



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TECNOLÓGICO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

RACQUEL KNUST DOMINGUES

**AVALIAÇÃO DE METODOLOGIA DE DETECÇÃO DE
FALHAS EM MANCAIS DE ROLAMENTO UTILIZANDO
ANÁLISE DE ORDEM E MÉDIA SÍNCRONA NO TEMPO**

FLORIANÓPOLIS

2023

Racquel Knust Domingues

**AVALIAÇÃO DE METODOLOGIA DE DETECÇÃO DE FALHAS EM
MANCAIS DE ROLAMENTO UTILIZANDO ANÁLISE DE ORDEM E
MÉDIA SÍNCRONA NO TEMPO**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito parcial para a obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Mecânica.

Orientador: Prof. Júlio A. Cordioli, Dr. Eng.

Co-orientador: Danilo de Souza Braga, Dr. Eng.

Florianópolis

2023

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Domingues, Racquel Knust

Avaliação de metodologia de detecção de falhas em mancais de rolamento utilizando análise de ordem e média síncrona no tempo / Racquel Knust Domingues ; orientador, Júlio Apolinário Cordioli, coorientador, Danilo de Souza Braga, 2023.

154 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Florianópolis, 2023.

Inclui referências.

1. Engenharia Mecânica. 2. Detecção de Falhas. 3. Análise de Ordem. 4. Média Síncrona no Tempo. 5. Mancais de Rolamento. I. Cordioli, Júlio Apolinário . II. Braga, Danilo de Souza. III. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica. IV. Título.

Racquel Knust Domingues

Avaliação de metodologia de detecção de falhas em mancais de rolamento utilizando análise de ordem e média síncrona no tempo

O presente trabalho em nível de mestrado foi avaliado e aprovado por banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Júlio Apolinário Cordioli, Dr. Eng.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Danilo Silva, Dr. Eng.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Márcio Holsbach Costa, Dr. Eng.
Universidade Federal de Santa Catarina

Certificamos que esta é a **versão original e final** do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica.

Prof. Henrique Simas, Dr. Eng.
Coordenador do Programa

Prof. Júlio A. Cordioli, Dr. Eng.
Orientador

Florianópolis, 13 de julho de 2023.

Aos meus pais e todas as mulheres engenheiras e cientistas.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha mãe, mulher forte e guerreira, que sempre me apoiou em todas as fases que passei até aqui. Sempre foi base para que eu pudesse seguir meus sonhos e que sempre acreditou que eu poderia concretizá-los. Agradeço por todas as lições, os conselhos, a parceria e por ser a melhor mãe que eu poderia ter, você é uma mulher extremamente incrível.

Agradeço a meu pai. Agradeço por sempre me ensinar a dar o melhor no que fazemos e nunca deixar de correr atrás dos meus sonhos. Agradeço por me ensinar a ser curiosa e não me contentar com aquilo que nos é imposto.

Agradeço a meu namorado, Marcelo. Agradeço por ser tão parceiro em tudo, agradeço por sempre cuidar de mim, agradeço por você ser esse cara excepcional. Agradeço pela nossa vida juntos e por você ser o amor da minha vida. Agradeço por todo suporte e apoio nesta reta final do mestrado, sem você tudo isso seria muito mais difícil. Agradeço pelo seu amor e saiba que tudo é recíproco.

Agradeço à minha família e parentes, que sempre torceram por mim e, de alguma forma, me ajudaram nesta conquista.

A meu orientador, Prof. Julio Cordioli, por todos os ensinamentos, orientação e paciência ao longo dos últimos dois anos.

Agradeço a todas e todos os professores que passaram pela minha vida, vocês são base para qualquer tipo de mudança positiva no mundo.

Agradeço aos meus amigos e colegas do Laboratório de Vibrações e Acústica, com certeza formamos o melhor laboratório da UFSC. Aproveito para agradecer dois amigos em especial, *Mynames* e *Bonome*. Agradeço por toda ajuda, conversas e apoio. Vocês são dois caras fenomenais.

Agradeço à Universidade Federal de Santa Catarina por me receber através do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica.

Agradeço aos professores Danilo Silva e Márcio Holsbach Costa por aceitarem o convite para serem membros da banca, dedicando seu tempo à correção e sugestão de melhorias para esse trabalho.

Agradeço à CAPES, pela concessão da bolsa de estudos. Agradeço à Dynamox e à FEESC pelos recursos para o projeto de pesquisa que tornaram esse trabalho viável.

E por fim, agradeço a mim, por sempre continuar e nunca desistir!

“O espírito sem limites é o maior tesouro do homem.”

(Luna Lovegood, 2003)

RESUMO

A importância de um planejamento de manutenção adequado nos setores industriais é fundamental, pois garante a máxima disponibilidade de ativos e retorno econômico. A manutenção preditiva, baseada no monitoramento das condições das máquinas, é uma das estratégias mais utilizadas. Diversos parâmetros podem ser monitorados para prever a necessidade de manutenção de uma máquina, e o monitoramento da resposta vibratória de uma estrutura é uma das principais soluções para detectar defeitos e falhas em máquinas ou equipamentos. Em geral, os sinais vibratórios de máquinas rotativas contêm duas componentes: uma parte determinística e uma parte aleatória. A parte determinística está relacionada à resposta estrutural e à condição de operação, sendo utilizada para identificar anomalias na máquina. A parte aleatória pode ser causada por excitações aleatórias, como fluxo ou deslizamento, ou ruído elétrico da instrumentação. Portanto, é essencial remover o ruído indesejado de um sinal para torná-lo uma ferramenta eficaz na detecção de falhas por meio da análise de vibração. Nesse contexto, a média síncrona no tempo (TSA - Time-Synchronous Averaging) pode ser aplicada para separar os sinais determinísticos e aleatórios. Esse método envolve a reamostragem do sinal com base na frequência de um sinal de sincronização, que pode ser obtido por meio de um tacômetro ou utilizando técnicas de detecção de rotação usando vibração. O método calcula, então, a média de segmentos do sinal, com intervalos equivalentes ao período relacionado a frequência de sincronização, resultando em uma aproximação da componente determinística. O foco deste trabalho é analisar uma metodologia que utiliza TSA para detecção de falhas em rolamentos. Essa abordagem visa extrair as componentes de frequência relacionadas às frequências características dos defeitos, utilizando essas informações para inferir a presença ou ausência do defeito. O estudo avalia a eficácia da metodologia na detecção de defeitos e os efeitos da variação de parâmetros internos das técnicas utilizadas, buscando identificar parâmetros ótimos para sua aplicação em diferentes cenários.

Palavras-chave: Detecção de Falhas; Análise de Ordem; Média Síncrona no Tempo; Mancal de Rolamento.

ABSTRACT

The importance of proper maintenance planning in industrial sectors is fundamental as it ensures maximum asset availability and economic return. Predictive maintenance, based on monitoring machine conditions, is one of the most commonly used strategies. Various parameters can be monitored to predict the maintenance needs of a machine, and monitoring the vibratory response of a structure is one of the primary solutions for detecting defects and failures in machines or equipment. In general, vibratory signals contain two components: a deterministic part and a random part. The deterministic part is related to the structural response and operating condition and is used to identify anomalies in the machine. The random part can be caused by random excitations such as flow or slippage or electrical noise from the instrumentation. Therefore, it has become essential to remove unwanted noise from a signal to make it an effective tool in fault detection through vibration analysis. In this context, Time-Synchronous Averaging (TSA) can be applied to separate deterministic and random signals. This method involves resampling the signal based on the frequency of a synchronization signal, which can be obtained using a tachometer or rotation detection techniques using vibration. The method calculates the average of the signal samples after resampling, and the resulting signal represents the deterministic component. The focus of this work is to analyze a methodology that uses TSA for bearing fault detection. This approach aims to extract frequency components related to the characteristic frequencies of the defects, using this information to infer the presence or absence of the fault. The study evaluates the effectiveness of the methodology in defect detection and the effects of varying internal parameters of the techniques used, aiming to identify optimal parameters for its application in different scenarios.

Keywords: Fault Detection, Order Analysis, Time-Synchronous Average, Bearing Fault.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1.1 – Mancal de Rolamentos	24
Figura 2.1 – Classificação de Sinais Vibratórios	32
Figura 2.2 – Montagem de um Mancal de Rolamento	33
Figura 2.3 – Componentes de um Rolamento	34
Figura 2.4 – Corte Lateral de um Rolamento	35
Figura 2.5 – Distribuição de Carga em um Rolamento sob Carga Radial	36
Figura 2.6 – Sinais de Defeitos em Mancais de Rolamento	37
Figura 2.7 – Sinal Simulado de um Mancal de Rolamento com Defeito no Anel Interno	38
Figura 2.8 – Sinais no Tempo e Espectros na Frequência das Respostas Vibratórias de um Mancal de Rolamento Defeituoso sem e com Flutuações Aleatórias	40
Figura 2.9 – Espectros e Espectros de Envelope das Respostas Vibratórias de um Mancal de Rolamento Defeituoso sem e com Flutuações Aleatórias . .	41
Figura 2.10–Procedimento de Aplicação do TSA	45
Figura 2.11–Espectros de Amplitude de $C(f)$ para $N=1,2,4$ e 8	46
Figura 2.12–Comparação de Espectros de um Sinal com Frequência Variável	49
Figura 2.13–Comparação das amostragens temporal, ▲, e angular, ■.	51
Figura 2.14–Exemplo de Espectro de um Sinal de Engrenagem.	53
Figura 2.15–Zoom de Espectro de um Sinal de Engrenagem.	54
Figura 2.16–Espectrograma de um sinal sintético com a frequência variando no tempo	57
Figura 2.17–Esquema de aplicação do método híbrido	59
Figura 3.1 – Fluxograma Geral da Metodologia Aplicada para Detecção de Falha . .	61
Figura 3.2 – Bancada de Simulação de Falhas - LVA	63
Figura 3.3 – Mancal e Rolamento da Bancada	65
Figura 3.4 – Localização do Mancal de Análise	65
Figura 3.5 – Bancada sem Sistema de Correias - Cond. Op.: A e B	67
Figura 3.6 – Acoplamento do shaker com a bancada - Cond. Op.: C	67
Figura 3.7 – Bancada com Sistema de Correias - Cond. Op.: D	68
Figura 3.8 – Acelerômetro e Placa de Aquisição	68
Figura 3.9 – Montagem dos Acelerômetros	69
Figura 3.10–Fluxograma da Metodologia de Extração de Informação	70
Figura 3.11–Fluxograma do Algoritmo da Reamostragem Angular	71

Figura 3.12–Sinal do Tacômetro	72
Figura 3.13–Fluxograma do Algoritmo de Demodulação de Fase	72
Figura 3.14–PSD e Seleção de Harmônicas	74
Figura 3.15–Etapa de Filtragem e Extração de Fase - Demodulação de Fase	74
Figura 3.16–Curva do Tempo em função da Fase	75
Figura 3.17–Obtenção do Espectrograma e Rastreamento de Máximo	76
Figura 3.18–Fluxograma do Algoritmo do Rastreamento Máximo de Espectrograma	77
Figura 3.19–Fluxograma do Algoritmo do Método Híbrido	77
Figura 3.20–Reamostragem Angular através da Estimativa Preliminar - Método Híbrido	78
Figura 3.21–Fase Instantânea	78
Figura 3.22–Fluxograma do Algoritmo do TSA	81
Figura 3.23–Fluxograma do Algoritmo da Extração dos Instantes do Defeito usando Tacômetro	83
Figura 3.24–Espectro - Sinal Bruto - Cond. Op.: A - Conjunto de Treino e Teste	88
Figura 4.1 – Menor Erro Médio Relativo Percentual - Técnicas de Estimativa de Rotação	90
Figura 4.2 – Frequências Instantâneas - Técnicas de Estimativa de Rotação e do Tacômetro	91
Figura 4.3 – Espectros dos Sinais Vibratórios do Mancal com Rolamento Saudável	92
Figura 4.4 – Espectros - Sinal Reamostrado e Sinal TSA - Cond. Op.: A - Vertical	93
Figura 4.5 – Erro Absoluto da Magnitude - Sinal Reamostrado e Sinal TSA	94
Figura 4.6 – Erro Absoluto da Magnitude - Sinal Reamostrado e Sinal TSA (Cont.)	95
Figura 4.7 – Espectro do Sinal TSA - Banda de Passagem do TSA	96
Figura 4.8 – Espectro do Sinal Reamostrado e do Sinal TSA	97
Figura 4.9 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: A	98
Figura 4.10–Espectros de Envelope - Sinal do Mancal com Rolamento com Defeito nos Elementos Rolantes	99
Figura 4.11– ERP_{med} - Téc. de Est. de Rotação - Frequência Características dos Defeitos	100
Figura 4.12–Espectros de Envelope	101

Figura 4.13–Espectros do Sinal Bruto - Vertical - Cond. Op.: Bc - Defeito no Anel Externo	102
Figura 4.14–Espectros do Sinal de Envelope - Vertical - Cond. Op.: Bc - Defeito no Anel Externo/Referência	103
Figura 4.15–Espectros do Sinal Reamostrado - Vertical - Cond. Op.: Bc - Defeito no Anel Externo/Referência	103
Figura 4.16–Espectros do Sinal TSA - Vertical - Cond. Op.: Bc - Defeito no Anel Externo/Referência	104
Figura 4.17–Espectros de Ordem - Rolamento com Defeito no Anel Externo e Rolamento Saudável	105
Figura 4.18–Espectros de Ordem - Rolamento com Defeito e Rolamento Saudável - Cond. Op.: Db	107
Figura B.1 – Erro Médio Relativo Percentual	123
Figura B.2 – Erro Médio Relativo Percentual (Cont.)	124
Figura C.1 – Espectros do Sinal Reamostrado e do Sinal TSA	125
Figura C.2 – Espectros do Sinal Reamostrado e do Sinal TSA (Cont.)	126
Figura D.1 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: A	127
Figura D.2 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: Ba	128
Figura D.3 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: Bb	129
Figura D.4 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: Bc	130
Figura D.5 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: C	131
Figura D.6 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: Da	132
Figura D.7 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: Db	133
Figura E.1 – Matrizes de Confusão - Processo (1) - Anel Externo	138
Figura E.2 – Matrizes de Confusão - Processo (1) - Anel Interno	138
Figura E.3 – Matrizes de Confusão - Processo (1) - Elementos Rolantes	138

Figura E.4 – Matrizes de Confusão - Processo (2) - Anel Externo	139
Figura E.5 – Matrizes de Confusão - Processo (2) - Anel Interno	140
Figura E.6 – Matrizes de Confusão - Processo (2) - Anel Rolante	141
Figura E.7 – Matrizes de Confusão - Processo (3) - Anel Externo	142
Figura E.8 – Matrizes de Confusão - Processo (3) - Anel Interno	143
Figura E.9 – Matrizes de Confusão - Processo (3) - Elementos Rolantes	144
Figura F.1 – Matrizes de Confusão - Processo (1) - Anel Externo	145
Figura F.2 – Matrizes de Confusão - Processo (1) - Anel Interno	145
Figura F.3 – Matrizes de Confusão - Processo (1) - Elementos Rolantes	146
Figura F.4 – Matrizes de Confusão - Processo (2) - Anel Externo	146
Figura F.5 – Matrizes de Confusão - Processo (2) - Anel Interno	147
Figura F.6 – Matrizes de Confusão - Processo (2) - Elementos Rolantes	148
Figura F.7 – Matrizes de Confusão - Processo (3) - Anel Externo	149
Figura F.8 – Matrizes de Confusão - Processo (3) - Anel Interno	150
Figura F.9 – Matrizes de Confusão - Processo (3) - Elementos Rolantes	151

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Condições de operações da bancada	67
Tabela 4.1 – Acelerômetro e Faixa de Frequência - Menores ERP_{med} de cada Técnica	90
Tabela 4.2 – Acurácias Balanceadas - Anel Externo - Teste	106
Tabela 4.3 – Acurácias Balanceadas - Anel Interno - Teste	106
Tabela 4.4 – Acurácias Balanceadas - Elementos Rolantes - Teste	106
Tabela 4.5 – Sensibilidade (Superior) e Especificidade (Inferior) - Anel Externo - Teste	108
Tabela 4.6 – Sensibilidade (Superior) e Especificidade (Inferior) - Anel Interno - Teste	109
Tabela 4.7 – Sensibilidade (Superior) e Especificidade (Inferior) - Elementos Rolantes - Teste	109
Tabela E.1 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Vertical - Processo (1)	135
Tabela E.2 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Horizontal - Processo (1)	135
Tabela E.3 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Axial- Processo (1)	135
Tabela E.4 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Vertical - Processo (2)	136
Tabela E.5 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Horizontal - Processo (2)	136
Tabela E.6 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Axial - Processo (2)	136
Tabela E.7 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Vertical - Processo (3)	136
Tabela E.8 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Horizontal - Processo (3)	136
Tabela E.9 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Axial - Processo (3)	136
Tabela E.10 – Acurácias Balanceadas - Anel Externo - Treino	137
Tabela E.11 – Acurácias Balanceadas - Anel Interno - Treino	137
Tabela E.12 – Acurácias Balanceadas - Elementos Rolantes - Treino	137

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	23
1.1	MOTIVAÇÃO	23
1.2	OBJETIVOS	26
1.2.1	Objetivo Geral	27
1.2.2	Objetivos Específicos	27
1.3	ESTRUTURA DO TRABALHO	28
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	29
2.1	MONITORAMENTO DE CONDIÇÃO BASEADO EM VIBRAÇÃO	29
2.1.1	Sinais Vibratórios em Mancais de Rolamento	33
2.1.2	Deteccção de Falhas em Sinais Vibratórios	38
2.2	SEPARAÇÃO DE COMPONENTES DETERMINÍSTICAS E ALEATÓRIAS	40
2.2.1	Média Síncrona no Tempo	42
2.2.2	Análise de Ordem e Reamostragem Angular	48
2.2.3	Estimativa de Rotação através da Vibração	51
2.2.3.1	Demodulação de Fase	52
2.2.3.2	Rastreamento de Máximo de Espectrograma	56
2.2.3.3	Método Híbrido	58
3	MATERIAIS E MÉTODOS	61
3.1	METODOLOGIA PARA DETECÇÃO DE FALHAS EM MANCAIS DE ROLAMENTO	61
3.2	OBTENÇÃO DOS DADOS EXPERIMENTAIS	62
3.3	EXTRAÇÃO DA INFORMAÇÃO	70
3.3.1	Análise de Envelope	70
3.3.2	Reamostragem Angular	71
3.3.3	Aplicação do TSA	80
3.3.4	Metodologia Aplicada na Frequência do Defeito	82
3.4	DETECÇÃO DE FALHA	84

4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	89
4.1	AVALIAÇÃO DAS TÉCNICAS PARA ESTIMAR A ROTAÇÃO ATRAVÉS DA VIBRAÇÃO	89
4.2	AVALIAÇÃO DO ALGORITMO DA MÉDIA SÍNCRONA NO TEMPO	93
4.3	AVALIAÇÃO DA SINCRONIZAÇÃO COM A FREQUÊNCIA CARACTERÍSTICA DO DEFEITO	97
4.4	AVALIAÇÃO DA METODOLOGIA DE DETECÇÃO DE FALHA USANDO A MÉDIA SÍNCRONA NO TEMPO	101
5	CONCLUSÕES	111
5.1	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	113
	Bibliografia	115
	APÊNDICE A – TRANSFORMADA DE HILBERT	121
	APÊNDICE B – RESULTADOS DO ERRO MÉDIO RELATIVO PERCENTUAL - ESTIMATIVA DA FREQUÊNCIA DE ROTAÇÃO DO EIXO	123
	APÊNDICE C – ESPECTROS DO SINAL REAMOSTRADO E SINAL TSA - FREQUÊNCIA DO EIXO	125
	APÊNDICE D – RESULTADOS DA AVALIAÇÃO DA SINCRONIZAÇÃO COM A FREQUÊNCIA CARACTERÍSTICA DO DEFEITO	127
	APÊNDICE E – RESULTADOS DE OTIMIZAÇÃO DA METODOLOGIA DE DETECÇÃO DE FALHAS	135
	APÊNDICE F – MATRIZES DE CONFUSÃO DA METODOLOGIA DE DETECÇÃO DE FALHAS	145

1 INTRODUÇÃO

“O importante é não ter rugas no cérebro”

(Margarita Salas)

1.1 MOTIVAÇÃO

Com o avanço tecnológico e a crescente demanda por produtos e serviços de qualidade, tornou-se essencial para as indústrias terem processos de produção ágeis e eficientes. Nesse contexto, o planejamento de uma estratégia de manutenção competente desempenha um papel fundamental. Existem três estratégias básicas de manutenção. A primeira delas é a manutenção corretiva, que consiste em consertar a máquina imediatamente após a sua quebra. A segunda estratégia é a manutenção preventiva, que se baseia em manutenções programadas para evitar falhas e minimizar a ocorrência de quebras. A terceira estratégia é a manutenção preditiva, na qual a intervenção é realizada com base na análise das condições atuais da máquina, permitindo que a manutenção seja feita no momento mais adequado. Essa abordagem preditiva visa evitar falhas imprevistas e maximizar a disponibilidade e confiabilidade da máquina (KARDEC; NASCIF, 2006).

Existem vários parâmetros que podem ser utilizados para monitorar a condição de uma máquina, como a vibração, a temperatura ou até mesmo o lubrificante. A seleção do parâmetro a ser analisado depende do tipo de máquina em questão, da disponibilidade dos sensores para realizar a medição e das técnicas necessárias para processar os dados obtidos. Cada componente de uma máquina, assim como qualquer estrutura, possui uma resposta vibratória única e específica que está diretamente relacionada às suas propriedades físicas ou à excitação aplicada. Quando ocorre uma falha nesses componentes, há uma alteração direta da vibração da máquina ou equipamento. Isso, somado ao fato da medição de vibração ser não intrusiva, leva à análise de vibrações ser uma das técnicas mais utilizadas no monitoramento de condição. (BRAUN et al., 2002).

Um sinal de vibração pode apresentar diferentes padrões, dependendo do elemento da máquina do qual ele se origina e de como esse elemento está operando. É fundamental ter a capacidade de classificar e descrever esse sinal, pois isso permite selecionar a ferramenta de análise adequada. Muitos elementos de máquinas amplamente utilizados na indústria possuem suas respostas vibratórias bem caracterizadas na literatura, como é o caso do

mancal de rolamento, mostrado na Figura 1.1. Esse componente tem como objetivo suportar e posicionar eixos rotativos e, frequentemente, apresenta defeitos localizados em um de seus principais componentes: o anel externo, o anel interno ou os elementos rolantes. Esses defeitos geram impulsos que excitam dinamicamente o mancal e a máquina, resultando em uma resposta vibratória impulsiva. Esses impulsos ocorrem de forma periódica, com frequências características associadas à localização do defeito, o que gera uma sequência de respostas impulsivas. Além disso, essa sequência é modulada em amplitude devido à distribuição de carga e à rotação do local do defeito. Esses padrões de resposta vibratória impulsiva e modulada são características distintivas dos defeitos em mancais de rolamento, permitindo sua identificação e análise através de técnicas de monitoramento de vibração (MCFADDEN; SMITH, 1984).

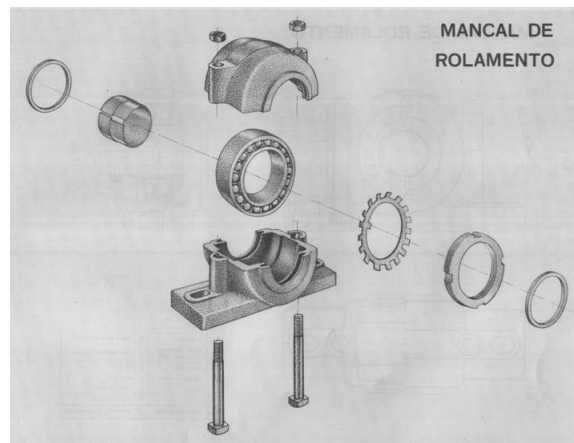


Figura 1.1 – Mancal de Rolamentos

Fonte: (FEM/UNICAMP, 2008)

A detecção de falhas em geral envolve a comparação do sinal vibratório com um padrão estabelecido para avaliar a presença de defeitos. Essa comparação pode ser realizada de várias formas, dependendo da representação do sinal de vibração. Por exemplo, pode-se comparar os níveis de vibração ao longo do tempo ou utilizar métricas estatísticas para a comparação. Uma abordagem comum é representar o sinal no domínio da frequência e comparar os valores de magnitude associados a frequências específicas no sinal. Além disso, algumas técnicas de detecção empregam métodos matemáticos para extrair características específicas do sinal e realizar comparações. Um exemplo disso é a análise de envelope, que analisa o espectro de um sinal modulado em uma faixa específica, a qual pode conter informações relevantes sobre os defeitos em mancais de rolamento. Essas abordagens permitem identificar padrões relacionadas às falhas (RANDALL; ANTONI, 2011).

Ao realizar medições de vibração em uma máquina rotativa, o sinal obtido pode ser decomposto em duas componentes principais: uma componente aleatória e uma componente determinística. A componente aleatória está relacionada aos ruídos presentes no sinal, como ruídos elétricos provenientes da instrumentação ou ruídos de natureza estocástica, como o deslizamento aleatório em análises de defeitos em mancais. Por outro lado, a componente determinística está diretamente relacionada à estrutura e às condições de operação da máquina. Essa é a parte do sinal que deve ser analisada para detectar a presença de uma falha. Portanto, durante a análise de vibração, é importante identificar e separar a componente determinística do sinal para que seja possível realizar uma avaliação precisa do estado da máquina e detectar possíveis falhas (RANDALL, 2021).

Existem várias metodologias que podem ser utilizadas para separar as componentes determinísticas das componentes aleatórias em um sinal de vibração. Uma abordagem comum é construir um modelo da componente determinística usando técnicas de predição linear (RANDALL; SAWALHI; COATS, 2011). Além disso, pode-se aplicar filtros adaptativos, que têm a capacidade de ajustar seus parâmetros internos para se aproximar da componente determinística (WIDROW; STEARNS, 1985). Outra técnica é a separação discreta/aleatória, que é realizada no domínio da frequência através do uso da função de transferência entre o sinal e sua versão atrasada (RANDALL, 2021).

Neste trabalho, um método tradicional para separar as componentes determinísticas das componentes aleatórias será usado, a Média Síncrona no Tempo (Time-Synchronous Average - TSA). Esse método envolve o cálculo da média dos segmentos do sinal que estão relacionados a uma frequência específica. Esse processo de média corresponde a uma filtragem no domínio da frequência, que possui a característica de atenuar as componentes não relacionadas com a frequência de sincronização, resultando na separação da componente dessa frequência e suas harmônicas (HOCHMANN; SADOK, 2004).

Para aplicar o TSA, é importante garantir que o sinal esteja sincronizado com a frequência de extração. Uma abordagem comumente utilizada é a análise de ordem, que envolve a reamostragem angular do sinal. A análise de ordem consiste em alterar o domínio de análise do sinal do tempo para o ângulo. Dessa forma, toda a análise é feita em função da rotação, independentemente do intervalo de tempo associado a essa rotação. Isso permite que a média dos segmentos seja realizada mesmo quando há flutuações na velocidade de rotação. A reamostragem angular é uma técnica numérica que permite aplicar a análise de ordem. Ela é realizada por meio de procedimentos que consideram os instantes em que

ocorrem uma revolução completa, possibilitando a sincronização adequada do sinal com a frequência de interesse (FYFE; MUNCK, 1997).

Para determinar os instantes relacionados à rotação, existem duas abordagens possíveis. A primeira consiste no uso de um dispositivo externo, como um tacômetro, que gera uma sequência de pulsos a cada detecção de rotação. Esses pulsos podem ser utilizados para sincronizar o sinal de vibração com a frequência de interesse. A segunda abordagem é a utilização de técnicas para estimar a rotação diretamente a partir do sinal de vibração. Essa abordagem é útil quando não é possível instalar um dispositivo externo ou quando a máquina está operando em condições adversas. Na literatura, há diversas técnicas propostas para esse fim, como destacado no trabalho de Peeters et al. (2019). Além do uso de um tacômetro, neste trabalho serão utilizadas as seguintes técnicas para estimar a rotação através da vibração: demodulação de fase (BONNARDOT et al., 2005), rastreamento do máximo do espectrograma (URBANEK; BARSZCZ; ANTONI, 2013) e uma abordagem híbrida que combina as duas últimas técnicas mencionadas (URBANEK; BARSZCZ; SAWALHI et al., 2011).

1.2 OBJETIVOS

Este trabalho tem como objetivo avaliar uma metodologia para detectar falhas em mancais de rolamentos, considerando as características de um sinal de vibração proveniente desses componentes. A principal proposta da metodologia é extrair as componentes de frequências características dos defeitos presentes no sinal e avaliar a magnitude dessas componentes para realizar a detecção. O fluxo de trabalho adotado envolve a obtenção dos dados experimentais, o processamento do sinal para extrair as informações relevantes e, por fim, a detecção de falhas.

Os dados experimentais utilizados neste trabalho foram coletados em uma bancada de simulação de falhas em máquinas rotativas localizada no Laboratório de Vibrações e Acústica da Universidade Federal de Santa Catarina. No processamento do sinal, inicialmente, realizou-se uma análise de envelope no sinal para destacar as informações relevantes. Em seguida, foi aplicada a técnica de reamostragem angular para sincronizar o sinal com a frequência de extração. Por fim, utilizou-se o método da Média Síncrona no Tempo (TSA) para extrair as componentes de interesse. A detecção de falhas foi realizada por meio de comparações lógicas entre as componentes extraídas e limiares pré-definidos, a

fim de atribuir a condição de defeito ou não.

Este trabalho é parte do projeto Tecnologias para a análise de sinais de ruído e vibrações para a detecção, prognóstico e correção de falhas em máquinas e estruturas. O projeto é fruto de uma parceria entre a empresa Dynamox S/A e o Laboratório de Vibrações e Acústica da UFSC, através da FEESC.

1.2.1 Objetivo Geral

Este trabalho visa avaliar uma metodologia para detecção de falhas em mancais de rolamento por meio da análise do sinal de vibração, com o objetivo de extrair as componentes determinísticas relacionadas às frequências características de defeito através do uso da média síncrona no tempo.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Obter dados experimentais de vibração de um mancal de rolamento de uma bancada de simulação de falhas em máquinas rotativas;
- Implementar as técnicas de estimativa de rotação através da vibração;
- Comparar os resultados obtidos pelas técnicas para estimar a rotação através da vibração com os resultados do tacômetro;
- Implementar a reamostragem angular através do tacômetro e das técnicas para estimar a rotação através da vibração;
- Implementar a média síncrona no tempo;
- Validar os resultados da média síncrona no tempo ao utilizá-la sincronizada com a frequência de rotação do eixo;
- Aplicar a reamostragem angular e a média síncrona no tempo sincronizado nas frequências características de defeito do mancal de rolamento;
- Implementar o algoritmo de detecção de falhas em mancais de rolamento;
- Comparar os resultados da detecção entre a metodologia proposta neste trabalho e uma abordagem clássica de análise de sinais de vibração em mancais de rolamento.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

O presente texto está organizado como segue.

No Capítulo 2, são abordados os conceitos básicos que fundamentam o desenvolvimento deste trabalho. É realizada uma revisão introdutória sobre os principais conceitos relacionados ao monitoramento de condição por meio da análise de vibração. São apresentados detalhes sobre o comportamento dos sinais vibratórios medidos em mancais de rolamento, bem como sobre a detecção de falhas nesse contexto. Além disso, são descritos o funcionamento da técnica de média síncrona no tempo e da reamostragem angular. O capítulo é concluído com uma explicação detalhada das técnicas utilizadas para estimar a rotação com base na vibração, as quais são empregadas neste trabalho.

O Capítulo 3 apresenta os materiais e métodos empregados neste trabalho. São fornecidos detalhes sobre a obtenção dos dados experimentais utilizados, descrevendo-se o processo de coleta. Em seguida, é apresentada a metodologia adotada para o processamento do sinal, incluindo os algoritmos utilizados nessa abordagem. Por fim, é realizada uma explicação detalhada da estratégia adotada para a detecção de falhas no âmbito deste trabalho.

No Capítulo 4, são apresentados os resultados obtidos neste trabalho. Inicialmente, são avaliadas as técnicas utilizadas para estimar a rotação por meio da vibração, analisando seu desempenho. Em seguida, é realizada uma avaliação do algoritmo proposto para a média síncrona no tempo. Posteriormente, é feita uma avaliação da abordagem de sincronização com a frequência da falha. Por fim, é apresentada uma avaliação da metodologia proposta para a detecção de falhas.

O Capítulo 5 apresenta as conclusões principais do trabalho. O capítulo contém sugestões para trabalhos futuros.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

“Você fará melhor se fizer com que outras pessoas queiram aprender.”

(Katherine Johnson)

Este capítulo apresenta os conceitos fundamentais para o desenvolvimento do trabalho. A Seção 2.1 aborda o monitoramento de condição baseado em vibração, fornecendo uma contextualização e explorando os principais conceitos envolvidos. Nesta seção, também é detalhado o comportamento dos sinais vibratórios medidos em mancais de rolamentos com defeitos localizados. Além disso, é realizada uma revisão sucinta dos métodos utilizados para detecção de falhas por meio da vibração. A Seção 2.2 concentra-se na técnica empregada neste trabalho para separar componentes determinísticas e aleatórias, conhecida como média síncrona no tempo. Além de contextualizar e descrever o uso da reamostragem angular, essa seção apresenta as técnicas utilizadas para estimar a rotação por meio da vibração, as quais são relevantes para o desenvolvimento do trabalho.

2.1 MONITORAMENTO DE CONDIÇÃO BASEADO EM VIBRAÇÃO

Em um ambiente industrial, é crucial garantir que as máquinas operem de forma contínua e por um longo período, o que pode ser alcançado por meio de uma estratégia eficiente de manutenção. Diversos fatores, como operação inadequada, instalação incorreta ou falhas no projeto, podem afetar negativamente a condição de operação das máquinas, tornando necessária a realização de atividades de manutenção. O objetivo é evitar interrupções não planejadas, maximizar a eficiência operacional e garantir a qualidade do produto. A manutenção adequada contribui para aumentar a vida útil das máquinas, reduzir custos de reparo e melhorar a segurança no ambiente de trabalho (MOHANTY, 2014).

Manutenção é o conjunto de ações necessárias para restaurar ou manter uma máquina em pleno funcionamento. Essas ações são definidas com base em uma estratégia de manutenção, que estabelece as técnicas, recursos e critérios a serem utilizados durante o processo de manutenção. A implementação adequada da estratégia de manutenção contribui para a disponibilidade, confiabilidade e desempenho contínuo da máquina, impactando positivamente a produtividade e a qualidade do processo industrial (DHILLON, 2002).

Existem várias formas de classificar as estratégias de manutenção, sendo a classificação baseada no momento da intervenção na máquina uma abordagem comumente utilizada.

Quando a manutenção é realizada imediatamente após a ocorrência de uma falha, é denominada manutenção corretiva. Essa estratégia, embora simples, pode resultar em falhas catastróficas e longos períodos de parada na produção, acarretando altos custos. Por outro lado, a manutenção preventiva envolve intervenções periódicas, em intervalos definidos com base no conhecimento prévio da máquina. Embora essa abordagem evite os problemas associados à manutenção corretiva, pode levar a custos desnecessários, uma vez que as intervenções podem ocorrer em momentos em que não há falha real. Por fim, a manutenção preditiva é realizada com base no estado atual da máquina. Essa estratégia requer um investimento inicial maior devido à necessidade de instrumentação de medição para monitorar o estado do equipamento. No entanto, sua aplicação adequada pode otimizar os custos de operação, reduzindo paradas não programadas e prevenindo falhas prejudiciais. (KARDEC; NASCIF, 2006).

A manutenção preditiva, também conhecida como monitoramento de condição, baseia suas ações na observação do estado atual da máquina, que pode ser determinado por meio do monitoramento de seus parâmetros internos. Essa estratégia é amplamente difundida na literatura devido ao fato de que um defeito, na maioria dos casos, afeta diretamente esses indicadores internos (AHMAD; KAMARUDDIN, 2012).

Dentro da estratégia de manutenção preditiva, existem duas abordagens para analisar os parâmetros observados. Quando a análise é realizada com o objetivo de detectar e identificar falhas que já ocorreram ou estão ocorrendo na máquina, é chamada de diagnóstico. Por outro lado, quando a análise é feita para prever possíveis falhas no equipamento, é chamada de prognóstico. Embora o prognóstico seja mais eficaz na redução de falhas, o diagnóstico é mais fácil de ser implementado (GOYAL; PABLA, 2015).

Diversos parâmetros podem ser utilizados para avaliar o estado atual de uma máquina. A temperatura é um desses parâmetros, pois várias falhas, especialmente as elétricas, afetam diretamente a temperatura da máquina (BAGAVATHIAPPAN et al., 2013). A análise das propriedades físicas e químicas do lubrificante é outra alternativa, permitindo a identificação de defeitos como desgaste ou vazamentos (WAKIRU et al., 2019). Além disso, o som é amplamente utilizado, especialmente em projetos aeronáuticos, uma vez que a emissão sonora de uma máquina está diretamente relacionada à sua operação, possibilitando a detecção ao observar uma alteração (COLLACOTT, 1975).

A vibração é um indicador amplamente utilizado no monitoramento de condição de máquinas. Isso se deve a duas razões principais. Em primeiro lugar, cada elemento de uma

máquina possui um comportamento dinâmico específico, determinado por suas propriedades físicas internas e pelas excitações externas aplicadas. Quando ocorre um defeito na máquina, esse comportamento dinâmico é diretamente e imediatamente modificado, como por exemplo quando um desgaste altera a massa de um dente de engrenagem ou quando uma folga modifica a forma como a carga é aplicada em um mancal. Assim, alterações na resposta vibratória da máquina podem ser observadas para detectar falhas. O segundo fator que torna a vibração um parâmetro atrativo na manutenção preditiva é o fato de ser um método de monitoramento não intrusivo, ou seja, não é necessário interromper a operação da máquina para realizar a aquisição do seu estado atual (BRAUN et al., 2002).

A medição do movimento vibratório de um elemento pode ser realizada por meio do deslocamento, velocidade ou aceleração. Essas três métricas estão relacionadas, e qualquer uma delas pode ser utilizada para determinar as outras duas. Além disso, essas medidas podem ser expressas tanto em termos de movimento relativo, que mede o deslocamento entre duas superfícies, quanto em termos de movimento absoluto, que mede a vibração do componente em relação a um referencial fixo. Ao longo dos anos, vários transdutores foram desenvolvidos para realizar essas medições, mas alguns se destacaram devido às suas características de utilização. Os sensores de proximidade são transdutores baseados na variação de indução elétrica e medem o deslocamento relativo. Eles possuem uma faixa dinâmica limitada, o que pode restringir as técnicas de análise. Os transdutores de velocidade apresentam uma faixa dinâmica um pouco maior, porém podem apresentar distorção de fase. Já os acelerômetros são os sensores de vibração mais utilizados. Eles possuem uma ampla faixa dinâmica e de frequência e geralmente são piezoelétricos. Até alguns anos atrás, esses sensores eram suscetíveis a interferências eletromagnéticas causadas por cabos, mas com os avanços nas tecnologias de comunicação sem fio, esse problema tem sido cada vez menos relevante (RANDALL, 2021).

Devido à diversidade de elementos de máquinas e aos diversos modos de operação, a análise de vibração envolve uma ampla gama de sinais vibratórios. Classificar esses sinais é o primeiro passo na análise de vibração e pode ser fundamental para a escolha da ferramenta de análise adequada. Uma classificação comumente utilizada para sinais vibratórios é apresentada na Figura 2.1. A primeira divisão nessa classificação é entre sinais determinísticos e sinais aleatórios. Os sinais determinísticos são aqueles cujo comportamento pode ser previsto por meio de uma representação matemática. Já os sinais aleatórios são aqueles cujo comportamento não pode ser previsto e sua análise deve ser estatística. Os

sinais aleatórios podem ser classificados de acordo com a variação de suas propriedades estatísticas ao longo do tempo. Se essas propriedades não variam ao longo do tempo, o sinal é considerado estacionário; caso contrário, é classificado como não estacionário. Dentro dos sinais determinísticos, eles podem ser divididos em sinais periódicos, nos quais o comportamento se repete em intervalos regulares, e sinais não periódicos, que podem ser classificados como transientes e quase periódicos. Os sinais transientes possuem energia finita e tendem a desaparecer com o tempo. Já os sinais quase periódicos são semelhantes a sinais periódicos, mas, ao analisá-los com mais cuidado, percebe-se que eles não se repetem com exatidão. (SHIN; HAMMOND, 2008).



Figura 2.1 – Classificação de Sinais Vibratórios

Fonte: Adaptado de Shin e Hammond (2008).

