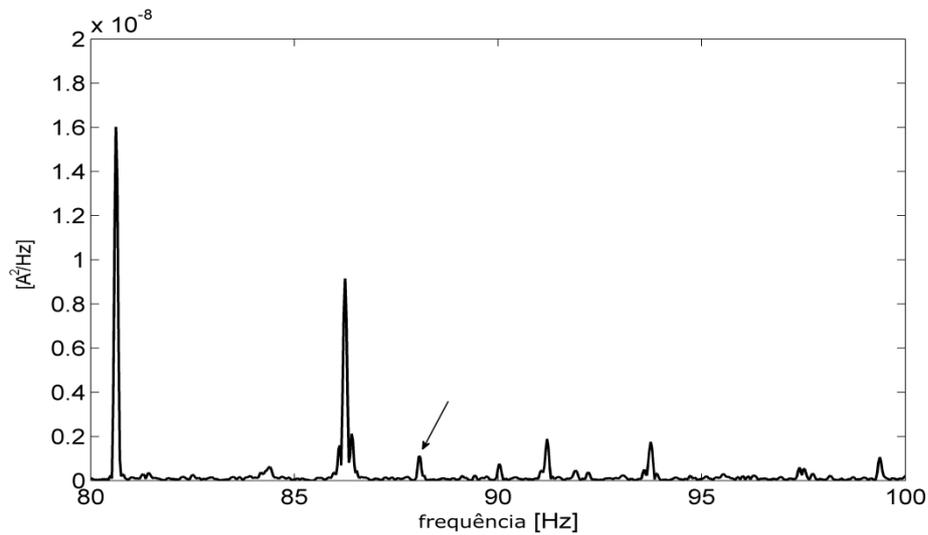


Figura 4-24 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento normal

O procedimento foi então repetido para os rolamentos com falha. Em todos os casos, o mapa gerado pelo *Fast Kurtogram* foi semelhante ao da Figura 4-23, exceto pelos valores de curtose, por isso, esses mapas não foram repetidos e apenas os envelopes resultantes serão apresentados. Assim, a Figura 4-25 mostra o espectro de envelope quadrático para o rolamento com o orifício de $\phi 1,0\text{ mm}$ ordem modelo AR, $p = 32$. Como pode ser observado, houve um aumento na amplitude na primeira harmônica de (f_o), - possível indicativo de falha.

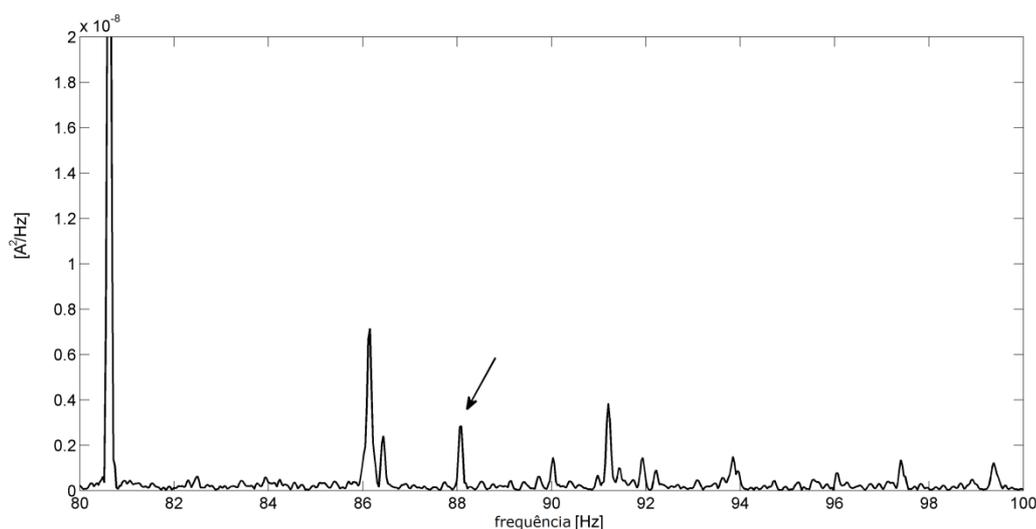


Figura 4-25 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento com orifício de $\phi 1,0 \text{ mm}$

Na Figura 4-26, é mostrado o espectro do envelope quadrático para o rolamento com furo de $\phi 1,5 \text{ mm}$ e para $p = 31$. Nesse teste, o *Fast Kurtogram* indicou $f_c = 12500\text{Hz}$ e $Bw = 6250\text{Hz}$, no nível de decomposição $k = 0$, como a melhor escolha para o cálculo do envelope. Essa indicação pode ter ocorrido em função da baixa relação sinal-ruído do sinal adquirido. A solução encontrada foi escolher a segunda opção mostrada pelo *Fast Kurtogram*, nesse caso, a $f_c = 6250\text{Hz}$ e $Bw = 4167\text{Hz}$ ($k = 2,6$), i.e., a mesma utilizada para os demais casos.

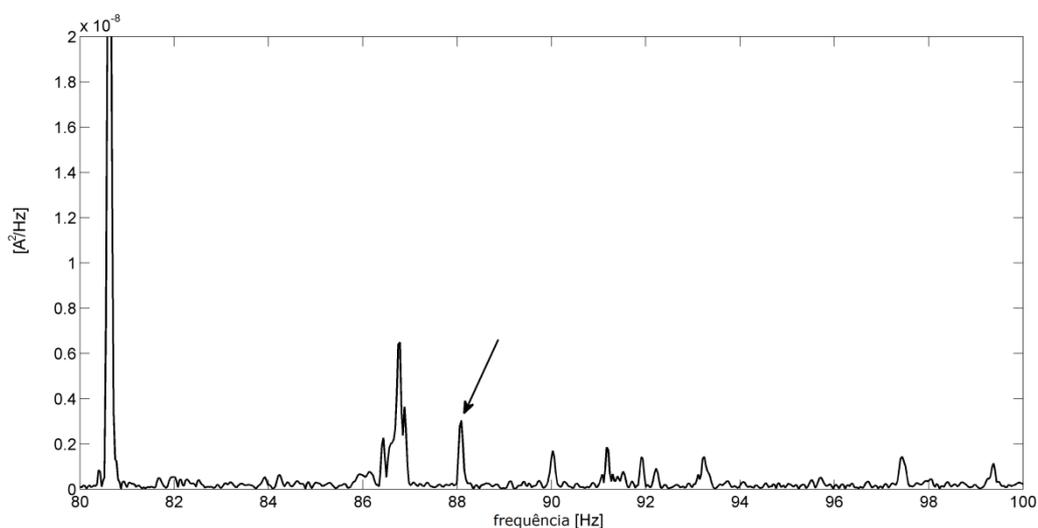


Figura 4-26 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento com orifício de $\phi 1,5 \text{ mm}$

As Figura 4-27, Figura 4-28 e Figura 4-29 mostram os envelopes espectrais para a falha de $\phi 2,0\text{ mm}$, $\phi 2,3\text{ mm}$ e $\phi 3,0\text{ mm}$, respectivamente. Em todos os casos a ordem do modelo AR foi $p = 32$ e o *Fast Kurtogram* indicou $f_c = 6250\text{Hz}$ e $Bw = 4167\text{Hz}$ (para o nível de decomposição: $k = 2,6$) para o cálculo do envelope.