Outra etapa crucial no monitoramento de vibração é a capacidade de descrever as informações vibratórias esperadas em uma máquina em condição normal e em condição com defeito. Muitos elementos estruturais têm suas respostas vibratórias amplamente documentadas na literatura, tanto em condições de operação regular quanto em condições defeituosas, o que facilita a detecção de falhas por meio da análise de vibração (BRAUN et al., 2002). Para ilustrar esse ponto, na próxima subseção, serão abordados as informações vibratórias relacionadas aos rolamentos em várias condições de operação, uma vez que o foco deste trabalho é a detecção de falhas nesse componente específico da máquina.

2.1.1 Sinais Vibratórios em Mancais de Rolamento

Os mancais são elementos essenciais em máquinas, projetados para suportar cargas e servir como suporte para eixos rotativos. Devido ao atrito resultante do contato entre a superfície do eixo e o mancal, é necessário utilizar um elemento adicional entre eles, que pode ser uma bucha ou um rolamento. A principal diferença entre essas duas opções está no tipo de atrito gerado. Enquanto a bucha proporciona um atrito de deslizamento, o rolamento, como o próprio nome sugere, utiliza o atrito de rolamento. A bucha é comumente usada em máquinas pesadas e de baixa rotação, geralmente em conjunto com óleos lubrificantes. Por outro lado, os mancais com rolamentos são amplamente empregados na indústria devido à sua capacidade de reduzir significativamente o atrito, permitindo rotações mais elevadas (ALMEIDA; LIMA; BARBIERI, 2022). A Figura 2.2 ilustra a montagem de um mancal de rolamento.

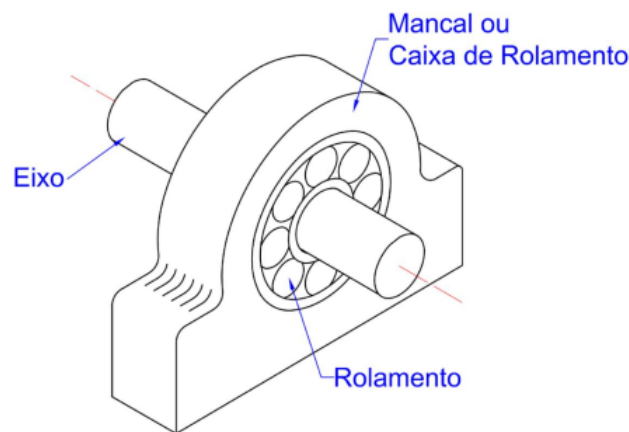


Figura 2.2 – Montagem de um Mancal de Rolamento

Fonte: (ALMEIDA; LIMA; BARBIERI, 2022)

O rolamento é composto basicamente por quatro componentes principais, conforme ilustrado na vista explodida mostrada na Figura 2.3. À esquerda, temos o anel externo e o anel interno. O anel externo geralmente é fixo no mancal e não apresenta movimento de rotação, enquanto o anel interno fica acoplado ao eixo e gira junto com ele. À direita, temos os elementos rolantes e o separador, também conhecido como gaiola. Os elementos rolantes são responsáveis pelo contato entre o eixo e o mancal e podem ter diferentes formas, como rolos cilíndricos ou cônicos, mas os mais comumente utilizados são os elementos rolantes esféricos. A função da gaiola é separar os elementos rolantes, evitando o contato deslizante entre eles (BUDYNAS; NISBETH, 2016).

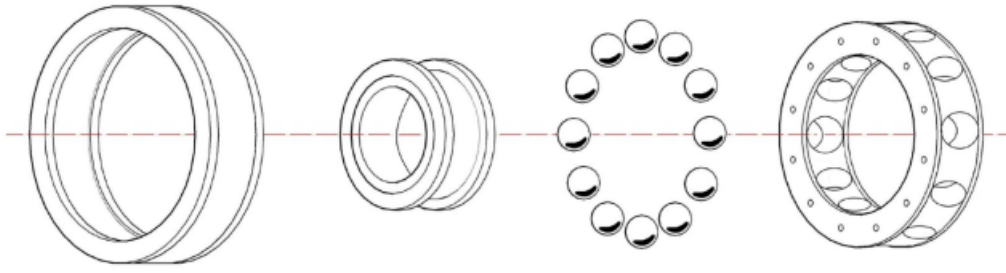


Figura 2.3 – Componentes de um Rolamento

Fonte: (ALMEIDA; LIMA; BARBIERI, 2022)

Em geral, os rolamentos podem apresentar defeitos localizados em seus componentes, como o anel externo, o anel interno e os elementos rolantes, devido à fadiga, resultando em rachaduras ou cavidades. Quando ocorre o contato entre as superfícies dos componentes do rolamento e esses defeitos (rachaduras ou cavidades), um impacto é gerado no mancal e, conseqüentemente, na máquina. Esse impacto pode ser modelado como um impulso aplicado ao sistema. Devido à rotação do mancal e ao movimento do eixo, esse impulso é gerado periodicamente, resultando em uma sequência de impulsos. Quando o defeito está localizado nos anéis, um impacto ocorre cada vez que um elemento rolante colide com eles. Já quando o defeito está nos elementos rolantes, um impacto ocorre cada vez que o defeito colide com os anéis. Conhecendo a frequência de rotação do eixo, f_r , e a geometria do rolamento, é possível calcular a frequência de ocorrência desses impulsos de acordo com a localização do defeito (UTPAT; INGLE; NANDGAONKAR, 2009). Essas frequências são conhecidas como frequências de defeito e são definidas da seguinte maneira:

$$f_e = \frac{nf_r}{2} \left\{ 1 - \frac{d}{D} \cos \phi \right\}, \quad (2.1)$$

$$f_i = \frac{nf_r}{2} \left\{ 1 + \frac{d}{D} \cos \phi \right\}, \quad (2.2)$$

$$f_{er} = \frac{f_r D}{d} \left\{ 1 - \left(\frac{d}{D} \cos \phi \right)^2 \right\}, \quad (2.3)$$

onde f_e é a frequência de defeito do anel externo, f_i é a frequência de defeito do anel interno, f_{er} é a frequência de defeito do elemento rolante. Os parâmetros internos dessas definições são D , que é o diâmetro primitivo do rolamento, d , que é o diâmetro do elemento rolante, ϕ , que é o ângulo de contato em relação ao plano radial e n , que é o número de elementos rolantes. As definições físicas para os três primeiros parâmetros estão colocadas

na Figura 2.4, onde tem-se um corte lateral de um rolamento. Outra frequência importante na análise de rolamentos é a frequência de gaiola, f_g , que representa a frequência com que a gaiola gira em torno do seu próprio eixo e pode ser definida da seguinte forma:

$$f_g = \frac{f_r}{2} \left\{ 1 - \frac{d}{D} \cos \phi \right\}. \quad (2.4)$$

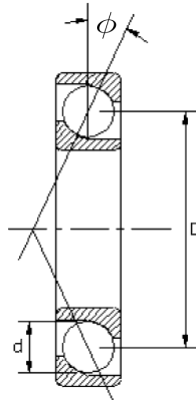


Figura 2.4 – Corte Lateral de um Rolamento

Fonte: Adaptado de [Orhan, Aktürk e Çelik \(2005\)](#).

A amplitude dos impulsos descritos anteriormente está diretamente relacionada à carga presente na região do rolamento onde ocorre a colisão do defeito. Em outras palavras, a sequência de impulsos gerada é modulada em amplitude pela distribuição de carga no mancal de rolamento. Como o mancal suporta um eixo, uma carga radial é aplicada a ele, resultando em uma distribuição de carga não uniforme ao redor do rolamento. Essa distribuição depende da folga diametral do rolamento e da carga aplicada sobre ele. Na Figura 2.5, é apresentado um exemplo típico dessa distribuição de carga. Observa-se que existe uma região do rolamento sem carga e outra região onde a carga varia, aumentando sua intensidade à medida que se aproxima da área onde a carga radial é aplicada. Portanto, a amplitude dos impulsos que ocorrem dentro da região de distribuição de carga é determinada pelo ângulo α que descreve a localização do impacto, enquanto os impulsos que ocorrem fora dessa região são anulados ([HARRIS; KOTZALAS, 2006](#)).

Quando um defeito causa um impulso com amplitude não nula no rolamento, ocorre a excitação dinâmica do mancal e da máquina. Como resultado, ao acoplar um sensor em um ponto fixo do mancal com defeito, a vibração medida representa a resposta impulsiva do sistema nesse ponto, levando em consideração a excitação na região da colisão. Devido à natureza periódica dos impulsos, ocorre a obtenção de uma sequência de

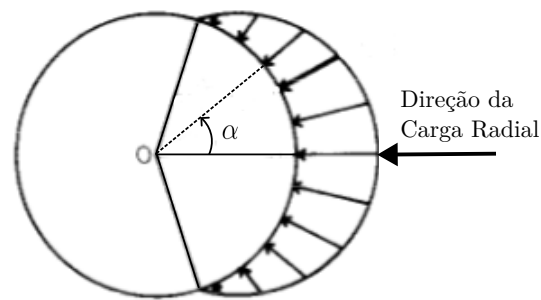


Figura 2.5 – Distribuição de Carga em um Rolamento sob Carga Radial

Fonte: Adaptado de [McFadden e Smith \(1984\)](#).

respostas impulsivas. Cada resposta é gerada por um impulso com amplitude distinta, como mencionado anteriormente, resultando em diferentes amplitudes de resposta. Além disso, cada impulso é gerado em uma localidade diferente do rolamento, levando a variações no caminho de transmissão entre a excitação impulsiva e o ponto de medição. Essas variações contribuem igualmente para a modulação da amplitude das respostas impulsivas. Portanto, a resposta vibratória em mancais de rolamento com defeito pode ser descrita como uma sequência de respostas impulsivas moduladas em amplitude por uma sequência de impulsos também modulados em amplitude ([SAWALHI; RANDALL; ENDO, 2007](#)).

Na Figura 2.6, são apresentados os sinais esperados para mancais de rolamento com defeitos no anel externo, no anel interno e nos elementos rolantes, juntamente com os sinais que modulam a sequência de respostas impulsivas de cada defeito. É evidente que todos os sinais modulantes de defeito possuem uma periodicidade associada às frequências de defeito (2.1), (2.2) e (2.3). Outra característica importante é a modulação de amplitude desses sinais modulantes. No caso do defeito no anel externo, cuja posição é fixa, a amplitude do sinal modulante permanece constante, pois a colisão com o defeito ocorre sempre no mesmo ponto. Quando o defeito está localizado no anel interno ou nos elementos rolantes, a amplitude do sinal modulante varia devido ao movimento de rotação desses componentes, causando oscilações na região de colisão do defeito e gerando as variações mencionadas anteriormente. No sinal de defeito no anel interno, a modulação do sinal modulante possui periodicidade associada à frequência do eixo, uma vez que ambos estão girando juntos. No caso do defeito no elemento rolante, ocorre um comportamento semelhante, mas a modulação do sinal modulante varia com base na frequência de gaiola, uma vez que é influenciado pelo movimento giratório do eixo e pela rotação da gaiola ([RANDALL, 2021](#)).

Uma forma mais comum de visualizar esses sinais é por meio da representação no

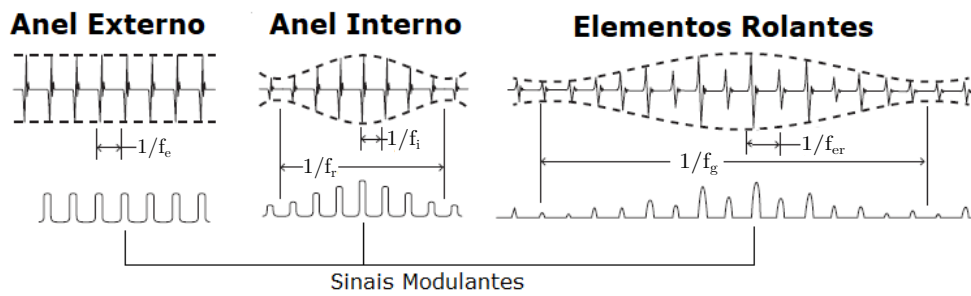


Figura 2.6 – Sinais de Defeitos em Mancais de Rolamento

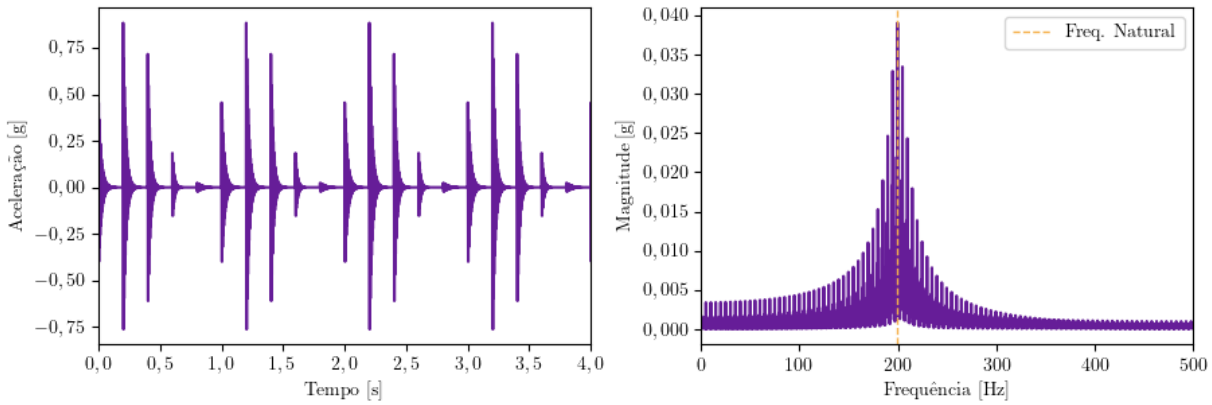
Fonte: Adaptado de [Randall \(2021\)](#).

domínio da frequência, usando o espectro obtido por meio da transformada de Fourier. Os sinais exibidos na [Figura 2.6](#) possuem características peculiares em termos de comportamento de frequência, uma vez que são compostos por uma sequência de respostas impulsivas moduladas em amplitude por um sinal também modulado. O espectro resultante conterá componentes relacionadas às frequências naturais do mancal e da máquina devido às respostas impulsivas. Geralmente, essas frequências naturais são observadas em frequências mais altas. Além disso, ao redor dessas componentes, podem ser observadas bandas laterais, que são picos que aparecem em ambos os lados de uma frequência central, resultantes da modulação de amplitude. A distância entre essas componentes laterais e a componente central corresponde à frequência do sinal modulante. No caso dos sinais em questão, essa distância será igual às frequências de defeito. Além disso, como o sinal modulante também é modulado, podem ocorrer bandas laterais secundárias em torno das bandas laterais principais. A separação entre essas bandas laterais secundárias é determinada pela frequência do eixo, no caso de defeitos no anel interno, e pela frequência de gaiola, para defeitos nos elementos rolantes ([BARILLI, 2013](#)).

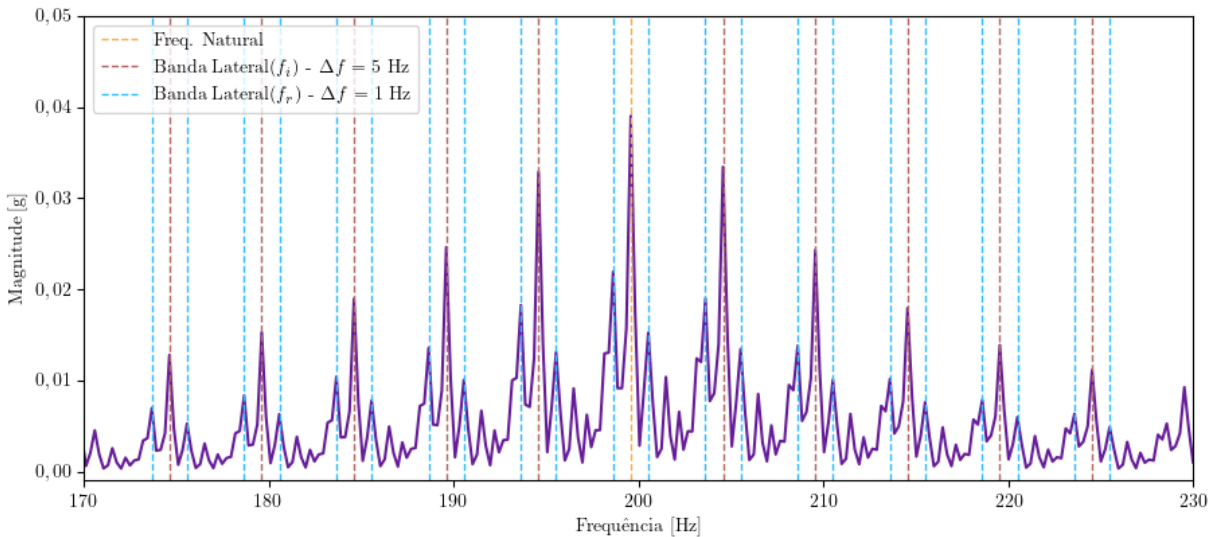
Na [Figura 2.7](#), é apresentada uma simulação de um sinal de um mancal de rolamento com defeito no anel interno, onde a resposta do mancal é assumida como um sistema de 1 grau de liberdade (apenas uma frequência natural¹). O primeiro gráfico mostra o sinal no domínio do tempo, o segundo exibe o espectro de frequência e o terceiro apresenta um zoom do espectro para uma melhor visualização dos efeitos mencionados anteriormente. Nessa simulação, para facilitar a visualização, considerou-se que a resposta impulsiva do sistema possui apenas uma frequência natural aproximada de 200 Hz, a frequência de

¹ Frequência na qual um sistema oscilará quando perturbado e liberado para vibrar livremente, sem qualquer interferência externa contínua ([MEIROVITCH, 2010](#)).

rotação do eixo é de 1 Hz e a frequência de defeito do anel interno é de 5 Hz. É possível observar a formação das bandas laterais devido às modulações presentes no sinal de um mancal com defeito.



(a) Sinal no Tempo e Espectro na Frequência



(b) Zoom do Espectro na Frequência

Figura 2.7 – Sinal Simulado de um Mancal de Rolamento com Defeito no Anel Interno

2.1.2 Detecção de Falhas em Sinais Vibratórios

Em geral, a detecção de falhas em máquinas ocorre através da comparação entre o sinal analisado com um padrão estabelecido. Existem várias abordagens para realizar essa comparação, assim como diferentes padrões para determinar se o sinal indica uma falha em um componente. Uma forma simples de comparação é avaliar os níveis de vibração. Utilizando critérios de vibração, que são medidas que estabelecem limites de vibração aceitáveis para o correto funcionamento da máquina, é possível verificar se os níveis de vibração medidos estão dentro desses limites. Os níveis de vibração podem ser expressos

em valores absolutos ou em valores de pico a pico das três métricas básicas de medição (deslocamento, velocidade ou aceleração), ou ainda através de parâmetros estatísticos do sinal, como valor eficaz, valor médio, entre outros. Os limites aceitáveis podem ser estabelecidos por normas regulamentadoras, especificações técnicas ou por meio de estudos técnicos e acadêmicos na área de monitoramento de vibração (RANDALL, 2021).

Apesar de permitir a detecção rápida da presença de um defeito em um componente de uma máquina, a comparação dos níveis de vibração oferece informações limitadas sobre o tipo e a localização do defeito. Para obter essas informações de forma mais precisa, a análise espectral é uma alternativa mais adequada. Uma vez que as respostas vibratórias de componentes mecânicos com defeitos possuem frequências características, a análise das componentes de um sinal no domínio da frequência permite identificar a origem e a localização do defeito. Além disso, a análise espectral também possibilita avaliar a gravidade do defeito ao analisar a amplitude de uma determinada componente de frequência. Tanto a detecção do defeito quanto a determinação da gravidade com base na análise espectral são fundamentadas no mesmo princípio mencionado anteriormente, que é a comparação dos valores das componentes de frequência com padrões estabelecidos (MAIS, 2002).

Com base na análise espectral, uma técnica amplamente utilizada na detecção de falhas em mancais de rolamento é a análise de envelope. Essa técnica é motivada pelo fato de que o comportamento vibratório desses elementos na prática nem sempre ocorre exatamente como descrito na Seção 2.1.1. Isso ocorre devido à flutuação aleatória na frequência de ocorrência dos impulsos, resultante das variações no ângulo de contato (ϕ) a cada passagem dos elementos rolantes pela zona de distribuição de carga. Embora essa flutuação seja pequena e quase imperceptível no sinal no domínio do tempo, seu efeito no espectro pode causar espalhamento lateral das componentes de frequência, sobreposições indesejadas e, conseqüentemente, dificuldades na realização de um diagnóstico preciso da falha (HO; RANDALL, 2000). A Figura 2.8 ilustra esse efeito nos sinais de mancais de rolamento, apresentando na parte superior um sinal sem considerar a flutuação aleatória e, na parte inferior, considerando uma porcentagem de flutuação.

Para resolver esse problema, a análise de envelope utiliza uma metodologia que extrai e analisa apenas as informações relacionadas à amplitude modulada do sinal, evitando o efeito de espalhamento causado pelas flutuações aleatórias. O procedimento geralmente envolve três etapas principais. Na primeira etapa, é identificada uma região no espectro do sinal onde existe uma possível frequência natural do sistema. O sinal é então filtrado

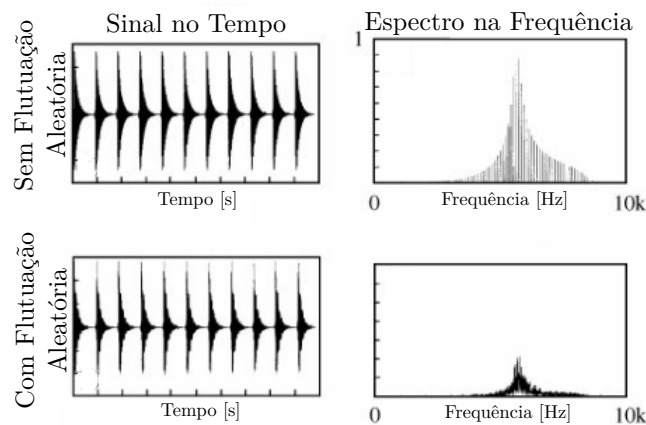


Figura 2.8 – Sinais no Tempo e Espectros na Frequência das Respostas Vibratórias de um Mancal de Rolamento Defeituoso sem e com Flutuações Aleatórias

Fonte: Adaptado de [Ho e Randall \(2000\)](#).

dentro dessa faixa de frequência, removendo todas as outras componentes e isolando apenas as sequências de respostas impulsivas geradas pelo defeito no mancal. Na segunda etapa, o sinal modulante é extraído do sinal filtrado usando diferentes técnicas, sendo a demodulação por transformada de Hilbert uma das mais comuns. O Apêndice A apresenta uma breve explicação sobre a transformada de Hilbert e sua aplicação. A última etapa na análise de envelope é obter um espectro do sinal de envelope. Se o sinal analisado for proveniente de um mancal com defeito, esse espectro terá componentes associadas às frequências de defeito, uma vez que os sinais modulantes possuem periodicidade relacionada a essas frequências, conforme discutido na Seção 2.1.1. A Figura 2.9 mostra os espectros de envelope dos sinais apresentados na Figura 2.8. Observa-se que, independentemente da flutuação, a análise de envelope, quando aplicada corretamente, possibilita a extração apenas das componentes relacionadas às frequências de defeito. Isso permite uma detecção mais precisa e confiável das falhas no mancal de rolamento.

2.2 SEPARAÇÃO DE COMPONENTES DETERMINÍSTICAS E ALEATÓRIAS

Em teoria, os sinais resultantes da maioria dos elementos de máquinas rotativas, com ou sem defeitos, devem ser determinísticos e exibir um comportamento bem definido. No entanto, ao observar os sinais medidos na prática, é perceptível que uma parcela aleatória também está presente no sinal. Essa parcela pode estar relacionada a diversas causas, como ruídos elétricos provenientes do sistema de aquisição ou flutuações aleatórias no

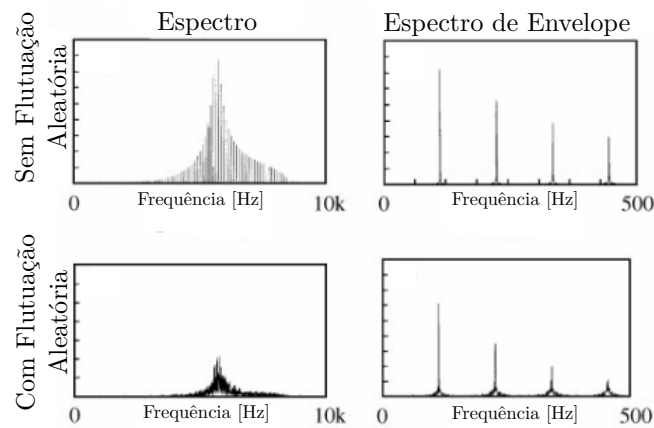


Figura 2.9 – Espectros e Espectros de Envelope das Respostas Vibratórias de um Mancal de Rolamento Defeituoso sem e com Flutuações Aleatórias

Fonte: Adaptado de [Ho e Randall \(2000\)](#).

próprio funcionamento do elemento, conforme demonstrado na seção anterior. Além disso, a parcela determinística associada à resposta vibratória do elemento pode estar mascarada no sinal devido à sua baixa intensidade em comparação com as demais componentes do sinal, especialmente nos estágios iniciais de um defeito. Diante disso, a utilização de técnicas que possibilitem a separação de sinais determinísticos das parcelas aleatórias pode ser fundamental para a identificação adequada de falhas e defeitos. Essas técnicas permitem isolar os componentes determinísticos que carregam informações valiosas sobre as características e origens das falhas, facilitando a detecção precoce e o diagnóstico preciso ([RANDALL, 2021](#)).

Existem diversas técnicas para realizar essa separação, cada uma com suas vantagens e desvantagens, dependendo das condições de aplicação. Uma abordagem comumente utilizada é a predição linear, que permite modelar a componente determinística do sinal. Com base em uma quantidade determinada de amostras passadas desse sinal, é possível prever o valor atual da parcela determinística. Os coeficientes do modelo podem ser obtidos por meio de algoritmos como a recursão de Levinson-Durbin (LDR) ou o método de máxima entropia de Burg (MEM). Embora essa técnica seja flexível, é importante considerar a complexidade do sinal. Em alguns casos, uma ordem muito alta pode ser necessária no modelo de predição, o que pode levar à instabilidade do mesmo. Por outro lado, uma ordem muito baixa pode resultar em uma modelagem imprecisa da componente determinística ([RANDALL; SAWALHI; COATS, 2011](#)).

Outra abordagem para a separação de componentes determinísticos e aleatórios é

o uso de filtros adaptativos. Esses filtros têm a capacidade de ajustar automaticamente seus parâmetros e podem ser empregados para aproximar a saída do filtro da parcela determinística com base em um sinal de referência. Esse sinal de referência pode ser um sinal complementar que seja coerente com a parcela aleatória ou até mesmo o próprio sinal de saída do filtro, porém atrasado no tempo. Existem diversos algoritmos que podem ser utilizados para realizar a adaptação interna do filtro, como o método dos mínimos quadrados médios. Esses algoritmos permitem que o filtro se ajuste às mudanças nas características do ruído ao longo do tempo, tornando-o eficiente e altamente adaptável. No entanto, é importante destacar que o bom desempenho do filtro adaptativo depende de um ajuste adequado dos parâmetros internos de seu algoritmo ([WIDROW; STEARNS, 1985](#)).

Outra técnica de separação de componentes, baseada no uso de filtros, é a chamada Discrete/Random Separation (DRS). Essa abordagem utiliza a relação entre o sinal analisado e sua versão atrasada por meio da função de transferência entre essas componentes para obter a resposta característica do filtro, resultando em uma análise no domínio da frequência. A resposta do filtro é determinada utilizando todo o sinal, e sua aplicação é realizada no mesmo sinal em um processamento posterior, o que pode resultar em um bom desempenho apenas quando as componentes de frequência discreta são bem estáveis. Portanto, variações na velocidade podem resultar em alguns erros ([RANDALL, 2021](#)).

Existem várias técnicas que se baseiam no princípio de decompor o sinal e atenuar as componentes associadas à parte aleatória, utilizando um processo de limiarização. Um exemplo disso é o trabalho de [Lin e Qu \(2000\)](#), que utiliza a Transformada de Wavelet com funções Morlet para decompor o sinal e aplicar a limiarização. Outra abordagem é a utilizada por [Kopsinis e McLaughlin \(2009\)](#), que emprega a Decomposição Modal Empírica para dividir o sinal antes do processo de limiarização. No entanto, neste trabalho, optou-se por usar uma técnica extremamente tradicional e simples para realizar a separação, conhecida como Média Síncrona no Tempo. Na próxima seção, será apresentada a fundamentação teórica dessa técnica, juntamente com sua formulação matemática e as condições de aplicação.

2.2.1 Média Síncrona no Tempo

A Média Síncrona no Tempo, também conhecida como TSA (Time-Synchronous Averaging), é uma das técnicas mais antigas para a separação de componentes determinísticas

e aleatórias em sinais. Devido à sua simplicidade de aplicação, essa técnica é amplamente utilizada em aplicações de monitoramento de condição baseado em vibração. Além de separar a parte determinística do sinal, o TSA também possui a capacidade de isolar componentes específicas em determinadas frequências, o que justifica o termo "Síncrona" em seu nome, referindo-se à sincronização da técnica em uma frequência específica. O TSA pode ser aplicado para separar componentes relacionadas a várias frequências características de um sinal (RANDALL; SAWALHI; COATS, 2011).

Para compreender a aplicação desta técnica, considera-se que um sinal pode ser decomposto em três parcelas distintas, indo além da decomposição tradicional em componentes determinísticas e aleatórias. A primeira parcela é uma componente determinística e síncrona à frequência que se deseja isolar (f_s). A segunda parcela é composta por todas as componentes determinísticas, porém não sincronizadas com a frequência de sincronização, e as componentes aleatórias que estão correlacionadas com o sinal. Por fim, a terceira parcela é referente à parte aleatória do sinal que não possui correlação com o mesmo. Portanto, podemos definir um sinal no tempo, $x(t)$, como a soma dessas três parcelas da seguinte forma:

$$x(t) = s(t) + n(t) + r(t), \quad (2.5)$$

onde t é a variável de tempo, $s(t)$ é a parcela determinística e síncrona no tempo, $r(t)$ é a parcela aleatória não correlacionada e $n(t)$ é a parcela que compreende as componentes determinísticas e não-síncronas e as componentes aleatórias correlacionadas. Essas três componentes possuem as seguintes características analíticas, complementando as definições qualitativas anteriores:

$$\begin{aligned} s(t + kT_s) &= s(t) \quad \text{para todo } t, \\ C_{ss}(t) &= \int s(\tau)s(t - \tau)d\tau \neq 0 \quad \text{para todo } t, \end{aligned} \quad (2.6)$$

$$\begin{aligned} n(t + kT_s) &\neq n(t) \quad \text{para todo } t, \\ C_{nn}(t) &\neq 0 \quad \text{para todo } t, \end{aligned} \quad (2.7)$$

$$C_{rr}(t) = 0 \quad \text{para } t \neq 0, \quad (2.8)$$

onde k é um número inteiro, C_{ss} , C_{nn} e C_{rr} referem-se à autocorrelação das três parcelas, e T_s é o período da componente síncrona, ou seja, o inverso da frequência que desejamos

isolar, $T_s = \frac{1}{f_s}$. É importante destacar que em (2.6) define-se que a parcela $s(t)$ é periódica em relação ao período T_s e possui autocorrelação não nula, o que implica que essa parcela inclui não apenas a componente que possui a frequência f_s , mas também todas as suas harmônicas. Por outro lado, em (2.7) ressalta-se que a parcela $n(t)$ não é periódica com T_s e também possui autocorrelação não nula, o que implica que essa parcela inclui todas as componentes periódicas que possuem frequências diferentes de f_s e suas harmônicas e as componentes aleatórias correlacionadas. Já em (2.8), a autocorrelação é nula quando t é diferente de zero, caracterizando a parcela $r(t)$ como aleatória não correlacionada (HOCHMANN; SADOK, 2004).

Portanto, para extrair a componente $s(t)$ por meio do TSA, é suficiente aplicar uma transformação em $x(t)$ usando a média sincronizada de segmentos desse sinal, com intervalos equivalentes ao período T_s . Em cada segmento, a componente síncrona $s(t)$ terá formas similares devido à sua periodicidade, enquanto as demais componentes apresentarão comportamentos desordenados. Isso ocorre porque a parcela $r(t)$ possui características aleatórias, resultando em amostras aleatórias em cada segmento, e a parcela $n(t)$, além de poder apresentar essa característica aleatória, está dessincronizada com o intervalo do segmento, resultando em diferentes partes em cada segmento. Para ilustrar este processo, na Figura 2.10a, são mostradas as três parcelas constituintes de um sinal simulado e como cada uma se comporta na segmentação. Vale ressaltar que este sinal foi simplificado considerando a parcela $s(t)$ como uma senoide de frequência f_s e a parcela $n(t)$ como uma senoide com uma frequência diferente de f_s , já que o objetivo é apenas ilustrar como o TSA influencia cada parcela descrita anteriormente. Levando em consideração esses aspectos, ao final do processo de média dos segmentos, os valores da parcela $s(t)$ permanecerão próximos aos seus valores originais, enquanto as demais parcelas podem ter a tendência de serem atenuadas, conforme pode ser observado na Figura 2.10b (HA et al., 2016).

Matematicamente, esse processo de média de N segmentos pode ser formulado como uma convolução do sinal $x(t)$ com uma sequência de N impulsos ideais espaçados por T_s e com amplitudes iguais a $1/N$. Esse modelo pode ser descrito da seguinte forma:

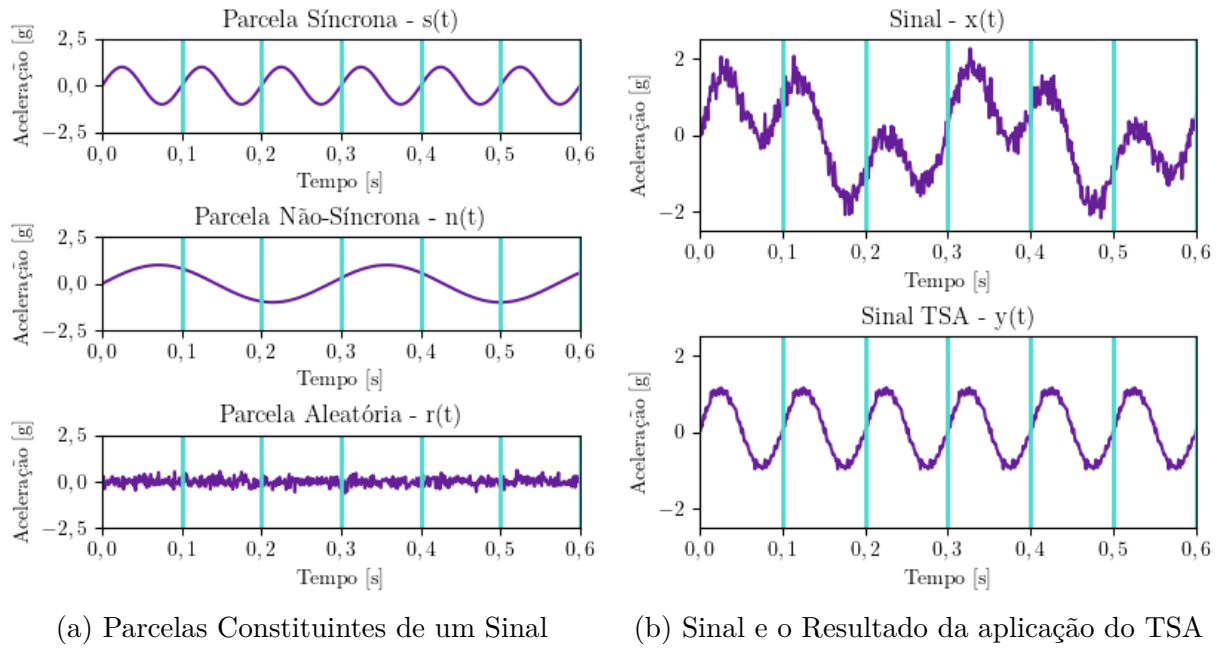


Figura 2.10 – Procedimento de Aplicação do TSA

$$\begin{aligned}
 y(t) &= x(t) * c(t), \\
 &= x(t) * \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \delta(t + nT_s), \\
 &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(t + nT_s),
 \end{aligned} \tag{2.9}$$

onde $\delta(t)$ é a função delta de Dirac que representa o impulso. Observa-se que, devido à propriedade da convolução na transformada de Fourier, esse modelo pode ser representado no domínio da frequência por meio de uma multiplicação, da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
 Y(f) &= X(f)C(f), \\
 &= X(f) \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} e^{j2\pi nT_s f}, \\
 &= X(f) \frac{1}{N} \frac{\text{sen}(\pi NT_s f)}{\text{sen}(\pi T_s f)},
 \end{aligned} \tag{2.10}$$

onde f é a variável de frequência, j é o número imaginário, $X(f)$ é a transformada de Fourier do sinal $x(t)$ e $C(f)$ é a transformada de Fourier da sequência de impulsos. Observa-se que a multiplicação no domínio da frequência é análoga a uma filtragem, em que $C(f)$ é definida como a resposta em frequência do filtro (BRAUN, 1975).

Para avaliar o processo de filtragem de $C(f)$, podemos analisar o comportamento do seu espectro de amplitude ao variar os parâmetros internos, como o número de médias N e o período de extração T_s . Na Figura 2.11, são mostrados os espectros de amplitude

de $C(f)$ para diferentes valores de N (1, 2, 4 e 8), utilizando um valor genérico de T_s . Observa-se que, nos casos em que N é maior que 1, o espectro começa a apresentar lóbulos centrados em múltiplos de f_s , ou seja, picos nas frequências do sinal que se deseja extrair e suas harmônicas. Além disso, conforme N aumenta, esses lóbulos centrais começam a se estreitar, enquanto lóbulos laterais começam a surgir. No entanto, é importante ressaltar que, à medida que o valor de N aumenta, a amplitude desses lóbulos laterais diminui. Portanto, observa-se que, à medida que N aumenta, o comportamento do espectro de amplitude se assemelha ao de um filtro *comb*, caracterizado por uma sequência de picos centrados em frequências específicas, igualmente espaçados (MCFADDEN, 1987).

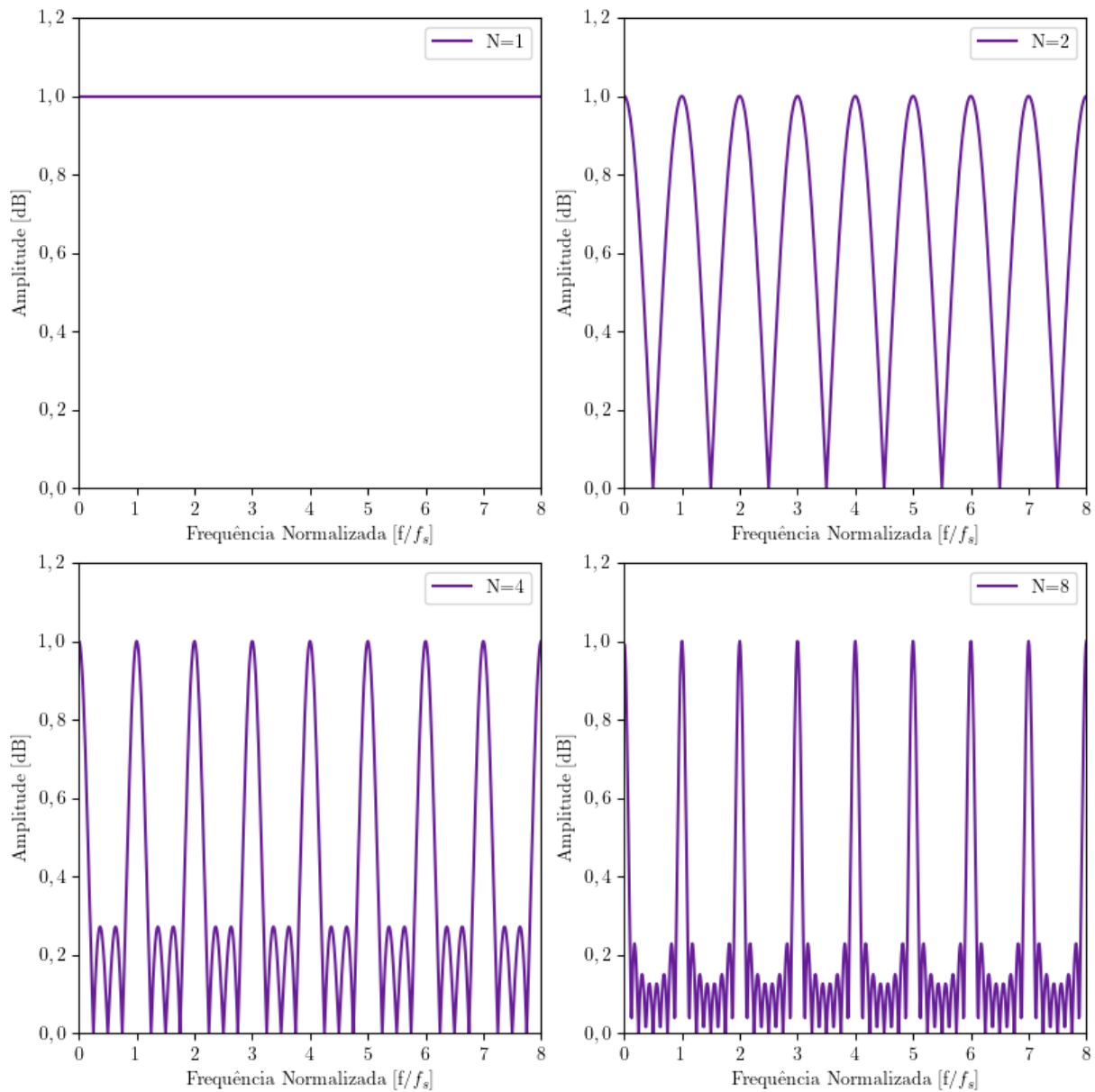


Figura 2.11 – Espectros de Amplitude de $C(f)$ para $N=1,2,4$ e 8

Posto isso, ao realizar a multiplicação no domínio da frequência conforme descrito em

(2.10), podemos compreender o processo de extração por meio do TSA. As componentes de $X(f)$ relacionadas a f_s e suas harmônicas obtêm um ganho unitário nessa operação devido aos lóbulos centrais, o que significa que são preservadas no resultado final. Por outro lado, as demais componentes são atenuadas pelos lóbulos laterais. Conforme mencionado no parágrafo anterior, esses lóbulos laterais têm amplitudes bastante reduzidas quando o TSA é aplicado com um alto número de médias (MCFADDEN; TOOZHY, 2000).

Outro aspecto relevante a ser destacado no processo de aplicação do TSA é a presença de uma banda de passagem em torno de f_s e suas harmônicas, que pode ser definida de acordo como:

$$\Delta f_{tsa} = f_s \frac{0,42}{N}, \quad (2.11)$$

onde Δf_{tsa} representa a largura da banda de passagem. Esse parâmetro determina a extensão dos lóbulos centrais, que define a quantidade de informação em torno de f_s que será extraída junto com o sinal. Ele é calculado com base na largura de banda equivalente a uma queda de 3 dB na razão de potência entre o sinal resultante do TSA e o sinal original. Essa definição pode ser encontrada no trabalho de Hochmann e Sadok (2004). Essa característica é particularmente relevante ao aplicar o TSA em sinais reais, nos quais a frequência real do sinal pode apresentar pequenas variações em relação à frequência definida como f_s . Se essas variações estiverem fora da banda de passagem, pode ocorrer a atenuação de componentes importantes do sinal. Portanto, em alguns casos, é recomendável definir uma banda de passagem ótima que abranja essas variações, levando em consideração um valor adequado para N .

Apesar de o TSA ser uma técnica de aplicação simples, sua efetividade depende da igualdade no número de amostras em cada segmento correspondente ao intervalo T_s . No entanto, é comum que essa igualdade não seja atendida devido a vários fatores. O intervalo relativo à frequência de extração pode não ser um múltiplo inteiro do período de amostragem, ou o sinal analisado pode apresentar pequenas flutuações na frequência de extração, resultando em variações no valor do período. Ambos os casos levam a um número diferente de amostras em cada segmento relacionado a T_s . Para lidar com essa questão, é possível manipular o sinal de modo que seja analisado em relação a uma frequência específica, ajustando a taxa de amostragem no momento da aquisição ou aplicando técnicas de interpolação para garantir uma quantidade igual de amostras em

cada segmento (reamostragem) (RANDALL; SAWALHI; COATS, 2011).

2.2.2 Análise de Ordem e Reamostragem Angular

Um mancal de rolamento, assim como outros componentes de máquinas, responde vibratoriamente a uma frequência de excitação conhecida, geralmente a rotação do eixo. No entanto, essa rotação pode variar, resultando em um espalhamento das componentes espectrais do sinal quando o espectro é apresentado em frequências absolutas. Para resolver esse problema, pode-se analisar o sinal em relação à frequência de excitação específica e suas harmônicas, chamadas de ordens. Dessa forma, mesmo que ocorram flutuações na frequência de rotação, as informações espectrais permanecem compreensíveis, pois estão relacionadas à própria rotação e não a um valor absoluto (RANDALL, 2021).

A Figura 2.12 apresenta uma comparação entre dois espectros do mesmo sinal: um no domínio da frequência, onde a variável independente é expressa em Hz, e outro no domínio da ordem, onde a variável independente é expressa em nX (n por revolução). É importante ressaltar que a unidade de medida que representa a ordem, nX , representa o número de ciclos por revolução e, portanto, quantifica a relação de proporcionalidade aos múltiplos da frequência de referência. O sinal em questão possui uma frequência fundamental variando em torno de 20 Hz, resultando em um padrão de espalhamento em torno desse valor, conforme ilustrado na Figura 2.12a. No entanto, ao analisar o sinal em relação à rotação do eixo, que é a frequência de referência para a ordem neste caso, é possível observar um único pico na primeira ordem, como exemplificado na Figura 2.12b.

Para analisar um sinal em relação a uma frequência específica, é necessário amostrá-lo de forma que o número de amostras seja constante em cada período de análise, independentemente do intervalo de duração deste período. No caso da análise em função da rotação de um eixo, esse processo deve garantir que o mesmo número de amostras do sinal seja obtido a cada rotação, ou seja, a amostragem deve ser realizada com incrementos de ângulos idênticos. É importante destacar que ao final deste processo, o sinal estará representado no domínio do ângulo, apesar de conter a mesma informação de quando representado no domínio no tempo (BORGHESANI et al., 2014).

Para realizar a amostragem no domínio angular, também conhecida como amostragem angular, existem duas abordagens comuns. A primeira é por meio do uso de equipamentos dedicados, projetados especificamente para essa finalidade. Esses equipamentos são capazes

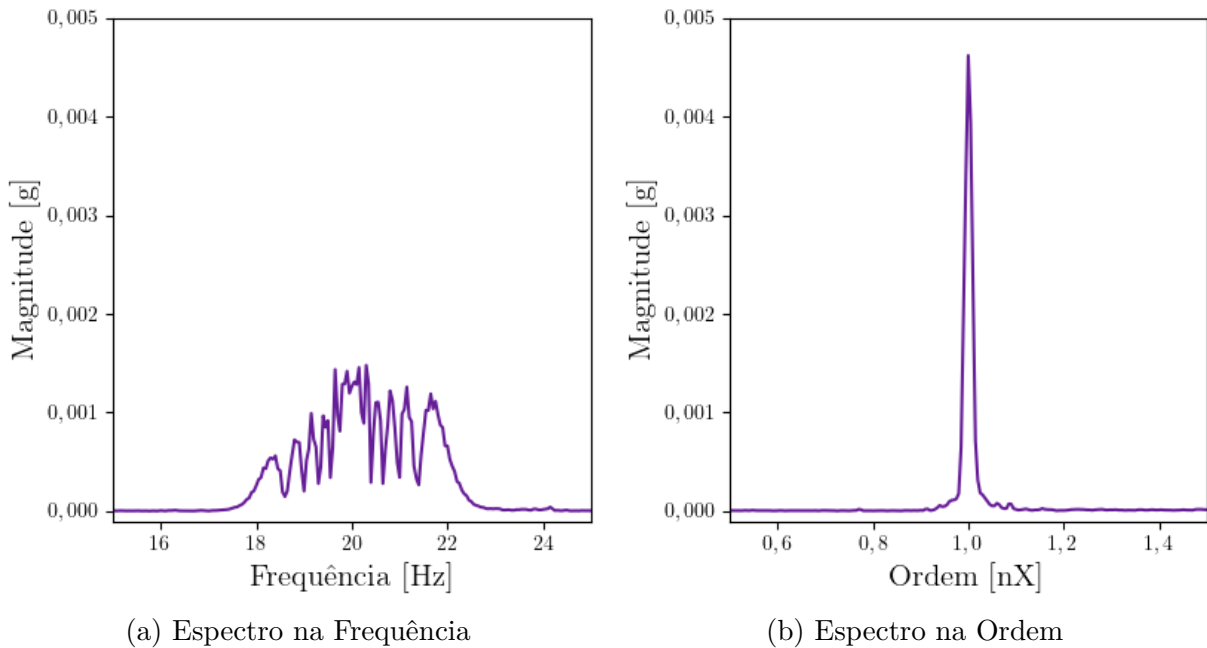


Figura 2.12 – Comparação de Espectros de um Sinal com Frequência Variável

de ajustar a taxa de aquisição de acordo com a rotação da máquina. Eles possuem um sistema interno que, ao ler o sinal de um tacômetro conectado ao eixo, controla o conversor analógico-digital para realizar a amostragem de forma sincronizada (LU et al., 2019).

A segunda abordagem é conhecida como reamostragem angular e é baseada no princípio de reamostrar um sinal usando procedimentos numéricos. Essa abordagem é amplamente utilizada atualmente por ser um método quase que totalmente digital, eliminando a necessidade de hardware específico para controlar a taxa de aquisição. No entanto, é importante ressaltar que esse método requer o uso de um sinal externo de sincronização, o que impede que seja totalmente computacional (RANDALL, 2021).

A reamostragem angular é composta por três etapas principais. Na primeira etapa, são determinados os instantes de tempo em que ocorrem uma rotação completa do eixo, conhecidos como períodos de rotação. Esses momentos são identificados através de um sinal externo, frequentemente gerado por um tacômetro, que produz um pulso retangular a cada rotação. O objetivo, então, é detectar os instantes onde ocorrem as bordas de subida desses pulsos. Embora outros dispositivos, como codificadores de eixo (*shaft encoder*), possam ser utilizados para obter o sinal de sincronização externo, o tacômetro é amplamente utilizado devido à sua simplicidade de uso. Nessa etapa, é importante garantir que a taxa de amostragem do sinal externo seja igual ou maior do que a taxa de amostragem do sinal de vibração adquirido. Isso assegura uma maior precisão na determinação dos intervalos

dos períodos de rotação (BOSSLEY et al., 1999).

A segunda etapa consiste em determinar os momentos em que ocorrem incrementos regulares de ângulo. Nessa etapa, é utilizado um processo de interpolação numérica para obter uma função que descreve o ângulo do eixo em relação ao tempo, representada por $\Theta(t)$ e denominada de curva de fase. Existem diversos métodos de interpolação disponíveis e uma descrição completa das principais técnicas pode ser encontrada em Burden, Faires e Burden (2015). Independentemente do método escolhido, é necessário ter um conjunto de pares de dados correspondentes para interpolação da curva de fase. Esses pares são estabelecidos utilizando os tempos obtidos na etapa anterior e associando-os a incrementos angulares do eixo equivalentes a uma rotação, como mostrado a seguir:

$$\Theta(t_0) = 0, \quad \Theta(t_1) = 2\pi, \quad \Theta(t_2) = 4\pi, \quad \dots, \quad \Theta(t_n) = n2\pi. \quad (2.12)$$

Nota-se que os tempos $t_0, t_1, t_2, \dots, t_n$ correspondem aos momentos em que ocorrem as bordas de subida dos pulsos do sinal do tacômetro. Através da curva interpolada para a fase, $\Theta(t)$, é possível obter a função inversa, que descreve a relação entre o tempo e o ângulo, $t(\Theta)$. Utilizando essa função, pode-se extrair os instantes de tempo que estão relacionados a incrementos angulares regulares. É fundamental destacar que o valor do incremento angular deve ser escolhido levando em consideração a precisão desejada para o sinal. Assim como na amostragem temporal, quanto menor for o incremento, mais amostras serão geradas, resultando em mais informações sobre o sinal. Além disso, é importante garantir que o valor escolhido para o incremento seja um divisor exato de 2π , para que haja um número igual de amostras a cada revolução (FYFE; MUNCK, 1997).

A terceira e última etapa consiste em reamostrar o sinal no domínio do ângulo. A partir do sinal discreto de vibração no tempo obtido na medição, é possível interpolar uma curva contínua temporal para esse sinal, denotada por $x(t)$. Com essa curva, é possível obter os valores de amplitude da vibração nos tempos associados aos incrementos angulares regulares obtidos na etapa anterior, resultando em um sinal de vibração reamostrado no domínio do ângulo, $x(\theta)$. É importante observar que, devido ao uso da curva interpolada, esse sinal contém a mesma informação que o sinal obtido no tempo através da medição, porém com a característica de ter uma amostragem angular regular e o mesmo número de amostras a cada período de rotação (BOSSLEY et al., 1999).

Na Figura 2.13, é apresentado um exemplo de um sinal senoidal com a frequência

variando de um período para outro. O sinal é amostrado regularmente no tempo, como indicado pelos triângulos, e também é amostrado regularmente no ângulo, conforme indicado pelos quadrados. Observa-se que o número de amostras angulares por período permanece constante, ao contrário das amostras temporais, que têm quantidades diferentes para cada período.

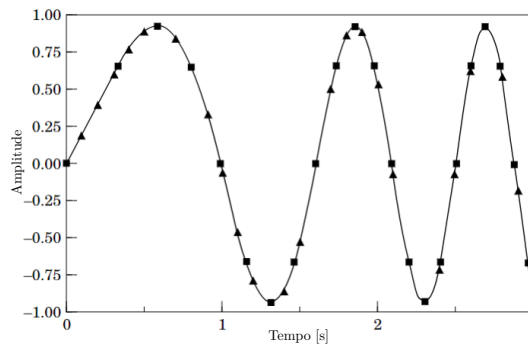


Figura 2.13 – Comparação das amostragens temporal, ▲, e angular, ■.

Fonte: Adaptado de [Fyfe e Munck \(1997\)](#).

Ao aplicar a transformada de Fourier em um sinal que está no domínio do ângulo, como o obtido na reamostragem angular, o espectro é obtido diretamente em função da ordem. Isso porque a ordem é a contraparte espectral do ângulo, assim como a frequência absoluta é a do tempo. Portanto, pode-se definir a seguinte relação:

$$X(nX) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\theta) e^{-j(nX)\theta} d\theta \quad (2.13)$$

onde θ é variável que representa o ângulo, $x(\theta)$ é o sinal no domínio do ângulo, nX é a variável que representa a ordem e $X(nX)$ é o espectro no domínio da ordem ([BORGHESANI et al., 2014](#)).

2.2.3 Estimativa de Rotação através da Vibração

A obtenção de um sinal de sincronização, ou seja, um sinal com a informação da velocidade de rotação, por meio de um dispositivo externo, como um tacômetro, pode ser impraticável em certas aplicações industriais. Além de representar um custo adicional, algumas máquinas estão localizadas em áreas de difícil acesso ou operam em condições adversas, tornando a instalação e o uso de um dispositivo adicional inviáveis. Portanto, a utilização de técnicas para estimar a velocidade de rotação de uma máquina com base em

sua própria vibração pode oferecer uma solução para esse problema ([SCHMIDT; HEYNS; DE VILLIERS, 2018](#)).

Apesar dos avanços e pesquisas recentes, o uso de métodos indiretos para obter a informação de velocidade de rotação apresenta algumas desvantagens, sendo a menor precisão a mais significativa. Isso se deve ao fato de que um sinal de vibração medido em uma máquina possui características que dificultam a extração precisa da informação de rotação. Essas características incluem frequências naturais, ruídos e componentes que não estão diretamente relacionados à rotação ([PEETERS et al., 2019](#)).

Dentre as diversas técnicas disponíveis para estimar a frequência de rotação, três se destacam devido ao fato de que sinais vibratórios de máquinas rotativas quase sempre apresentam uma componente espectral relacionada às suas frequências de rotação. A primeira delas é a Demodulação de Fase, que possui um funcionamento semelhante à análise de envelope, porém com foco na extração da fase de uma componente específica ([BONNARDOT et al., 2005](#)). A segunda metodologia é o Rastreamento do Máximo de Espectrograma. Nessa abordagem, a extração é realizada com base na análise do espectrograma, que é uma representação do sinal no domínio tempo-frequência ([URBANEK; BARSZCZ; SAWALHI et al., 2011](#)). A última metodologia consiste em uma combinação das duas abordagens anteriores, visando obter um resultado final aprimorado ([URBANEK; BARSZCZ; ANTONI, 2013](#)).

2.2.3.1 Demodulação de Fase

Este método foi inicialmente desenvolvido para ser aplicado em sinais de vibração de engrenagens. Nessas aplicações, certas componentes do sinal, como aquelas relacionadas à frequência de engrenamento, estão diretamente associadas à frequência de rotação do eixo por meio de uma relação linear. Utilizando essa relação, é possível separar e processar esta componente do sinal e extrair informações de fase relacionadas à rotação do eixo, que, por sua vez, estão diretamente relacionadas à sua velocidade de rotação ([BONNARDOT et al., 2005](#)).

O primeiro passo deste método consiste em identificar uma componente presente no sinal que esteja relacionada à frequência de rotação do eixo. Essa identificação é feita com base no conhecimento prévio do comportamento vibratório da máquina, permitindo estabelecer uma relação linear entre a frequência da componente selecionada e a frequência

de rotação do eixo. A relação é expressa por:

$$f_s = \alpha f_r \quad (2.14)$$

onde f_s é a frequência da componente selecionada, f_r é a frequência de rotação do eixo e α é uma constante que determina a relação entre as duas frequências (URBANEK; BARSZCZ; SAWALHI et al., 2011). Na Figura 2.14, é mostrado um exemplo de espectro de um sinal de vibração de uma engrenagem com 20 dentes rotacionando à 19,55 Hz. Nesse espectro, é possível identificar duas possíveis componentes para seleção neste método. A primeira corresponde à própria componente associada à rotação do eixo, destacada em azul, enquanto a segunda, destacada em vermelho, está relacionada à frequência de engrenamento de 391 Hz, que está diretamente ligada à frequência do eixo por meio da relação $f_{gmf} = N f_r$, onde f_{gmf} é a frequência de engrenamento, N é o número de dentes e f_r é a frequência de rotação. Observa-se que, apesar de a primeira componente estar diretamente associada à rotação do eixo, a segunda possui um SNR (Signal-to-Noise Ratio) significativamente maior, o que indica que ela pode oferecer mais informações relevantes para a análise.

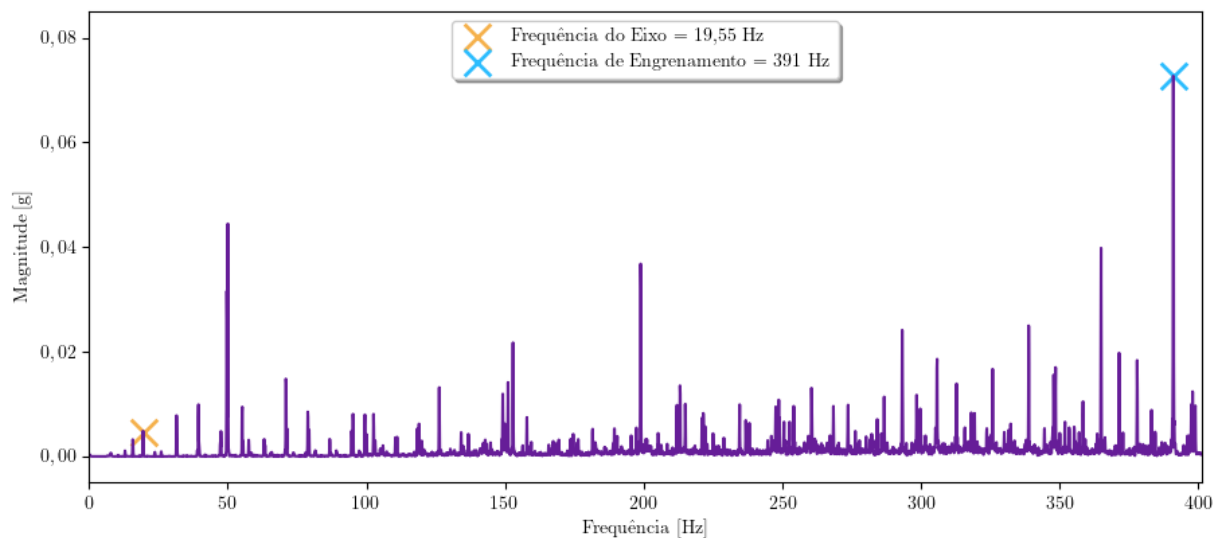


Figura 2.14 – Exemplo de Espectro de um Sinal de Engrenagem.

Após a seleção de uma componente de interesse, é necessário separá-la do sinal original para que possa ser processada. Para isso, pode-se aplicar um filtro passa-banda, que é projetado para permitir a passagem da componente desejada e atenuar as demais frequências. Nessa etapa, é importante escolher uma largura de banda adequada para o filtro, de modo a extrair apenas a componente de interesse. Uma banda muito ampla pode

resultar na contaminação do processo de filtragem, incluindo componentes indesejadas e informações irrelevantes para a análise. Portanto, é necessário definir uma largura de banda que seja suficientemente estreita para capturar apenas a componente desejada, minimizando a presença de outras frequências no resultado final. A escolha da largura de banda adequada depende da natureza do sinal analisado e requer conhecimento prévio sobre a resposta da máquina (COATS; RANDALL, 2012). Para ilustrar esse processo, na Figura 2.15 é apresentado um zoom do espectro mostrado na Figura 2.14. Observa-se que, se um filtro passa-banda com centro em 391 Hz e largura de banda de 14 Hz for aplicado a esse sinal, representado pela área amarela, as componentes presentes em torno 397,5 Hz serão filtradas juntamente com a componente de interesse. Isso resultaria em uma contaminação do resultado, incluindo informações que não estão relacionadas com a frequência de rotação do eixo.

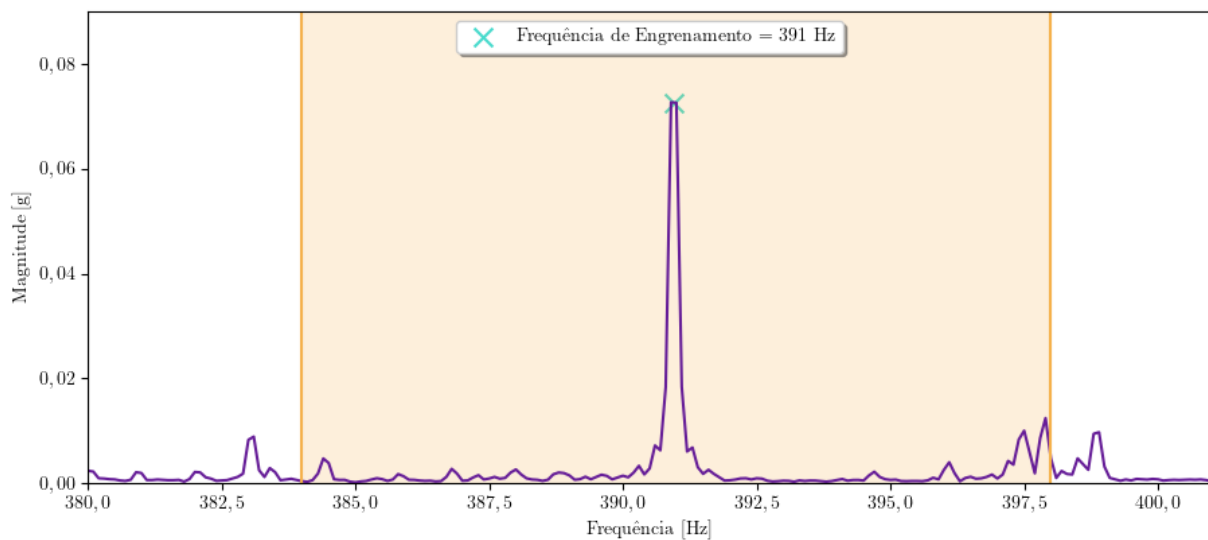


Figura 2.15 – Zoom de Espectro de um Sinal de Engrenagem.

Pensando em aumentar a precisão do método, é possível analisar as harmônicas da componente selecionada para determinar qual delas possui um SNR maior. Essa análise pode ser feita manualmente através da análise visual de ferramentas espectrais, como o espectro obtido por meio da transformada de Fourier, ou pode-se utilizar uma metodologia automatizada para selecionar a harmônica com o maior SNR. O SNR de uma determinada harmônica pode ser estimado usando a seguinte fórmula:

$$SNR_k = 10 \log \left(\frac{P_{tot} - P_b}{P_b} \right) \quad (2.15)$$

onde SNR_k é o SNR da k -ésima harmônica da componente. Para calcular a potência

total P_{tot} e a potência de ruído P_b dessa harmônica, algumas considerações são feitas. Primeiramente, deve-se ter em mente que o SNR calculado deve ser exclusivamente para a harmônica em questão, desconsiderando todas as outras componentes no sinal. Portanto, define-se a potência total como a soma de todas as potências dentro da faixa de frequência em que a componente será filtrada. Isso pode ser calculado integrando os valores obtidos na densidade espectral de potência (PSD) do sinal dentro da faixa estabelecida para a filtragem. Quanto à potência de ruído, considera-se que ela é a média dos valores obtidos na PSD nas extremidades da banda de filtragem. Essa abordagem assume que o ruído tem uma distribuição uniforme nessa faixa e, portanto, a potência de ruído pode ser estimada usando a média dos valores nas extremidades (COMBET; GELMAN, 2007). Para selecionar a melhor harmônica, basta, então, avaliar qual possui um maior SNR.

Ao selecionar a melhor harmônica da melhor componente e filtrá-la, é necessário processá-la para extrair as informações necessárias para obter a velocidade de rotação do eixo. Nessa etapa da metodologia, utiliza-se a transformada de Hilbert na componente filtrada para obter a fase ao longo do tempo, denotada por $\theta_s^k(t)$, onde o índice s refere-se à componente selecionada e o sobrescrito k refere-se à harmônica relacionada. A transformada de Hilbert é explicada em detalhes no Apêndice A. A fase representa a posição angular de uma componente e está relacionada à frequência da seguinte maneira:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta(t)}{dt}, \quad (2.16)$$

onde $f(t)$ é a frequência instantânea de um sinal e $\theta(t)$ é a fase instantânea. Portanto, utilizando a relação (2.14) em (2.16), considerando que a k -ésima harmônica foi selecionada e realizando as manipulações necessárias, podemos relacionar a fase obtida com a fase do eixo da seguinte maneira:

$$\theta_r(t) = \frac{\theta_s^k(t)}{\alpha k}, \quad (2.17)$$

onde $\theta_r(t)$ é a fase do eixo (BONNARDOT et al., 2005).

Uma vez obtida a fase do eixo, pode-se obter a função da rotação do eixo no tempo, $f_r(t)$, ao aplicar diretamente a curva obtida em (2.17) na relação definida em (2.16). Além disso, pode-se aplicar essa informação extraída sobre a velocidade de rotação do eixo para obter os instantes de tempo associados às revoluções do eixo, utilizados na reamostragem angular, eliminando a necessidade de um sinal externo de sincronização ao substituir os

instantes obtidos na detecção de borda de subida do tacômetro. Para isso, devemos lembrar que uma rotação completa corresponde a um aumento de 2π na fase do eixo. Portanto, podemos identificar os instantes em que ocorreram as revoluções do eixo ao usar a função inversa da fase e adicionar incrementos de 2π , da seguinte maneira:

$$t_p(n) = \theta_r^{-1}(n2\pi), \quad n = 1, \dots, N_{tot} \quad (2.18)$$

onde $t_p(n)$ são os instantes associados a uma revolução do eixo e N_{tot} é a quantidade total de revoluções que podem ocorrer durante o intervalo de tempo do sinal. É importante destacar que devemos utilizar a versão da fase sem descontinuidades nesse processo. Essa versão representa a fase de forma contínua, onde os valores se acumulam ao longo do tempo, em vez de variar entre os possíveis valores de ângulo dentro de uma rotação (de 0 a 2π) (COMBET; GELMAN, 2007).

2.2.3.2 Rastreamento de Máximo de Espectrograma

Esta metodologia baseia-se em um princípio de funcionamento bastante simples. Através da análise de uma ferramenta, denominada espectrograma, que permite visualizar o sinal no domínio do tempo e no domínio da frequência, é possível identificar, em cada instante de tempo, quais frequências apresentam maior energia dentro de uma faixa específica. Assume-se, então, que essas frequências correspondem à frequência instantânea do eixo, o que possibilita estimar a velocidade de rotação do mesmo (URBANEK; BARSZCZ; SAWALHI et al., 2011).

O espectrograma é uma visualização do resultado da aplicação da transformada de Fourier de tempo curto (STFT, do inglês Short-Time Fourier Transform) em um sinal. Essa técnica estende a transformada de Fourier tradicional ao utilizar janelas móveis no sinal e calcular os espectros ao longo dos deslocamentos temporais das janelas. Isso permite analisar a variação da energia espectral ao longo do tempo. O resultado da STFT, que é representado no espectrograma, pode ser mostrado de diversas formas, sendo uma delas por um diagrama que mostra a magnitude ao quadrado da STFT, ou seja, $|STFT(t, f)|^2$, em função do tempo e da frequência (RANDALL, 2021). Na Figura 2.16 tem-se um exemplo de espectrograma de um sinal sintético que tem frequência variando no decorrer do tempo em torno de 3000 Hz.

Ao analisar o espectrograma, a metodologia proposta consiste em buscar a frequência

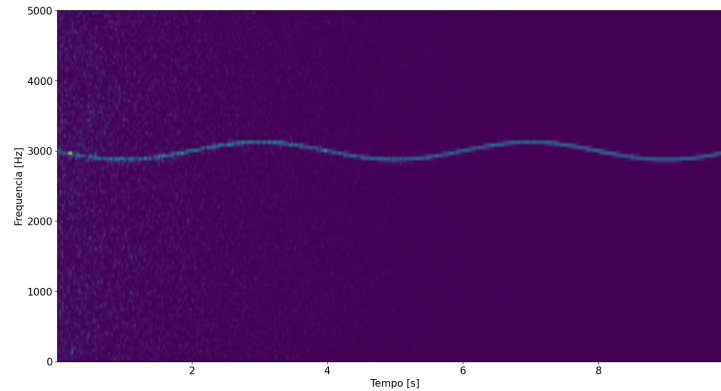


Figura 2.16 – Espectrograma de um sinal sintético com a frequência variando no tempo de maior amplitude dentro de uma faixa de frequência específica ao longo do tempo. Esse processo pode ser formulado como um problema de maximização que é resolvido em cada instante de tempo, e pode ser descrito da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \text{Maximizar } f : & \quad |STFT(t, f)|^2 \\ \text{Sujeito a: } & \quad (f - f_c)^2 \leq \Delta f_c^2 \end{aligned} \quad (2.19)$$

onde Δf_c é a largura da faixa de frequência que está sendo rastreada e f_c é a frequência central da faixa. As soluções ao longo do tempo podem ser associadas a uma função de frequência máxima rastreada, $f_{\max}(t)$ (PEETERS et al., 2019).

Para a aplicação do método, é necessário definir dois parâmetros para a solução da equação (2.19). O primeiro parâmetro a ser considerado é a largura da faixa Δf_c . Essa faixa deve ser determinada levando em conta a natureza do sinal em análise e as possíveis variações que a frequência rastreada pode apresentar ao longo do tempo. Além disso, é importante garantir que a faixa englobe apenas a componente de interesse, evitando incluir outras componentes indesejadas, de maneira semelhante ao método de demodulação de fase descrito na seção anterior (SCHMIDT; HEYNS; DE VILLIERS, 2018).

O outro parâmetro a ser definido é a frequência central da faixa, f_c . O método propõe que essa frequência seja a frequência máxima rastreada no instante de tempo anterior, ou seja, $f_{\max}(t - \delta\tau)$. Essa definição garante que a faixa de busca esteja sempre em torno da última frequência rastreada, permitindo acompanhar as variações da frequência ao longo do tempo. No entanto, é importante observar que, no primeiro instante de análise, f_c deve ser estimada com base no conhecimento prévio do comportamento do sistema. Essa estimativa inicial pode ser obtida por meio de uma frequência que possua uma relação linear com a frequência de rotação, como descrito em (2.14). Nessa relação, se a constante

de relação α for igual a um, a estimativa corresponderá à própria frequência de rotação esperada. Além disso, também é possível considerar a utilização da k -ésima harmônica dessas frequências como estimativa inicial (HU; WAN; LUO, 2021).

A partir da função de frequência máxima rastreada obtida pelo método, é possível calcular a fase instantânea associada a ela da seguinte forma:

$$\theta_{\max}(t) = 2\pi \int_0^t f_{\max}(u) du. \quad (2.20)$$

Dado que a estimativa inicial foi feita com base na mesma relação estabelecida na demodulação de fase, é possível obter a fase relacionada à rotação do eixo, $\theta_r(t)$, de maneira análoga usando a seguinte expressão:

$$\theta_r(t) = \frac{\theta_{\max}(t)}{\alpha k}. \quad (2.21)$$

Uma vez obtida a fase do eixo, pode-se utilizar a equação (2.18) para extrair os instantes associados às revoluções do eixo e utilizá-los diretamente na reamostragem angular. Dessa forma, tem-se mais uma técnica que possibilita a análise de ordem sem a necessidade de um sinal externo (URBANEK; BARSZCZ; ANTONI, 2013).

2.2.3.3 Método Híbrido

A metodologia híbrida apresentada neste estudo é uma combinação dos dois métodos anteriores e foi proposta por Urbanek, Barszcz e Antoni (2013). O método é ilustrado na Figura 2.17 e envolve dois processos principais. No primeiro processo, representado no lado esquerdo da figura, é utilizado o rastreamento do máximo do espectrograma para realizar uma reamostragem angular preliminar. No segundo processo, representado no lado direito da figura, é aplicada a demodulação de fase ao sinal resultante para obter a estimativa final da rotação do eixo.

As três primeiras etapas apresentadas na Figura 2.17 seguem as mesmas diretrizes descritas na seção 2.2.3.2. Após reamostrar o sinal no domínio do ângulo usando o método de rastreamento do máximo do espectrograma, observa-se que qualquer tipo de espalhamento é removido do sinal, e as componentes de frequência são representadas por picos nas ordens. Isso permite o uso de um filtro estreito e centrado na ordem no sinal resultante do primeiro processo.

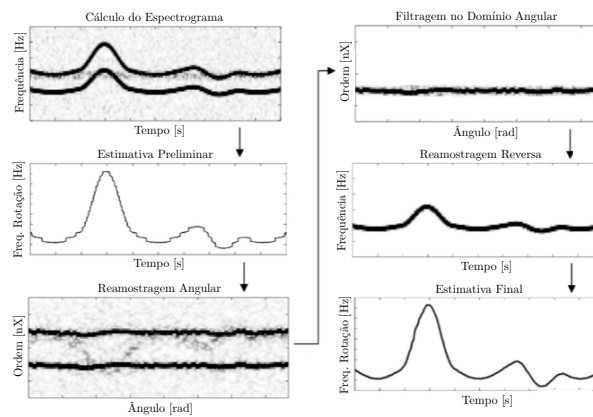


Figura 2.17 – Esquema de aplicação do método híbrido

Em seguida, o sinal filtrado é revertido para o domínio do tempo por meio de uma reamostragem inversa, que é um procedimento análogo à reamostragem angular. Através do uso da fase instantânea obtida na primeira etapa do método, obtém-se em quais ângulos ocorrem incrementos regulares de tempo. Com essa informação, é possível utilizar a interpolação novamente para reamostrar o sinal no domínio do tempo.

Com o sinal no domínio do tempo, devidamente filtrado, a demodulação de fase pode ser aplicada para obter a estimativa final da rotação do eixo. É importante destacar que todas as considerações discutidas nas últimas duas seções também devem ser levadas em conta nesse método, incluindo as relações lineares entre a frequência da componente selecionada e a frequência de rotação do eixo e as relações entre frequência e fase.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

“A ciência, para mim, explica parte da vida. Até onde chega, se baseia em acontecimentos, experiências e experimentos”

(Rosalind Franklin)

Este capítulo descreve os materiais e métodos utilizados neste trabalho. A Seção 3.1 apresenta a metodologia geral utilizada para detectar falhas nos sinais. Na Seção 3.2, são apresentados os procedimentos de aquisição dos dados, incluindo as condições de operação empregadas. A Seção 3.3 descreve a metodologia e os algoritmos utilizados para o processamento dos sinais e extração das informações relevantes. Por fim, a Seção 3.4 detalha a metodologia empregada para a detecção de falhas nos sinais, com base nas informações obtidas na etapa anterior.

3.1 METODOLOGIA PARA DETECÇÃO DE FALHAS EM MANCAIS DE ROLAMENTO

A metodologia empregada neste estudo para detecção de falhas em mancais de rolamento é dividida em três etapas principais, conforme ilustrado no fluxograma apresentado na Figura 3.1. Essa abordagem segue um padrão muito bem estabelecido no monitoramento de condições para detecção de falhas em elementos de máquinas, no qual um sinal vibratório é medido e processado para extrair informações relevantes que indiquem a presença ou ausência de falhas no elemento analisado (JIN; XIANG; LV, 2009).

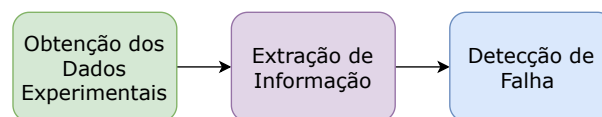


Figura 3.1 – Fluxograma Geral da Metodologia Aplicada para Detecção de Falha

O primeiro estágio do fluxograma, conforme mostrado na Figura 3.1, é a obtenção dos dados. Essa etapa é fundamental na pesquisa de monitoramento de condição, pois é por meio dos dados utilizados que a avaliação de técnicas de processamento e metodologias de detecção de falhas é realizada. Tradicionalmente, os dados utilizados em estudos são obtidos por meio de simulações baseadas em modelos estabelecidos na literatura ou por meio de dados coletados de máquinas reais (NANDI; TOLIYAT; LI, 2005). No entanto, neste trabalho, será utilizada uma bancada de simulação de falhas em máquinas rotativas,

a qual será descrita na seção seguinte. Portanto, nesta etapa, envolve-se o uso da bancada, bem como da instrumentação necessária para coletar os sinais de vibração. Além disso, as condições de operação que serão analisadas são definidas.

O segundo estágio consiste no processamento dos sinais analisados, com o objetivo de extrair informações relevantes para a próxima etapa. Esse estágio é considerado o foco principal deste trabalho. Aqui, uma metodologia é utilizada, envolvendo a análise de envelope, reamostragem angular e média síncrona no tempo, com o objetivo de identificar e extrair as componentes do sinal relacionadas às frequências de defeito do mancal de rolamento.

A terceira e última etapa da metodologia consiste na detecção da falha em si. Por meio de uma regra lógica que compara a magnitude das componentes extraídas na etapa anterior e suas harmônicas com valores de referência específicos, é possível determinar se há ou não uma falha no mancal.

3.2 OBTENÇÃO DOS DADOS EXPERIMENTAIS

Esta etapa corresponde ao primeiro bloco do fluxograma apresentado na Figura 3.1, destacado em verde. Nesse bloco, os dados vibratórios foram gerados, medidos e armazenados. No presente estudo, os dados foram gerados por meio de uma bancada de simulação de falhas em máquinas, medidos utilizando um sistema de aquisição com fio e salvos em um banco de dados local. Todo esse processo foi realizado no Laboratório de Vibrações e Acústica (LVA) da Universidade Federal de Santa Catarina.

A bancada de simulação de falhas utilizada neste estudo foi fabricada pela empresa SpectraQuest e é uma ferramenta eficiente para o estudo do comportamento vibratório de vários elementos de máquinas encontrados na indústria. A bancada é composta por um sistema modular que permite a substituição dos componentes por outros com defeitos conhecidos e caracterizados. Isso proporciona um ambiente controlado para a geração de sinais vibratórios correspondentes a falhas em diferentes elementos de máquinas (SPECTRA QUEST, s.d.). Uma imagem da unidade da bancada disponível no LVA está ilustrada na Figura 3.2.