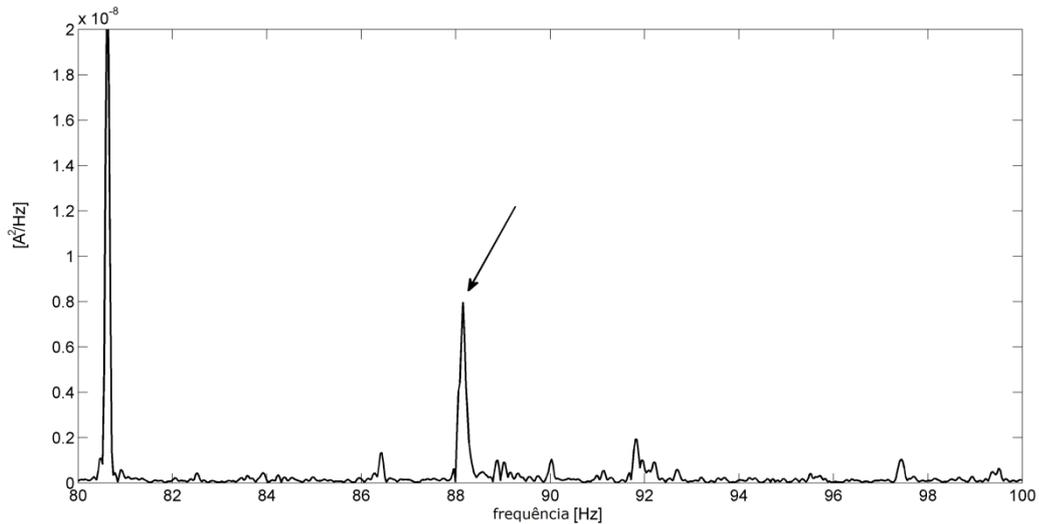


Figura 4-27 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento com orifício de $\phi 2,0\text{ mm}$

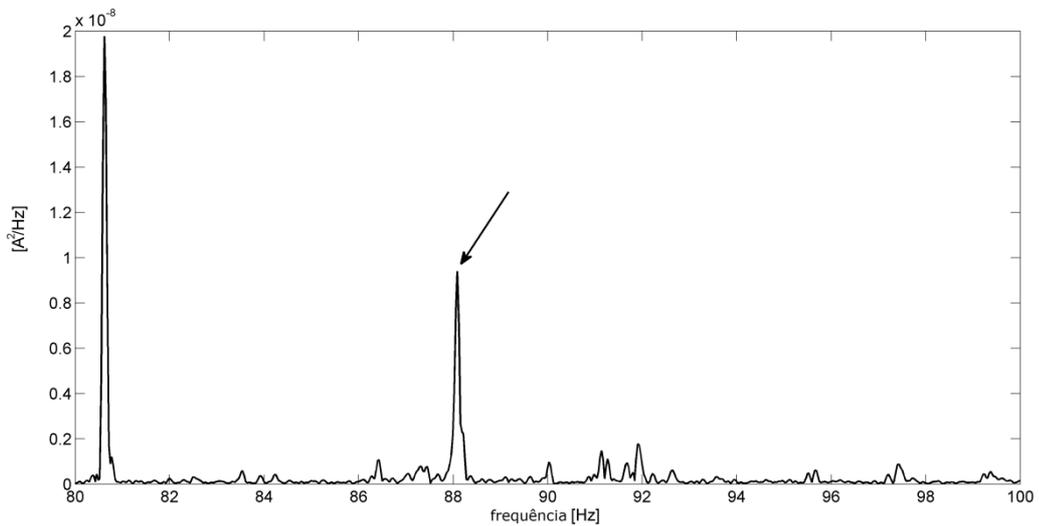


Figura 4-28 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento com orifício de $\phi 2,3\text{ mm}$

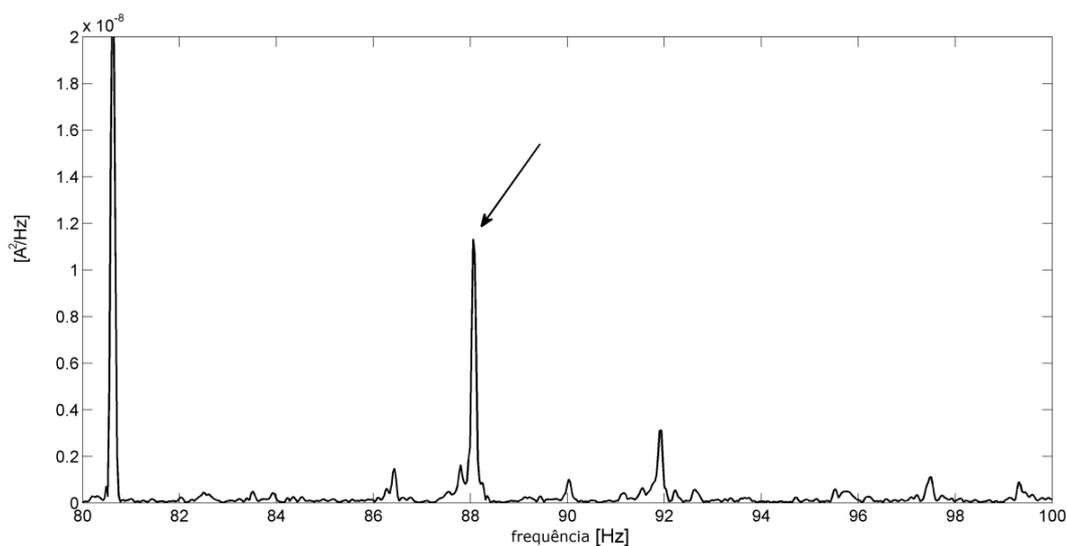


Figura 4-29 – Espectro do envelope quadrático da corrente para o rolamento com orifício de $\phi 3,0 \text{ mm}$

Em todos os casos, a primeira harmônica de (f_o) foi identificada em aproximadamente 88.1 Hz . Nos rolamentos com falha, a amplitude dessa componente foi maior do que a observada para o rolamento sem falha, indicando uma evolução da falha, como era esperado. Além disso, foi observado que à medida que a amplitude da componente relacionada à falha aumentava, a componente em 86.4 Hz ($3 * f_r$) diminuía, mantendo a energia constante. Uma compilação dos resultados é mostrada na Tabela 4-2.

Tabela 4-2 – Sumário do segundo experimento

Condição	SK	Amplitude (10^{-9})
Sem falha	6,6	1,12
Furo $\phi 1,0 \text{ mm}$	7,4	2,85
Furo $\phi 1,5 \text{ mm}$	7,5	3,04
Furo $\phi 2,0 \text{ mm}$	7,1	7,98
Furo $\phi 2,3 \text{ mm}$	7,1	9,40
Furo $\phi 3,0 \text{ mm}$	6,3	11,30

4.2.2.3. Análise dos resultados do segundo experimento

Com relação ao experimento anterior, esse experimento propõe uma estrutura completa para monitoramento condição; não só para a detecção e identificação de falhas, mas também, para avaliação da condição de rolamento, baseada na indicação da severidade da falha, através da análise da amplitude da primeira harmônica da frequência característica da falha na pista externa.

5. CONCLUSÕES E COMENTÁRIOS

Este trabalho teve como principal contribuição descrever uma metodologia baseada na análise espectral do envelope quadrático para detecção de falhas localizadas em rolamentos, com especial atenção ao emprego dessa metodologia à identificação dessas falhas a partir análise da corrente estatórica de motores de indução trifásico. Os rolamentos são componentes mecânicos que estão presentes em inúmeras aplicações, que vão desde industriais às aeroespaciais e, por isso, foram objeto de estudo. O motor de indução foi utilizado neste estudo não simplesmente por sua disponibilidade, mas, também por suas inúmeras aplicações no cenário industrial. Além disso, cerca de 40% das falhas em motores de indução são provocadas por falhas nos rolamentos [8].