O sistema principal da bancada consiste em um motor acionado por um inversor de frequência, que permite o controle da velocidade pelo usuário. O motor é acoplado a um eixo que é suportado por dois mancais de rolamentos. Na extremidade do eixo mais

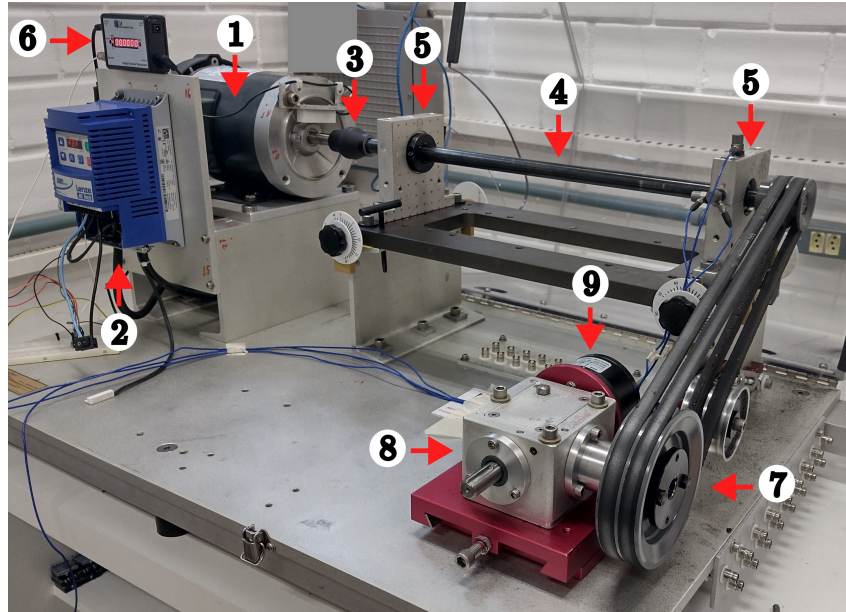


Figura 3.2 – Bancada de Simulação de Falhas - LVA

distante do motor há uma polia que, por meio de um sistema de correias, está conectada a uma polia maior que, por sua vez, está ligada a uma caixa de engrenagens. Essa caixa de engrenagens é responsável por transmitir o torque de um freio magnético para o sistema mencionado anteriormente. O freio magnético tem a função de gerar carga no sistema.. Os componentes principais deste sistema são enumerados na Figura 3.2 e podem ser descritos da seguinte maneira:

1. Um motor de indução trifásico de 1 HP;
2. Um inversor de frequência variável;
3. Um acoplador elástico de borracha;
4. Um eixo de 3/4 de polegada de diâmetro feito de aço torneado, retificado e polido;
5. Dois mancais de alumínio montados com rolamentos selados e elementos rolantes esféricos;
6. Um tacômetro integrado com display LCD e saída analógica de um pulso por revolução;
7. Um sistema de transmissão por correia composto por duas correias trapezoidais, duas polias de duplo sulco e um tensor de rolamento;

8. Uma caixa de engrenagens lubrificada a óleo de três vias com engrenagens cônicas de corte reto e rolamentos de rolos cônicos;
9. Um freio magnético ajustável manualmente com carga variando de 0,5 in – lbs até 10 in – lbs.

Existem outros elementos que podem ser acoplados à bancada, dependendo do foco de estudo. No entanto, como este trabalho se concentra na detecção de falhas em mancais de rolamento, esses elementos não serão descritos aqui.

Os mancais de rolamentos utilizados são montados com rolamentos ER12K fabricados pela Rexnord. A Figura 3.3a apresenta fotos dos mancais e a Figura 3.3b mostra uma vista em 3D do modelo do rolamento. Esses rolamentos são compostos por oito elementos rolantes esféricos de 0,3125 polegadas de diâmetro, com diâmetro primitivo de 1,318 polegadas, e são acoplados ao eixo por meio de um anel de vedação. As frequências características de defeito desses rolamentos podem ser calculadas usando as equações (2.1), (2.2) e (2.3). No entanto, para facilitar o cálculo, o fabricante fornece constantes que podem ser diretamente multiplicadas pela frequência de rotação do eixo para obter as frequências características dos defeitos. Os valores dessas constantes são:

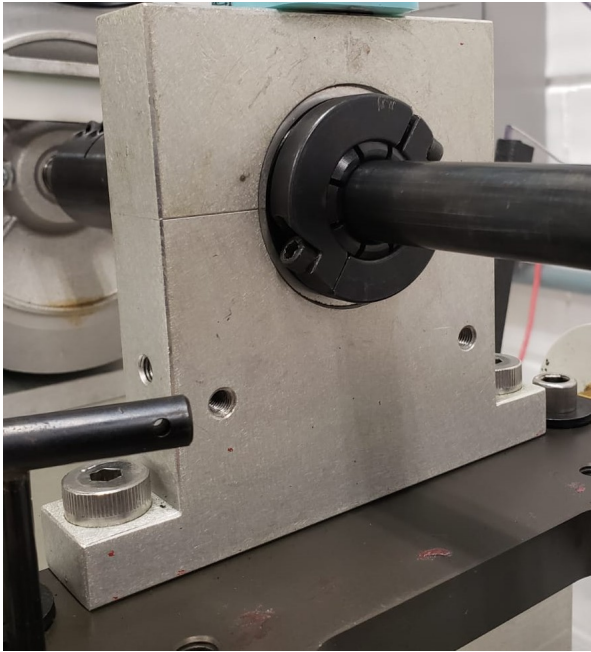
$$\alpha_e = 3.048, \quad (3.1)$$

$$\alpha_i = 4.95, \quad (3.2)$$

$$\alpha_{er} = 1.992, \quad (3.3)$$

onde α_e é a constante referente à frequência de defeito do anel externo, α_i refere-se à frequência de defeito do anel interno e α_{er} refere-se à frequência de defeito do elemento rolante (REXNORD, 2012).

A bancada utilizada permite o estudo dos três tipos de defeitos encontrados em mancais de rolamentos mencionados no capítulo anterior. Ela inclui um rolamento com defeito no anel externo, um com defeito no anel interno e um com defeito no elemento rolante. Esses rolamentos simulam o estágio final da falha e, portanto, são ideais para a avaliação de uma técnica de detecção. No entanto, devido a essa característica dos componentes defeituosos da bancada, não é possível acompanhar o desenvolvimento



(a) Mancal de Rolamento



(b) Modelo 3D do Rolamento

Figura 3.3 – Mancal e Rolamento da Bancada

da falha e, conseqüentemente, não é possível utilizá-la para a avaliação de técnicas de prognóstico. Para as análises realizadas neste trabalho, um rolamento saudável foi instalado no mancal mais próximo ao motor, enquanto os rolamentos com defeitos foram instalados no mancal mais distante do motor, como ilustrado na Figura 3.4.

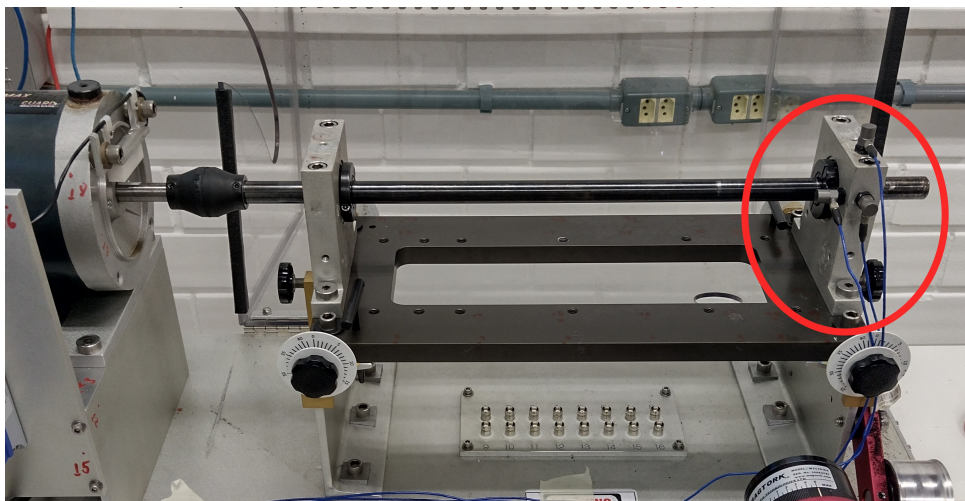


Figura 3.4 – Localização do Mancal de Análise

Para este trabalho, foi estabelecida uma matriz de testes com sete condições de operação distintas, agrupadas em quatro classes diferentes. Cada classe foi identificada por uma letra maiúscula (A, B, C e D) e suas variações, quando existentes, por letras minúsculas (a, b e c). As condições referem-se à velocidade de rotação do eixo e à configuração do

sistema principal da bancada. Foi criada uma matriz de teste para cada condição de defeito (saúdável, anel externo, anel interno e elemento rolante) com a velocidade de rotação do eixo a 1200 RPM.

A primeira classe de condição de operação, A, consiste na bancada operando a uma velocidade nominal constante, sem a montagem do sistema de correia e, portanto, sem aplicação de carga ao sistema principal. Na segunda classe, B, a bancada opera com uma velocidade variando em torno da velocidade nominal de forma retangular, sem carga aplicada. As variações podem ser de: a) 1 %, b) 5 % e c) 10 % do valor da velocidade nominal. Esses parâmetros foram definidos para simular desde pequenas flutuações de velocidade, que podem ocorrer em uma máquina devido á instabilidades elétricas e outros motivos, até uma variação maior, que pode ser observada em máquinas onde o próprio fluxo de funcionamento prevê essa velocidade variável. Para essa classe, um sistema foi utilizado, composto por um potenciômetro digital de 10 k Ω (X9C103S) acionado por uma placa microcontroladora Arduino UNO, para gerar a variação de frequência por meio de uma tensão variável de entrada ao inversor de frequência. A Figura 3.5 mostra a bancada sem a montagem do sistema de correias, conforme utilizada nas duas últimas classes de operação.

Na terceira classe, C, a bancada é operada a uma velocidade nominal constante, sem o sistema de correias, mas com um shaker da empresa B&K do tipo 4809 acoplado. O shaker gera uma excitação aleatória, que foi um ruído branco abrangendo uma faixa de frequência de 1 Hz à 10 kHz, sendo gerado por um módulo Siemens LMS Scadas V8-E e amplificado por um amplificador de potência do tipo 2735 da B&K. Essa condição de operação foi usada para inferir uma componente aleatória alta nos sinais medidos, simulando, assim, uma máquina que opera com a presença de ruídos externos. A Figura 3.6 mostra o acoplamento do shaker com a bancada.

A quarta e última classe, D, refere-se à bancada operando a uma velocidade nominal constante, com o sistema de correias acoplado ao sistema principal, ou seja, com uma carga aplicada. Foram realizados dois cenários: a) com 50 % da carga total do freio magnético e b) com 100 % da carga total. É importante ressaltar que o acoplamento da carga na bancada interfere diretamente na vibração medida, uma vez que o sistema induz uma excitação maior do defeito analisado ao mesmo tempo em que induz uma variação aleatória de velocidade devido ao escorregamento da correia. A Figura 3.7 mostra a bancada montada com o sistema de correias. A Tabela 3.1 apresenta um resumo de todas as condições de operação descritas e utilizadas para a geração dos sinais neste trabalho.

Tabela 3.1 – Condições de operações da bancada

Classe	Variação	Descrição
A	-	Velocidade constante e sem carga
B	a	Velocidade variando em 1% e sem carga
B	b	Velocidade constante e com 5% de carga
B	c	Velocidade constante e com 10% de carga
C	-	Velocidade constante, sem carga e com shaker acoplado
D	a	Velocidade constante e com 50% de carga
D	b	Velocidade constante e com 100% de carga

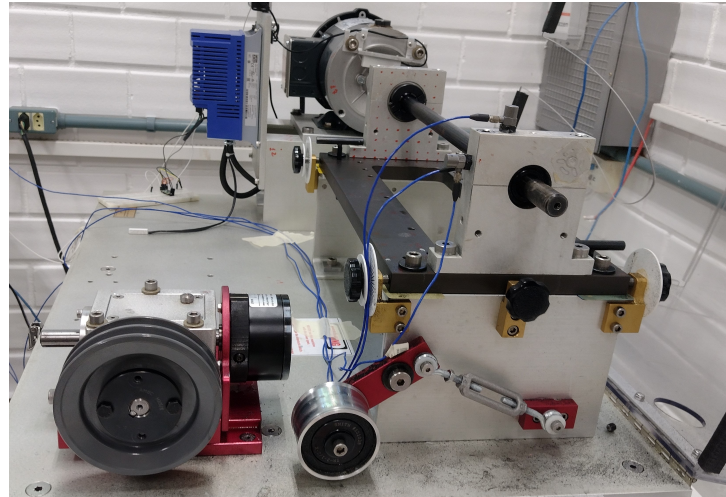


Figura 3.5 – Bancada sem Sistema de Correias - Cond. Op.: A e B

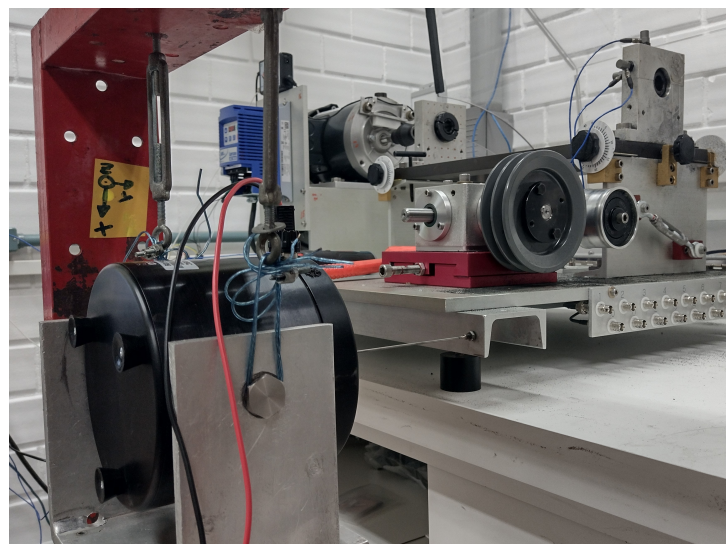


Figura 3.6 – Acoplamento do shaker com a bancada - Cond. Op.: C

Para a aquisição dos sinais, foi utilizado um sistema cabeado montado no próprio LVA. Esse sistema é composto por três módulos: transdutores, uma placa de aquisição e um computador. Os transdutores utilizados foram acelerômetros piezoelétricos uniaxiais do modelo 352C33 da PCB. Esses sensores possuem uma sensibilidade nominal de 100 mV/g, uma faixa dinâmica de ± 50 g(pico) e uma faixa de frequência de até 10 kHz (considerando

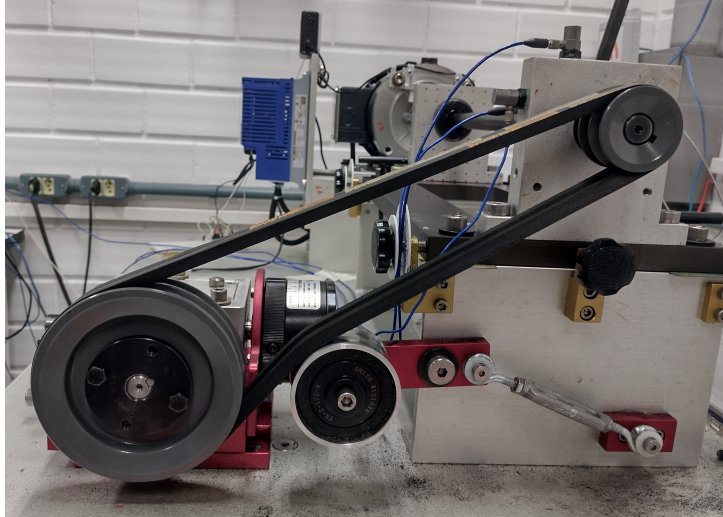


Figura 3.7 – Bancada com Sistema de Correias - Cond. Op.: D

um erro máximo de 10%) (PCB, 2002). O sinal gerado pelos acelerômetros é recebido pela placa de aquisição de sinais da National Instruments, modelo 9234. Essa placa possui quatro canais, uma faixa dinâmica de 102 dB e uma frequência de amostragem que pode atingir até 51 200 amostras/s (INSTRUMENTS, 2023). A comunicação com a placa de aquisição é realizada por meio de um computador, utilizando um código Python. O script desenvolvido se conecta à placa, realiza a aquisição dos dados e gera um arquivo com as informações obtidas. Na Figura 3.8 estão mostrados o acelerômetro e a placa de aquisição utilizados. É importante ressaltar que não foram usados os *DynaLoggers*, sensores da empresa parceira *Dynamox SA*, por dois motivos. Primeiro, foi necessário obter os dados em sua forma bruta para as análises realizadas neste trabalho. Segundo, verificou-se que seria mais adequado usar sinais com uma duração mais longa para compreender as características das técnicas de processamento exploradas. Ambas particularidades não seriam atendidas com o uso dos *DynaLoggers*, devido às suas especificações físicas.



Figura 3.8 – Acelerômetro e Placa de Aquisição

Para este trabalho, foram utilizados três acelerômetros montados de forma perpendicular, de modo a simular um sensor triaxial em um único ponto, conforme ilustrado na Figura 3.9. Todos os acelerômetros foram instalados no mancal de rolamento mais distante do motor. Além dos sinais desses três acelerômetros, também foi realizada a aquisição simultânea do tacômetro integrado da bancada. Todos os sinais foram medidos com um tempo de aquisição de 30 s e uma frequência de amostragem de 25 600 amostras/s.

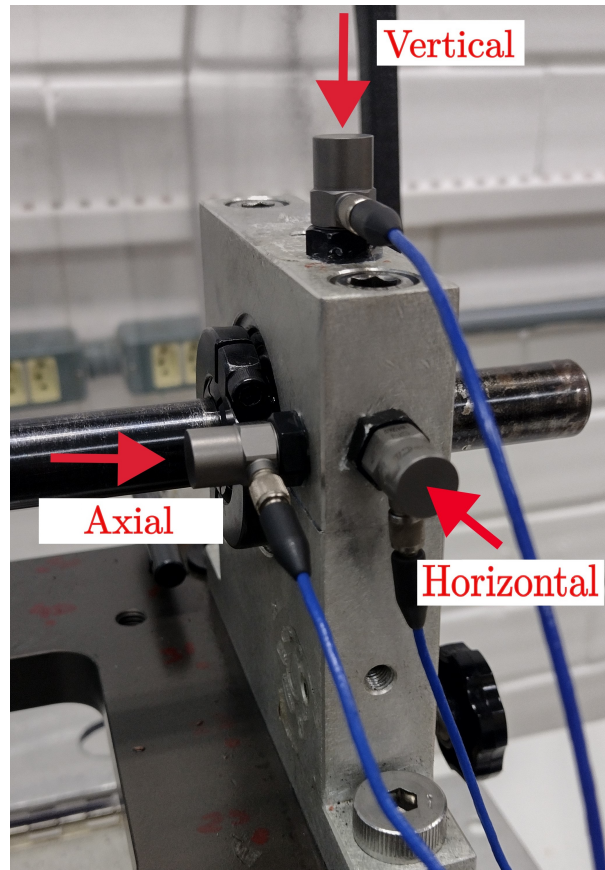


Figura 3.9 – Montagem dos Acelerômetros

Resumidamente, para este trabalho, foram gerados 2 conjuntos gerais de dados, cada um contendo 28 subconjuntos de sinais. Cada subconjunto inclui os três sinais de vibração dos acelerômetros e um sinal de tensão do tacômetro, todos com uma duração de 30 segundos. Os 28 subconjuntos presentes nos conjuntos gerais estão divididos em 4 grupos, cada um com 7 subconjuntos de sinais, correspondentes às 7 condições de operação propostas. Cada grupo é referente à uma condição de defeito do rolamento (saudável, anel externo, anel interno e elemento rolante). A criação de dois conjuntos gerais de dados com a mesma composição é necessária devido à metodologia aplicada para a detecção de falhas. Como será explicado na Seção 3.4, será necessário utilizar um processo de otimização, sendo necessário um conjunto para treinar essa otimização e outro para testá-la.

3.3 EXTRAÇÃO DA INFORMAÇÃO

Esta etapa corresponde ao segundo bloco do fluxograma apresentado na Figura 3.1, destacado em roxo. Nesse bloco, os dados experimentais obtidos na etapa anterior são processados para extrair informações relevantes para a detecção de falhas. Neste trabalho, utiliza-se uma metodologia de processamento que envolve a aplicação de uma análise de envelope ao sinal, seguida pela reamostragem angular e pela média síncrona no tempo, sincronizada com uma frequência específica, geralmente relacionada com uma falha de componente. O objetivo é extrair as componentes do sinal que estão associadas a essa frequência específica. O fluxograma dessa metodologia para extração de informações é apresentado na Figura 3.10. É importante destacar que, inicialmente, a metodologia é descrita usando a frequência de rotação como a componente de referência, uma vez que essa é a componente tradicionalmente utilizada na média síncrona no tempo (TSA, na sigla em inglês). No entanto, a proposta deste trabalho é utilizar a metodologia sincronizada com as frequências características das falhas nos mancais de rolamento, que será descrita posteriormente. Todo o processamento de sinal realizado neste trabalho foi implementado em *Python3*.

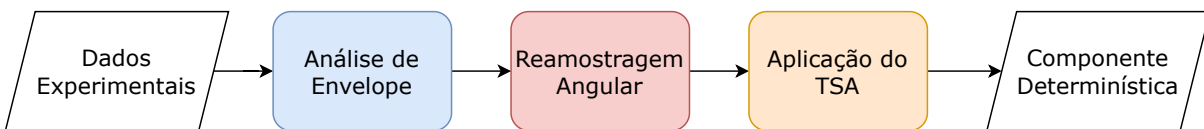


Figura 3.10 – Fluxograma da Metodologia de Extração de Informação

3.3.1 Análise de Envelope

A primeira etapa da metodologia de extração de informações é a aplicação da análise de envelope, destacada em azul no fluxograma da Figura 3.10. Para aplicar a análise de envelope com o propósito deste trabalho, é necessário filtrar o sinal em uma faixa de frequência onde se espera uma frequência natural do sistema e obter o sinal modulante a partir do resultado do filtro. É importante ressaltar que, na análise de envelope clássica, obtém-se o espectro do sinal modulante. No entanto, neste caso, como serão realizados outros processamentos no sinal posteriormente, essa etapa não será necessária de imediato.

A escolha dos limites do processo de filtragem pode ser feita de duas formas: através da análise visual do espectro do dado bruto ou através do uso de faixas pré-definidas, que são baseadas em conhecimento prévio da resposta do mancal de rolamento (MCINERNY;

DAI, 2003). Neste trabalho será usada uma faixa pré-definida de 500 Hz à 10 kHz, já que o objetivo é avaliar as demais etapas do processamento e não focar no desempenho da análise de envelope. Usou-se um filtro passa-banda digital do tipo butterworth de segunda ordem, através da função `butter` do módulo `signal` da biblioteca `scipy`¹.

Para a extração do sinal modulante, foi utilizada a transformada de Hilbert. Essa transformada é uma ferramenta empregada para obter o sinal analítico, a partir do qual é possível extrair o sinal modulante de amplitude por meio do cálculo de seu valor absoluto instantâneo, como pode ser visto no Apêndice A. Para realizar esse procedimento, utilizou-se a função `hilbert` do módulo `signal` da biblioteca `scipy`² para obter o sinal analítico e a função `absolute` da biblioteca `numpy`³ para obtenção de seu valor absoluto, ou seja, o sinal modulante em amplitude.

3.3.2 Reamostragem Angular

A reamostragem angular aplicada neste trabalho tem três etapas principais, como mostrado no fluxograma da Figura 3.11. A primeira etapa consiste em obter os tempos correspondentes aos intervalos de rotação do eixo. Conforme discutido no capítulo anterior, essa etapa pode ser realizada por meio de um algoritmo de detecção de borda de subida do sinal gerado pelo tacômetro, ou através de técnicas de estimativa de rotação.

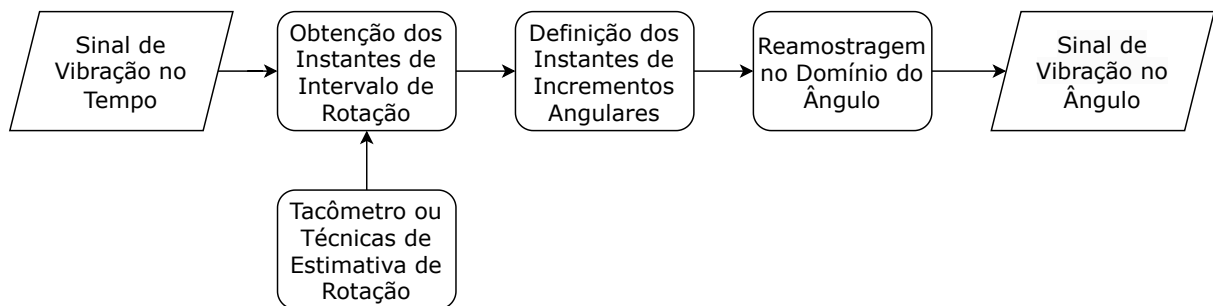


Figura 3.11 – Fluxograma do Algoritmo da Reamostragem Angular

O algoritmo utilizado para detecção de borda de subida do sinal do tacômetro segue um procedimento simples. É conhecido que o sinal proveniente de um tacômetro consiste em uma sequência de pulsos, em que cada pulso está associado a uma revolução do eixo. Na Figura 3.12, apresenta-se um exemplo de um sinal de tacômetro, no qual é evidente que a ocorrência de um pulso corresponde a uma mudança drástica de amplitude, passando

¹ Veja <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.signal.butter.html>

² Veja <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.signal.hilbert.html>

³ Veja <https://numpy.org/doc/stable/reference/generated/numpy.absolute.html>

rapidamente de 0 V para 5 V. O algoritmo realiza, então, uma análise das amostras do sinal do tacômetro, com o objetivo de identificar os instantes de tempo em que o sinal atravessa um limite pré-determinado, indicando a ocorrência da mudança de amplitude e, conseqüentemente, uma borda de subida.

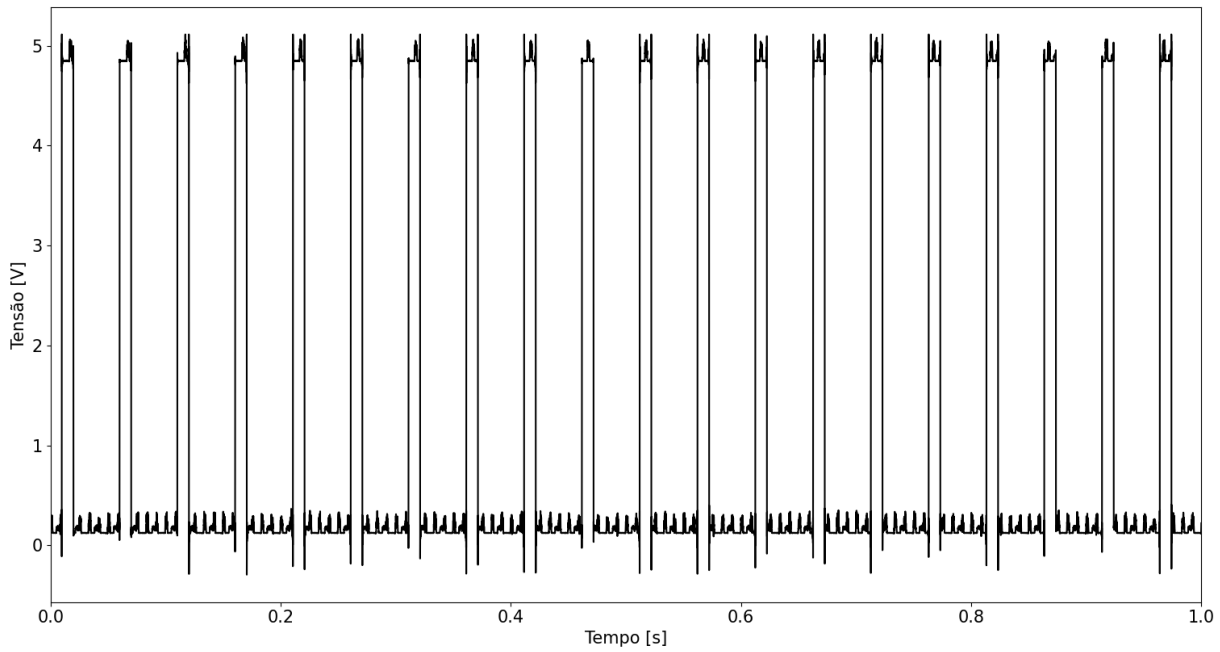


Figura 3.12 – Sinal do Tacômetro

Além do tacômetro, foram utilizadas também as técnicas de estimativa de rotação por meio da vibração, discutidas no capítulo anterior. Uma dessas técnicas é a demodulação de fase. O fluxograma do algoritmo utilizado para aplicar essa técnica é apresentado na Figura 3.13. Para extrair a componente relacionada à frequência de rotação do eixo a partir dos sinais provenientes dos mancais de rolamento, optou-se por utilizar diretamente a frequência de rotação, dispensando o uso de uma frequência linearmente relacionada. Portanto, definiu-se α como igual a 1 na equação (2.14).

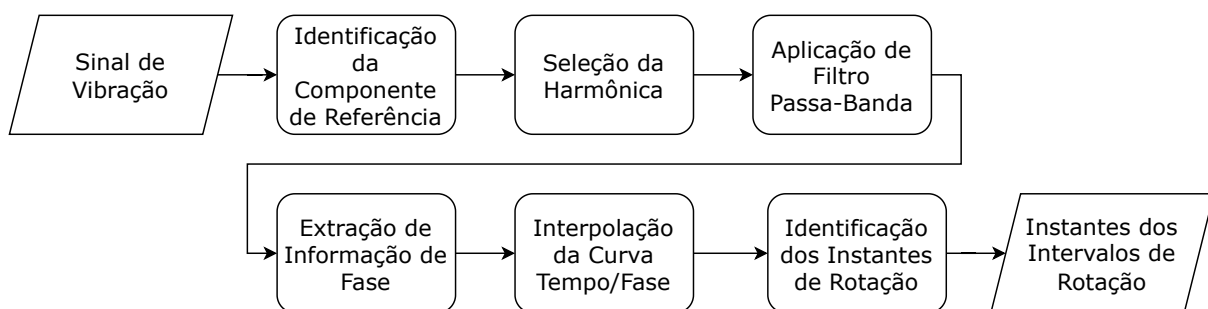


Figura 3.13 – Fluxograma do Algoritmo de Demodulação de Fase

Após essa definição, foi utilizado um algoritmo automatizado para analisar as cinco

primeiras harmônicas dessa frequência, a fim de determinar qual delas possuía a maior razão sinal-ruído (SNR). Esse algoritmo realiza o cálculo da Densidade Espectral de Potência (PSD) do sinal, calcula o SNR de cada harmônica com base na equação (2.15) e seleciona a harmônica com maior valor de SNR. Para isso, o algoritmo integra os valores da PSD dentro de uma faixa de frequência centrada na harmônica em análise para determinar P_{tot} , além de calcular a média dos valores nas duas extremidades da faixa para definir P_b , como colocado abaixo:

$$P_{tot} = \int_{f_c - \Delta f_a}^{f_c + \Delta f_a} S_{xx}(f) df$$

$$P_b = \frac{\int_{f_c - \Delta f_a}^{f_c + \Delta f_a + \Delta f} S_{xx}(f) df + \int_{f_c + \Delta f_a - \Delta f}^{f_c + \Delta f_a} S_{xx}(f) df}{2} \quad (3.4)$$

onde f_c é a harmônica de análise, $2\Delta f_a$ é a largura da faixa de frequência utilizada para a análise e Δf é largura de banda para análise da potência das extremidades. A função S_{xx} é a densidade espectral de potência (PSD) e ela foi obtida através da função `welch` do módulo `signal` da biblioteca `scipy`⁴, que emprega o Método de Médias de Segmentos (Método de Welch) para o cálculo (SHIN; HAMMOND, 2008). Foi realizado um total de 5 médias, com janelas do tipo *Hanning* contendo 512.000 amostras e sobreposição de 90 %. Esses parâmetros foram selecionados para garantir uma resolução de frequência de 0,05 Hz. Para a integração dos valores dentro da faixa de frequência, foi utilizada a função `trapz` da biblioteca `numpy`⁵, que emprega a regra do trapézio para realizar a integração numérica (BURDEN; FAIRES; BURDEN, 2015). Para ilustrar esse processo, a Figura 3.14 apresenta o PSD obtido a partir de um sinal medido em um mancal sem defeito, com a velocidade de rotação do eixo mantida constante. As faixas de análise utilizadas nos cálculos mencionados anteriormente para a seleção da harmônica são destacadas em verde, e no canto superior direito são apresentados os valores das SNR correspondentes a cada harmônica. É evidente que a primeira harmônica possui uma SNR significativamente maior em relação às demais, o que levou à sua seleção para ser utilizada no método.

Após a seleção da harmônica, o próximo passo consiste em filtrar o sinal em uma faixa de frequência centrada nessa harmônica, a fim de separá-la do restante do sinal. Para isso, foi utilizado um filtro digital passa-banda do tipo Butterworth de segunda ordem, implementado por meio da função `butter`. Para ilustrar esse processo, a Figura 3.15a apresenta o sinal bruto utilizado na Figura 3.14, juntamente com o sinal resultante após a

⁴ Veja <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.signal.welch.html>

⁵ Veja <https://numpy.org/doc/stable/reference/generated/numpy.trapz.html>

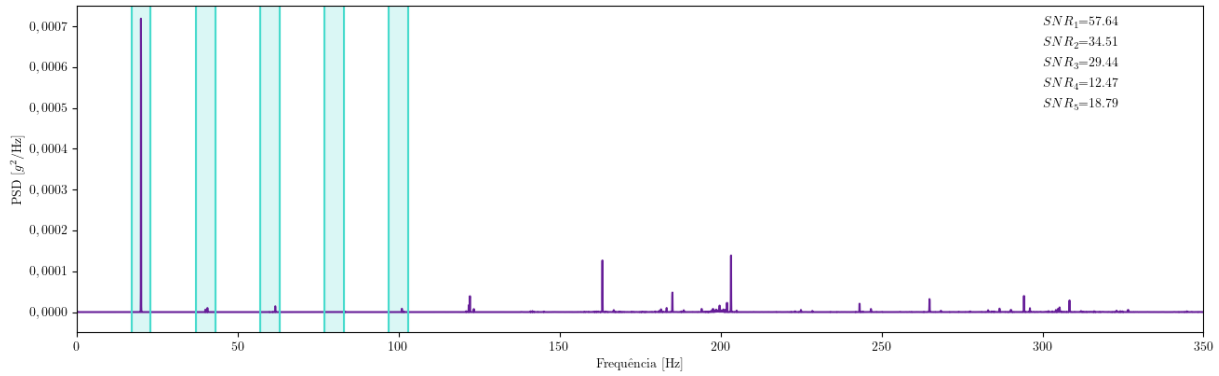
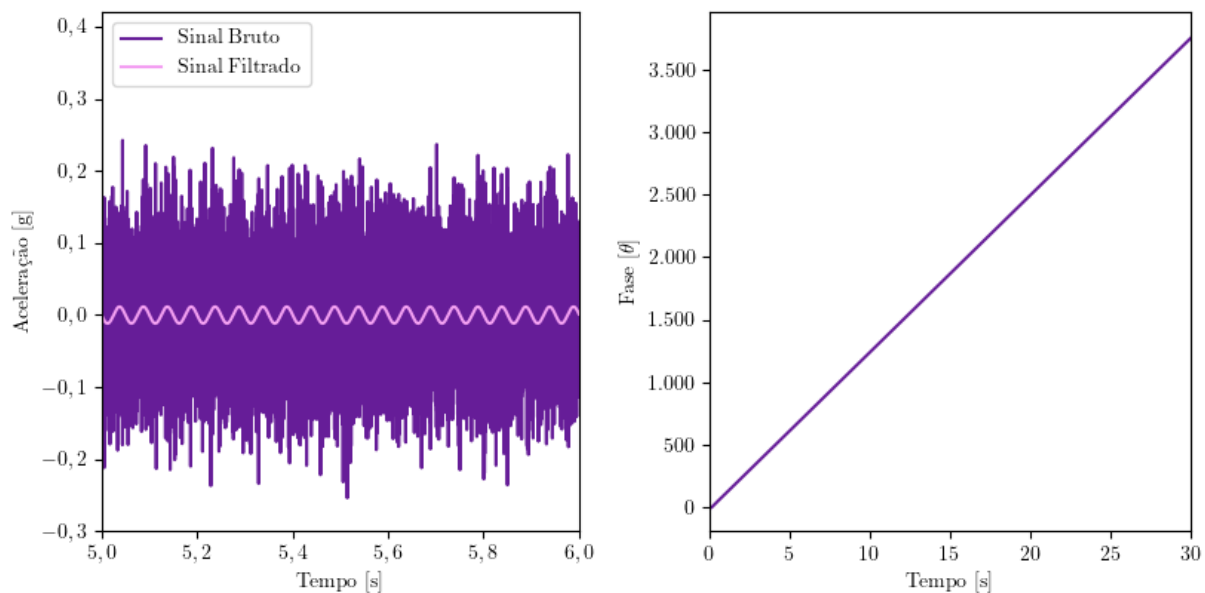


Figura 3.14 – PSD e Seleção de Harmônicas

aplicação do filtro centrado na primeira harmônica. Novamente, a transformada de Hilbert foi aplicada para obter o sinal analítico, utilizando a função `hilbert` do módulo `signal` da biblioteca `scipy`, porém desta vez aplicada ao sinal filtrado. Em seguida, a informação de fase desse sinal foi extraída, com o objetivo de obter a posição angular no tempo associada a essa componente. Para isso utilizou-se a função `angle` da biblioteca `numpy`⁶. A fim de evitar descontinuidades na fase, a função `unwrap` da biblioteca `numpy`⁷ foi utilizada. Na Figura 3.15b, é apresentada a curva de fase no tempo obtida a partir do sinal filtrado mostrado na Figura 3.15a. Pode-se notar que esta curva é linear, o que indica uma taxa de aumento da fase constante no tempo. Isso significa que cada revolução do eixo levou o mesmo tempo para ser completada, o que indica uma rotação constante.



(a) Sinal Bruto e Sinal Filtrado

(b) Fase Instantânea

Figura 3.15 – Etapa de Filtragem e Extração de Fase - Demodulação de Fase

⁶ Veja <https://numpy.org/doc/stable/reference/generated/numpy.angle.html>

⁷ Veja <https://numpy.org/doc/stable/reference/generated/numpy.unwrap.html>

A partir da informação de fase, foi realizada a interpolação de uma curva de tempo em função da fase utilizando a função `interp1d` do módulo `interpolate` da biblioteca `scipy`⁸. Após análises preliminares dos dados e métodos de interpolação, optou-se pelo método de interpolação de spline cúbica devido à sua eficiência superior. Com essa curva interpolada, foi possível determinar os instantes de tempo nos quais ocorriam incrementos de 2π , que estão diretamente associados aos intervalos de rotação. Na Figura 3.16, é mostrada a curva de tempo em função da fase obtida através da curva mostrada na Figura 3.15b, onde, em roxo, estão destacados os instantes associados às revoluções.

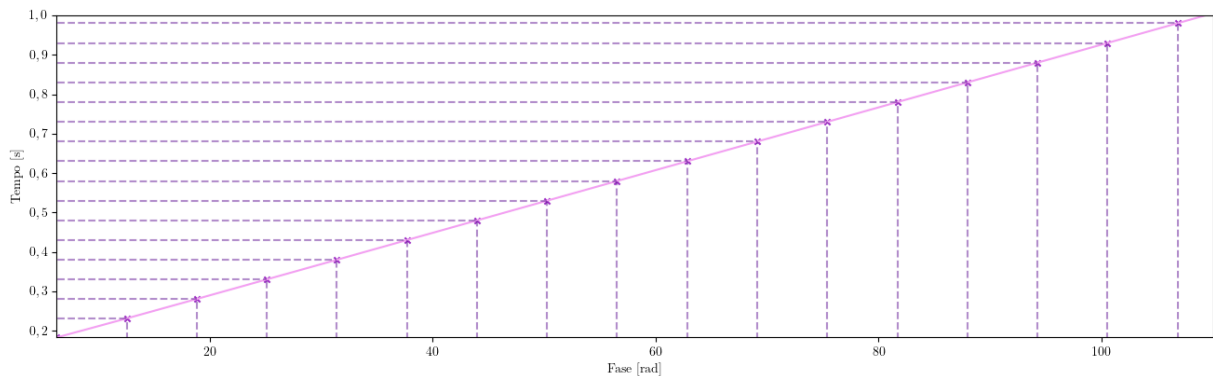


Figura 3.16 – Curva do Tempo em função da Fase

A segunda técnica utilizada é o rastreamento do máximo do espectrograma. Para obter o espectrograma, foi utilizada a função `stft` da biblioteca `signal`⁹, que realiza a transformada de Fourier de tempo curto. Para cada condição de operação, foi definido um tamanho de janela diferente. Nas condições em que a velocidade de rotação era constante, foi utilizada uma janela com 512 000 amostras, garantindo uma maior resolução na frequência. Já para as condições em que havia variação na rotação, foram utilizadas janelas com 128 000 amostras para uma variação de 1%, 102 400 amostras para uma variação de 5%, e 51 200 amostras para uma variação de 10%. Dessa forma, garantiu-se que a resolução no tempo aumentasse de acordo com a variação. Todas as janelas utilizadas foram do tipo *Hanning* e com uma sobreposição de 90%.