Embora os fundamentos da manutenção baseada na condição já estejam consagrados na literatura, ainda existem muitos conceitos a serem explorados, sobretudo, no que tange a aplicação de técnicas avançadas de processamento de sinais. Outra motivação para este trabalho está o fato de que com a detecção de falhas, em especial, a detecção de falhas incipientes, o planejamento da manutenção torna-se mais efetivo, com consequente redução de custo, materiais, e riscos; aumentando, consideravelmente, a disponibilidade do sistema mecânico como um todo. Nesse sentido, a busca por novas metodologias capazes de identificar de forma efetiva falhas em rolamento, com a real possibilidade de detecção de falhas, por si só, é capaz de impulsionar uma linha de pesquisa, visto que, na maioria dos casos práticos, os problemas são diagnosticados em estágios avançados [149].

Diante do exposto, inicialmente, foi realizada uma revisão bibliográfica (Capítulo 2) a respeito das principais falhas que acometem os rolamentos de esfera e o efeito dessas falhas nos sinais de vibração e corrente elétrica de sistemas rotativos. O estudo a respeito dos mecanismos relacionados às falhas permite uma compreensão mais ampla das técnicas desenvolvidas na detecção, identificação ou diagnóstico de tais falhas. Alguns métodos de detecção de falhas em rolamentos baseados na análise dos sinais de vibração e corrente elétrica foram revisados, assim como, foram discutidas as implicações de cada abordagem. Por conseguinte, definiu-se a metodologia a ser utilizada, não apenas com base em suas vantagens e possibilidades de aplicação, mas também tendo em vista os recursos disponíveis para elaboração deste trabalho.

A metodologia empregada, descrita no Capítulo 3, compreende essencialmente os seguintes passos:

1. aquisição dos sinais (vibração e/ou corrente), os quais serão analisados;
2. branqueamento do sinal adquirido utilizando um modelo autoregressivo para melhorar a detecção e eliminar componentes discretas;
3. cálculo da curtose espectral do sinal branqueado (sinal residual do modelo AR). Nesse ponto, os algoritmos que permitem a visualização dos valores da curtose em um mapa ou gráfico chamado *Kurtogram* foram discutidos. O valor máximo de curtose irá servir como indicação do filtro ótimo, (frequência central (f_c) e largura de faixa (Bw));
4. utilização do filtro "ótimo" para estimativa do envelope quadrático do sinal;
5. cálculo do espectro do envelope quadrático.

A partir da utilização dos algoritmos baseados em curtose espectral é possível melhorar o desempenho da análise espectral do envelope, tornando-a mais eficiente na indicação das frequências características da falha. Dessa forma, neste trabalho, a metodologia empregada, baseada em [7], [22], teve seu conceito e sua aplicação estendidos para a análise de sinais de corrente elétrica.

A metodologia aplicada foi avaliada de forma experimental (Capítulo 4). No primeiro experimento, um rolamento saudável ou em condição normal de utilização e dois rolamentos danificados artificialmente foram testados. Os rolamentos foram montados em um motor de indução trifásico acoplado a uma bomba. Empregou-se um sistema de aquisição de dados para obtenção de sinais de vibração e corrente estatórica correspondentes aos casos do rolamento saudável e dos rolamentos com diferentes falhas na pista externa. O objetivo principal desse ensaio e do processamento dos sinais foi detectar a frequência característica da falha (f_o) a partir do espectro do envelope quadrático dos sinais adquiridos. Dessa forma, também foi possível comparar o desempenho dos algoritmos de SK utilizados.

Os resultados obtidos comprovam ainda que é possível identificar a frequência característica da falha (f_o) a partir dos sinais de corrente elétrica do estator como alternativa aos sinais de vibração. Além disso, pode-se perceber que:

- no primeiro experimento realizado neste trabalho, a análise da densidade espectral da corrente elétrica não detectou de forma apropriada as falhas geradas artificialmente, assim como em [32]. Possivelmente, as componentes relacionadas à falha, cuja amplitude é baixa, foram encobertas pelas componentes harmônicas da frequência de alimentação;
- a frequência característica da falha na pista externa (f_0) foi identificada aplicando-se a metodologia baseada no *Fast Kurtogram* aos sinais de vibração; porém, em algumas situações o custo e as dificuldades de instalação dos sensores de vibração podem inviabilizar a utilização desses sinais;
- detectar (f_0), - com base nos sinais de corrente, em geral, é mais difícil do que detectá-la utilizando o sinal de vibração do motor. Porém, a detecção da falha #2 se mostrou um desafio em ambos os casos. O algoritmo *Wavelet Kurtogram*, por utilizar um processo automático de seleção do filtro para o cálculo do envelope, não se mostrou eficiente para falha #2;
- os sinais de corrente e vibração podem sofrer alterações causadas pelo procedimento de ensaio, por exemplo, o processo de desmontagem e/ou remontagem dos rolamentos pode levar ao surgimento de outras componentes, por exemplo, devido ao desalinhamento, que dificultam a análise e a detecção da falha, como observado também em [56];
- uma das principais vantagens da metodologia utilizada está na detecção de defeitos localizados sem a necessidade de qualquer modelo, ou qualquer informação prévia sobre as condições de funcionamento ou características do sistema em teste; por outro lado, ainda são necessárias as informações sobre a velocidade de rotação e as dimensões do rolamento.

De uma forma geral pode-se afirmar que a análise do envelope da corrente elétrica é promissora, desde que um filtro ótimo seja selecionado com base, por exemplo, nos algoritmos discutidos neste trabalho.

No segundo experimento, um rolamento em condição normal de utilização e cinco rolamentos danificados artificialmente foram testados. Os rolamentos foram danificados de tal modo a simular uma evolução da falha, por isso, foram feitas perfurações na pista externa com diferentes diâmetros, sendo que o centro dos furos coincidiu com o centro da pista. Os rolamentos foram montados em um motor de indução trifásico acoplado a um gerador que serviu como carga mecânica. Nesse caso, foram testados apenas os sinais de corrente elétrica, correspondentes aos casos do rolamento saudável e dos rolamentos com diferentes falhas, não só com o objetivo de validar a metodologia, mas também com o objetivo de investigar um possível indicador de severidade da falha. Nesse sentido, empregou-se o algoritmo *Fast Kurtogram* e a amplitude da primeira harmônica da frequência característica da falha (f_0) foi utilizada como índice de severidade.

Nesse segundo experimento, seguiu-se o mesmo procedimento do experimento anterior. A ordem do modelo AR foi definida caso a caso, e o *Fast Kurtogram* aplicado a cada nova amostra, uma vez que a proposta era também confirmar a aplicabilidade da metodologia. Porém, como foram observadas, as soluções permaneceram praticamente as mesmas para todos os casos. Além disso, a análise da primeira harmônica de (f_0) como indicação da severidade da falha se mostrou promissora, sendo que, futuramente, pode servir como base para tomada de decisão na manutenção.

Ao longo dos anos, vários trabalhos têm investigado métodos para detecção/identificação de falhas em rolamentos, porém poucos avaliam medidas ou índices de severidade dessas falhas. A obtenção de um índice de severidade confiável é de grande importância para que se observe a evolução da falha e, posteriormente se estabeleça limites de segurança para a manutenção dentro de um cenário de CBM [150], [151], [152]. Deve-se considerar ainda que não é simples encontrar um índice de severidade que seja uma função monotônica, de alta sensibilidade, e estatisticamente confiável [150]. Outro ponto a ser ressaltado é que a maioria dos trabalhos utiliza índices de severidade obtidos a partir da análise de sinais de vibração, enquanto que neste estudo foi proposto um índice baseado na análise do sinal de corrente elétrica. Dessa forma, abre-se uma nova linha de pesquisa através da qual o método proposto pode, por exemplo, ser comparado com outros indicadores estatísticos de severidade.

De um modo geral, os resultados dos experimentos corroboram a metodologia apresentada. Além disso, o trabalho apresenta as bases para a elaboração de um programa para o prognóstico e, estimativa de vida útil restante, de motores de indução.