Em seguida, foi calculado o quadrado das magnitudes da transformada de Fourier de tempo curto (STFT), ou seja, $|STFT(t, f)|^2$. Através de uma varredura em cada instante de tempo obtido no espectrograma, foi analisada qual frequência apresentava o valor máximo de magnitude dentro de uma faixa de frequência centrada na frequência máxima obtida no instante anterior. Para o primeiro instante, a frequência máxima foi definida

⁸ Veja <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.interpolate.interp1d.html>

⁹ Veja <https://numpy.org/doc/stable/reference/generated/numpy.unwrap.html>

diretamente como a frequência de rotação esperada. Dessa forma, foi possível construir uma função da frequência máxima em função do tempo. Para exemplificar esse processo, a Figura 3.17a apresenta um espectrograma obtido de um sinal medido em um mancal sem defeito, com a velocidade de rotação variando. Nessa imagem, também foi destacada a faixa de análise utilizada no rastreamento, que varia sua posição ao longo do tempo, conforme previsto pelo algoritmo. Na Figura 3.17b, é mostrada a frequência máxima rastreada nesse espectrograma. Pode-se observar que ela corresponde à componente proeminente localizada no centro da faixa de análise.

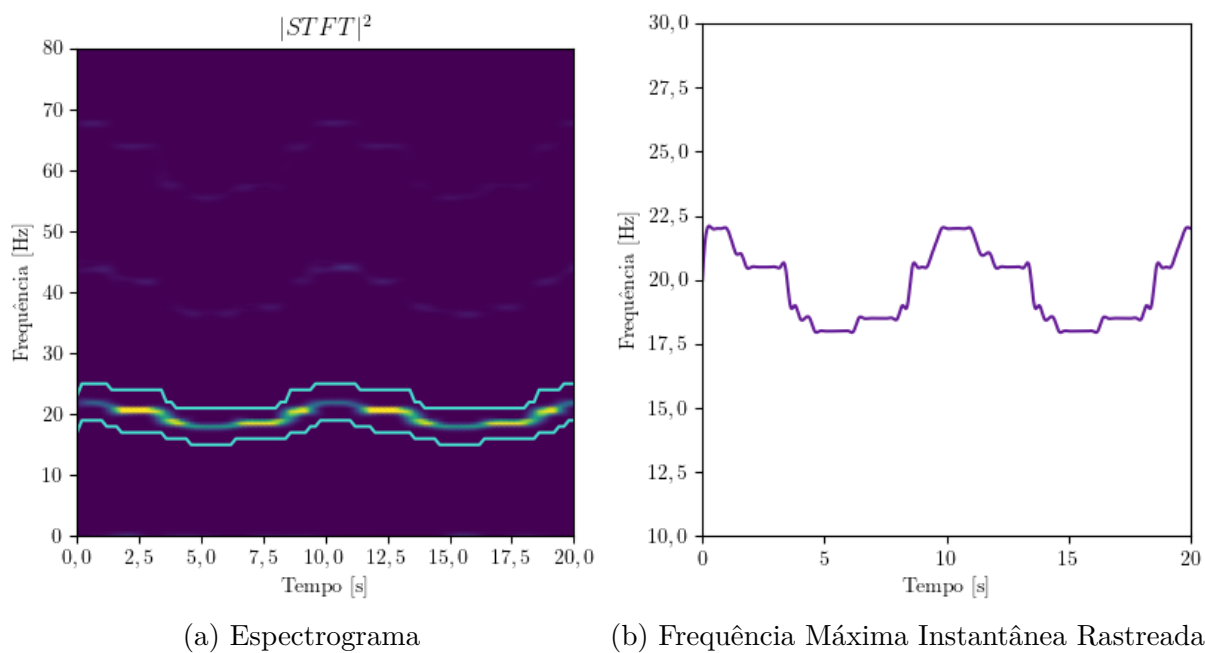


Figura 3.17 – Obtenção do Espectrograma e Rastreamento de Máximo

A partir dessa função, é possível obter a função de fase correspondente, através da Equação (2.20). Para evitar o uso de integrações numéricas, foi empregado um algoritmo iterativo proposto por Ge et al. (2019), que extrai a fase a partir da informação de frequência. Uma vez obtida a fase, pode-se seguir o mesmo procedimento utilizado na demodulação de fase: interpolar uma curva de tempo em função da fase e determinar os instantes de tempo associados a incrementos de 2π . Vale mencionar que as mesmas funções e parâmetros utilizados na técnica anterior foram empregados aqui. A Figura 3.18 ilustra um fluxograma do algoritmo de rastreamento do máximo do espectrograma utilizado neste trabalho, conforme descrito nos parágrafos anteriores.

A terceira técnica consiste em um método híbrido, que combina as duas técnicas anteriores. O fluxograma do algoritmo aplicado neste trabalho é basicamente uma junção dos

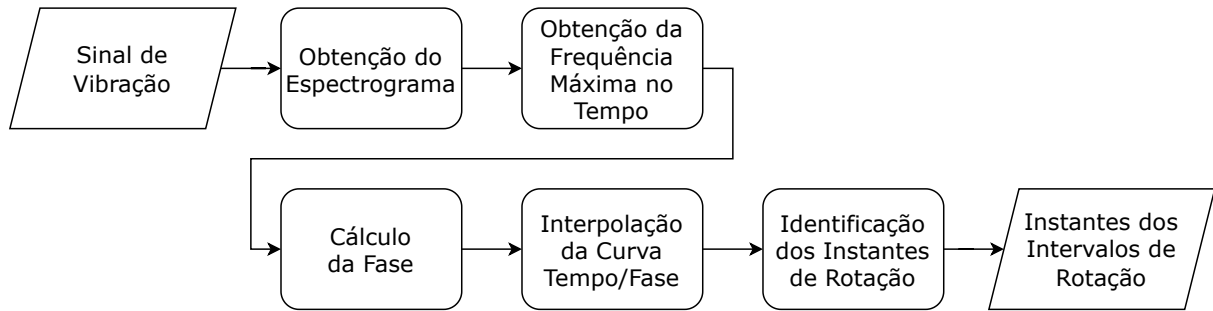


Figura 3.18 – Fluxograma do Algoritmo do Rastreamento Máximo de Espectrograma

fluxogramas das duas técnicas anteriores, conforme ilustrado na Figura 3.19. Inicialmente, é aplicado o rastreamento do máximo do espectrograma no sinal, conforme mostrado na Figura 3.18. A partir dos instantes de tempo obtidos, é realizada uma reamostragem angular preliminar no sinal. Em seguida, é aplicada a demodulação de fase nesse sinal, como representado na Figura 3.13. É importante destacar que o filtro utilizado na demodulação de fase para esta técnica foi aplicado no domínio da ordem, e foi definida uma banda de passagem estreita, com largura de faixa de $0,04 nX$. A aplicação do filtro na ordem é feita de forma análoga à aplicação de filtros na frequência, alterando apenas o parâmetro de frequência de amostragem que passa a ser a quantidade de amostras por revolução, definida no processo de reamostragem angular, ao invés da quantidade amostras por segundo. Os demais parâmetros e funções utilizados são os mesmos definidos nas técnicas anteriores.

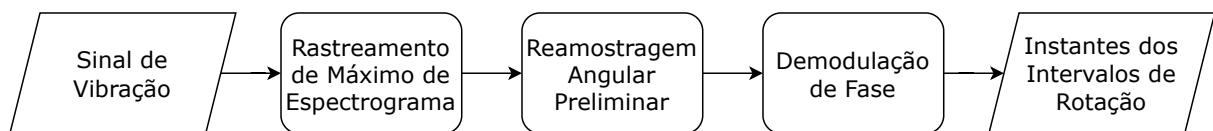


Figura 3.19 – Fluxograma do Algoritmo do Método Híbrido

Para ilustrar o procedimento de aplicação do método híbrido, utilizou-se o sinal analisado na Figura 3.17 para destacar algumas etapas desta abordagem. Ao utilizar a frequência rastreada mostrada na Figura 3.17b, realizou-se uma reamostragem angular no sinal de vibração. Conforme discutido no capítulo anterior, essa etapa é executada para evitar a dispersão de frequência, resultando em um único pico na componente a ser utilizada na demodulação de fase. Isso viabiliza o uso de um filtro de banda estreita. A Figura 3.20 apresenta o espectro do sinal bruto e o espectro do mesmo sinal após a reamostragem angular utilizando essa estimativa preliminar de rotação. É evidente que a faixa utilizada no processo de filtragem utilizando o sinal reamostrado é significativamente menor do que a faixa ao utilizar o sinal bruto. A partir da aplicação do filtro, o processo é idêntico

ao descrito na demodulação de fase. Para exemplificar, a Figura 3.21 apresenta o sinal reamostrado e o sinal filtrado, bem como a fase extraída do sinal filtrado. É importante ressaltar que, para essa abordagem, o sinal filtrado foi transformado novamente para o domínio do tempo, a fim de extrair a fase.

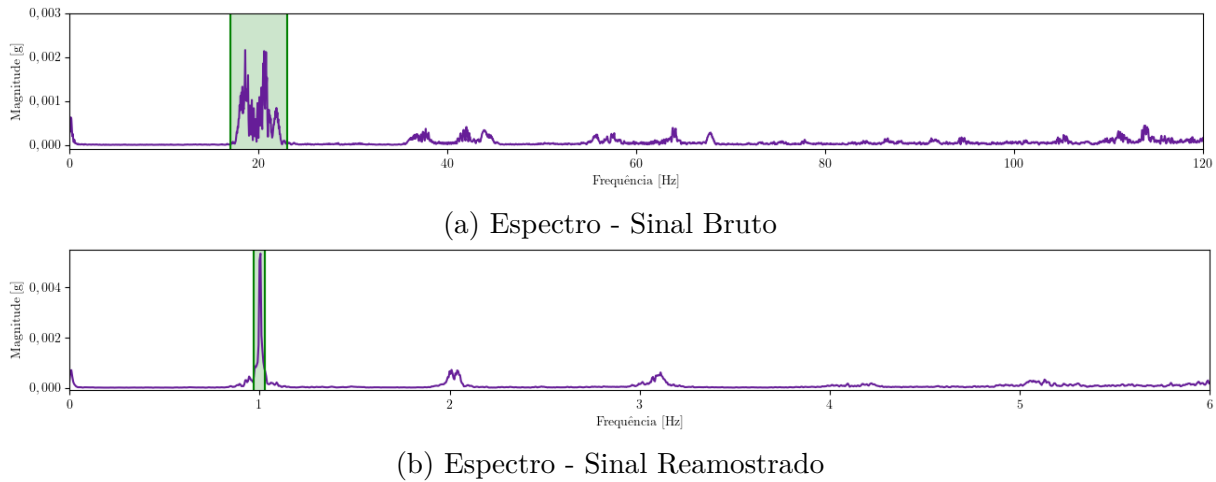


Figura 3.20 – Reamostragem Angular através da Estimativa Preliminar - Método Híbrido

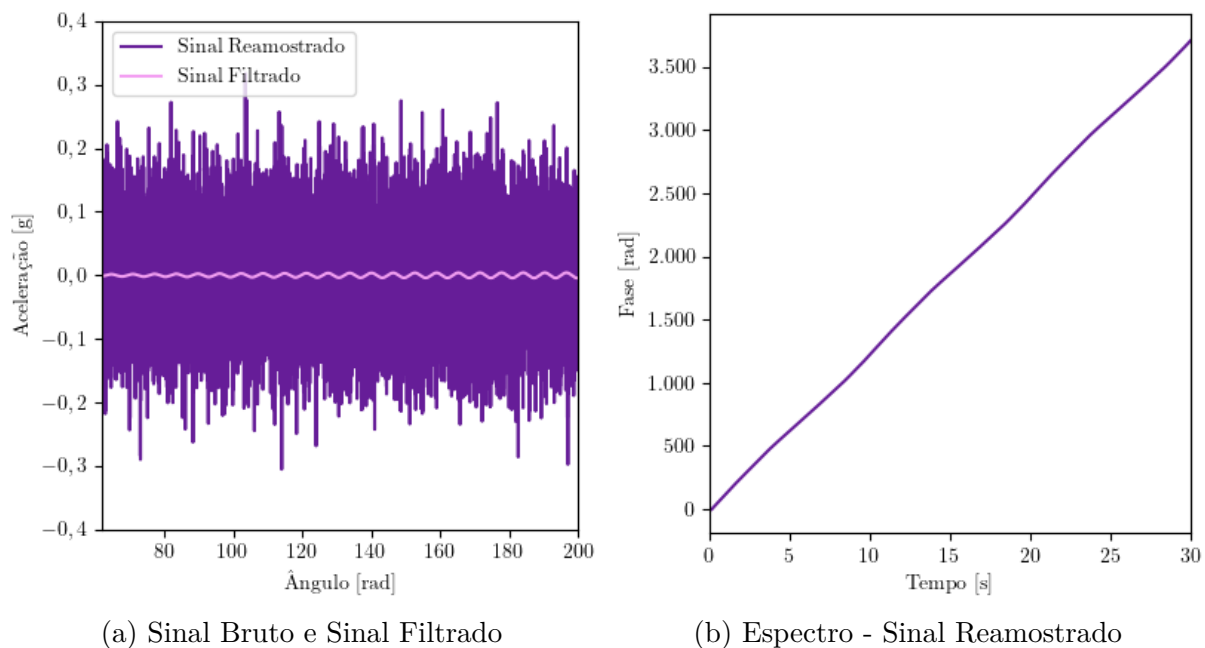


Figura 3.21 – Fase Instantânea

É importante mencionar que as três técnicas possuem um parâmetro comum que não foi definido. Tanto no processo de filtragem da demodulação de fase quanto na etapa de busca da frequência máxima em cada instante do rastreamento de máximo de espectrograma (que também está presente no primeiro bloco do método híbrido), é necessário determinar

uma faixa de frequência para análise. Neste trabalho, foram explorados quatro valores diferentes para essa faixa de frequência. Os valores da faixa de frequência foram definidos com base em porcentagens do valor central da faixa. Considerando que f_c representa o valor central da faixa, a faixa de frequência de análise, Δf_a , é definida como:

$$\begin{aligned}\Delta f_a &= [f_c - \delta f_c, f_c + \delta f_c] \\ \delta f_c &= \beta f_c\end{aligned}\tag{3.5}$$

onde a variável β representa os valores de porcentagem utilizados, que foram definidos como 1,25 %, 2 %, 5 %, 10 % e 15 %.

Conforme mencionado anteriormente, foram avaliados os sinais em três direções medidas no mancal de rolamento (vertical, horizontal e axial) para o uso nas técnicas de estimativa de rotação. Para cada direção, foram explorados os cinco valores de faixa de frequência propostos. Um algoritmo foi utilizado para selecionar qual combinação de direção e faixa resultou no menor erro em cada técnica. O erro médio percentual foi calculado em relação aos resultados fornecidos pelo tacômetro, utilizado como referência. Para obter a curva de frequência pelo tacômetro e pelas técnicas propostas, é possível realizar um procedimento reverso ao utilizado nas técnicas de estimativa de rotação. Isso envolve utilizar os instantes relacionados às rotações para construir uma curva de fase e, assim, obter a frequência através da Equação (2.16). Após obter essas curvas, o erro foi calculado como:

$$ERP_{med} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{|f_{tec}[n] - f_{taco}[n]|}{f_{taco}[n]},\tag{3.6}$$

onde ERP_{med} representa o erro médio percentual, N é o número de amostras no tempo, f_{tec} é a curva de frequência obtida pelas técnicas e f_{taco} é a frequência obtida pelo tacômetro.

Após obter os instantes de tempo relacionados à rotação tanto pelo tacômetro quanto pelas técnicas de estimativa por meio da vibração, é possível determinar os instantes relacionados a incrementos regulares de ângulos. Esse é o segundo passo do algoritmo de reamostragem angular, conforme mostrado na Figura 3.11. Para realizar esse procedimento, é necessário obter uma função que relacione o tempo com a fase. Essa curva é obtida por meio de interpolação, utilizando como entrada os instantes obtidos na etapa anterior relacionados a incrementos de 2π . Mais uma vez, utilizou-se a função `interp1d` do módulo `interpolate` da biblioteca `scipy`, utilizando uma interpolação por spline cúbica.

A partir da curva do tempo em função dos ângulos, é possível definir uma sequência de valores de ângulos espaçados por incrementos regulares e obter os tempos relacionados a esses ângulos. Para determinar o valor do incremento neste trabalho, primeiramente definiu-se a quantidade de amostras por rotação, N_{rev} , da seguinte forma:

$$N_{rev} = \frac{f_s}{f_{med}}, \quad (3.7)$$

onde f_s é a frequência de amostragem temporal e f_{med} é a frequência de rotação média (obtida a partir dos instantes relacionados aos intervalos de rotação). Essa definição foi feita para aproximar a quantidade de amostras temporais o sinal possuía em cada rotação. Com o número de amostras calculado, pode-se definir o valor do incremento angular, $\Delta\theta$, da seguinte forma:

$$\Delta\theta = \frac{2\pi}{N_{rev}}. \quad (3.8)$$

A última etapa da reamostragem angular, representada pelo último bloco na Figura 3.11, refere-se à reamostragem efetiva do sinal. Para realizar esse processo, foi realizada uma interpolação da curva de vibração no tempo usando os dados obtidos do acelerômetro. Novamente, utilizou-se a função `interp1d` do módulo `interpolate` da biblioteca `scipy`, utilizando uma interpolação por spline cúbica. Com essa curva interpolada, foi possível obter as amplitudes de vibração associadas aos instantes obtidos na etapa anterior, que estão diretamente relacionados a uma sequência de valores de ângulos espaçados por incrementos regulares. Assim, o sinal de vibração passa a ser representado no domínio do ângulo, com uma amostragem angular regular, garantindo que haja o mesmo número de amostras em cada revolução.

3.3.3 Aplicação do TSA

Com o sinal reamostrado, pode-se aplicar a última etapa do fluxograma apresentado na Figura 3.10, destacada em laranja. Conforme mencionado anteriormente, a aplicação do TSA em um sinal consiste em realizar a média de segmentos equivalentes a um período, que corresponde à frequência específica que se deseja extrair do sinal. Esse processo pode ser realizado de três formas: através da própria média dos segmentos, da convolução do sinal no tempo com um trem de impulsos ou pela multiplicação do espectro do sinal na frequência pela resposta em frequência de um filtro *comb*.

Uma análise preliminar foi feita para avaliar qual procedimento seria utilizado neste trabalho e notou-se que tanto a convolução quanto a multiplicação da resposta em frequência do filtro demandavam um tempo de processamento alto. Já a realização da média direta dos segmentos mostrou-se ser um procedimento muito mais simples e rápido, porém com a mesma eficiência para extração. O algoritmo usado neste trabalho para esta etapa baseou-se no trabalho de [Bonomo et al. \(2023\)](#) e seu fluxograma esta mostrado na Figura 3.22.

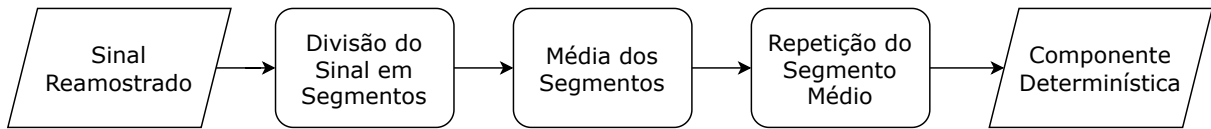


Figura 3.22 – Fluxograma do Algoritmo do TSA

A segmentação do sinal foi realizada considerando que o número de amostras por revolução é conhecido (N_{rev}), pois foi definido durante a reamostragem angular. Dessa forma, o sinal reamostrado foi dividido em segmentos que possuem exatamente esse número de amostras. Uma vez obtidos os segmentos, pode-se realizar a média dos N segmentos da seguinte forma:

$$x_{med}[n] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i[n] \quad (3.9)$$

onde x_{med} é o segmento médio resultante, x_i é o i -ésimo segmento do sinal reamostrado e n é o índice da amostra, que pode variar de 1 até N_{rev} . É importante destacar que, neste trabalho, optou-se por utilizar o máximo de segmentos possível dentro do sinal, ou seja, considerou-se o número total de rotações ocorridas durante o tempo de aquisição do sinal. Dessa forma, todos os segmentos disponíveis foram utilizados para calcular a média.

Após obter o segmento médio, observa-se que sua dimensão corresponde apenas a uma rotação da componente extraída do sinal, ou seja, representa um período da componente. Para obter um sinal que tenha o mesmo tamanho do sinal original, é possível repetir esse segmento até que se tenha um sinal que corresponda à componente determinística com o mesmo comprimento do sinal original. É importante ressaltar que esse procedimento é válido, uma vez que a componente extraída é periódica. Dessa forma, obtêm-se uma componente determinística e periódica associada à frequência de rotação do sinal original.

Para validar a extração da componente, pode-se comparar as magnitudes dos picos do espectro do sinal obtido após a aplicação do TSA com os picos do espectro do sinal

reamostrado. Quanto menor for a diferença entre eles, melhor será a extração. Neste trabalho, o erro de magnitude dos picos foi avaliado nas três primeiras harmônicas, ou seja, nas três primeiras ordens ($1nX$, $2nX$, $3nX$), usando o erro absoluto em dB, EA_{dB} , dado por:

$$EA_{dB}^i = |A_{dB}^{ra}[i] - A_{dB}^{tsa}[i]|, \quad (3.10)$$

onde A_{dB}^{ra} representa a amplitude em dB do espectro do sinal reamostrado, A_{dB}^{tsa} representa a amplitude em dB do espectro do sinal obtido após a aplicação do TSA e i corresponde à ordem, que neste caso, assume os valores de 1, 2 e 3.

3.3.4 Metodologia Aplicada na Frequência do Defeito

Como mencionado anteriormente, neste trabalho propõe-se utilizar a metodologia para extração de informações descrita nas subseções anteriores, porém sincronizada com as frequências características das falhas do rolamento. Essa proposta foi baseada no trabalho de [McFadden e Toozhy \(2000\)](#), porém com algumas alterações. Para isso, foram realizados alguns ajustes nos procedimentos de aplicação da metodologia. Vale ressaltar que a primeira etapa, que corresponde à análise de envelope, permanece inalterada, uma vez que não utiliza nenhuma frequência de referência para sua aplicação.

No processo de reamostragem angular, foram necessárias algumas modificações. Primeiramente, os instantes relacionados aos intervalos de rotação devem ser associados à "rotação" do defeito, ou seja, os instantes devem ser mapeados para os períodos que estão relacionados à frequência do defeito. Para realizar essa associação, é importante lembrar que as frequências características das falhas estão diretamente ligadas à frequência de rotação do eixo por meio das relações definidas em (2.1), (2.2) e (2.3), ou, de forma equivalente, por meio das constantes definidas em (3.1), (3.2) e (3.3). Portanto, esses instantes relacionados aos períodos das frequências do defeito podem ser obtidos por meio do uso do tacômetro e das técnicas de estimativa de rotação.

Ao utilizar o tacômetro, propõe-se o seguinte algoritmo conforme mostrado no fluxograma da Figura 3.23. A ideia é obter os instantes de detecção das bordas do sinal do tacômetro e, a partir deles, realizar a interpolação de uma curva de fase de rotação do eixo, θ_r , associando incrementos de 2π a esses instantes. Em seguida, é possível obter uma curva de fase relacionada à frequência do defeito, θ_d , utilizando a relação expressa

em (2.21) e a relação mencionada no parágrafo anterior, como apresentado a seguir:

$$\theta_d = \alpha_d \theta_r, \quad (3.11)$$

onde α_d é a constante relacionada ao defeito e o índice d refere-se ao tipo de defeito, sendo e para defeito no anel externo, i para defeito no anel interno e er para defeito no elemento rolante. Com a curva de fase relacionada à frequência do defeito, é possível obter uma curva inversa relacionando o tempo com a fase, através do uso de uma interpolação. Em seguida, basta extrair os instantes de tempo nos quais ocorrem incrementos de 2π , que estão diretamente associados aos instantes dos períodos equivalentes à frequência de defeito.

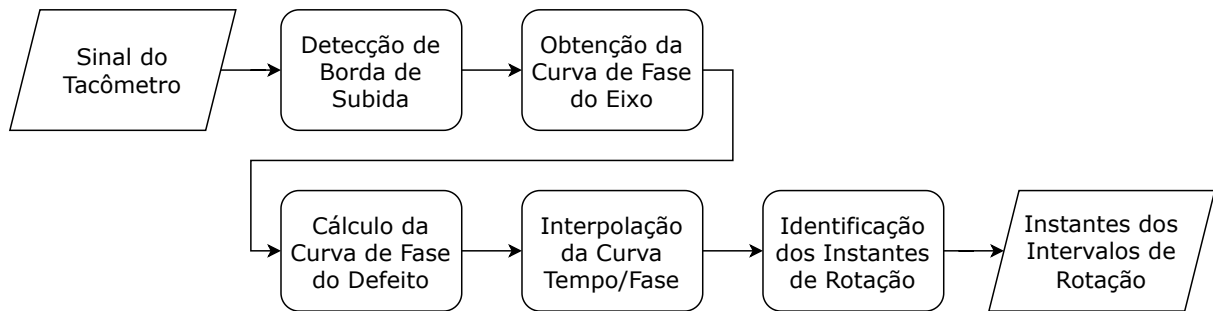


Figura 3.23 – Fluxograma do Algoritmo da Extração dos Instantes do Defeito usando Tacômetro

Além do processo descrito anteriormente, um algoritmo foi proposto para o ajuste dos valores das constantes definidas em (3.1), (3.2) e (3.3). Isso se deve ao fato de que esses valores fornecidos pelo fabricante podem variar de acordo com a severidade do defeito, que pode aumentar com o tempo de uso, ou de acordo com a montagem do rolamento no mancal. Essas variações podem ser observadas no espectro de ordem do sinal reamostrado utilizando o algoritmo descrito anteriormente, uma vez que os picos no espectro relacionados às componentes de defeito podem não estar centrados em ordens inteiras ($1nX$, $2nX$, etc.).

Portanto, o procedimento adotado neste trabalho para realizar esse ajuste envolve reamostrar o sinal utilizando os instantes obtidos pelo algoritmo do tacômetro para defeito, obter um espectro de ordem desse sinal e fazer uma varredura em torno de $1nX$ para determinar em qual ordem o pico está localizado, denotado por o_{det} . Em seguida, calcula-se a seguinte relação:

$$\alpha_d^r = \alpha_d O_{det}. \quad (3.12)$$

onde α_d^r é a constante reajustada. Essa relação permite ajustar as constantes relacionadas às frequências características dos defeitos com base nas informações extraídas do espectro, permitindo assim aplicar novamente o algoritmo mostrado na Figura 3.23 com uma maior precisão.

Para utilizar as técnicas de estimativa de rotação na frequência do defeito, a modificação feita está relacionada apenas à componente de referência utilizada. Em vez de utilizar a frequência de rotação como ponto de partida nos métodos, foram utilizadas diretamente as frequências características esperadas dos defeitos, definidas por meio da frequência de rotação esperada multiplicada pelas constantes apresentadas em (3.1), (3.2) e (3.3). Na demodulação de fase, essa alteração ocorre no primeiro bloco do fluxograma mostrado na Figura 3.13, onde a frequência de referência utilizada para a seleção de harmônica e filtragem é modificada. No rastreamento do máximo do espectrograma, essa mudança ocorre no segundo bloco do fluxograma apresentado na Figura 3.18, afetando a estimativa do primeiro instante da frequência máxima rastreada. Quanto ao método híbrido, a modificação ocorre na etapa de rastreamento do máximo do espectrograma, pois essa é a primeira etapa desse método. Nota-se que o ajuste feito na constante característica do defeito não é necessário para essas técnicas, já que as mesmas possuem uma faixa de frequência de análise, a qual permite detectar essas variações.

O restante da metodologia de extração de informações não sofre alteração, uma vez que os instantes relacionados aos intervalos dos períodos, obtidos tanto pelo tacômetro quanto pelas técnicas de estimativa de rotação por meio da vibração, já foram ajustados para as frequências características dos defeitos. É importante ressaltar que a ordem agora se refere à frequência do defeito. Dessa forma, a magnitude dos picos centrados nas ordens inteiras (1 nX, 2 nX, etc.) está diretamente relacionada à resposta das falhas nos rolamentos, podendo ser utilizada para determinar se existe uma falha presente. Essa magnitude dos picos pode ser um indicativo importante na detecção de defeitos nos rolamentos.

3.4 DETECÇÃO DE FALHA

Esta é a última etapa da metodologia de trabalho utilizada, conforme destacado em azul no fluxograma da Figura 3.1. Nessa etapa, é empregado um algoritmo de detecção

que compara os valores das magnitudes das harmônicas das frequências de defeito com um limiar determinado por meio de uma otimização. Esse algoritmo foi desenvolvido com base na pesquisa conduzida pelo membro do projeto, Victor Afonso Bauler.

O algoritmo original é aplicado utilizando o espectro de frequência do sinal após a realização da análise de envelope. Nesse método, uma varredura é realizada em torno das três primeiras harmônicas das frequências de defeito, com o objetivo de identificar o valor de maior magnitude dentro de uma faixa de frequência com largura de banda de 10 % em relação à frequência central. No contexto da aplicação desse algoritmo após a metodologia apresentada na seção anterior, os valores de magnitude associados às três primeiras harmônicas das frequências de defeito correspondem às magnitudes das ordens $1nX$, $2nX$ e $3nX$, uma vez que a metodologia foi sincronizada nessas frequências.

A existência de uma falha é assumida se pelo menos dois desses três valores de magnitude excederem limiares pré-definidos. A detecção de falhas é determinada, então, com base nos seguintes critérios:

$$\begin{aligned} C_1 : A_1 \geq l_1, \quad C_2 : A_2 \geq l_2, \quad C_3 : A_3 \geq l_3, \\ N(C_1, C_2, C_3) \geq 2 \Rightarrow \text{DEFEITO}, \\ N(C_1, C_2, C_3) < 2 \Rightarrow \text{SEM DEFEITO}, \end{aligned} \tag{3.13}$$

onde A_1 , A_2 e A_3 representam as magnitudes das três primeiras harmônicas da frequência de defeito no sinal analisado, l_1 , l_2 e l_3 são os limiares pré-definidos, C_1 , C_2 e C_3 são as comparações de magnitude, $N()$ indica a contagem de comparações verdadeiras, e os índices 1, 2 e 3 referem-se à primeira, segunda e terceira harmônicas, respectivamente.

Estes limiares são determinados com base nas magnitudes das harmônicas da frequência de defeito obtidas a partir de um sinal de vibração de um mancal de rolamento sem defeito. Essas magnitudes são consideradas como referência de normalidade. São definidos limiares separados para cada harmônica, permitindo uma análise mais precisa. O objetivo de definir os limiares por meio dessa multiplicação é determinar a partir de qual desvio em relação à normalidade é possível identificar uma falha. Portanto, os limiares podem ser definidos da seguinte forma:

$$l_1 = c_1 N_1, \quad l_2 = c_2 N_2, \quad l_3 = c_3 N_3, \tag{3.14}$$

onde c_1 , c_2 e c_3 são coeficientes e N_1 , N_2 e N_3 são os valores de normalidade, ou seja, os

valores das magnitudes das três primeiras harmônicas da frequência de defeito no sinal de referência (sem defeito).

Os coeficientes foram determinados através de uma otimização da acurácia balanceada obtida pela algoritmo de detecção de defeitos. Para esse fim, utilizou-se um conjunto de sinais contendo M amostras, que englobam tanto sinais com defeitos quanto sinais sem defeitos, e serviram como base para o processo de otimização. A fim de quantificar o desvio de cada sinal em relação ao valor de normalidade, foi introduzido o conceito de magnitude normalizada, que relaciona a amplitude das harmônicas na frequência do defeito de cada sinal com o valor considerado normal. A magnitude normalizada da i -ésima harmônica do m -ésimo sinal, denotada por \overline{A}_i^m , pode ser definida como:

$$\overline{A}_i^m = \frac{A_i^m}{N_i}, \quad (3.15)$$

onde A_i^m é a magnitude da i -ésima harmônica do m -ésimo sinal.

A magnitude normalizada dos sinais é utilizada para determinar os coeficientes c_1 , c_2 e c_3 , que indicam o grau de afastamento dos sinais em relação à normalidade. A partir de um conjunto de sinais de treino, foi calculada a magnitude normalizada de todos os sinais para cada harmônica, gerando um conjunto de magnitudes normalizadas para cada harmônica, denominado S_i , onde i refere-se à harmônica. Foi, portanto, gerado um espaço de possíveis coeficientes, C , contendo todas as combinações possíveis entre os valores dos conjuntos S_i . Por fim, a acurácia balanceada foi mapeada para todas as possibilidades em C , com objetivo de localizar quais conjuntos de coeficientes geravam valores máximos da acurácia balanceada. Este procedimento foi motivado pelo fato de que como a otimização foi feita com base nos dados disponíveis, nenhum valor diferente seria obtido para a acurácia balanceada ao utilizar valores diferentes para os coeficientes.

A acurácia balanceada (AB) é definida da seguinte forma:

$$AB = \frac{1}{2} \left(\frac{VP}{VP + FN} + \frac{VN}{VN + FP} \right) \quad (3.16)$$

onde VP é o número de verdadeiros positivos, VN é o número de verdadeiros negativos, FP é o número de falsos positivos e FN é o número de falsos negativos. Esses parâmetros refletem o desempenho da detecção. Um verdadeiro positivo ocorre quando o algoritmo detecta corretamente uma falha em um sinal de um componente com defeito. Um falso positivo ocorre quando o algoritmo erroneamente detecta uma falha em um sinal de um

componente sem defeito. Da mesma forma, um verdadeiro negativo ocorre quando o algoritmo corretamente não detecta uma falha em um sinal de um componente sem defeito. Um falso negativo ocorre quando o algoritmo não detecta uma falha em um sinal de um componente com defeito.

É crucial ressaltar que é necessário obter um conjunto de coeficientes otimizados para cada componente defeituoso do rolamento (anel externo, anel interno e elemento rolante) e para cada orientação do acelerômetro (vertical, horizontal e axial). Isso resultaria em um total de 9 conjuntos de coeficientes otimizados. Além disso, nos casos em que o processamento do sinal para extrair a informação usada na detecção de falhas envolveu a reamostragem angular, foi gerado um conjunto de coeficientes para cada método de obtenção da informação de rotação (tacômetro e técnicas de estimativa de rotação através da vibração), gerando um total de 36 de conjuntos de coeficientes otimizados.

Ao testar todas as combinações possíveis dentro do espaço de coeficientes C , é possível encontrar múltiplos conjuntos de coeficientes que resultam em uma acurácia balanceada com valor máximo. Portanto, neste trabalho, propõe-se um algoritmo para selecionar o conjunto de coeficientes com o menor valor para cada coeficiente. Esse algoritmo é aplicado em etapas, começando pela seleção do menor valor para c_1 . Em seguida, dentro das combinações em que c_1 é o menor, o menor valor para c_2 é selecionado, repetindo esse processo para c_3 . A escolha do menor valor foi motivada pela intenção de minimizar falsos negativos, já que não detectar uma falha é mais grave do que detectar uma falha em um sinal sem defeito.

Como mencionado anteriormente, neste trabalho, gerou-se dois conjunto de dados, um deles para otimizar os coeficientes, denominados de conjunto de treino, e outro para testar os valores obtidos na otimização, denominado de conjunto de teste. Os conjuntos possuem, cada, 28 grupos de sinais, onde cada grupo possui os três sinais de aceleração (vertical, horizontal e axial) e um sinal de tacômetro. Ambos os conjunto possuem a mesma composição, sendo 7 grupos de sinais, relacionados às 7 condições de operação descritas na Tabela 3.1, para cada condição de defeito (saudável, anel externo, anel interno e elemento rolante), resultando nos 28 grupos de sinais.

Apesar de ambos os conjuntos de sinais (treinamento e teste) terem a mesma composição, eles foram gerados em momentos diferentes, com o objetivo de introduzir uma certa variabilidade nos sinais por meio do processo de montagem e desmontagem da bancada. Para ilustrar, a Figura 3.24 apresenta o espectro do sinal bruto de aceleração

vertical para a condição de operação A (RPM constante) em ambos os conjuntos. Observa-se uma considerável variação nos espectros, o que torna viável a utilização desses conjuntos no processo de otimização e verificação.

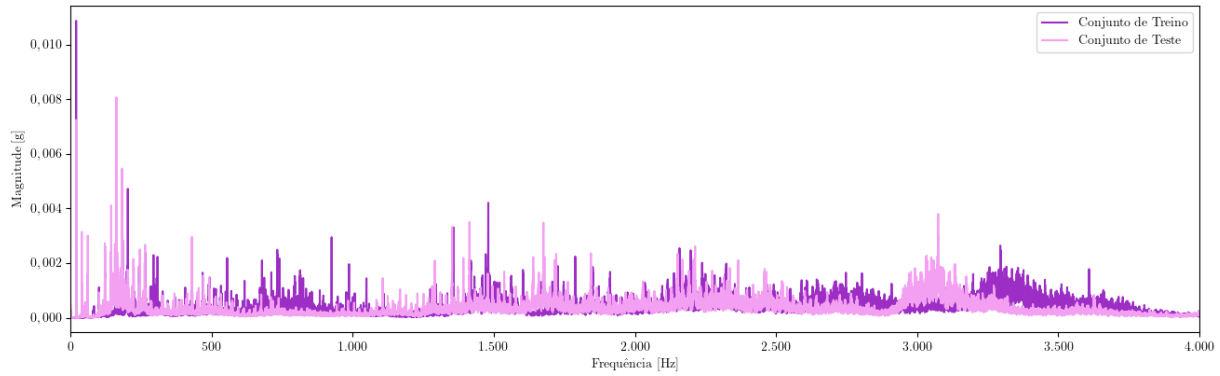


Figura 3.24 – Espectro - Sinal Bruto - Cond. Op.: A - Conjunto de Treino e Teste

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

“Quanto mais estudo, mais sinto que minha mente nisso é insaciável.”

(Ada Lovelace)

Este capítulo é dedicado à apresentação e discussão dos resultados obtidos. A Seção 4.1 é dedicada à avaliação das técnicas de estimativa de rotação através da vibração. A Seção 4.2 apresenta a avaliação do algoritmo implementado para a média síncrona no tempo. Na Seção 4.3 uma avaliação da sincronização da reamostragem angular nas frequências características dos defeitos é apresentada. Por fim, a Seção 4.4 apresenta os resultados obtidos ao aplicar a metodologia de detecção de falhas proposta neste trabalho. Uma avaliação da aplicação de cada etapa da metodologia também é apresentada.

4.1 AVALIAÇÃO DAS TÉCNICAS PARA ESTIMAR A ROTAÇÃO ATRAVÉS DA VIBRAÇÃO

A fim de avaliar o desempenho das técnicas de estimativa de rotação por meio da vibração, o erro médio relativo percentual da frequência extraída foi calculado para cada técnica. Os sinais obtidos dos três acelerômetros acoplados ao mancal de rolamento de análise (vertical, horizontal e axial) foram utilizados considerando as cinco faixas de frequências propostas (1,25 %, 2 %, 5 %, 10 % e 15 %) na Seção 3.3.2. Com o objetivo de avaliar exclusivamente o desempenho das técnicas, foram utilizados os sinais medidos no mancal com o rolamento sem defeito para estimar a frequência de rotação do eixo. Essa escolha foi motivada pelo fato do tacômetro fornecer de forma direta a informação da rotação do eixo, tornando-se uma referência precisa para o cálculo do erro.

Os resultados obtidos para todas as 15 combinações possíveis (3 direções do acelerômetro x 5 faixas de frequência de análise) estão apresentados no Apêndice B, para cada técnica (Demodulação, Espectrograma e Híbrido) e para cada condição de operação (A, Ba, Bb, Bc, C, Da e Db). A Figura 4.1 exibe o menor erro obtido por cada método nas 7 condições de operação, facilitando a análise. Os detalhes das combinações que resultaram nesses menores erros estão resumidos na Tabela 4.1. Além disso, na Figura 4.2, estão disponíveis as frequências instantâneas obtidas por cada técnica, bem como a extraída do tacômetro, com base nos instantes de tempo correspondentes. É importante mencionar que, embora o tempo de aquisição do sinal tenha sido de 30 s, na visualização apresentada,

foram exibidas as frequências instantâneas a partir do instante de 5 s até o instante de 15 s, visando uma melhor visualização dos dados.