A partir dos resultados experimentais descritos no Capítulo 4, é possível obter indícios de que as falhas mecânicas nos rolamentos produzem efeitos nos sinais de corrente com propriedades estatísticas semelhantes aos sinais de vibração. Essa afirmação, de certo modo, justifica o fato de que uma técnica originalmente pensada para análise de vibração possa ser empregada para análise da corrente elétrica.

5.1. Principais contribuições

- Descrição de uma estratégia baseada na análise espectral do envelope quadrático para detecção de falhas localizadas em rolamentos a partir da utilização da corrente elétrica do estator de máquinas de indução.

- Revisão da literatura considerando, entre outros, os seguintes itens: principais falhas que acometem os rolamentos; métodos para detecção de falhas baseados em análise de sinais de vibração; detecção de falhas em máquinas elétricas e métodos para detecção de falhas baseados na análise de corrente do estator.

- Revisão dos conceitos envolvendo cicloestacionariedade para análise de falhas de sistemas rotativos e sua relação com a análise de envelope quadrático e curtose espectral.

- Descrição e análise experimental de algoritmos baseados em decomposição espectral para o cálculo da curtose.

- Análise experimental da metodologia descrita para falhas localizadas em rolamentos, com diferentes níveis de severidade. A partir dos experimentos, foi gerada uma base de dados que pode ser empregada para comparação ou desenvolvimento de novas metodologias.

- Proposta de um índice para indicação da severidade de falhas localizadas em rolamentos, com base na qual se abre uma nova linha de pesquisa voltada para o prognóstico de falhas.

5.2. Trabalhos futuros

Tendo em vista as conclusões e os comentários relatados, podem ser enumerados trabalhos futuros com o objetivo de dar continuidade e aprimorar este trabalho.

1. Comparação com técnicas clássicas

Comparação mais abrangente da metodologia aplicada com técnicas clássicas de análise de sinais e detecção de falhas como, por exemplo, wavelets discretas e cepstrum. Nesse contexto, podem ser investigadas com mais rigor técnicas que promovam a transformação analítica de sinais, como transformada wavelet contínua, transformada de Hilbert, entre outras.

2. Análise de um novo conjunto de dados

Um conjunto de dados maior deve ser avaliado para a completa validação da metodologia descrita no Capítulo 3. Desse modo, podem ser levados em consideração diferentes tipos de falhas (pista interna, esfera, gaiola).

Falhas com diferentes níveis de severidade também podem ser estudadas. Nesse sentido, podem ser feitos furos com diferentes diâmetros em um dos elementos do rolamento ou podem ser empregados métodos como em [25], [7]. Assim, podem ser discutidas e estudadas questões relativas ao prognóstico das falhas no rolamento. A análise detalhada da tendência que ocorre nos sinais de vibração e corrente elétrica ao longo da vida de um rolamento seria de grande importância.

3. Análise de técnicas de pré-processamento

Para a análise de um novo conjunto de dados, poderá ser necessária a utilização de

outras técnicas de pré-processamento, além do branqueamento dos sinais a serem estudados, principalmente, se esses sinais estiverem contaminados por ruído. Nesse caso, técnicas como o cancelamento de ruído adaptativo ou cancelamento de ruído utilizando wavelets podem ser investigadas.

4. Outras aplicações da curtose espectral

Além da indicação das faixas de frequência ótimas para o cálculo do envelope e, posterior detecção de falhas em rolamentos; pode-se utilizar a curtose espectral como um índice para determinar o nível contaminação por umidade em óleo de transformador utilizando descargas parciais como fonte de sinais, de forma semelhante à proposta em [153].

Apêndice A – Lista de Publicações

LEITE, V. C. M. N.; VELOSO, G.; BORGES DA SILVA, L. E.; LAMBERT-TORRES, G.; BORGES DA SILVA, J.; PINTO, JOAO O. P. Moisture estimation in power transformer oil using acoustic signals and spectral kurtosis. **Measurement Science and Technology**, v.27, n. 3, 2016.

LEITE, V. C. M. N.; Borges da Silva, J. G.; VELOSO, G. F. C.; DA SILVA, L. E.; LAMBERT-TORRES, G.; BONALDI, E. ; DE OLIVEIRA, L. E. Detection of Localized Bearing Faults in Induction Machines by Spectral Kurtosis and Envelope Analysis of Stator Current. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v.62, n. 3, pp. 1855-1865, 2015.

LEITE, V. C. M. N.; VELOSO, G. F. C.; DA SILVA, L. E.; BORGES DA SILVA, J. G.; LAMBERT-TORRES, G.; BONALDI, E. ; DE OLIVEIRA, L. E. **Experimental Bearing Fault Detection Through Spectral Kurtosis and Envelope Spectral Analysis**. *Electric Power Components and Systems (Em revisão)*.

LEITE, V. C. M. N.; SILVA, J. G. B. da; VELOSO, G. F. C.; SILVA, L. E. B.; LAMBERT-TORRES, G. Induction Motor Bearing Fault Detection Based on Envelope Analysis of Stator Current. In: 9th IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON DIAGNOSTICS FOR ELECTRICAL MACHINES, POWER ELECTRONICS & DRIVES, IEEE SDEMPED 2013, 2013, Valencia. **Anais...** Valencia: Proc. of the 9th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics & Drives. New Jersey, USA: IEEE Press, p. 1-6, 2013.

LEITE, V. C. M. N.; VELOSO, G. F. C.; NORONHA, I. ; LAMBERT-TORRES, G.; SILVA, J. G. B.; BORGES DA SILVA, L. E. Partial Discharge Identification in Power TRANSFORMERS BASED ON ACOUSTIC MEASURES AND SPECTRAL KURTOSIS ESTIMATION. IN: XVIII SYMPOSIUM VIBRATIONS, CHOCS ET BRUIT & ASTELAB, 2012, Paris. **Anais...** Paris: Vibrations, SHocks and NOise - VISHNO 2012. (Vibration, Choc and Bruit VCB 2012), 2012.

LEITE, V. C. M. N.; VELOSO, G. F. C.; NORONHA, I. ; LAMBERT-TORRES, G.; SILVA, J. G. B.; BORGES DA SILVA, L. E. Fault detection of an electrical induction motor based on Spectral Kurtosis. IN: XVIII SYMPOSIUM VIBRATIONS, CHOCS ET BRUIT & ASTELAB, 2012, Paris. **Anais...** Paris: Vibrations, SHocks and NOise - VISHNO 2012. (Vibration, Choc and Bruit VCB 2012), 2012.