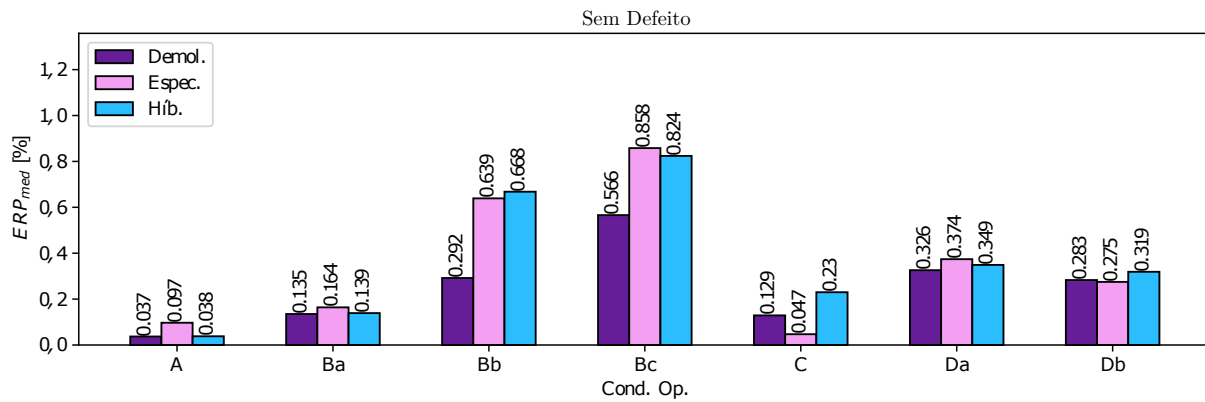


Figura 4.1 – Menor Erro Médio Relativo Percentual - Técnicas de Estimativa de Rotação

Tabela 4.1 – Acelerômetro e Faixa de Frequência - Menores ERP_{med} de cada Técnica

Técnicas Cond. de Operação	Demodulação	Espectrograma	Híbrido
A	Horizontal	Vertical	Vertical
	1,25 %	1,25 %	1,25 %
Ba	Horizontal	Horizontal	Horizontal
	10 %	1,25 %	1,25 %
Bb	Horizontal	Horizontal	Horizontal
	15 %	5 %	5 %
Bc	Horizontal	Horizontal	Horizontal
	15 %	10 %	10 %
C	Vertical	Vertical	Vertical
	1,25 %	1,25 %	1,25 %
Da	Axial	Vertical	Axial
	1,25 %	1,25 %	1,25 %
Db	Vertical	Vertical	Axial
	1,25 %	1,25 %	1,25 %

Ao analisar as combinações listadas na Tabela 4.1, é possível observar que em mais de 80 % dos casos o sinal do acelerômetro na direção vertical ou horizontal apresentou o melhor desempenho. Outra observação importante diz respeito à faixa de frequência utilizada. Nas condições de operação em que a rotação por minuto (RPM) da bancada se manteve constante (A, C, Da e Db), a faixa de frequência selecionada foi a menor proposta, 1,25 %. No entanto, nas condições em que o RPM variava, as faixas de frequência que resultaram nos melhores resultados foram maiores, como 5 %, 10 % e 15 %.

Para identificar a razão destes resultados, pode-se observar os espectros dos sinais, já que os mesmos demonstram informações importantes sobre o comportamento do sinal. Na

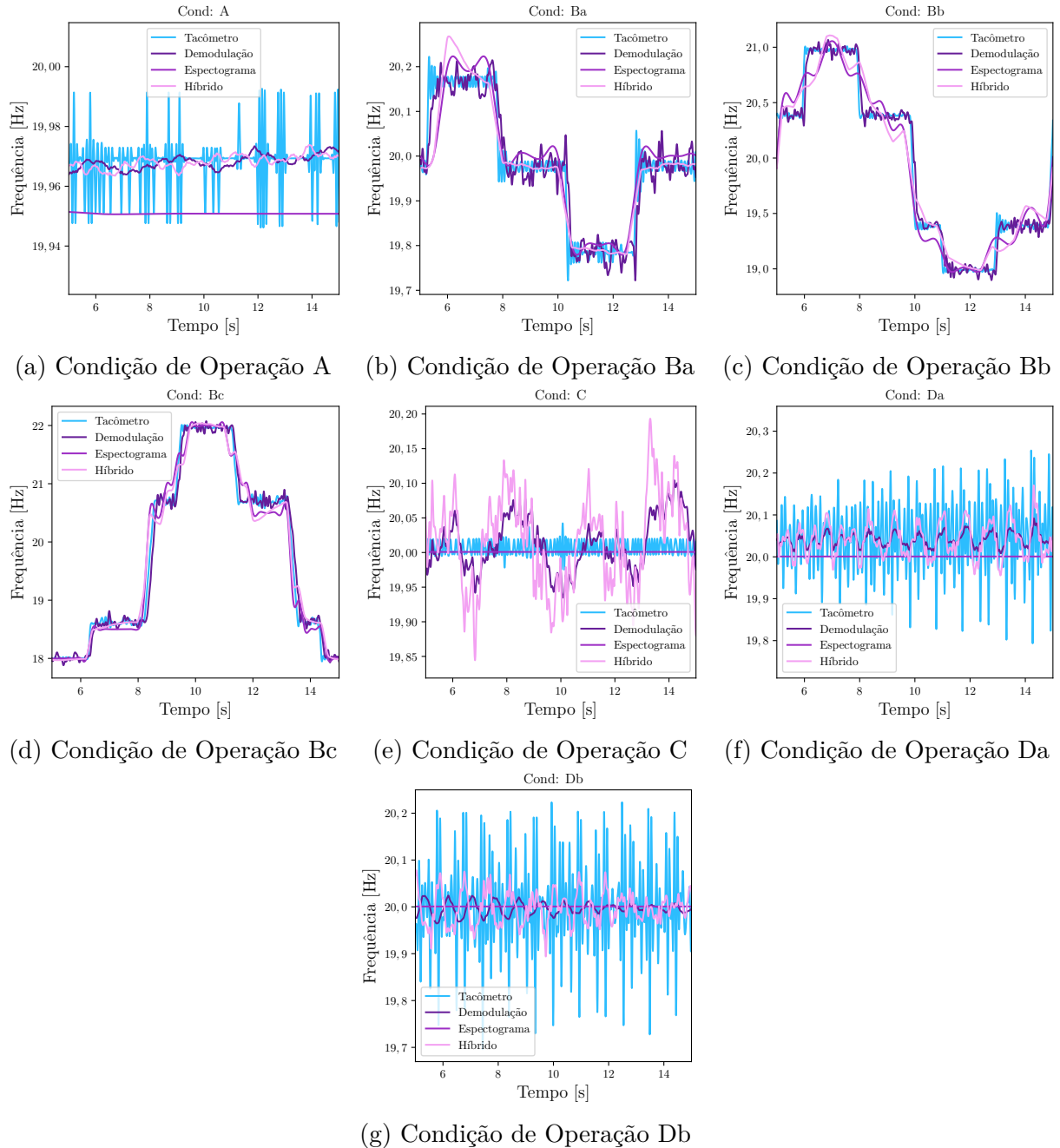


Figura 4.2 – Frequências Instantâneas - Técnicas de Estimativa de Rotação e do Tacômetro

Figura 4.3 tem-se os espectros dos sinais dos três acelerômetros. Os espectros foram obtidos através da função `welch` do módulo `signal` da biblioteca `scipy`¹, que emprega o Método de Médias de Segmentos (Método de Welch) para o cálculo (SHIN; HAMMOND, 2008). Foi realizado um total de 5 médias, com janelas do tipo *Hanning* contendo 512.000 amostras e sobreposição de 90%. Esses parâmetros foram selecionados para garantir uma resolução de frequência de 0,05 Hz. Nota-se os espectros estão mostrados apenas em uma faixa de 15 Hz a 25 Hz, para uma visualização melhor da componente relacionada à frequência de

¹ Veja <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.signal.welch.html>

rotação do eixo (20 Hz=1200 RPM). Nos gráficos estão destacadas as faixas de frequências analisadas, onde a faixa mais escura equivale a menor faixa (1,25 %) e a faixa mais clara equivale a maior faixa (15 %).

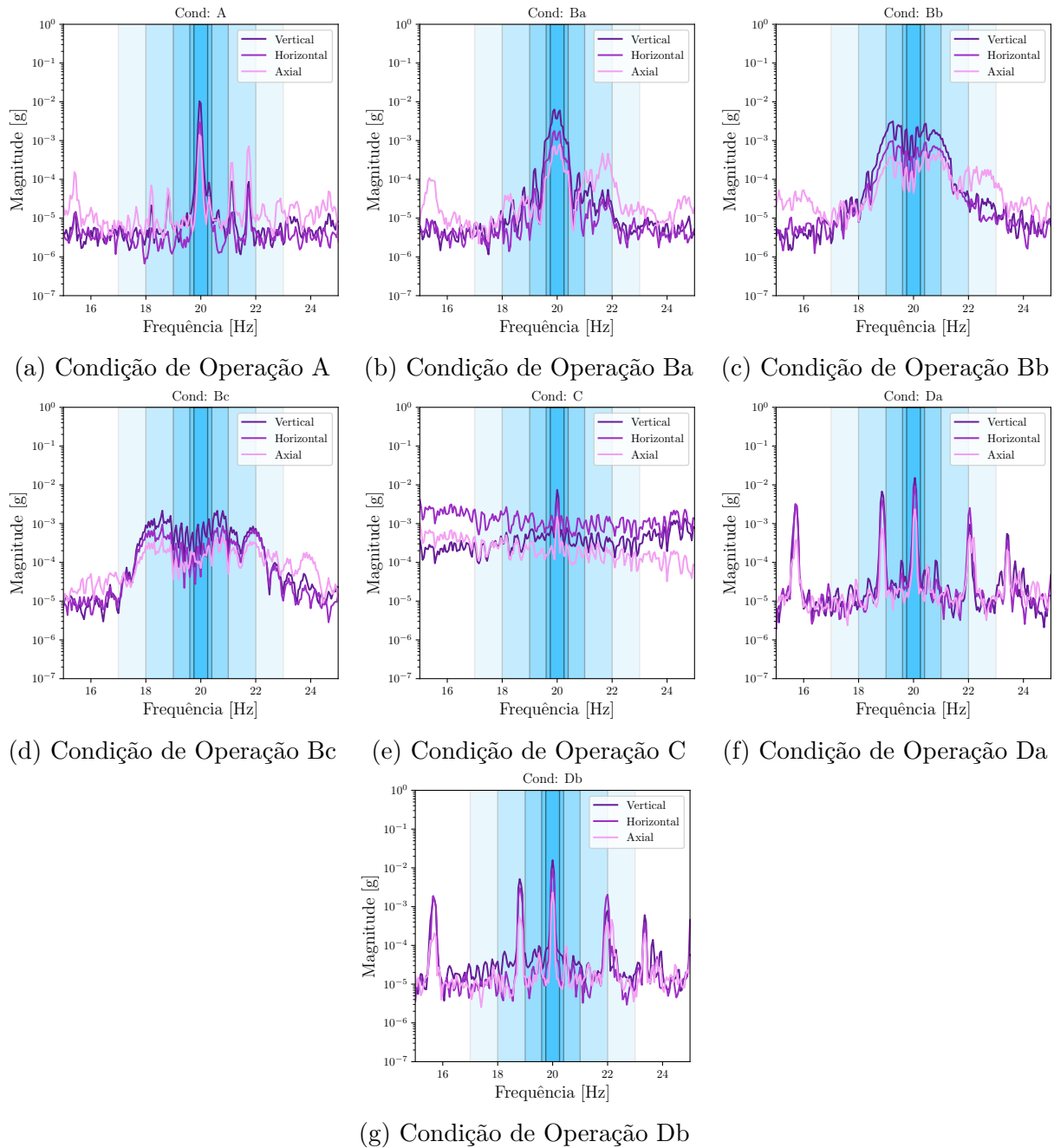


Figura 4.3 – Espectros dos Sinais Vibratórios do Mancal com Rolamento Saudável

É perceptível que o espectro do sinal do acelerômetro axial contém menos energia na componente relacionada à frequência de rotação do eixo, o que implica em menos informação disponível para a estimativa de rotação. Esse comportamento era esperado, pois as direções vertical e horizontal correspondem as direções radiais, onde a vibração induzida por qualquer desbalanceamento será mais pronunciada. Em relação à faixa

de frequência, pode-se observar que nos casos de rotação constante, uma faixa estreita possibilita a extração apenas da componente de rotação, evitando que informações de outras componentes contaminem a estimativa da técnica. Por outro lado, nos casos em que há variação de rotação, a faixa de frequência deve ser adequada para capturar essa variação, abrangendo toda a faixa em que ocorre o espalhamento da frequência.

4.2 AVALIAÇÃO DO ALGORITMO DA MÉDIA SÍNCRONA NO TEMPO

A avaliação do algoritmo de média síncrona no tempo foi realizada utilizando os sinais medidos no mancal com rolamento sem defeito, com o objetivo de extrair as componentes relacionadas à frequência de rotação do eixo. Duas abordagens foram utilizadas para validar o algoritmo implementado neste estudo. A primeira consistiu em realizar uma inspeção visual comparando o espectro do sinal reamostrado com o espectro do sinal resultante do algoritmo de média síncrona no tempo (TSA, na sigla em inglês). No Apêndice C, são apresentados os gráficos desses espectros para as sete condições de operação propostas e para os três acelerômetros analisados. No entanto, para fins de exemplificação, na Figura 4.4, apresentam-se esses espectros para o acelerômetro vertical na condição de operação A (RPM constante), utilizando o tacômetro e as técnicas de estimativa de rotação. É possível observar visualmente que o TSA conseguiu extrair eficientemente as componentes relacionadas à frequência utilizada para sincronização (rotação do eixo) e suas harmônicas.

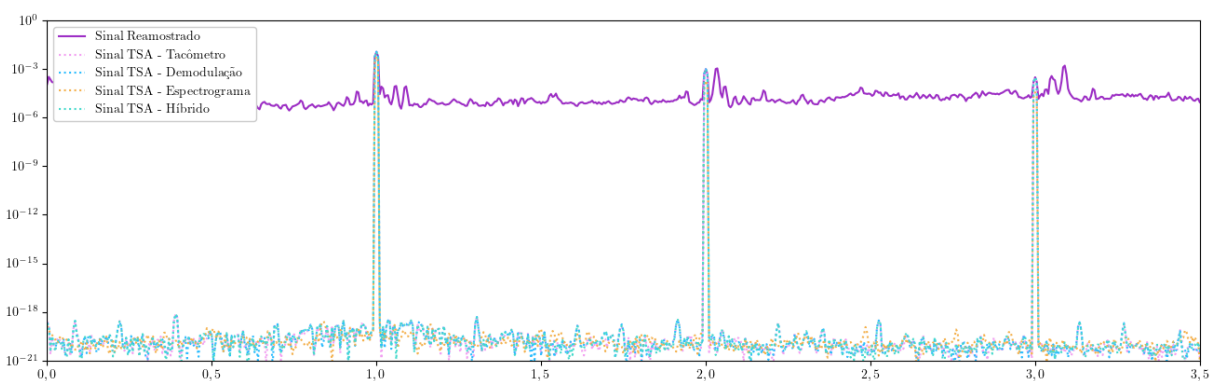


Figura 4.4 – Espectros - Sinal Reamostrado e Sinal TSA - Cond. Op.: A - Vertical

No entanto, como essa visualização pode dificultar a avaliação do desempenho do uso do TSA em conjunto com cada técnica de estimativa de rotação, os erros de magnitude dos picos nas três primeiras harmônicas (ou seja, nas três primeiras ordens - $1nX$, $2nX$, $3nX$) são apresentados nas Figuras 4.5 e 4.6. É importante destacar que foi utilizado o

erro absoluto em decibéis, colocado em (3.10), nessa análise e comparou-se o espectro do sinal obtido do TSA com o espectro do sinal reamostrado.

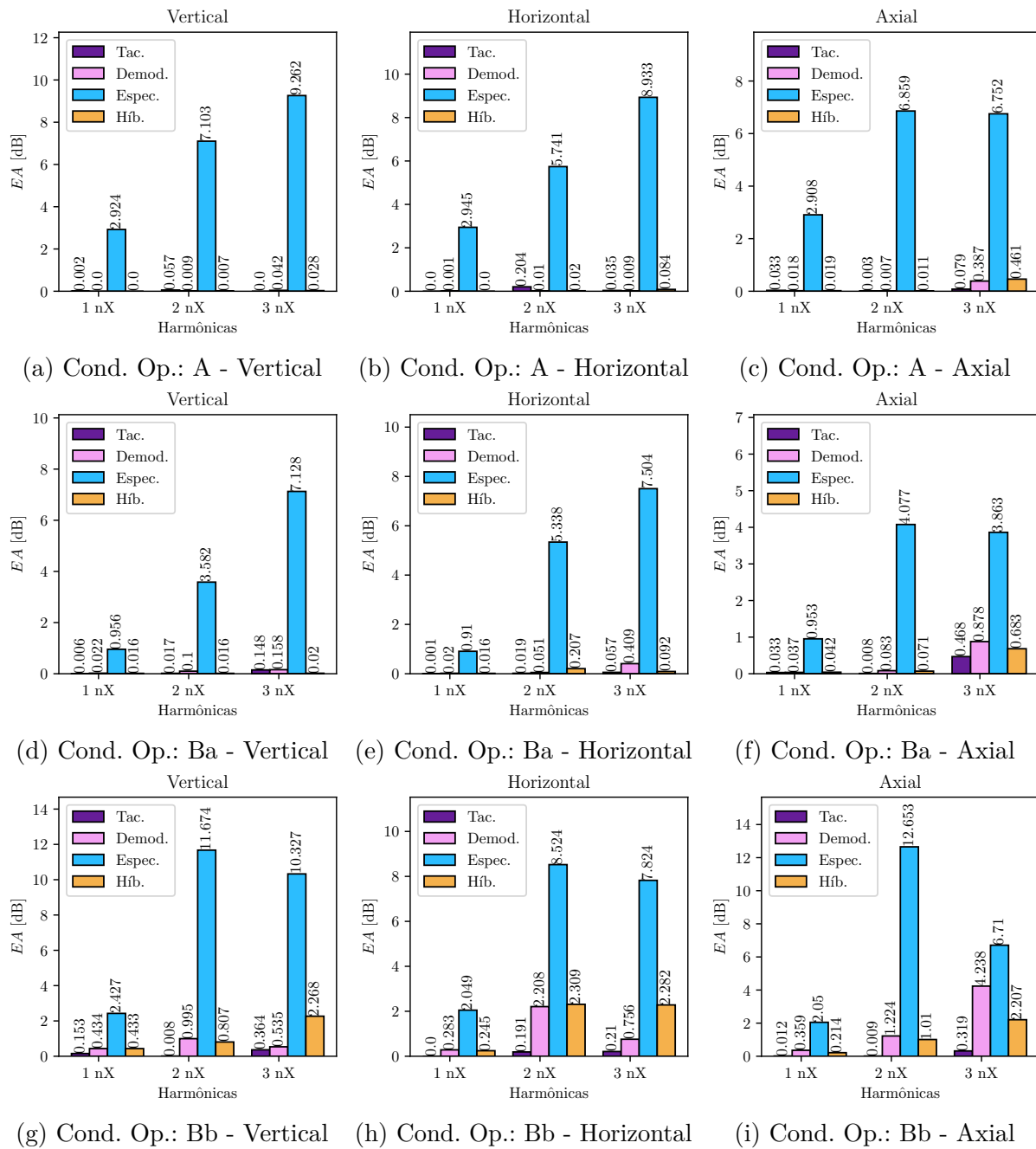
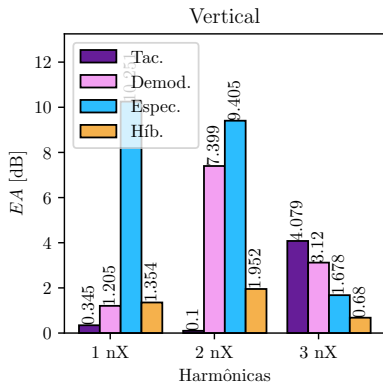
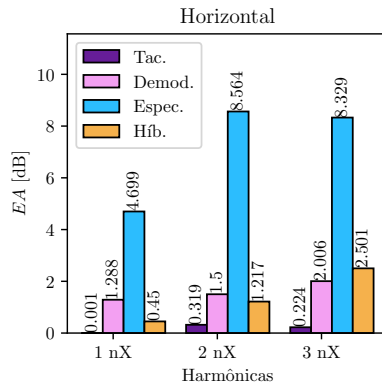


Figura 4.5 – Erro Absoluto da Magnitude - Sinal Reamostrado e Sinal TSA

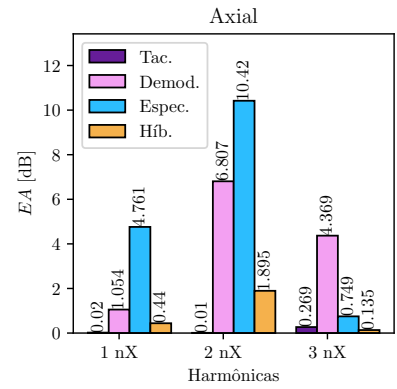
Observa-se que, em todos os casos, o uso da técnica de rastreamento do máximo do espectrograma resultou em grandes erros de magnitude. Isso pode estar relacionado ao fato de que a estimativa da rotação por meio dessa técnica depende diretamente da resolução de frequência do espectrograma. Quando a rotação apresenta variações menores do que essa resolução, a estimativa da rotação tende a se aproximar do valor do bin de frequência mais próximo, o que pode levar a uma segmentação incorreta ao aplicar o TSA.



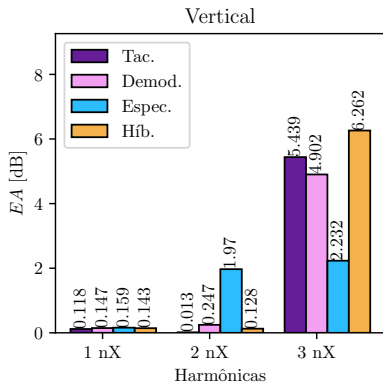
(a) Cond. Op.: Bc - Vertical



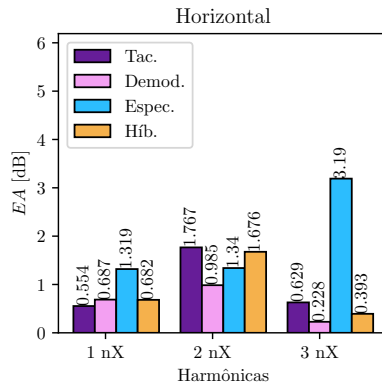
(b) Cond. Op.: Bc - Horizontal



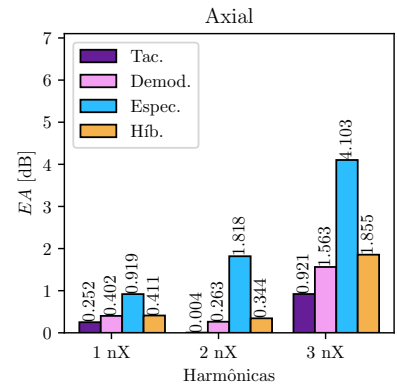
(c) Cond. Op.: Bc - Axial



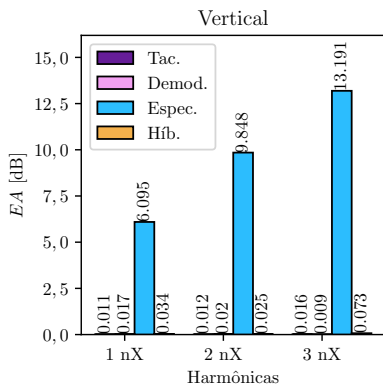
(d) Cond. Op.: C - Vertical



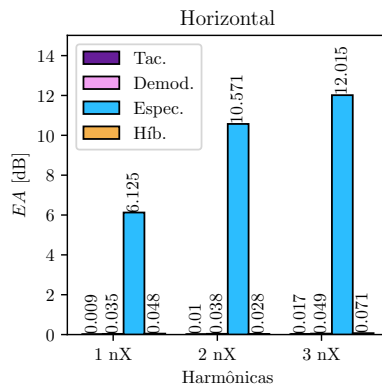
(e) Cond. Op.: C - Horizontal



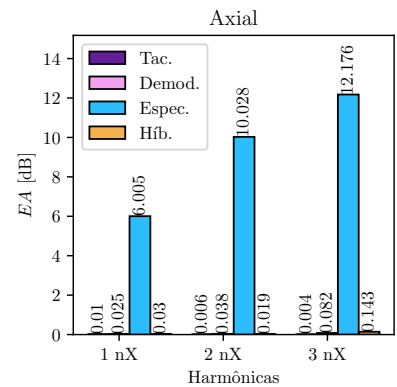
(f) Cond. Op.: C - Axial



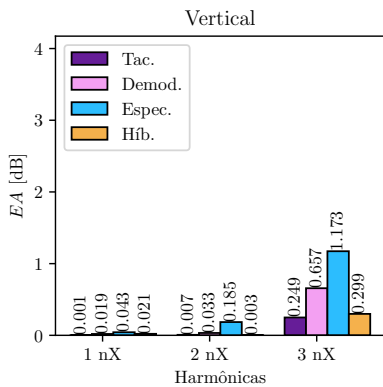
(g) Cond. Op.: Da - Vertical



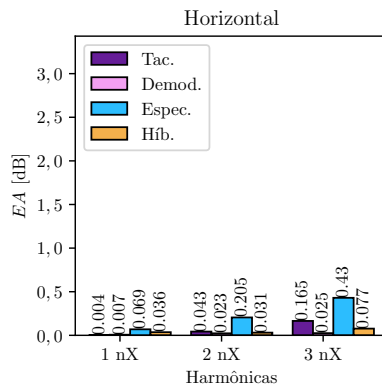
(h) Cond. Op.: Da - Horizontal



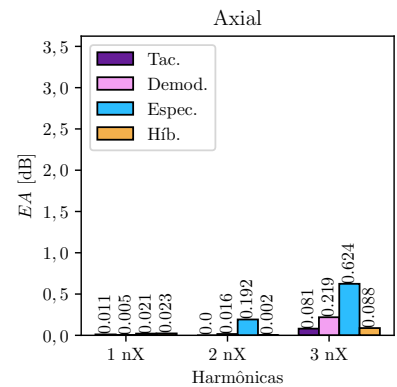
(i) Cond. Op.: Da - Axial



(j) Cond. Op.: Db - Vertical



(k) Cond. Op.: Db - Horizontal



(l) Cond. Op.: Db - Axial

Figura 4.6 – Erro Absoluto da Magnitude - Sinal Reamostrado e Sinal TSA (Cont.)

Também é possível observar que, à medida que a variação de rotação aumenta, o erro também aumenta. Essa característica pode estar relacionada à largura de banda de passagem do TSA, definida em (2.11). Para ilustrar esse efeito, a Figura 4.7 apresenta o espectro do caso Ba para o acelerômetro vertical, juntamente com a banda de passagem destacada em cinza. Na parte esquerda, o espectro é mostrado de 0 nX até 1,5 nX, enquanto na parte direita é feito um zoom maior, de 0,995 nX até 1,005 nX, para enfatizar a estreiteza dessa banda. É importante ressaltar que optou-se por utilizar o número máximo de médias possível, o que resulta nessa banda de passagem extremamente estreita. Esse estreitamento pode causar atenuação da energia associada à componente da frequência de rotação.

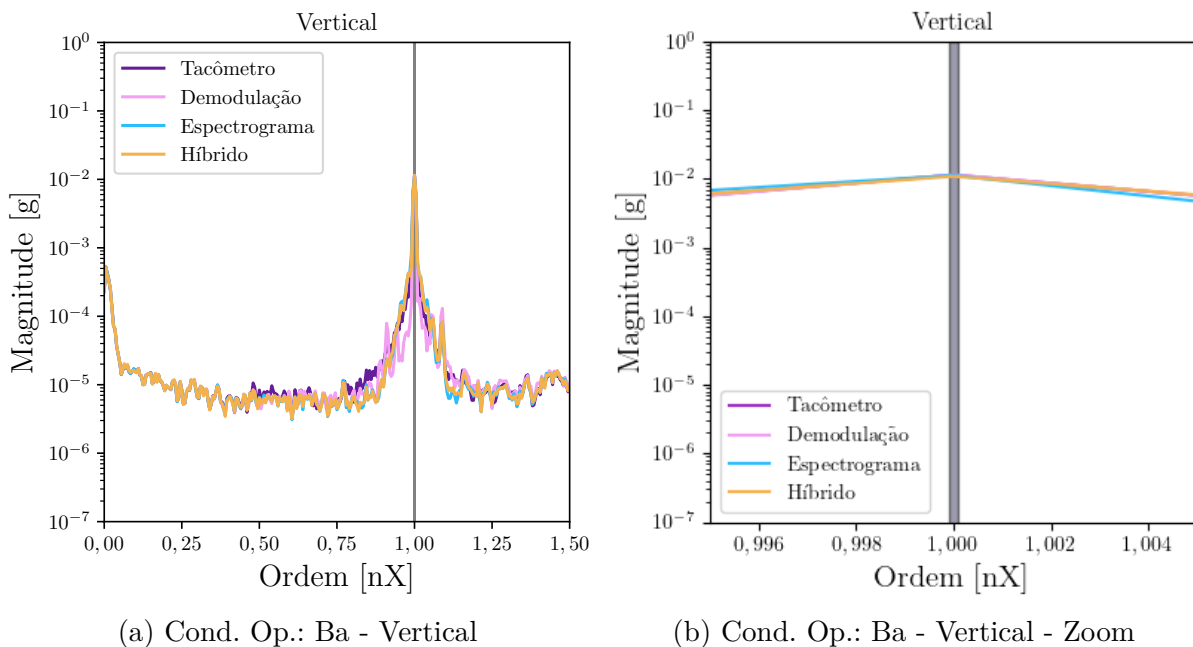


Figura 4.7 – Espectro do Sinal TSA - Banda de Passagem do TSA

Os valores altos de erro obtidos para o caso C podem estar diretamente relacionados ao fato de que certas harmônicas estão abaixo do nível de ruído naquela ordem. Presume-se que esse alto valor de erro não esteja associado exatamente ao erro na determinação da magnitude da componente extraída, mas sim à referência usada para comparação, que pode indicar uma magnitude de ruído induzida pelo shaker, em vez da magnitude da componente relacionada à frequência de rotação. Para ilustrar isso, pode-se observar os espectros do sinal reamostrado e do sinal resultante do TSA para esse caso e para os três acelerômetros, mostrados na Figura 4.8. Pode-se observar que as harmônicas com maiores erros não estão evidenciadas no espectro, o que indica que essas harmônicas estão abaixo do nível de ruído.

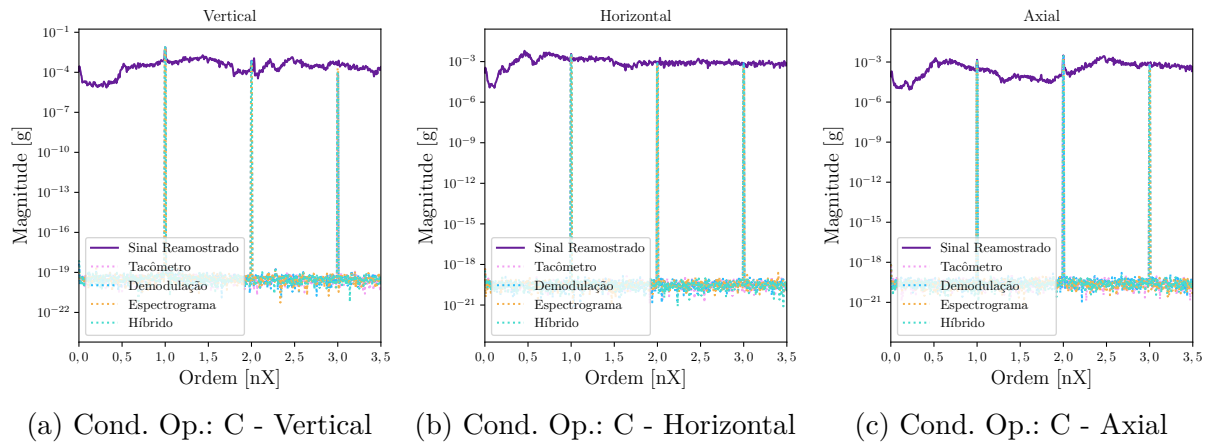


Figura 4.8 – Espectro do Sinal Reamostrado e do Sinal TSA

4.3 AVALIAÇÃO DA SINCRONIZAÇÃO COM A FREQUÊNCIA CARACTERÍSTICA DO DEFEITO

Ao empregar a metodologia proposta para sincronizar a reamostragem angular nas frequências de defeito, é feita uma avaliação da técnica com base em dois parâmetros. A primeira avaliação está relacionada ao ajuste das constantes características do defeito fornecidas pelo fabricante ao utilizar a reamostragem angular com o tacômetro, como colocado na Seção 3.3.4. Para cada ajuste realizado, foram utilizados os sinais resultantes da análise de envelope dos respectivos defeitos. Espera-se que esses sinais possuam as componentes relacionadas às frequências do defeito bem caracterizadas, conforme colocado no Capítulo 2.

Para essa avaliação, os espectros dos sinais antes e depois do ajuste são mostrados na Figura 4.9 para a condição de operação A. Os resultados das demais condições de operação podem ser encontrados no Apêndice D. Observa-se que, antes do ajuste, as componentes estão deslocadas das ordens inteiras, indicando que a sincronização foi realizada em uma frequência diferente da frequência real do defeito. Após o ajuste, observa-se que essas componentes estão centradas nas ordens corretas. É importante ressaltar que os gráficos mostram apenas um zoom em torno de $3nX$ para uma melhor visualização, mas o mesmo comportamento é observado em todas as ordens.

Nota-se que os resultados para o defeito nos elementos rolantes não foram apresentados, pois observou-se que os sinais resultantes da aplicação da análise de envelope para esse defeito não apresentavam componentes bem caracterizadas na frequência do defeito. Esse comportamento pode ser observado na Figura 4.10, que mostra os espectros dos sinais

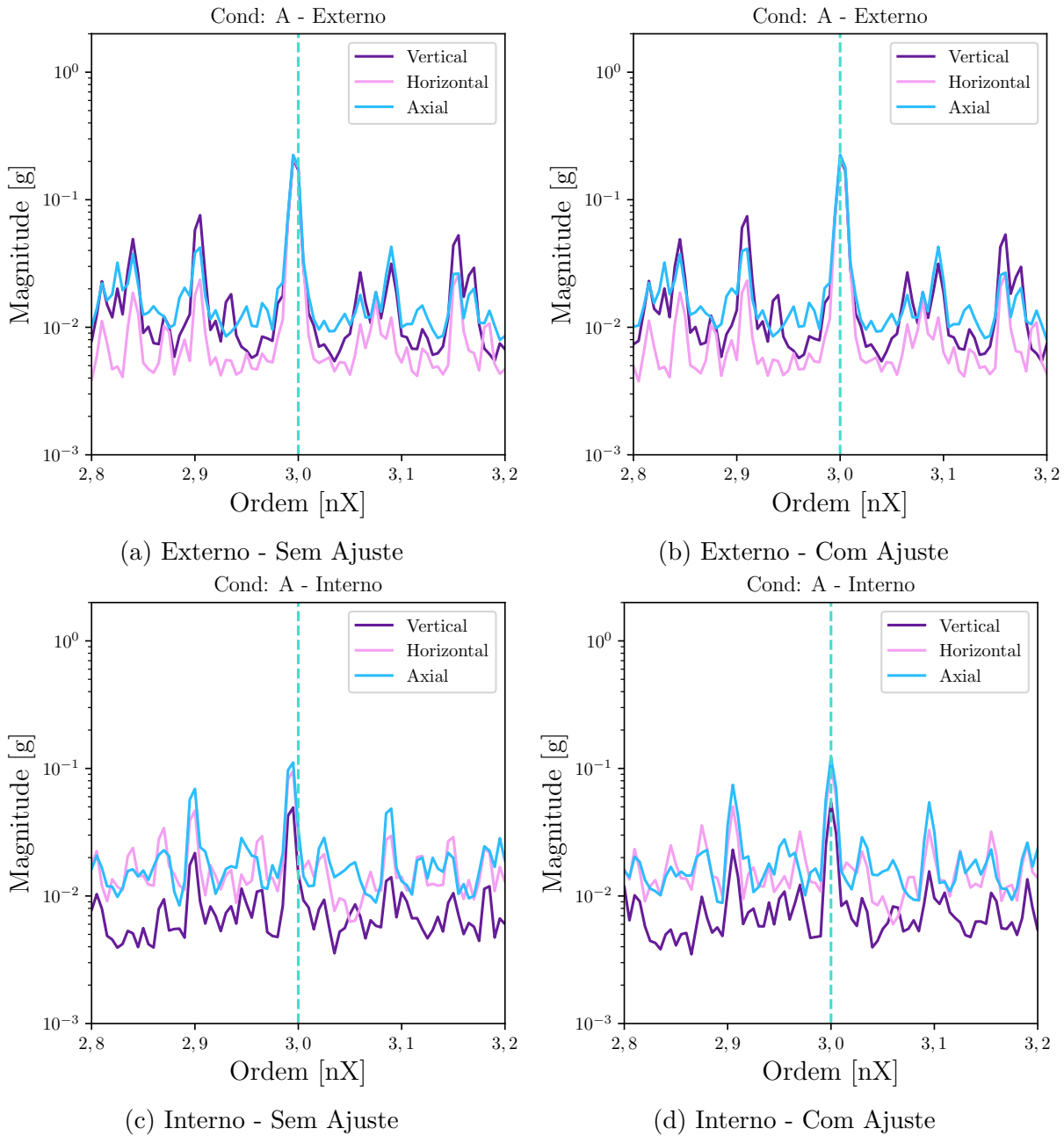


Figura 4.9 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: A

resultantes da análise de envelope. É evidente nesse gráfico que não há nenhum pico na frequência do defeito e suas harmônicas, destacados pelas linhas em amarelo. Observou-se também que as únicas componentes presentes nesse espectro são as frequências da gaiola e suas harmônicas, destacadas pelas linhas em verde. Portanto, não foi realizado o ajuste na constante característica para esse defeito, mantendo-se a fornecida pelo fabricante.

A segunda avaliação desta seção aborda o erro obtido pelas técnicas para estimar a frequência do defeito por meio da vibração. Os sinais de vibração utilizados para aplicar as técnicas foram obtidos a partir da análise de envelope. O procedimento foi semelhante à

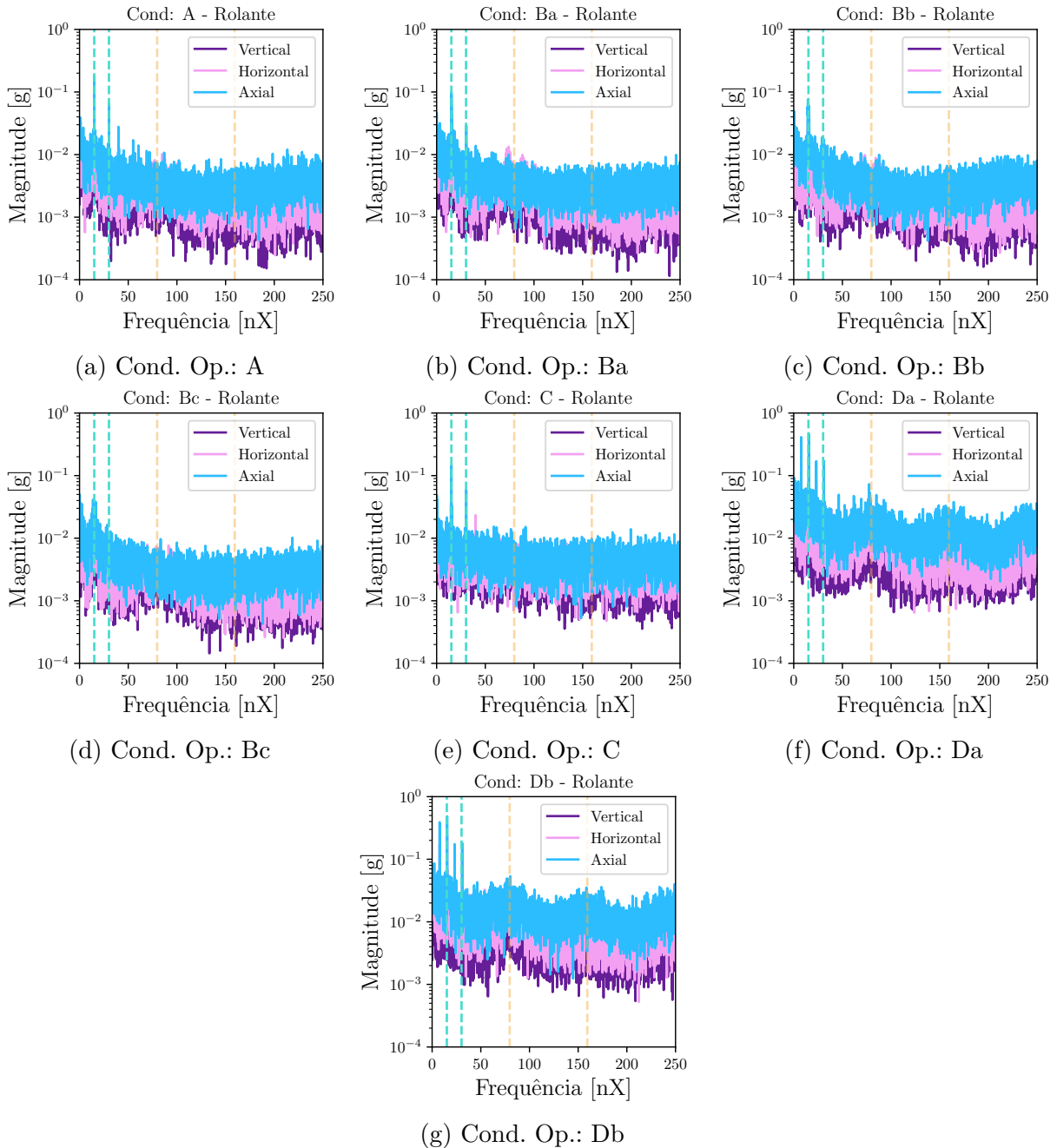
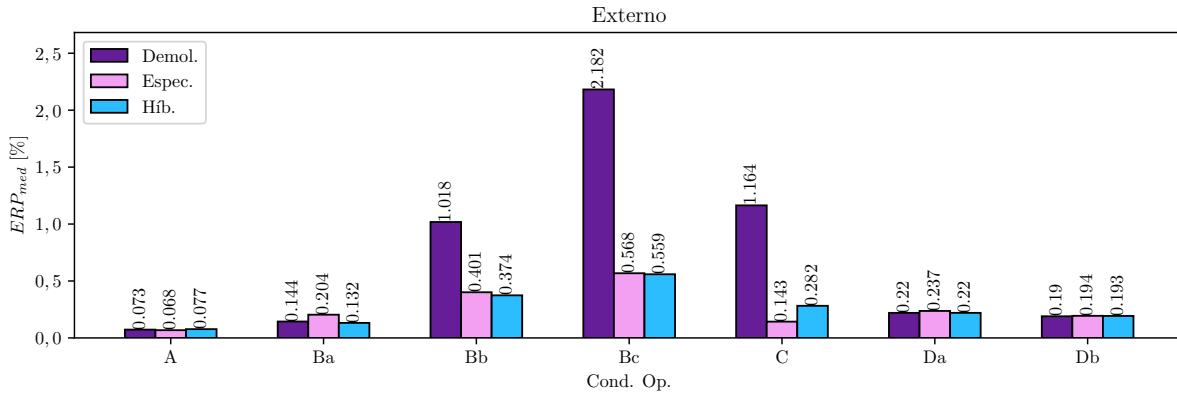


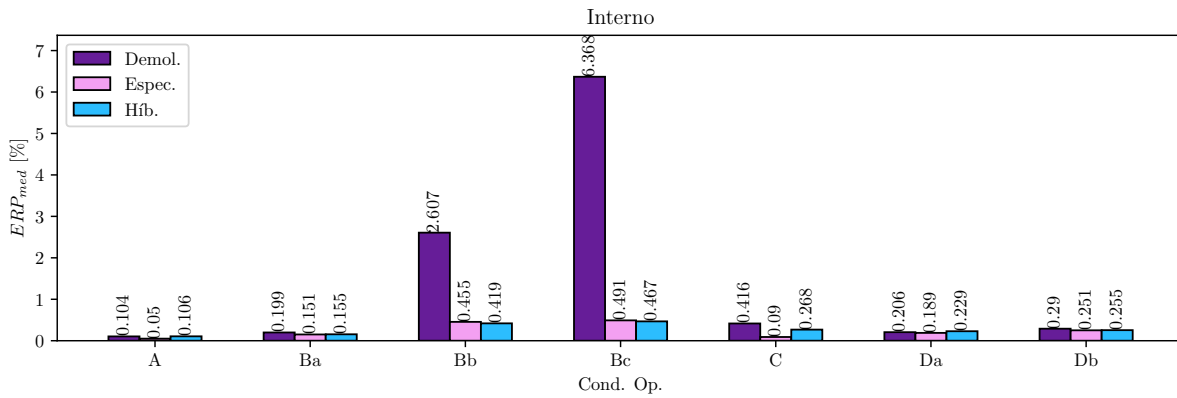
Figura 4.10 – Espectros de Envelope - Sinal do Mancal com Rolamento com Defeito nos Elementos Rolantes

análise anterior, selecionando a combinação de acelerômetro e faixa de frequência de análise que resultasse no menor erro médio relativo percentual. A frequência obtida pelo tacômetro foi utilizada novamente como referência, após o ajuste mencionado anteriormente. Os erros das melhores combinações para cada defeito em todas as condições de operação estão apresentados na Figura 4.11.

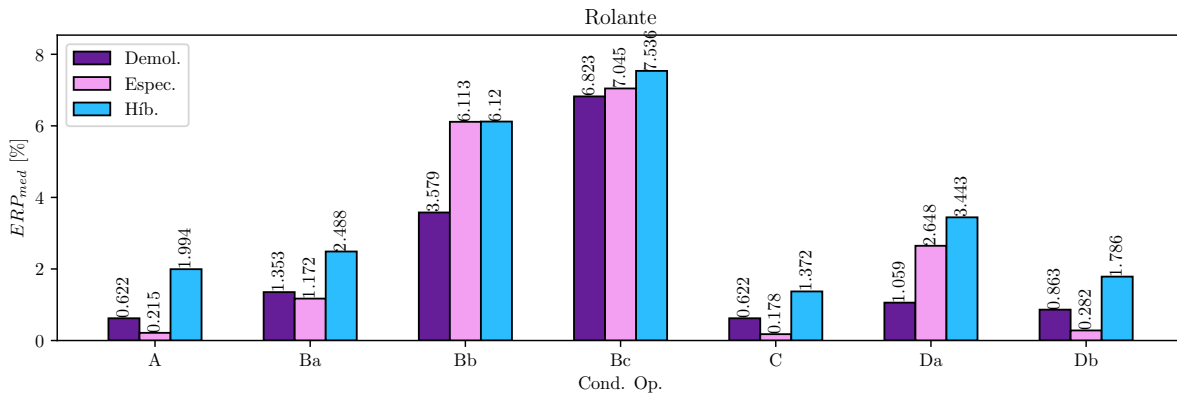
Nota-se que, para os defeitos no anel externo e no anel interno, os erros foram relativamente baixos, com exceção dos casos Bb e Bc. Ao investigar a causa desse compor-



(a) Defeito: Anel Externo



(b) Defeito: Anel Interno



(c) Defeito: Elementos Rolante

Figura 4.11 – ERP_{med} - Téc. de Est. de Rotação - Frequência Características dos Defeitos

tamento, observou-se que, nessas condições de operação, as componentes relacionadas aos defeitos não eram claramente identificadas no espectro, dificultando a extração precisa da informação relacionada à frequência do defeito. Na Figura 4.12, são apresentados os espectros de envelope para essas duas condições de operação e para estes dois defeitos. Pode-se notar que as componentes não são claramente visíveis quando comparadas com o nível de ruído de fundo. Em relação ao defeito nos elementos rolantes, os erros apresentados são relativamente altos, o que pode ser diretamente atribuído ao comportamento desse

senal, conforme discutido anteriormente e ilustrado na Figura 4.10.

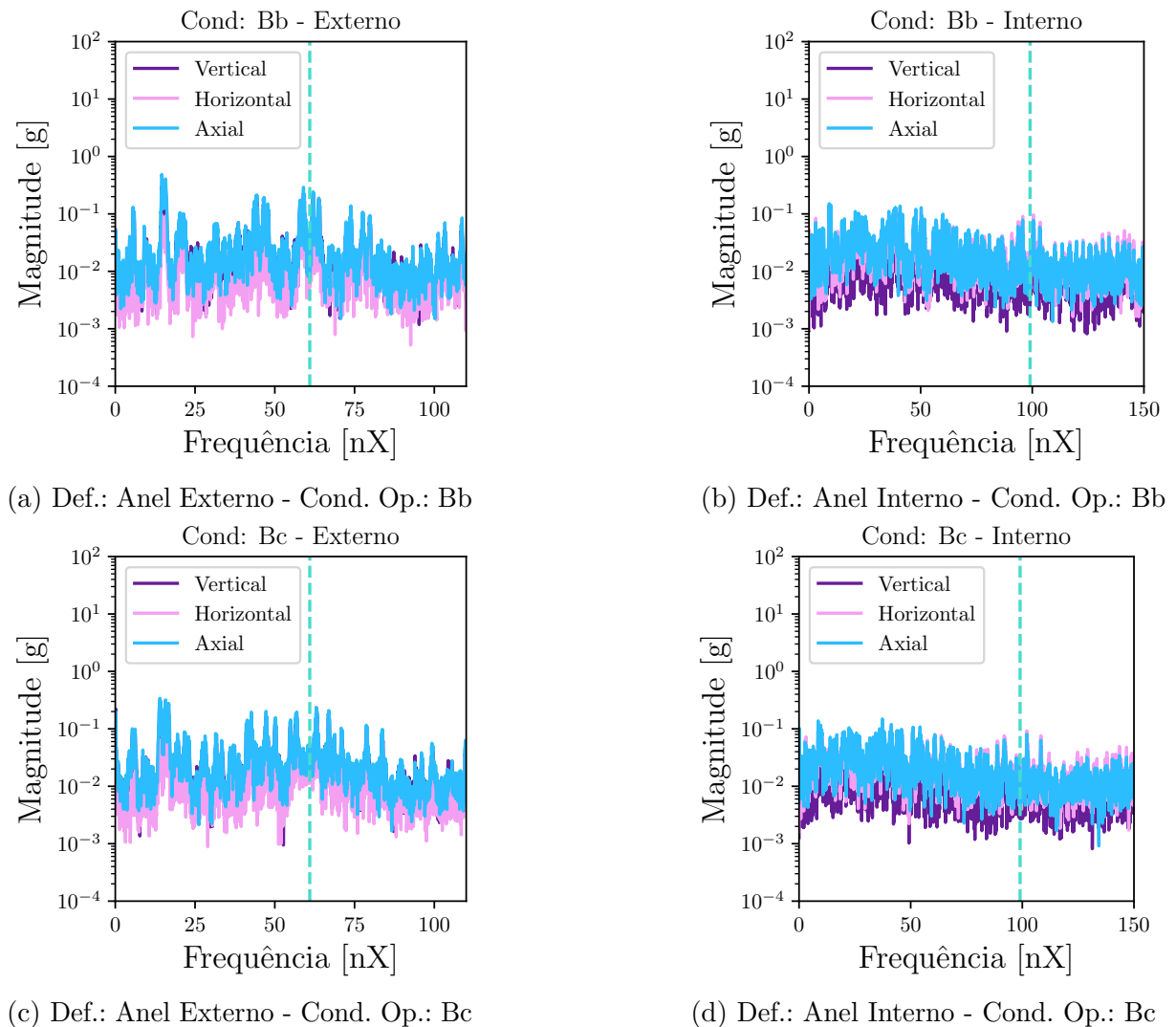


Figura 4.12 – Espectros de Envelope

4.4 AVALIAÇÃO DA METODOLOGIA DE DETECÇÃO DE FALHA USANDO A MÉDIA SÍNCRONA NO TEMPO

A metodologia de detecção de falhas proposta neste estudo foi avaliada em etapas para examinar o impacto de cada etapa no processo de detecção, conforme ilustrado no fluxograma apresentado na Figura 3.10. Três processos de detecção foram realizados para essa finalidade. O primeiro processo (1) envolveu a aplicação apenas da análise de envelope nos sinais. O segundo processo (2) foi conduzido após a execução das duas primeiras etapas da metodologia, ou seja, a análise de envelope e a reamostragem angular. Por fim, o terceiro processo de detecção (3) foi realizado ao aplicar a metodologia completa, incluindo a análise de envelope, a reamostragem angular e a média síncrona no tempo.

Para ilustrar as etapas envolvidas nos processos de detecção, será utilizado como exemplo o sinal do acelerômetro vertical medido em um rolamento com defeito no anel externo, na condição de operação Bc (RPM variando em 15%). O espectro do sinal bruto está representado na Figura 4.13. Nesse sinal, podem-se observar duas características distintas. Primeiramente, a frequência de rotação está espalhada em torno de 20 Hz devido à variação da condição de operação. Em segundo lugar, as componentes relacionadas a frequência do defeito, principalmente a primeira harmônica, não estão muito bem caracterizadas no espectro, como destacado em verde no gráfico.

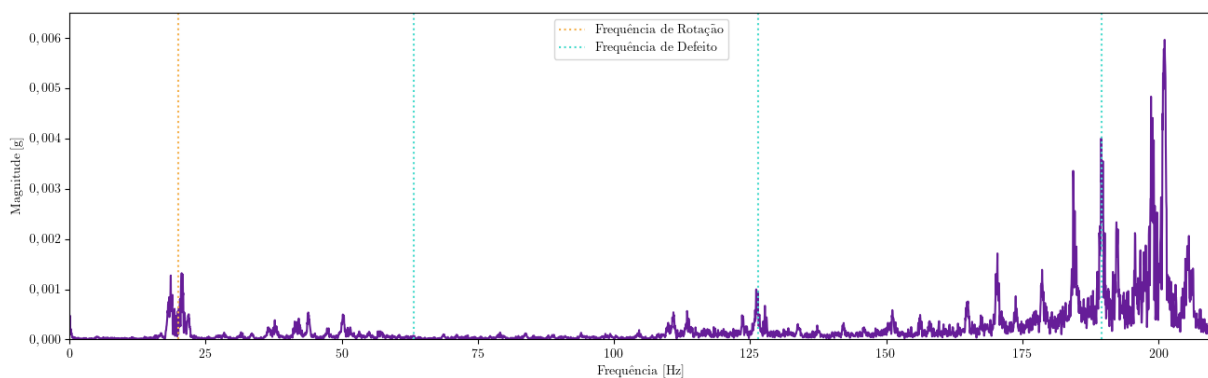


Figura 4.13 – Espectros do Sinal Bruto - Vertical - Cond. Op.: Bc - Defeito no Anel Externo

Ao aplicar o processo de detecção (1), que consiste em uma única etapa, é realizada uma análise de envelope no sinal. A Figura 4.14 exibe o espectro do sinal de envelope, juntamente com o espectro de envelope do sinal de referência (sem defeito). Observa-se que as componentes relacionadas ao defeito são mais distintas no espectro, embora ainda apresentem uma ligeira dispersão devido à variação de rotação. Conforme mencionado na Seção 3.4, a detecção nesse primeiro processo ocorre por meio de uma varredura em torno das três primeiras harmônicas das frequências de defeito, com o objetivo de identificar o valor de maior magnitude dentro de uma faixa de frequência com largura de banda de 10% em relação à frequência central, destacadas em verde no gráfico. Com esses valores, tanto para o sinal com defeito quanto para o sinal de referência, juntamente com os coeficientes otimizados, a detecção pode ser realizada utilizando o processo descrito em (3.13).

No processo de detecção (2), é realizada a reamostragem angular no sinal após a análise de envelope. Conforme proposto na metodologia deste trabalho, a reamostragem angular é realizada utilizando a frequência característica do defeito como referência para a sincronização. Na Figura 4.15, é apresentado o espectro de ordem do sinal reamostrado

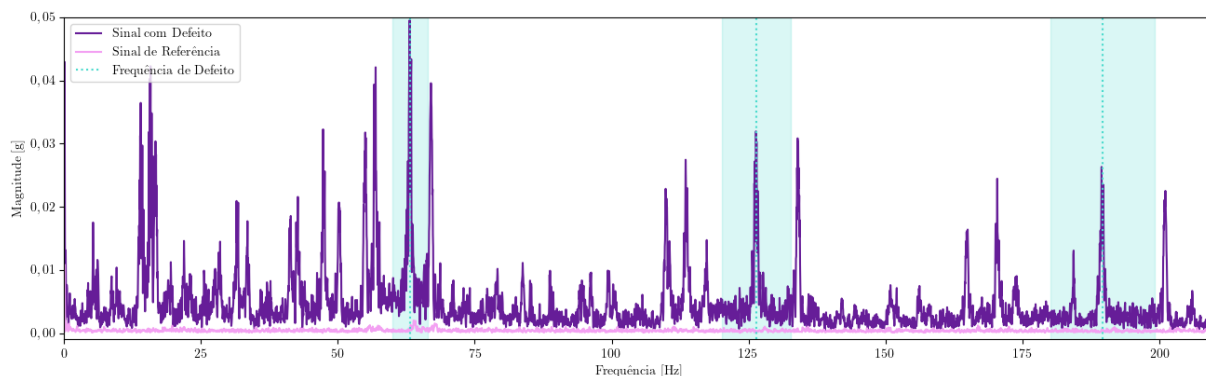


Figura 4.14 – Espectros do Sinal de Envelope - Vertical - Cond. Op.: Bc - Defeito no Anel Externo/Referência

com defeito, juntamente com o espectro de ordem do sinal de referência reamostrado. Nesse exemplo, a reamostragem foi realizada utilizando o tacômetro, mas o procedimento é o mesmo ao utilizar técnicas de estimativa de rotação. É perceptível nesse espectro que as componentes relacionadas ao defeito, assim como as demais componentes do espectro, deixaram de apresentar dispersão na frequência, e agora são visualizadas como picos centrados em suas respectivas ordens. Devido a esse comportamento e à sincronização na frequência de defeito, neste processo de detecção, os valores utilizados em (3.13) são exatamente as magnitudes nas três primeiras ordens.

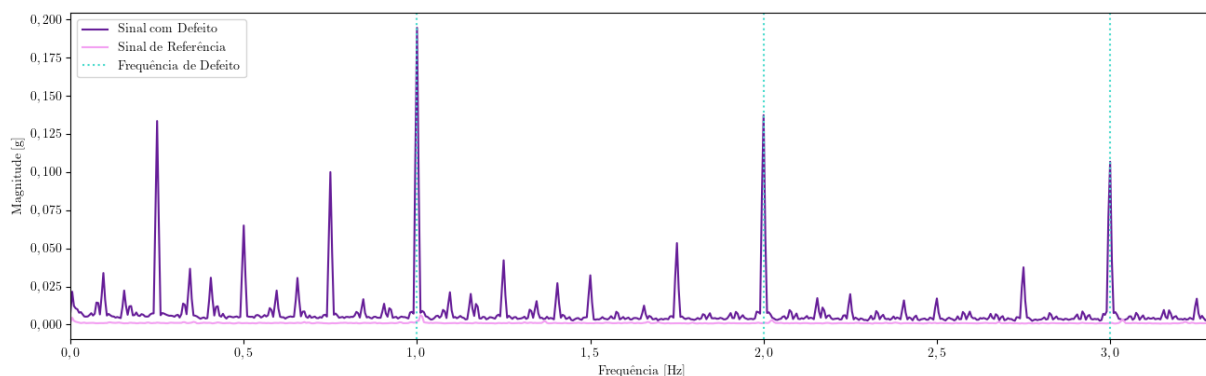


Figura 4.15 – Espectros do Sinal Reamostrado - Vertical - Cond. Op.: Bc - Defeito no Anel Externo/Referência

Por fim, a metodologia proposta neste trabalho é aplicada no processo de detecção (3), que consiste na aplicação do TSA após a reamostragem angular. A Figura 4.16 apresenta o espectro de ordem do sinal resultante do TSA com defeito e o espectro de ordem do sinal resultante do TSA de referência. É evidente que o TSA demonstra eficiência ao exibir no espectro apenas as componentes relacionadas ao defeito. Como o sinal de referência não possui nenhuma componente relevante na frequência característica do defeito e suas

harmônicas, o espectro desse sinal é praticamente nulo. Novamente, a detecção é realizada utilizando os valores de magnitude nas três primeiras ordens, conforme descrito em (3.13).

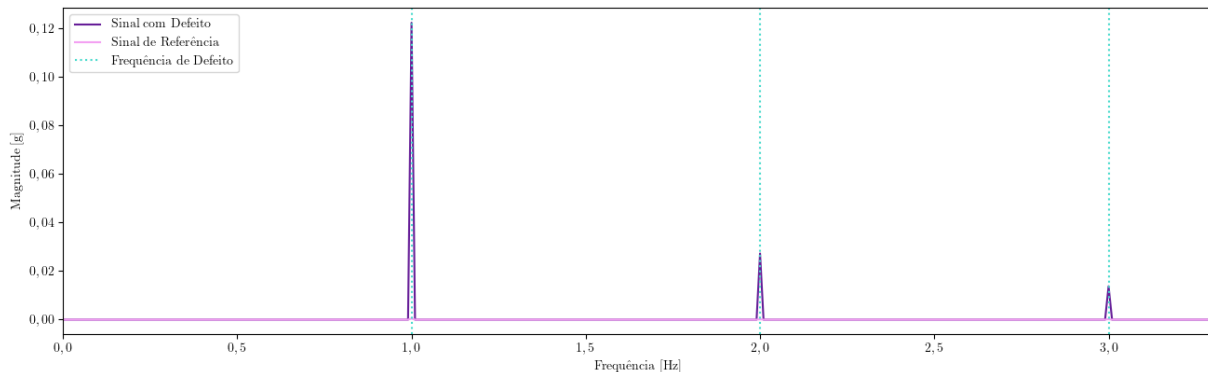


Figura 4.16 – Espectros do Sinal TSA - Vertical - Cond. Op.: Bc - Defeito no Anel Externo/Referência

A avaliação de cada processo de detecção foi conduzida separadamente para cada acelerômetro (vertical, horizontal e axial), levando em consideração a detecção de cada tipo de defeito (anel externo, anel interno e elementos rolantes). Essa escolha foi feita para avaliar como Os resultados utilizados para avaliar cada processo incluíram as acurácias balanceadas bem como as matrizes de confusão correspondentes. As matrizes de confusão são tabelas que ilustram a quantidade de verdadeiros positivos e negativos, assim como os falsos positivos e negativos. Elas são organizadas em linhas e colunas, onde cada linha representa a condição real do sinal e cada coluna representa a condição prevista. Essa visualização é muito útil para avaliar o desempenho da detecção, permitindo identificar onde estão concentrados os erros da metodologia, ou seja, verificar se os erros estão relacionados a falsos negativos, falsos positivos ou ambos.

Como mencionado anteriormente, um conjunto de sinais foi usado para obter coeficientes otimizados para a detecção, enquanto outro conjunto com a mesma composição foi usado para avaliar a detecção, como descrito na Seção 3.4. Os resultados do treinamento da otimização e os coeficientes obtidos estão apresentados no Apêndice D. Observa-se que, em alguns casos, os coeficientes foram próximos de 1 ou até mesmo menores que 1. Teoricamente, esses valores não são adequados para a detecção, uma vez que espera-se que as magnitudes das harmônicas da frequência de defeito nos sinais de mancais com defeitos sejam relativamente maiores em comparação com a situação de normalidade.

Duas causas são atribuídas a esse comportamento. Primeiramente, os coeficientes abaixo de 1 foram obtidos na detecção de defeitos nos elementos rolantes. Conforme

discutido na Seção 4.3, os sinais dos rolamentos com esse tipo de defeito não apresentaram componentes com magnitudes consideráveis nas frequências de defeito, resultando, em alguns casos, em um sinal de defeito com valores abaixo da normalidade. Por outro lado, os coeficientes próximos de 1 são atribuídos ao conjunto amostral utilizado no processo de otimização. Além de ser um conjunto restrito (composto por 28 amostras), os sinais que o compõem abrangem as 7 condições de operação propostas, o que resultou em magnitudes bastante discrepantes entre as situações de normalidade e de defeito para cada condição. Esse desequilíbrio pode ter levado a um processo de otimização enviesado. Para ilustrar essa diferença de magnitude, a Figura 4.17 apresenta o espectro na ordem do sinal do acelerômetro vertical do rolamento com defeito no anel externo e do rolamento saudável para as condições de operação A e C. É possível observar uma diferença de uma ordem de magnitude nos níveis de normalidade. Em outras palavras, a normalidade na condição C é dez vezes maior do que a normalidade na condição A. Outra característica que pode ter influenciado na determinação dos coeficientes é a diferença entre o nível de magnitude do sinal com defeito em comparação com a normalidade. Enquanto na condição A essa diferença é de aproximadamente três ordens de magnitude, na condição C ela é de aproximadamente uma ordem de magnitude.

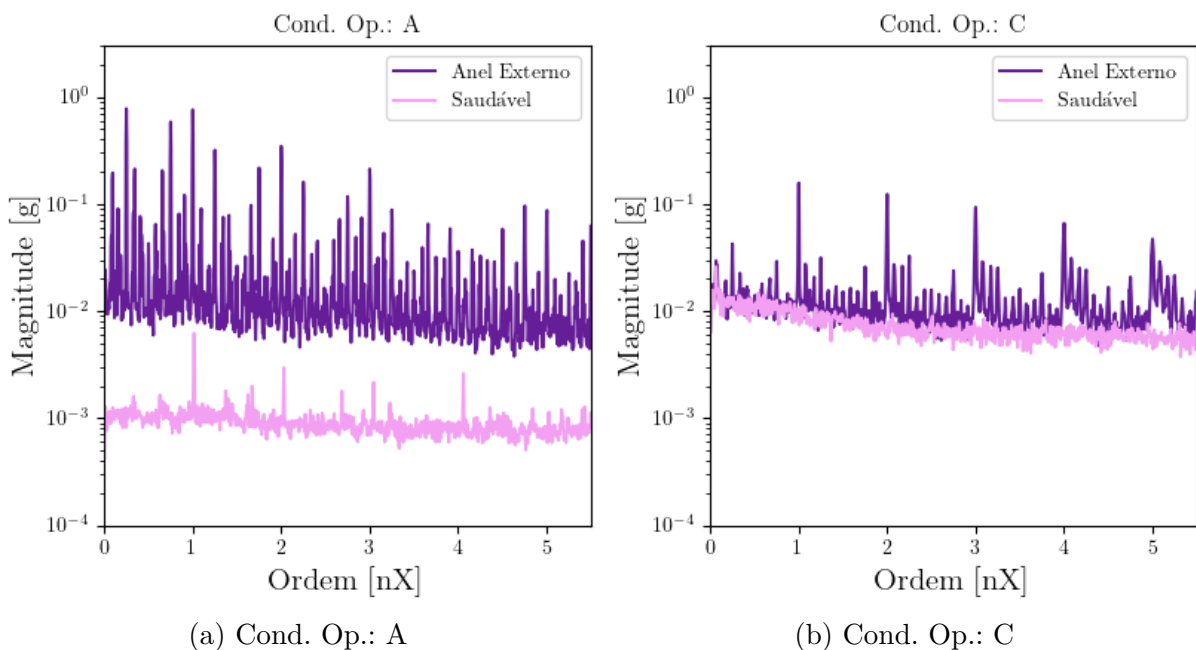


Figura 4.17 – Espectros de Ordem - Rolamento com Defeito no Anel Externo e Rolamento Saudável

Nesta seção, serão apresentados os resultados obtidos a partir do conjunto de teste. É importante ressaltar que, para os processos de detecção que envolvem a reamostragem

angular, os resultados são avaliados para cada técnica de estimativa de rotação (demodulação de fase, rastreamento máximo de espectrograma e o método híbrido), bem como para o tacômetro. Com o objetivo de facilitar a comparação e visualização, as acurácias balanceadas de cada processo de detecção serão apresentadas para cada acelerômetro e tipo de defeito nesta seção, enquanto as respectivas matrizes de confusão estão disponíveis no Apêndice F. Na Tabela 4.2, estão postos os valores obtidos das acurácias balanceadas para detecção de defeitos no anel externo. Já nas Tabelas 4.3 e 4.4 estão os valores obtidos para a detecção de defeitos no anel interno e nos elementos rolantes, respectivamente.

Tabela 4.2 – Acurácias Balanceadas - Anel Externo - Teste

Processos de Detecção	Vertical			Horizontal			Axial		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
-	0,74	-	-	0,74	-	-	0,52	-	-
Tacômetro	-	0,88	0,83	-	0,83	0,81	-	0,86	0,86
Demodulação	-	0,86	0,83	-	0,88	0,79	-	0,90	0,86
Espectrograma	-	0,93	0,93	-	0,88	0,83	-	0,71	0,62
Híbrido	-	0,83	0,80	-	0,74	0,76	-	0,79	0,76

Tabela 4.3 – Acurácias Balanceadas - Anel Interno - Teste

Processos de Detecção	Vertical			Horizontal			Axial		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
-	0,90	-	-	1	-	-	0,71	-	-
Tacômetro	-	1	0,93	-	0,98	1	-	0,93	0,93
Demodulação	-	0,88	0,95	-	0,98	0,95	-	0,83	0,79
Espectrograma	-	0,9	0,88	-	1	0,93	-	0,93	0,95
Híbrido	-	0,88	0,98	-	0,98	1	-	0,93	1

Tabela 4.4 – Acurácias Balanceadas - Elementos Rolantes - Teste

Processos de Detecção	Vertical			Horizontal			Axial		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
-	0,36	-	-	0,5	-	-	0,64	-	-
Tacômetro	-	0,52	0,69	-	0,52	0,52	-	0,76	0,81
Demodulação	-	0,48	0,45	-	0,57	0,45	-	0,64	0,55
Espectrograma	-	0,48	0,5	-	0,52	0,52	-	0,71	0,71
Híbrido	-	0,43	0,48	-	0,38	0,57	-	0,64	0,62

Algumas considerações podem ser feitas sobre esses resultados. Em primeiro lugar, observa-se que os valores obtidos para a detecção de defeitos nos elementos rolantes foram significativamente mais baixos em comparação com os valores das outras detecções. Isso pode ser atribuído ao comportamento desses sinais, que influencia tanto a determinação dos coeficientes utilizados para a detecção quanto a magnitude das componentes relacionadas às frequências de defeito, conforme mencionado anteriormente. Além disso, nota-se que a detecção de defeitos no anel interno apresentou resultados melhores. Isso pode estar relacionado ao fato de que os sinais desse defeito apresentaram harmônicas mais proeminentes em certas condições de operação. Para exemplificar isso, a Figura 4.18 exibe os espectros do sinal com defeito e do sinal de referência para o defeito no anel externo e no interno, respectivamente, na condição de operação Db (com 100 % de carga). É evidente que a diferença de magnitude na frequência do defeito e suas harmônicas, destacadas em verde, é significativamente maior para o sinal com defeito no anel interno. Esse fato pode ter influenciado o processo de detecção, uma vez que, nesses casos, o desvio da normalidade é mais evidente.

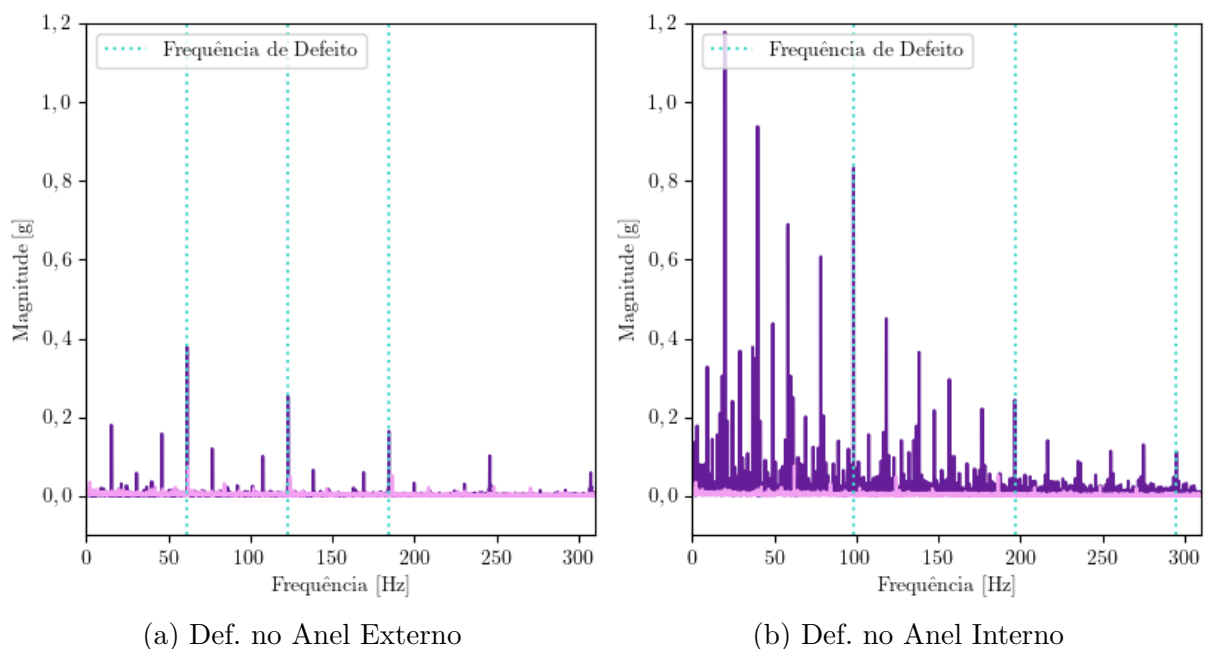


Figura 4.18 – Espectros de Ordem - Rolamento com Defeito e Rolamento Saudável - Cond. Op.: Db

Também é importante observar que o segundo processo de detecção (2), que envolve a aplicação da reamostragem angular, apresentou uma melhora na detecção em 70 % dos casos em comparação com o primeiro processo (1). Isso pode ser atribuído diretamente à reamostragem angular, evitando possíveis erros causados pela flutuação dessa frequência.

Em relação à aplicação do terceiro processo de detecção (3), que engloba toda a metodologia proposta, notou-se que os resultados obtidos, na grande maioria dos casos, foram melhores do que os obtidos no processo de detecção (1). No entanto, não houve uma melhora significativa nos resultados em comparação ao processo de detecção (2), havendo casos em que a acurácia balanceada foi mantida e outros em que houve uma ligeira diminuição.

Para avaliar os resultados obtidos e compreender as razões por trás de suas ocorrências, optou-se por examinar duas outras métricas de avaliação. A primeira delas é denominada sensibilidade e pode ser definida da seguinte forma:

$$\text{Sensibilidade} = \frac{VP}{VP + FN}. \quad (4.1)$$

O objetivo dessa métrica é avaliar a capacidade do método de detectar com sucesso. Ela representa a proporção de resultados corretos dentro das amostras que realmente são positivas. A segunda métrica utilizada é a especificidade, cuja definição é:

$$\text{Especificidade} = \frac{VN}{FP + VN}. \quad (4.2)$$

Em contrapartida à sensibilidade, essa métrica tem como objetivo avaliar quão capaz é o método de não detectar uma falha. Ela representa a proporção de resultados corretos dentro das amostras que realmente são negativas (GÉRON, 2022). Na Tabela 4.5, são apresentados os valores obtidos de sensibilidade e especificidade para a detecção de defeitos no anel externo. Já nas Tabelas 4.6 e 4.7, encontram-se os valores obtidos para a detecção de defeitos no anel interno e nos elementos rolantes, respectivamente.

Tabela 4.5 – Sensibilidade (Superior) e Especificidade (Inferior) - Anel Externo - Teste

Processo de Detecção	Vertical			Horizontal			Axial		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
-	0,71 0,76			0,86 0,62			0,14 0,90		
Tacômetro		1,00 0,76	1,00 0,67		0,86 0,81	1,00 0,62		0,86 0,86	1,00 0,71
Demodulação		0,86 0,86	0,86 0,81		1,00 0,76	0,86 0,71		0,86 0,95	0,86 0,86
Espectrograma		0,86 1,00	0,86 1,00		1,00 0,76	0,71 0,95		0,43 1,00	0,29 0,95
Híbrido		0,71 0,95	0,71 0,90		0,71 0,76	0,71 0,81		0,57 1,00	0,57 0,95

Algumas considerações podem ser feitas com base nesses resultados. Vale ressaltar que a avaliação foi feita usando as 36 condições disponíveis na análise (4 técnicas de

Tabela 4.6 – Sensibilidade (Superior) e Especificidade (Inferior) - Anel Interno - Teste

Processo de Detecção	Vertical			Horizontal			Axial		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
-	1,00 0,81			1,00 1,00			0,43 1,00		
Tacômetro		1,00 1,00	0,86 1,00		1,00 0,95	1,00 1,00		0,86 1,00	1,00 0,86
Demodulação		1,00 0,76	1,00 0,90		1,00 0,95	1,00 0,90		0,71 0,95	0,57 1,00
Espectrograma		1,00 0,81	1,00 0,71		1,00 1,00	1,00 0,86		0,86 1,00	1,00 0,90
Híbrido		1,00 0,76	1,00 0,95		1,00 0,95	1,00 1,00		0,86 1,00	1,00 1,00

Tabela 4.7 – Sensibilidade (Superior) e Especificidade (Inferior) - Elementos Rolantes - Teste

Processo de Detecção	Vertical			Horizontal			Axial		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
-	0,57 0,14			0,71 0,29			1,00 0,29		
Tacômetro		0,57 0,48	0,86 0,52		0,57 0,48	0,43 0,62		1,00 0,52	1,00 0,62
Demodulação		0,71 0,24	0,71 0,19		0,71 0,43	0,57 0,33		1,00 0,29	0,86 0,24
Espectrograma		0,57 0,38	0,43 0,57		0,57 0,48	0,71 0,33		1,00 0,43	1,00 0,43
Híbrido		0,57 0,29	0,86 0,10		0,57 0,19	1,00 0,14		1,00 0,29	1,00 0,24

estimativa de rotação x 3 defeitos analisados x 3 direções do acelerômetro). Primeiramente, ao comparar os resultados obtidos no processo de detecção (1) com os obtidos no processo de detecção (2), observa-se que em apenas 11 % das condições houve uma diminuição na sensibilidade, sendo que a maioria ocorreu na análise do acelerômetro horizontal na detecção de falhas nos elementos rolantes. Novamente, esses resultados podem estar diretamente relacionados às características dos sinais de defeito nos elementos rolantes, que não possuem componentes relevantes associadas à frequência de defeito, conforme mencionado anteriormente. Nas demais condições, a sensibilidade aumentou ou permaneceu a mesma, sendo que, neste último caso, a maioria dos casos refere-se à manutenção da sensibilidade em 1, ou seja, não havia possibilidade de melhorar esse resultado.

Ao comparar os resultados obtidos no processo de detecção (3) com os obtidos no processo de detecção (2), observa-se que em 25 % das condições o valor da sensibilidade aumentou, enquanto em 50 % esse valor permaneceu o mesmo. Presume-se que a motivação por trás desses resultados esteja no comportamento dos sinais analisados, uma vez que, em

grande parte dos casos, a componente relacionada ao defeito já estava bem caracterizada apenas com a reamostragem angular. Um exemplo ilustrativo pode ser observado no início desta seção, onde se constata que, apesar do TSA extrair as componentes relacionadas à frequência de defeito e suas harmônicas, como mostrado na Figura 4.16, essas componentes já estavam bem caracterizadas após o processo de reamostragem, como pode ser observado na Figura 4.15. A diminuição desse parâmetro em 25 % das condições pode estar associada a diversas causas, e um estudo mais aprofundado é necessário para descrever essas causas com mais precisão.

Em relação à especificidade, ao comparar os processos de detecção (1) e (2), observa-se que em 22 % das condições houve uma diminuição nesse parâmetro, em 22 % manteve-se o mesmo valor e nos outros 56 % houve um aumento do mesmo. Já comparando os processos de detecção (3) com (2), pode-se notar que houve uma diminuição na especificidade em 56 % das condições analisadas, enquanto em 31 % houve um aumento e em 13 % manteve-se o mesmo valor. Esses resultados podem ser atribuídos ao algoritmo utilizado para obtenção dos coeficientes otimizados neste trabalho, que foi implementado de forma a favorecer a ocorrência de falsos positivos em detrimento de falsos negativos, o que pode ter influenciado na diminuição desse parâmetro em algumas condições.