REFERÊNCIAS

- [1] B. Lu, D. B. Durocher e P. Stemper, “Predictive maintenance techniques,” *IEEE Industry Applications Magazine*, vol. 15, n. 6, pp. 52-60, Nov/Dez 2009.
- [2] H. Hashemian, “State-of-the-Art predictive maintenance techniques,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 60, n. 1, pp. 226 - 236 , Jan 2011.
- [3] T. Doguer e J. Strackeljan, “Vibration analysis using time domain methods for the detection of small roller bearing defects,” SIRM 2009 - 8th International Conference on Vibration in Rotating Machines, Viena, Austria, pp.1-12, 2009.
- [4] W. D. Marscher, “Rotating machinery vibration testing, condition monitoring, and predictive maintenance,” em *CRC Handbook of Lubrication and Tribology*, vol. III, Boca Raton, FL, CRC Press, 1993, pp. 43–70.
- [5] R. B. Randall, *Vibration-based condition monitoring*, 1a ed., West Sussex, UK: John Wiley & Sons Ltda, 2011.
- [6] I. Howard, *A review of rolling element bearing vibration "Detection, diagnosis and prognosis"*, 1. DSTO-RR-00113, Ed., Melbourne: DSTO Aeronautical and Maritime Research Laboratory, 1994.
- [7] N. Sawalhi, *Diagnostics, prognostics and fault simulation for rolling element bearings*, vol. 287p, T. (Doutorado), Ed., New South Wales: School of Mechanical and Manufacturing Engineering, University of New South Wales, 2007.
- [8] IEEE Motor Reliability Working Group, “Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations, Part I, vol. IA-21, no. 4,” Julho, 1985.
- [9] M. D. Prieto, G. Cirrincione, A. G. Espinosa e J. A. Ortega, “Bearing fault detection by a novel condition scheme based on statistical time features and neural networks,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics* , vol. 30, n. 8, pp. 3398-3407, Ago 2013.
- [10] D. S. Shah e V. N. Patel, “A Review of dynamic modeling and fault identifications methods for rolling element bearing,” 2nd International Conference on Innovations in Automation and Mechatronics Engineering, *ICIAME 2014*, pp. 447-456, 2014.
- [11] A. B. Ming, Z. Y. Qin, W. Zhang e F. L. Chu, “Spectrum auto-correlation analysis and its application to fault diagnosis of rolling element bearings,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 41, n. 1-2, p. 141–154, Dez 2013.
- [12] E. Ayaz, “Autoregressive modeling based bearing fault detection in induction motors,” IX Symposium Industrial Electronics, *INDEL 2012*, Banja Luka, pp. 99-102, 2012.
- [13] C. A. Moyer e X. Ai, “Rolling element bearings,” em *Modern Tribology Handbook*, vol. 1, B. Bhushan, Ed., Boca Raton, Florida, CRC Press, 2001, pp. 1-53.
- [14] J. Stack, T. Habetler e R. Harley, “Fault classification and fault signature production for rolling element bearings in electric machines,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 40, n. 3, pp. 735 - 739, Year: 2004, Volume: 40, Issue: 3 2004.

- [15] T. A. Harris e M. N. Kotzalas, *Advanced concepts of bearing technology: rolling bearing analysis*, Fifth Edition ed., vol. 1, Boca Raton, FL: CRC Press, 2006.
- [16] J. R. Stack, R. G. Harley e T. G. Habetler, “An amplitude modulation detector for fault diagnosis in rolling element bearings,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 51, n. 5, pp. 1097-1102, Out 2004.
- [17] P. McFadden e J. D. Smith, “Model for the vibration produced by a single point defect in a rolling element bearing,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 96, n. 1, p. 69–82, Set 1984.
- [18] H. K. Hansen, “Envelope analysis for diagnostics of local faults in rolling element bearings,” *Bruel & Kjaer: Application Note*, BO 0501-11 02/03, pp. 1-8, Denmark, 2002.
- [19] D. Ho e R. B. Randall, “Optimization of bearing diagnostic techniques using simulated and actual bearing fault signals,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 14, n. 5, pp. 763-788, Setembro 2000.
- [20] J. Antoni e R. B. Randall, “The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, n. 2, p. 308–331, Fev 2006.
- [21] J. Antoni, “The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, n. 2, pp. 282-307, Fev 2006.
- [22] J. Antoni, “Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n. 1, p. 108–124, Janeiro 2007.
- [23] N. Sawalhi e R. B. Randall, “Spectral kurtosis optimization for rolling element bearings,” em *Eighth International Symposium on Signal Processing and Its Applications, 2005. (Volume:2)*, Sydney, Australia, 2005.
- [24] M. E. H. Benbouzid, “A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 47, n. 5, pp. 984-993, Out 2000.
- [25] W. Zhou, *Incipient Bearing Fault Detection for Electric Machines Using Stator Current Noise Cancellation*, vol. 167p, T. (Doutorado), Ed., Atlanta: Georgia Institute of Technology, 2007.
- [26] SKF, “Revisão da Estratégia de Manutenção,” 2015. [Online]. Available: <http://www.skf.com/br/services/asset-management-services/asset-efficiency-optimisation/strategize/maintenance-strategy-review/index.html>. [Acesso em 12/10/2015 Out 2015].
- [27] P. GIRDHAR e C. SCHEFFER, *Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance*, S. Mackay, Ed., Oxford: Elsevier- Newnes, 2004.
- [28] M. T. Almeida, “Manutenção Preditiva: Confiabilidade e Qualidade,” 2014. [Online]. Available: <http://www.mtaev.com.br/download/mnt1.pdf>. [Acesso em 07 Set 2015].
- [29] J. G. Borges da Silva, *Aplicação da Análise de Componentes Principais (PCA) no Diagnóstico de Defeitos em Rolamentos através da Assinatura Elétrica de Motores de*

Indução, D. (Mestrado), Itajubá: Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI), 2008.

- [30] D. M. Onchis, R. Yan e P. Rajmic, “Time-frequency methods for condition based maintenance and modal analysis,” *Signal Processing*, vol. 96, n. Part A, p. iv–v, Mar 2014.
- [31] M. Blodt, P. Granjon, B. Raison e G. Rostaing, “Models for Bearing Damage Detection in Induction Motors Using Stator Current Monitoring,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 55, n. 4, pp. 1813 - 1822 , Abril 2008.
- [32] L. Frosini e E. Bassi, “Stator current and motor efficiency as indicators for different types of bearings faults in induction motors,” *IEEE Transactions on Industrial Eletronics*, vol. 57, n. 1, pp. 244-251, Janeiro 2010.
- [33] B. Lu, T. G. Habetler e R. G. Harley, “A survey of efficiency-estimation methods of in-service induction motors,” *IEEE Transaction on Industry Applications*, vol. 42, n. 4, pp. 924-933, Jul/Ago 2006.
- [34] V. Sakthivel, R. Bhuvaneshwari e S. Subramanian, “Non-intrusive efficiency estimation method for energy auditing and management of in-service induction motor using bacterial foraging algorithm,” *IET Electric Power Applications*, vol. 4, n. 8, pp. 579 - 590 , Set 2010.
- [35] P. D. Samuel e D. J. Pines, “A review of vibration-based techniques for helicopter trasmission diagnostics,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 282, n. 1-2, p. 475–508, Abr 2005.
- [36] R. Q. Souza e A. J. Alvarez, “FMEA and FTA analysis for application of the reliability centered maintenance methodology: case study on hydraulic turbines,” ABCM Symposium Series in Mechatronics, Brasília, vol. 3, pp. 803-812, 2008.
- [37] R. Singh, A. M. Gohil, D. B. Shah e S. Desai, “Total Productive Maintenance (TPM) Implementation in a Machine Shop: A Case Study,” *Procedia Engineering 51*, vol. 51, pp. 592-599, Abr 2013.
- [38] K. E. McKone, R. G. Schroeder e K. O. Cua, “Total productive maintenance: a contextual view,” *Journal of Operations Management* , vol. 17, n. 2, p. 123–144, Jan 1999.
- [39] B. Cook, D. Braun, S. Hankins, J. Koenig e D. Moore, “Precision Linear Actuator for Space Interferometry Mission (SIM) Siderostat,” Proceedings of the 39th Aerospace Mechanisms Symposium, NASA Marshall Space Flight Center, Marshall, pp. 373-386, 2008.
- [40] D. Siegel, C. Ly e J. Lee, “Methodology and framework for predicting helicopter rolling elelment bearing failure,” *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 61, n. 4, pp. 846-857, Dezembro 2012.
- [41] M. B. Gulmezoglu e S. Ergin, “An approach for bearing fault detection in electrical motors,” *European Transactions on Electrical Power - John Wiley & Sons, Ltd.*, vol. 17, pp. 628-641, Janeiro 2007.
- [42] Bruel & Kjaer, “Detecting faulty rolling element bearings. Application Note,” Naerum - Denmark, 1987.

- [43] R. B. Randall e J. Antoni, “Rolling element bearing diagnostics - A tutorial,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, p. 485–520, Fevereiro 2011.
- [44] T. A. Harris e M. N. Kotzalas, *Advanced Concepts of Bearing Technology*, 5a ed., Boca Raton, FL: CRC Press, Taylor & Francis Group, 2006.
- [45] ISO, ISO/IEC 15243 - Rolling bearings — Damage and failures — Terms, characteristics and causes, International Organization for Standardization, 2004.
- [46] R. Scott, “Basic wear modes in lubricated systems,” 2008. [Online]. Available: <http://www.machinerylubrication.com/Articles/Print/1375>. [Acesso em 02/01/2016 jan 2016].
- [47] E. V. Zarestky, “How to determine bearing system life,” 2012. [Online]. Available: www.machinerylubrication.com/Articles/Print/29228. [Acesso em 06 jan 2016].
- [48] SKF, “Bearing investigation,” *SKF: Application Note*, PUB 42/P212790 EN 2012, pp. 1-16, 2012.
- [49] SKF, “Rolling bearings and seals in electric motors and generators,” *SKF: Application Note* PUB 54/P7 13459 EN, pp. 1-146, Ago. 2013.
- [50] P. McFadden e J. Smith, “The vibration produced by multiple point defects in a rolling element bearing,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 98, n. 2, p. 263–273, Janeiro 1985.
- [51] R. d. A. Bezerra, *Detecção de falhas em rolamentos por análise de vibração*, T. (Doutorado), Campinas: UNICAMP, 2004.
- [52] G. Singh e S. A. K. S. Ahmed, “Vibration signal analysis using wavelet transform for isolation and identification of electrical faults in induction machine,” *Electric Power Systems Research*, vol. 68, n. 2, p. 119–136, Fevereiro 2004.
- [53] P. Lamin Filho, R. Pederiva e J. Brito, “Detection of stator winding faults in induction machines using flux and vibration analysis,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 42, n. 1-2, p. 377–387, Janeiro 2014.
- [54] V. M. N. Leite, J. G. Borges da Silva, G. Veloso, L. E. Borges da Silva, G. Lambert-Torres, E. Bonaldi e L. E. d. L. d. Oliveira, “Detection of localized bearing faults in induction machines by spectral kurtosis and envelope analysis of stator current,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, n. 3, pp. 1855-1865, 05 Agosto 2015.
- [55] A. Picot, Z. Obeid, S. P. J. Régner, O. Darnis e P. Maussion, “Statistic-based spectral indicator for bearing fault detection in permanent-magnet synchronous machines using the stator current,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 46, n. 2, p. 424–441, Junho 2014.
- [56] İ. Y. Önel, K. B. Dalci e İ. Senol, “Detection of outer raceway bearing defects in small induction motors using stator current analysis,” *Sadhana*, vol. 30, n. 6, pp. 713-722, Dezembro 2005.
- [57] E. H. E. Bouchikha, V. Choqueusea e M. Benbouzida, “Induction machine faults detection using stator current parametric spectral estimation,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 52–53, p. 447–464, Fevereiro 2015.

- [58] E. L. Bonaldi, "Manutenção preditiva em motores de indução trifásicos através do espectro da corrente do estator", T. (Doutorado), Itajubá, MG: Universidade Federal de Itajubá, UNIFEI, 2002.
- [59] S. KAY, *Modern spectral estimation: theory and application*, Upper Saddle River, NJ.: Prentice Hall: 539 p., 1988.
- [60] S. Haykin, *Adaptive filter theory*, 4th (fourth) ed., T. Kailath, Ed., Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall , 2001.
- [61] V. K. Ingle e J. G. Proakis, *digital signal processing using Matlab v.4*, Boston, MA : PWS Publ (The PWS BookWare Companion Series), 1997.
- [62] P. M. Djurić e S. M. Kay, "Spectrum estimation and modeling," em *The Digital Signal Processing Handbook, Second Edition - 3 Volume Set*, 2a ed., vol. I, V. K. Madisetti, Ed., Boca Raton, FL, CRC Press, Taylor & Francis Group, 2009, pp. 14-1 - 14-24.
- [63] L. E. Franks, "Random process, autocorrelation, and spectral densities," em *The Communications Handbook*, 2a ed., vol. I, J. D. Gibson, Ed., Boca Raton, FL, CRC Press, Taylor & Francis Group, 2002, pp. 1-16.
- [64] B. Liang, S. Iwnicki e Y. Zhao, "Application of power spectrum, cepstrum, higher order spectrum and neural network analyses for induction motor fault diagnosis," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 39, n. 1-2, p. 342–360, Agosto-Setembro 2013.
- [65] A. Oppenheim e R. Schaffer, *Discrete-time signal processing*, 8. p. (. H. s. p. series), Ed., Englewood Cliffs, NJ : Prentice Hall, 1989.
- [66] S. Kia, H. Henao e G. Capolino, "Efficient digital signal processing techniques for induction machines fault diagnosis," *IEEE Workshop on Electrical Machines Design Control and Diagnosis (WEMDCD)*, Paris, pp. 232 - 246, 2013.
- [67] A. I. Cuc, *Vibration-Based techniques for damage detection and health monitoring of mechanical systems*, D. (Mestrado), University of South Carolina, 2002.
- [68] R. B. Randall, "State of the art in monitoring rotating machinery - Part 1," *Sound and Vibration*, vol. 1, n. 1, pp. 14-20, Maio 2004.
- [69] M. Eissa, "A novel digital directional transformer protection technique based on wavelet packet," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 20, n. 3, pp. 1830 - 1836 , Jul 2005.
- [70] A. H. Eldin e M. Refaey, "A novel algorithm for discrimination between inrush current and internal faults in power transformer differential protection based on discrete wavelet transform," *Electric Power Systems Research*, vol. 81, n. 1, p. 19–24, Jan 2011 2011.
- [71] S. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, n. 7, pp. 674 - 693 , Jul 1989.
- [72] C. A. Naik e P. Kundu, "Power quality index based on discrete wavelet transform," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 53, p. 994–1002, Dez 2013.

- [73] E. Lau e H. Ngan, "Detection of motor bearing outer raceway defect by wavelet packet transformed motor current signature analysis," *IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement*, vol. 59, n. 10, pp. 2683 - 2690 , Out 2010.
- [74] Y. Wang, G. Xu, L. Liang e K. Jiang, "Detection of weak transient signals based on wavelet packet transform and manifold learning for rolling element bearing fault diagnosis," *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vols. %1 de %254-55, p. 259–276, Mar 2015.
- [75] L. Eren e M. J. Devaney, "Bearing damage detection via wavelet packet decomposition of the stator current," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 53, n. 2, pp. 431 - 436 , Abr 2004.
- [76] J. Antoni, "Cyclic spectral analysis in practice," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n. 2, p. 597–630, Fev 2007.
- [77] W. Gardner, A. Napolitano e L. Paura, " Cyclostationary: half a century of research," *Signal Processing* , vol. 86, n. 4, p. 639–697, Abr 2006.
- [78] J. Roussel, M. Haritopoulos, P. Ravier e O. Buttelli, "Cyclostationary analysis of electromyographic signals," 2013 Proceedings of the 21st European Signal Processing Conference (*EUSIPCO*), Marrakech, pp. 1-5, 2013.
- [79] L. Bouillaut e M. Sidahmed, "Helicopter gearbox vibrations: cyclostationary analysis or bilinear approach?," Sixth International, Symposium on Signal Processing and its Applications (Volume:1), Kuala Lumpur, pp. 367 - 370, 2001.
- [80] R. Schkoda, R. Lund e J. Wagner, "Clustering of cyclostationary signals with applications to climate station sitings, eliminations, and merges," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, n. 5, pp. 1754-1762, Jun 2014.
- [81] A. Napolitano e I. Perna, "On spectral analysis with nonuniform frequency resolution of nonstationary stochastic processes," em *Proceedings of the 20th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, Bucharest, pp. 904 - 908, 2012.
- [82] W. A. Gardner, Introduction to random processes, 2a ed., D. A. Gonnew e S. Thornton, Eds., McGraw Hill, 1989.
- [83] J. Antoni e R. B. Randall, "Differential diagnosis of gear and bearing faults," *ASME Journal of Vibration and Acoustics*, vol. 124, n. 2, pp. 165-171, Mar 2002.
- [84] J. Antoni e R. B. Randall, "On the use of the cyclic power spectrum in rolling element bearings diagnostics," *Journal of Sound and Vibrations*, vol. 281, n. 1-2, pp. 463-468, Mar 2005.
- [85] W. GARDNER, Cyclostationarity in communications and signal processing, vol. 504 p., New York, NY: IEEE, 1994.
- [86] R. B. Randall, J. Antoni e S. Chobsaard, "The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostic of bearing faults and other cyclostationary machine signals," *Mechanical System and Signal Processing*, vol. 15, n. 5, pp. 945-962, Setembro 2001.

- [87] J. Antoni, "Cyclostationarity by examples," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 23, n. 4, p. 987–1036, Mai 2009.
- [88] R. Randall, J. Antoni e S. Chobsaard, "A comparison of cyclostationary and envelope analysis in the diagnostics of rolling element bearings," em *Proceedings of 2000 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2000. ICASSP '00.*, Istanbul , 2000.
- [89] G. I. W. A. Gardner, "Degrees of cyclostationarity and their application to signal detection and estimation," *Signal Processing*, vol. 22, n. 3, pp. 287-297, Mar 1991.
- [90] J. Courrech e M. Gaudet, "Envelope analysis - the key to rolling element bearing diagnosis," Naerum - Denmark, 1985.
- [91] F. Bonnardot, R. Randall, J. Antoni e F. Guillet, "Enhanced unsupervised noise cancelation (E-SANC) using angular resampling - application for planetary bearing fault diagnosis," 5th International Conference Acoustical and Vibratory Surveillance Methods and Diagnostic Techniques. 11-13 Out , Senlis - France, pp. 1-11, 2004.
- [92] W. Zhou, T. Habetler e R. Harley, "Bearing condition monitoring methods for electric machines: a general review," *SDEMPED 2007. IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives*, Cracow, pp. 3 - 6, 2007.
- [93] S. Nandi, H. Toliyat e X. Li, "Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors-a review," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 20, n. 4, pp. 719 - 729, Dez. 2005.
- [94] D. Hochmann e E. Bechhoefer, "Envelope bearing analysis: theory and practice," IEEE Aerospace Conference, Big Sky, MT, pp. 3658 - 3666, 2005.
- [95] D. Dousis, "V-22 tiltrotor aircraft vibration monitoring from design to field operations," em *2002 IEEE Aerospace Conference Proceedings*, vol.6, pp. 6-3051 - 6-3064, 2002.
- [96] M. Blödt, P. Granjon, B. Raison e G. Rostaing, "Models for Bearing Damage Detection in Induction Motors Using Stator Current Monitoring," *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, vol. 1, pp. 383- 388, 2004.
- [97] B. Trajin, J. Reginier e J. Faucher, "Comparison between vibration and stator current analysis for the detection of bearing faults in asynchronous drives," *IET Electric Power Applications*, vol. 4, n. 2, pp. 90-100, Fev 2010.
- [98] F. Immovilli, M. Cocconcelli, A. Bellini e R. Rubini, "Detection of generalized-roughness bearing fault by spectral-kurtosis energy of vibration or current signals," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 56, n. 11, pp. 4710-4717, Novembro 2009.
- [99] E. H. E. Bouchikhi, V. Choqueuse e M. E. H. Benbouzid, "Current frequency spectral subtraction and its contribution to induction machines' bearings condition monitoring," *IEEE Transaction on Energy Conversion* , vol. 28, n. 1, pp. 135-144, Mar 2013.
- [100] R. Schoen, T. Habetler, F. Kamran e R. Bartheld, "Motor bearing damage detection using stator current monitoring," *IEEE Transactions on Industry Application*, vol. 31, n. 6, p. 1274–1279, Nov./Dec. 1995.

- [101] C. M. Riley, B. K. Lin, T. G. Habetler e R. R. Schoen, "A method for sensorless on-line vibration monitoring of induction machines," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 34, n. 6, pp. 1240-1245, Nov/Dez 1998.
- [102] F. Immovilli, A. Bellini, R. Rubini e C. Tassoni, "Diagnosis of bearing faults in induction machines by vibration or current signals: a critical comparison," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 46, n. 4, pp. 1350 - 1359 , Jul/Ago 2010.
- [103] M. Blodt, P. Granjon, B. Raison e J. Regnier, Mechanical fault detection in induction motor drives through stator current monitoring, 1 ed., vol. 1, W. Zhang, Ed., Rijeka, Croacia: InTech, 2010.
- [104] M. Blödt, M. Chabert, J. Regnier e J. Faucher, "Mechanical load fault detection in induction motors by stator current time-frequency analysis," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 42, n. 6, pp. 1454-1463, Nov/Dez 2006.
- [105] C. Riley, B. Lin, T. Habetler e G. Kliman, "Stator current harmonics and their causal vibrations: a preliminary investigation of sensorless vibration monitoring applications," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 35, n. 1, pp. 94 - 99, Jan/Fev 1999.
- [106] R. R. Schoen, T. G. Habetler, F. Kamran and R. G. Bartfield, "Motor bearing damage detection using stator current monitoring," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 31, no. 6, pp. 1274-1279, 1995.
- [107] V. Leite, J. G. Borges da Silva, G. Veloso, L. E. Borges da Silva, G. Lambert-Torres, E. Bonaldi e L. d. Oliveira, "Detection of localized bearing faults in induction machines by spectral kurtosis and envelope analysis of stator current," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 05 Agosto 2014.
- [108] W. Cao, B. C. Mecrow, G. J. Atkinson, J. W. Bennett e D. J. Atkinson, "Overview of electric motor technologies used for more electric aircraft (MEA)," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 59, n. 9, pp. 3523-3530, Set. 2012.
- [109] C. Smith, C. M. Akujuobi, P. Hamory e K. Kloesel, "An approach to vibration analysis using wavelet in an application of aircraft health monitoring," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n. 3, p. 1255–1272, Abr 2007.
- [110] I. Trendafilova, M. P. Cartmell e W. Ostachowicz, "Vibration-based detection in an aircraft wing scaled model using principal component analysis and pattern recognition," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 313, n. 3-5, pp. 560-566, Jun. 2008.
- [111] E. Estupinan, P. White e C. S. Martin, "A Cyclostationary analysis applied to detection and diagnosis of faults in helicopter gearboxes," 12th Iberoamerican Congress on Pattern Recognition, CIARP 2007, Nov. 13-16, Valparaiso, Chile, pp. 61-70, 2007.
- [112] V. Girondin, K. M. Pekpe e H. Morel, "Bearings fault detection in helicopters using frequency readjustment and cyclostationary analysis," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 38, n. 2, pp. 499-514, Jul 2013.
- [113] D. Siegel, C. Ly e J. Lee, "Methodology and framework for predicting helicopter rolling element bearing failure," *IEEE Transactions on Reliability* , vol. 61, n. 4, pp. 846-857, Dez. 2012.
- [114] S. J. D. MAggio, S. Rubin e B. H. Sako, "Gear fault detection in rocket engine turbomachinery," *Journal of Propulsion and Power*, vol. 17, n. 2, pp. 225-231, Mar-

Abr 2001.

- [115] M. T. Parkin, Improving solid rocket propellant mixer reliability with vibration monitoring, Utah: University of Utah, 2010.
- [116] R. Sridhar, Electromechanical Actuator bearing detection using empirically extracted features, Rochester, NY: Rochester Institute of Technology, 2012.
- [117] S. Hans, H. Mikat, M. Nowara, S. T. Kandukuri, U. Klingauf e M. Buderath, “Fault detection based on MCSA for a 400Hz asynchronous motor for airborne applications,” *International Journal of Prognostics and Health Management*, vol. 4, n. 30, pp. 1-19, Ago 2013.
- [118] M. SKOLNIK, Introduction to radar systems, 3 ed., 772p, Boston, MA: McGraw-Hil, 2001.
- [119] S. KAY, Fundamentals of statistical signal processing, 1 ed., vol. 2, Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall (Prentice Hall Signal Processing Series), 1998.
- [120] T. R. Lin, E. Kim e A. C. C. Tan, “A parctical signal processing approach for condition monitoring of low speed machinery using Peak-Hold-Down-Sample,” *Mechanical Sytem and Signal Processing*, vol. 36, n. 2, pp. 256-270, Abr 2013.
- [121] J. Antoni e R. B. Random, “Unsupervised noise cancellation for vibration signals: part II - a novel frequency domain algorithm,” *Mechanical Systems and Signal Processing* , vol. 18, n. 1, p. 103–117, Jan 2004.
- [122] I. Selesnick, R. Baraniuk e N. Kingsbury, “The dual-tree complex wavelet transform,” *IEEE Signal Processing Magazine.*, vol. 22, n. 6, pp. 123-151, Nov 2005.
- [123] F. Cong, J. Chen e G. Dong, “Spectral kurtosis based on AR model for fault diagnosis and condition monitoring of rolling bearing,” *Journal of Mechanical Science and Technology*, vol. 26, n. 2, pp. 301-306, 2012.
- [124] T. Ogunfunmi e M. Narasimha, “Linear prediction,” em *Principles of Speech Coding*, 1a ed., Boca raton, FL, CRC Press, Taylor & Francis Group, 2010, pp. 135-164.
- [125] C. Ruiz-Cárcel, E.Hernani-Ros, Y. Cao, M. Corsar e D. Mba, “Application of linear prediction, self-adpitive noise cancellation and spectral kurtosis in identifying natural damage of a rolling element bearing in a gearbox,” *International Journal of Acoustics and Vibration*, vol. 20, n. 1, pp. 15-23, Mar 2015.
- [126] H. Endo e R. B. Randall, “Enhancement of autoregressive model based gear tooth fault detection technique by the use of minimum entropy deconvolution filter,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n. 2, pp. 906-919, Fev 2007.
- [127] R. F. Dwyer, “Detection of non-Gaussian signals by frquency domain kurtosis estimation,” em *Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP '83*, Boston, 1983.
- [128] T. Barszcz e A. JabŁoński, “A novel method for the optimal band selection for vibration signal demodulation and comparison with the Kurtogram,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, n. 1, p. 431–451, Jan 2011.
- [129] N. Sawalhi e R. B. Randall, “Semi-automated bearing diagnostics - three case studies,”

em *COMADEM Conference*, Faro, Portugal, pp. 1-11, 2007.

- [130] S. MALLAT, *A wavelet tour of signal processing*, 2 ed., San Diego, CA: AP-Academic Press, 1999.
- [131] D. NEWLAND, *An introduction to random vibrations, spectral and wavelet analysis*, 3 ed., Essex : Longman, 1993.
- [132] R. M. Rao e A. S. Bopardikar, *Wavelet transform: introduction to theory and applications*, Reading, MA: Addison-Wesley, 1998.
- [133] S. Tyagi, “Wavelet analysis and envelope detection for rolling,” 11th National Conference on Machines and Mechanics, New Delhi, India, pp. 1-10, 2003.
- [134] I. Daubechies, *Ten lectures on wavelets*, (. -. N. r. c. s. i. a. mathematics), Ed., Philadelphia, PA: SIAM, 1992.
- [135] J. BENDAT e A. PIERSOL, *Random data: analysis and measurement procedures*, 3 ed., New York, NY: Wiley, 2000.
- [136] L. Zhang, R. X. Gao e K. B. Lee, “Spindle health diagnosis based on analytic wavelet enveloping,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 55, n. 5, pp. 1850-1858, Out 2006.
- [137] R. Yan e R. X. Gao, “Energy-based feature extraction for defect diagnosis in rotary machines,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* , vol. 58, n. 9, pp. 3130-3139, Set 2009.
- [138] H. Liu, W. Huang, S. Wang e Z. Zhu, “Adaptive spectral kurtosis filtering based on Morlet wavelet and its application for signal transients detection,” *Signal Processing*, vol. 96, n. A, p. 118–124, Mar 2014.
- [139] N. Sawalhi, R. B. Randall e H. Endo, “The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n. 6, p. 2616–2633, Ago 2007.
- [140] J. R. Stack, T. G. Habetler e R. G. Harley, “Experimentally generating faults in rolling element bearings via shaft current,” *IEEE Transactions on Industrial Application*, vol. 41, n. 1, pp. 25-29, Janeiro 2005.
- [141] R. J. d. C. Barilli, *Análise de Falhas em Mancais de Rolamento Utilizando a Técnica do Envelope*, Rio de janeiro: Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2013.
- [142] W. Zhou, T. G. Habetler e R. G. Harley, “Bearing fault detection via stator current noise cancellation and statistical control,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 55, n. 12, pp. 4260-4269, Dezembro 2008.
- [143] A. Knight e S. Bertani, “Mechanical fault detection in a medium-sized induction motor using stator current monitoring,” *IEEE Transactions on Energy Conversion*,., vol. 20, n. 4, pp. 753 - 760 , Dec. 2005 .
- [144] S. Singh, A. Kumar e N. Kumar, “Motor current signature analysis for bearing fault detection in mechanical systems,” *Procedia Materials Science*, vol. 6, n. 1, pp. 171–177, Volume 6, 2014.

- [145] M. Irfan, N. Saad, R. Ibrahim, V. Asirvadam e N. Hung, “Analysis of bearing outer race defects in induction motors,” 5th International Conference on Intelligent and Advanced Systems (ICIAS), Kuala Lumpur, pp. 1-6, 2014.
- [146] A. Boudinar, N. Benouzza, A. Bendiabdellah e M. Ferradj, “Improved stator current spectral analysis technique for bearing fault diagnosis,” em *16th International Power Electronics and Motion Control Conference and Exposition (PEMC)*, Antalya, pp. 1228 - 1233, 2014.
- [147] J. R. Marquez, Aplicação da transformada de Hilbert-Huang na análise de vibrações dos motores de indução de máquinas ferramentas, São Paulo: USP, 2013.
- [148] WEG, “Catálogo de motores elétricos,” Jaraguá do Sul - SC, 2005.
- [149] A. R. Menna, detecção de falhas em mancais de rolamento por análise de vibrações em banda larga: um caso prático de aplicação em uma população de equipamentos rotativos, 186p, Ed., Porto alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2007.
- [150] M. A. Ismail, N. Sawalhi e T.-H. Pham, “Quantifying bearing fault severity using time synchronous averaging jerk energy,” ICSV22 - The 22th International Congress on Sound and Vibration, Florence, Italy, pp. 1-8, 2015.
- [151] A. Rai e S.H.Upadhyay, “A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis,” *Tribology International*, vol. 96, p. 289–306, Abr 2016.
- [152] A. Sharma, M. Amarnath e P. K. Kankar, “Feature extraction and fault severity classification in ball bearings,” *Journal of Vibration and Control*, pp. 1-17, Abr 2014.
- [153] G. Veloso, L. da Silva, I. Noronha e G. Torres, “Using partial discharge as sample signal source to identify contamination moisture pattern in power transformer insulating oil,” em *IECON 2010 - 36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, Glendale, AZ, pp. 1041 - 1044, 2010.