De forma geral, nota-se que o processo de detecção (2) apresentou uma melhora significativa em relação ao processo (1). Isso pode ser atribuído ao uso da reamostragem angular, que torna o sinal a ser analisado mais conciso ao realizar sua avaliação no domínio da ordem. Já ao comparar o processo de detecção (3) com o (2), nota-se que não houve uma melhora tão significativa, o que pode estar associado ao fato dos sinais já apresentarem respostas satisfatórias para a detecção apenas com a reamostragem angular.

Uma observação relevante pode ser feita ao analisar esses resultados em relação às técnicas de estimativa de rotação. Verifica-se que, nas 9 condições de detecção utilizadas para cada técnica (3 defeitos analisados x 3 direções de acelerômetro), a demodulação de fase obteve a maior melhoria na sensibilidade, enquanto o rastreamento máximo de espectrograma apresentou a maior melhoria na especificidade, ao comparar o processo de detecção (2) com o processo (1), ou seja, ao aplicar a reamostragem angular. Já ao comparar o processo (3) com o processo (1), ou seja, ao aplicar o TSA, o método híbrido demonstrou os melhores resultados tanto em sensibilidade quanto em especificidade. No entanto, para entender as causas desses resultados, é necessário realizar um estudo mais aprofundado.

5 CONCLUSÕES

“Nada na vida deve ser temido, somente compreendido. Agora é hora de compreender mais para temer menos.”

(Marie Curie)

Neste trabalho, foi realizada uma análise de uma metodologia para detecção de defeitos por meio da análise de sinais de vibração em mancais de rolamento. A metodologia propõe a utilização de técnicas de processamento de sinais, como a análise de envelope, reamostragem angular e média síncrona no tempo. A análise de envelope permite extrair a informação do sinal relacionada exclusivamente à resposta do mancal à presença de defeitos. A reamostragem angular é uma técnica empregada para lidar com as questões decorrentes das variações de velocidade, como o espalhamento das componentes na frequência. Por sua vez, a média síncrona no tempo é implementada com o objetivo de extrair as componentes determinísticas relacionadas à frequência de defeito, separando-as das demais componentes do sinal e do ruído aleatório que geralmente estão presentes nesses sinais.

Na aplicação da reamostragem angular nos sinais, foram consideradas duas abordagens para obter os sinais de sincronização: utilizando o sinal proveniente do tacômetro e utilizando técnicas para estimar a frequência por meio da própria vibração. Foram analisadas três técnicas neste estudo: demodulação de fase, rastreamento do máximo do espectrograma e um método híbrido que combina as duas últimas abordagens. O comportamento dessas técnicas foi avaliado ao estimar a frequência de rotação do eixo, utilizando o sinal do tacômetro como referência e variando alguns parâmetros internos, como a direção do sinal de vibração (vertical, horizontal e axial) e a faixa de frequência utilizada para a estimativa (1,25 %, 2 %, 5 %, 10 % e 15 %). Observou-se que os menores erros foram obtidos ao utilizar os sinais provenientes dos acelerômetros vertical e horizontal. Esses sinais apresentaram uma componente relacionada à frequência de rotação do eixo mais proeminente, ou seja, uma maior razão sinal-ruído (SNR). Quanto às faixas de frequência, concluiu-se que elas devem acompanhar as variações presentes na rotação do eixo, ou seja, devem ser ajustadas para abranger a faixa de frequências variáveis ao longo da operação.

Na aplicação do TSA (média síncrona no tempo) para extrair a componente relacionada à frequência de rotação do eixo, observou-se que o uso do tacômetro é altamente eficaz, permitindo extrair essa componente com um mínimo erro associado. Ao combinar o TSA

com técnicas de estimativa da frequência de rotação por meio da vibração, constatou-se que a demodulação de fase e o método híbrido funcionaram de forma adequada, produzindo erros relativamente pequenos. No entanto, o uso do rastreamento do máximo em espectrograma causou um aumento nos erros, o que pode estar relacionado às características internas desse método, como a resolução na frequência. Além disso, é importante destacar que o número de médias é um fator crucial na aplicação do TSA, pois afeta diretamente o valor de magnitude das componentes extraídas, devido à sua influência na banda de passagem da técnica. Portanto, a escolha adequada do número de médias é essencial para obter resultados precisos na detecção de defeitos. Essas observações sugerem que o uso do TSA em conjunto com técnicas de estimativa da frequência de rotação pode ser uma abordagem promissora, o que é particularmente importante na prática onde geralmente não tem-se o dado do tacômetro. No entanto, é importante realizar estudos mais aprofundados para compreender melhor as causas dos erros e otimizar os parâmetros envolvidos na aplicação dessas técnicas.

Na metodologia proposta neste trabalho, as duas últimas técnicas de processamento foram adaptadas para sincronização nas frequências de defeito, em vez da frequência de rotação do eixo. Para isso, foram realizadas modificações para obter o sinal de sincronização relacionado à frequência de defeito utilizando o tacômetro e as técnicas de estimativa baseadas na vibração. Observou-se que essas técnicas funcionaram adequadamente quando as componentes relacionadas ao defeito eram bem caracterizadas no sinal. Isso levou à conclusão de que essas técnicas requerem que o sinal utilizado possua características fundamentais para obter resultados satisfatórios, como, por exemplo, uma razão sinal-ruído (SNR) elevada.

A avaliação em etapas da metodologia proposta para detecção de falhas revelou alguns pontos importantes. Primeiramente, ficou evidente que a definição adequada dos limiares é fundamental para obter uma detecção precisa. Neste trabalho, os limiares foram determinados através de uma otimização que levou em conta o desvio de um sinal de normalidade para identificar a presença de uma falha. No entanto, como foi utilizado um conjunto pequeno de amostras e todas as condições de operação foram consideradas em conjunto, isso pode ter gerado uma determinação enviesada desses limiares. Portanto, em trabalhos futuros, é recomendado considerar um conjunto mais amplo e diversificado de amostras para melhorar a generalização e precisão dos limiares. Além disso, observou-se que a aplicação da reamostragem angular foi um passo fundamental para melhorar os

resultados de detecção. A análise no domínio da ordem permitiu uma avaliação mais precisa das componentes relacionadas ao defeito, o que contribuiu para um melhor desempenho na detecção. Por outro lado, a aplicação do TSA não apresentou uma melhora significativa nos resultados, sugerindo que a reamostragem angular por si só foi suficiente para obter bons resultados na detecção dos sinais analisados.

Portanto, conclui-se neste trabalho que a metodologia proposta pode ser eficiente para a detecção de falhas em mancais de rolamento, embora algumas considerações devam ser feitas. A primeira delas diz respeito ao uso do tacômetro ou das técnicas de estimativa. Embora o tacômetro tenha apresentado resultados superiores, as técnicas mostraram-se promissoras em casos em que a componente relacionada à frequência analisada é bem caracterizada no espectro, ou seja, possui um alto SNR. A reamostragem angular foi uma ferramenta fundamental para lidar com sinais em que a rotação varia, e o TSA demonstrou habilidade em extrair as componentes síncronas, especialmente quando a frequência de sincronização está bem definida. É importante realizar uma definição adequada dos limiares de detecção, levando em consideração as condições de operação dos sinais analisados.

5.1 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

As sugestões de pesquisa que podem ser consideradas para a continuação do trabalho são as seguintes:

- Construir um banco de dados maior e mais abrangente, incluindo condições de operações mais adversas. Isso permitirá reproduzir ambientes reais nos quais as componentes relacionadas ao defeito estão submersas em ruído, seja devido ao ruído externo com magnitude alta, ou devido às componentes de defeito com magnitude relativamente baixa;
- Ampliar o banco de dados usado no trabalho atual, incluindo diferentes rotações nominais nas condições de operação avaliadas. Isso ajudará a caracterizar o comportamento das técnicas de processamento de sinais em diferentes cenários, como condições de baixa rotação e condições de alta rotação;
- Utilizar os *DynaLoggers* tanto nas técnicas de estimativa de rotação a partir da vibração quanto na reamostragem angular e no TSA. Isso permitirá avaliar as

principais influências do uso de um sinal com duração menor nas técnicas de detecção de defeitos;

- Avaliar a influência de outros parâmetros internos das técnicas de estimativa da frequência de rotação por vibração, como a resolução na frequência dos espectros e espectrogramas. Isso ajudará a compreender como esses parâmetros afetam os resultados de detecção;
- Investigar diferentes bandas de filtragem no processo de análise de envelope, a fim de avaliar a influência desse processo nos resultados da detecção de defeitos;
- Realizar uma otimização do número de médias utilizadas na média síncrona no tempo, a fim de obter uma melhor extração da componente síncrona;
- Desenvolver uma metodologia semelhante à proposta, mas sincronizando as técnicas de transformação de sinais para o domínio da ordem com a própria frequência de rotação do eixo. Isso permitirá avaliar se há uma melhoria nos resultados em comparação com a metodologia avaliada no trabalho atual;
- Investigar outras abordagens para obter os limiares utilizados na detecção de falhas, levando em consideração a diversidade de operações e condições de normalidade dos sinais analisados;
- Investigar as causas da diminuição da sensibilidade ao aplicar a metodologia completa de detecção proposta, em comparação com a aplicação apenas da reamostragem angular. Isso exigirá uma análise mais aprofundada para identificar os fatores que contribuem para essa diminuição;
- Investigar as causas pelas quais a demodulação de fase apresentou melhores resultados ao aplicar a reamostragem angular dentro do processo de detecção, enquanto o método híbrido apresentou melhores resultados ao aplicar a metodologia completa de detecção. Isso pode envolver uma análise detalhada das características e comportamento dessas técnicas em diferentes cenários.

Essas sugestões de pesquisa podem contribuir para uma compreensão mais aprofundada da metodologia de detecção de falhas proposta, bem como para o aprimoramento e aperfeiçoamento da mesma.

BIBLIOGRAFIA

- AHMAD, R.; KAMARUDDIN, S. An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application. **Computers & Industrial Engineering**, v. 63, n. 1, p. 135–149, 2012.
- ALMEIDA, J. C. de; LIMA, K. F. de; BARBIERI, R. **Elementos de máquinas: Projeto de sistemas mecânicos**. Editora Blucher, 2022.
- BAGAVATHIAPPAN, S. et al. Infrared thermography for condition monitoring – A review. **Infrared Physics & Technology**, v. 60, p. 35–55, 2013.
- BARILLI, R. J. d. C. Análise de falhas em mancais de rolamento utilizando a técnica do envelope. Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2013.
- BONNARDOT, F. et al. Use of the acceleration signal of a gearbox in order to perform angular resampling (with limited speed fluctuation). **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 19, n. 4, p. 766–785, 2005.
- BONOMO, L. A. et al. Assessment of the Performance of Tonal-Broadband Decomposition Algorithms for Propeller Noise. In: AIAA AVIATION 2023 Forum. American Institute of Aeronautics e Astronautics, jun. 2023.
- BORGHESANI, P. et al. The velocity synchronous discrete Fourier transform for order tracking in the field of rotating machinery. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Elsevier, v. 44, n. 1-2, p. 118–133, 2014.
- BOSSLEY, K. et al. Hybrid computed order tracking. **Mechanical systems and signal processing**, Elsevier, v. 13, n. 4, p. 627–641, 1999.
- BRAUN, S. et al. Encyclopedia of Vibration: Volumes 1, 2, and 3. **Appl. Mech. Rev.**, v. 55, n. 3, b45–b45, 2002.
- BRAUN, S. The extraction of periodic waveforms by time domain averaging. **Acta Acustica united with Acustica**, S. Hirzel Verlag, v. 32, n. 2, p. 69–77, 1975.
- BUDYNAS, R. G.; NISBETH, J. K. **Elementos de Máquinas de Shigley-10ª Edição**. McGraw Hill Brasil, 2016.
- BURDEN, R. L.; FAIRES, J. D.; BURDEN, A. M. **Numerical analysis**. Cengage learning, 2015.

COATS, M. D.; RANDALL, R. Order-Tracking with and without a tacho signal for gear fault diagnostics. In: PROCEEDINGS of Acoustics. 2012. P. 1–6.

COLLACOTT, R. Condition monitoring by sound analysis. **Non-Destructive Testing**, Elsevier, v. 8, n. 5, p. 245–248, 1975.

COMBET, F.; GELMAN, L. An automated methodology for performing time synchronous averaging of a gearbox signal without speed sensor. **Mechanical systems and signal processing**, Elsevier, v. 21, n. 6, p. 2590–2606, 2007.

DHILLON, B. S. **Engineering maintenance: a modern approach**. cRc press, 2002.

FELDMAN, M. Hilbert transform in vibration analysis. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 25, n. 3, p. 735–802, 2011.

FEM/UNICAMP. **Modelos de Mancais de Rolamento**. 2008.

FYFE, K.; MUNCK, E. Analysis of computed order tracking. **Mechanical systems and signal processing**, Elsevier, v. 11, n. 2, p. 187–205, 1997.

GE, L. et al. Numerical Implementation of High-Order Vold–Kalman Filter Using Python Arbitrary-Precision Arithmetic Library. **Automotive Innovation**, Springer, v. 2, p. 178–189, 2019.

GÉRON, A. **Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow**. "O'Reilly Media, Inc.", 2022.

GOYAL, D.; PABLA, B. Condition based maintenance of machine tools—A review. **CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology**, Elsevier, v. 10, p. 24–35, 2015.

HA, J. M. et al. Autocorrelation-based time synchronous averaging for condition monitoring of planetary gearboxes in wind turbines. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Elsevier, v. 70, p. 161–175, 2016.

HARRIS, T. A.; KOTZALAS, M. N. **Rolling Bearing Analysis-2 Volume Set**. Crc Press, 2006.

HO, D.; RANDALL, R. Optimisation of bearing diagnostic techniques using simulated and actual bearing fault signals. **Mechanical systems and signal processing**, Elsevier, v. 14, n. 5, p. 763–788, 2000.

- HOCHMANN, D.; SADOK, M. Theory of synchronous averaging/sup/spl Omega. In: IEEE. 2004 IEEE Aerospace Conference Proceedings (IEEE Cat. No. 04TH8720). 2004. v. 6, p. 3636–3653.
- HU, T.; WAN, H.; LUO, H. Vibration-based synchronous sampling and its application in wind-turbine drive-train-condition monitoring. **Clean Energy**, Oxford University Press UK, v. 5, n. 1, p. 79–92, 2021.
- INSTRUMENTS, N. **NI 9234**. 2023.
- JIN, G.; XIANG, Z.; LV, F. Semantic integrated condition monitoring and maintenance of complex system. In: IEEE. 2009 16th International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management. 2009. P. 670–674.
- KARDEC, A.; NASCIF, J. Manutenção: função estratégica Rio de Janeiro: Qualitymark, 2006, 2006.
- KOPSINIS, Y.; MCLAUGHLIN, S. Development of EMD-based denoising methods inspired by wavelet thresholding. **IEEE Transactions on signal Processing**, IEEE, v. 57, n. 4, p. 1351–1362, 2009.
- LIN, J.; QU, L. Feature extraction based on Morlet wavelet and its application for mechanical fault diagnosis. **Journal of sound and vibration**, Elsevier, v. 234, n. 1, p. 135–148, 2000.
- LU, S. et al. Tachless speed estimation in order tracking: A review with application to rotating machine fault diagnosis. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, IEEE, v. 68, n. 7, p. 2315–2332, 2019.
- MAIS, J. Spectrum analysis: the key features of analyzing spectra. **SKF USA, Inc**, 2002.
- MCFADDEN, P. A revised model for the extraction of periodic waveforms by time domain averaging. **Mechanical systems and signal processing**, Elsevier, v. 1, n. 1, p. 83–95, 1987.
- MCFADDEN, P.; SMITH, J. Model for the vibration produced by a single point defect in a rolling element bearing. **Journal of sound and vibration**, Elsevier, v. 96, n. 1, p. 69–82, 1984.
- MCFADDEN, P.; TOOZHY, M. Application of synchronous averaging to vibration monitoring of rolling element bearings. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Elsevier, v. 14, n. 6, p. 891–906, 2000.

MCINERNY, S. A.; DAI, Y. Basic vibration signal processing for bearing fault detection. **IEEE Transactions on education**, IEEE, v. 46, n. 1, p. 149–156, 2003.

MEIROVITCH, L. **Fundamentals of vibrations**. Waveland Press, 2010.

MOHANTY, A. R. **Machinery condition monitoring: Principles and practices**. CRC Press, 2014.

NANDI, S.; TOLIYAT, H. A.; LI, X. Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors—A review. **IEEE transactions on energy conversion**, IEEE, v. 20, n. 4, p. 719–729, 2005.

ORHAN, S.; AKTÜRK, N.; ÇELİK, V. Vibration monitoring for defect diagnosis of rolling element bearings as a predictive maintenance tool: Comprehensive case studies. **Ndt & E International - NDT E INT**, v. 39, nov. 2005.

PCB. **PCB 352C33**. 2002.

PEETERS, C. et al. Review and comparison of tachless instantaneous speed estimation methods on experimental vibration data. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Elsevier, v. 129, p. 407–436, 2019.

RANDALL, R.; SAWALHI, N.; COATS, M. A comparison of methods for separation of deterministic and random signals. **International Journal of Condition Monitoring**, The British Institute of Non-Destructive Testing, v. 1, n. 1, p. 11–19, 2011.

RANDALL, R. B.; ANTONI, J. Rolling element bearing diagnostics—A tutorial. **Mechanical systems and signal processing**, Elsevier, v. 25, n. 2, p. 485–520, 2011.

RANDALL, R. B. **Vibration-based condition monitoring: industrial, automotive and aerospace applications**. John Wiley & Sons, 2021.

REXNORD. **Link-Belt ER12K Unmounted Replacement Bearings Ball Bearings**. 2012.

SAWALHI, N.; RANDALL, R.; ENDO, H. The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Elsevier, v. 21, n. 6, p. 2616–2633, 2007.

SCHMIDT, S.; HEYNS, P. S.; DE VILLIERS, J. P. A tachless order tracking methodology based on a probabilistic approach to incorporate angular acceleration information into the maxima tracking process. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Elsevier, v. 100, p. 630–646, 2018.

SHIN, K.; HAMMOND, J. **Fundamentals of signal processing for sound and vibration engineers**. John Wiley & Sons, 2008.

SPECTRA QUEST, I. **User Operating Manual for Machinery Fault Simulator**. Richmond, EUA.

URBANEK, J.; BARSZCZ, T.; ANTONI, J. A two-step procedure for estimation of instantaneous rotational speed with large fluctuations. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Elsevier, v. 38, n. 1, p. 96–102, 2013.

URBANEK, J.; BARSZCZ, T.; SAWALHI, N. et al. Comparison of amplitude-based and phase-based method for speed tracking in application to wind turbines. **Metrology and measurement systems**, Polska Akademia Nauk. Czytelnia Czasopism PAN, v. 18, n. 2, p. 295–303, 2011.

UTPAT, A.; INGLE, R.; NANDGAONKAR, M. A Model for Study of the Defects in Rolling Element Bearings at Higher Speed by Vibration Signature Analysis. Citeseer, 2009.

WAKIRU, J. M. et al. A review on lubricant condition monitoring information analysis for maintenance decision support. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 118, p. 108–132, 2019.

WIDROW, B.; STEARNS, S. D. Adaptive signal processing. **Englewood Cliffs, NJ**, 1985.

APÊNDICE A – TRANSFORMADA DE HILBERT

A transformada de Hilbert é uma ferramenta matemática que, semelhante à transformada de Fourier, tem o objetivo de transformar um sinal real qualquer, denotado por $x(t)$, em um outro sinal real, denotado por $\hat{x}(t)$. Esse sinal resultante possui um comportamento similar ao de $x(t)$, mas com a fase deslocada em 90° . A transformada de Hilbert pode ser obtida da seguinte forma:

$$\hat{x}(t) = \mathbb{H}[x(t)] = \frac{1}{\pi t} * x(t), \quad (\text{A.1})$$

onde $\mathbb{H}[\cdot]$ representa a transformada de Hilbert, que pode ser modelada como a convolução com $\frac{1}{\pi t}$ (SHIN; HAMMOND, 2008).

Com a função $\hat{x}(t)$, é possível construir um sinal complexo, conhecido como sinal analítico, denotado por $a(t)$, da seguinte forma:

$$a_x(t) = x(t) + i\hat{x}(t), \quad (\text{A.2})$$

onde i representa a unidade imaginária. Por ser um sinal complexo, o sinal analítico pode ser representado na forma polar da seguinte maneira:

$$a_x(t) = A(t)e^{i\psi(t)}. \quad (\text{A.3})$$

Nessa notação, $A(t)$ representa a amplitude instantânea do sinal analítico e $\psi(t)$ representa a fase instantânea e ambas podem ser definidas como:

$$\begin{aligned} A(t) &= \pm |a_x(t)| = \pm \sqrt{x^2(t) + \hat{x}^2(t)}, \\ \psi(t) &= \arctan \left(\frac{\hat{x}(t)}{x(t)} \right), \end{aligned} \quad (\text{A.4})$$

onde \arctan representa a função de arco tangente (FELDMAN, 2011).

A amplitude instantânea de um sinal analítico está diretamente relacionada ao sinal modulante do sinal de análise, uma vez que a parte imaginária do sinal analítico representa a envoltória do sinal original. Por outro lado, a fase do sinal analítico pode ser interpretada como uma medida da posição angular do sinal em relação ao seu ponto inicial. Levando isso em consideração, a transformada de Hilbert pode ser utilizada como uma ferramenta matemática para obter o sinal modulante de um sinal e a informação de fase associada a ele (RANDALL, 2021).

APÊNDICE B – RESULTADOS DO ERRO MÉDIO RELATIVO PERCENTUAL - ESTIMATIVA DA FREQUÊNCIA DE ROTAÇÃO DO EIXO

Abaixo estão os resultados obtidos do cálculo do erro médio relativo percentual da frequência obtida nas três técnicas de estimativa de rotação através do uso da vibração. Estão colocadas todas as 15 combinações possíveis (3 direções do acelerômetro x 5 faixas de frequência de análise) para cada técnica e para cada condição de operação.

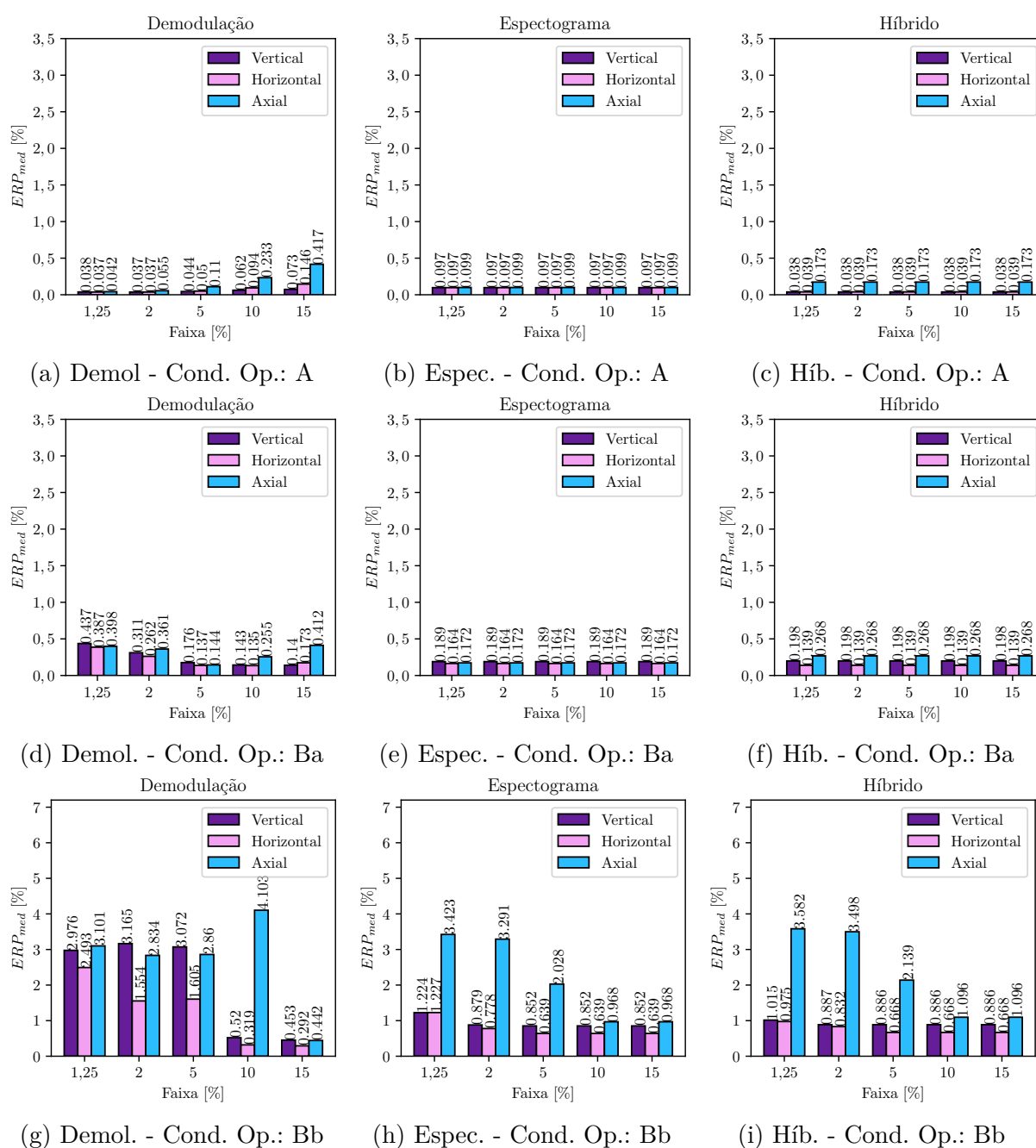
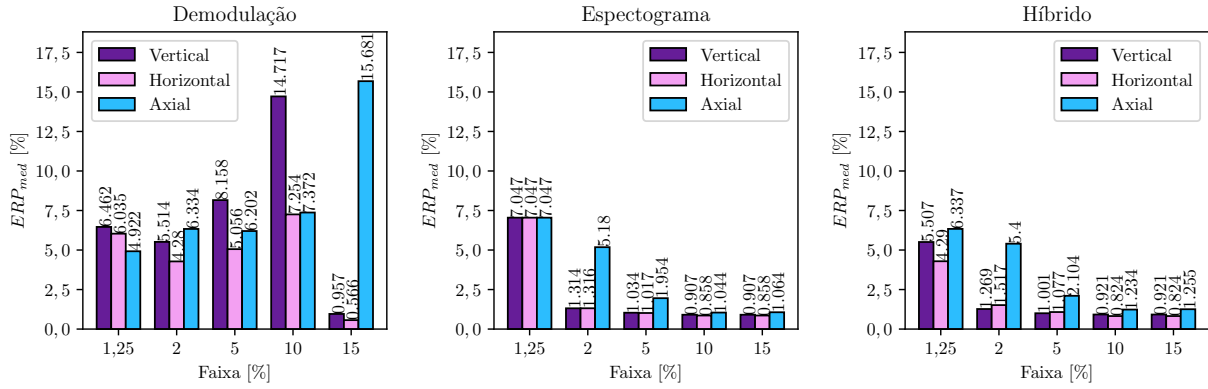
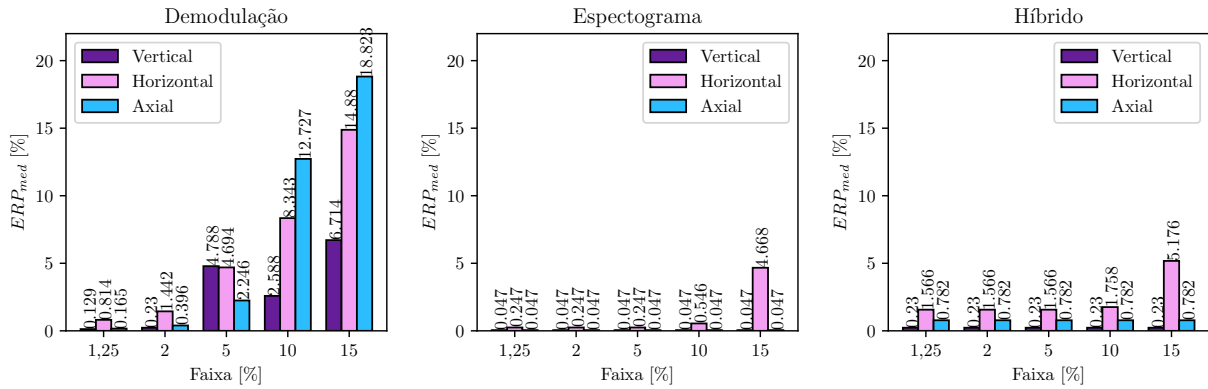


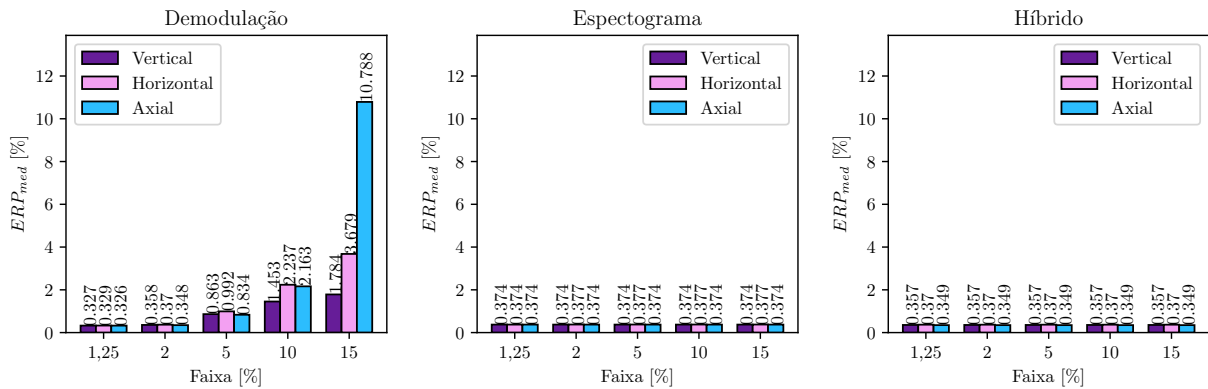
Figura B.1 – Erro Médio Relativo Percentual



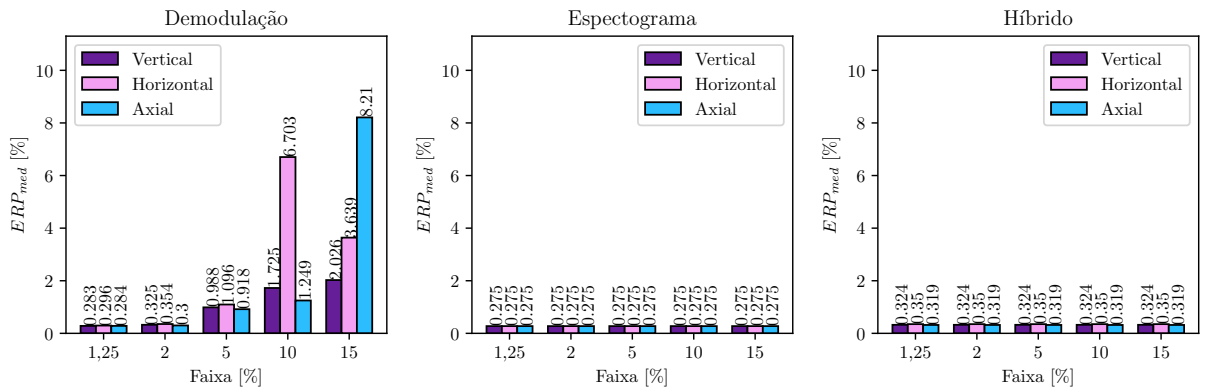
(a) Demol. - Cond. Op.: Bc (b) Espec. - Cond. Op.: Bc (c) Híb. - Cond. Op.: Bc



(d) Demol. - Cond. Op.: C (e) Espec. - Cond. Op.: C (f) Híb. - Cond. Op.: C



(g) Demol. - Cond. Op.: Da (h) Espec. - Cond. Op.: Da (i) Híb. - Cond. Op.: Da



(j) Demol. - Cond. Op.: Db (k) Espec. - Cond. Op.: Db (l) Híb. - Cond. Op.: Db

Figura B.2 – Erro Médio Relativo Percentual (Cont.)

APÊNDICE C – ESPECTROS DO SINAL REAMOSTRADO E SINAL TSA - FREQUÊNCIA DO EIXO

Abaixo estão os espectros na ordem do sinal reamostrado e do sinal resultante do TSA para todas as condições de operação propostas e para os três acelerômetros analisados. Os sinais resultantes do TSA usando o tacômetro e as técnicas de estimativa de rotação através da vibração estão colocados nos gráficos.

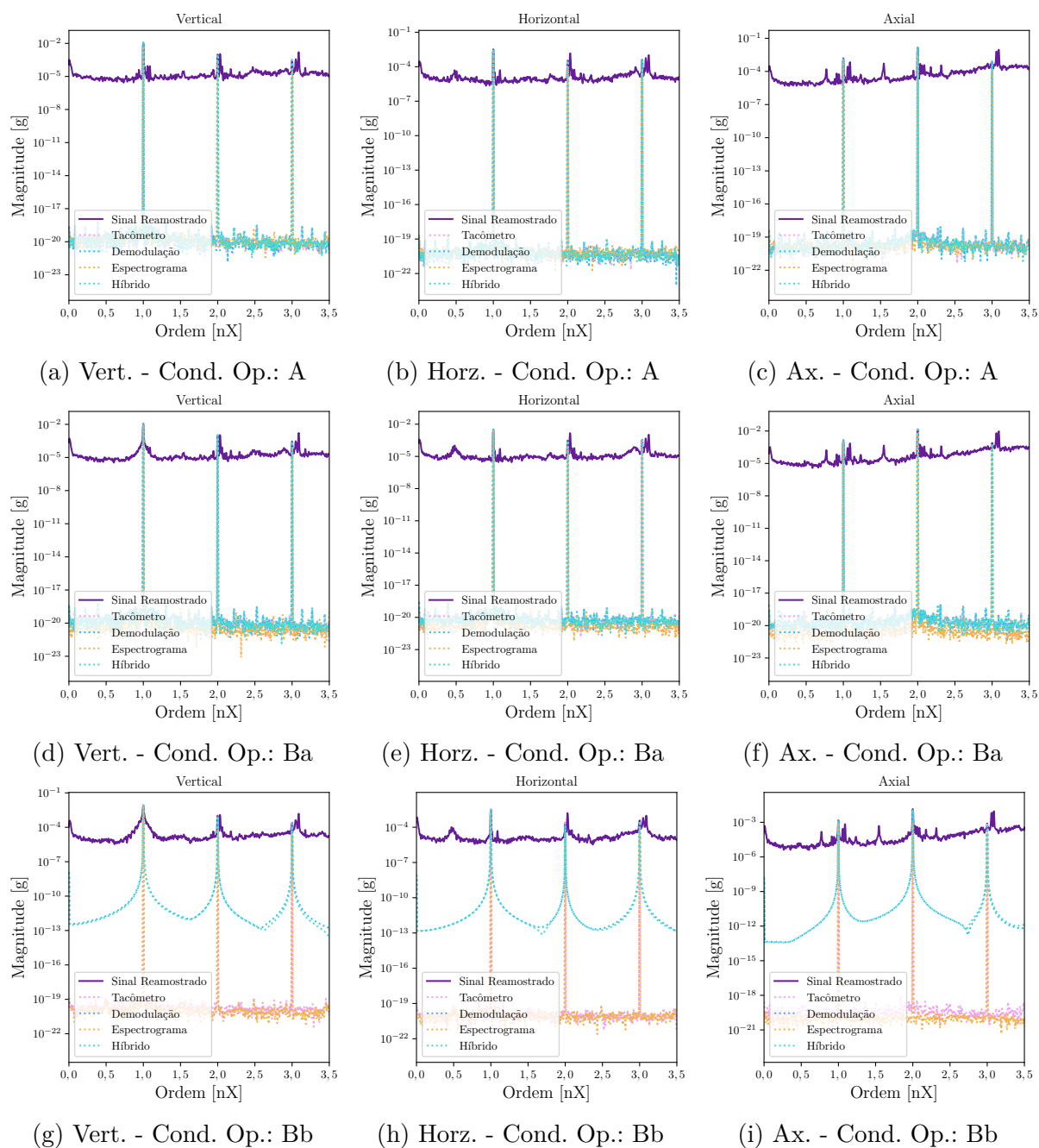


Figura C.1 – Espectros do Sinal Reamostrado e do Sinal TSA

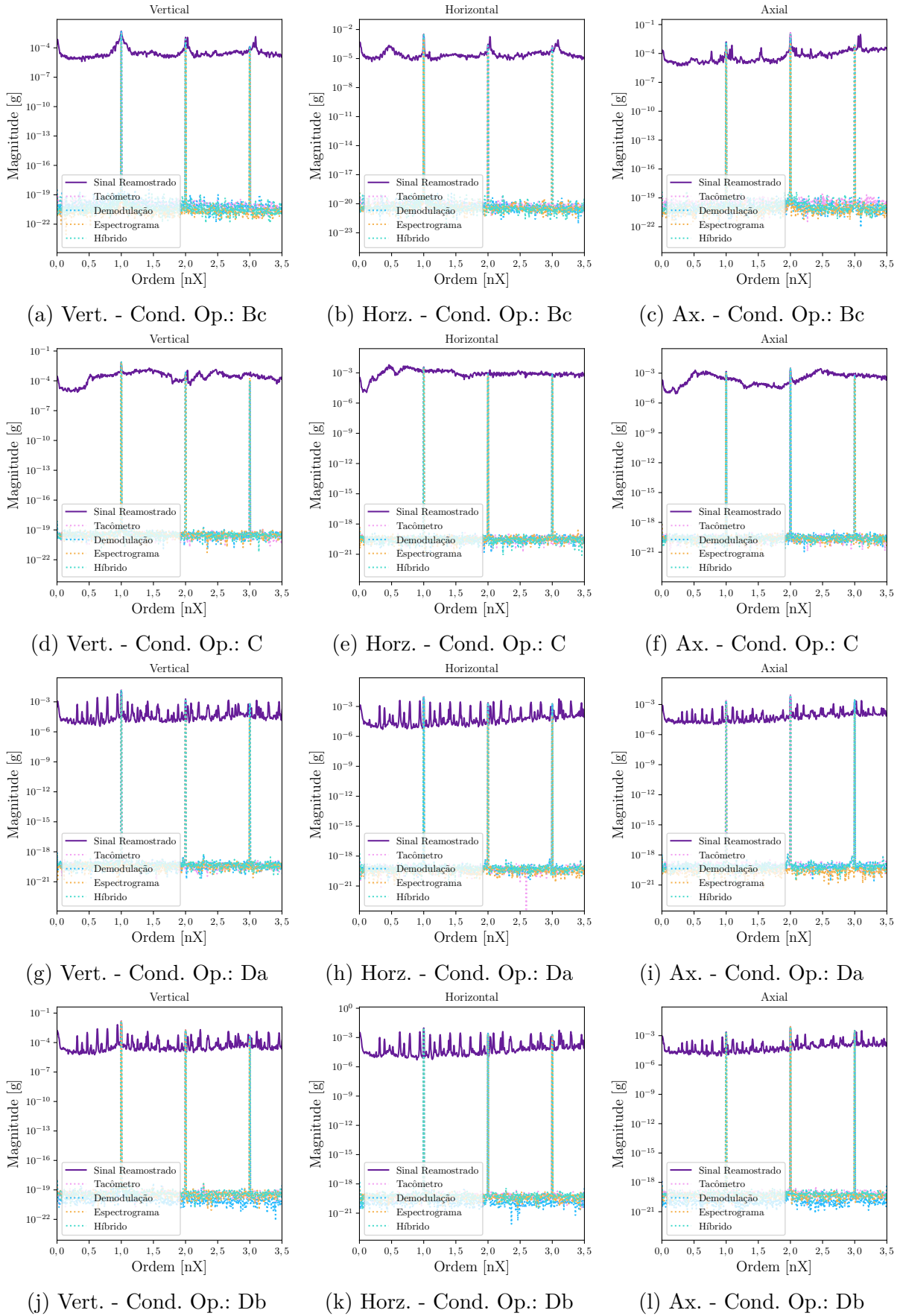


Figura C.2 – Espectros do Sinal Reamostrado e do Sinal TSA (Cont.)

APÊNDICE D – RESULTADOS DA AVALIAÇÃO DA SINCRONIZAÇÃO COM A FREQUÊNCIA CARACTERÍSTICA DO DEFEITO

Abaixo estão mostrados os espectros na ordem dos sinais antes e depois do ajuste das constantes características do defeito fornecidas pelo fabricantes. Vale ressaltar que os gráficos mostram apenas um zoom em torno de $3nX$ para uma melhor visualização, mas o mesmo comportamento é observado em todas as ordens. Para cada ajuste, foram utilizados os sinais resultantes da análise de envelope dos respectivos defeitos.

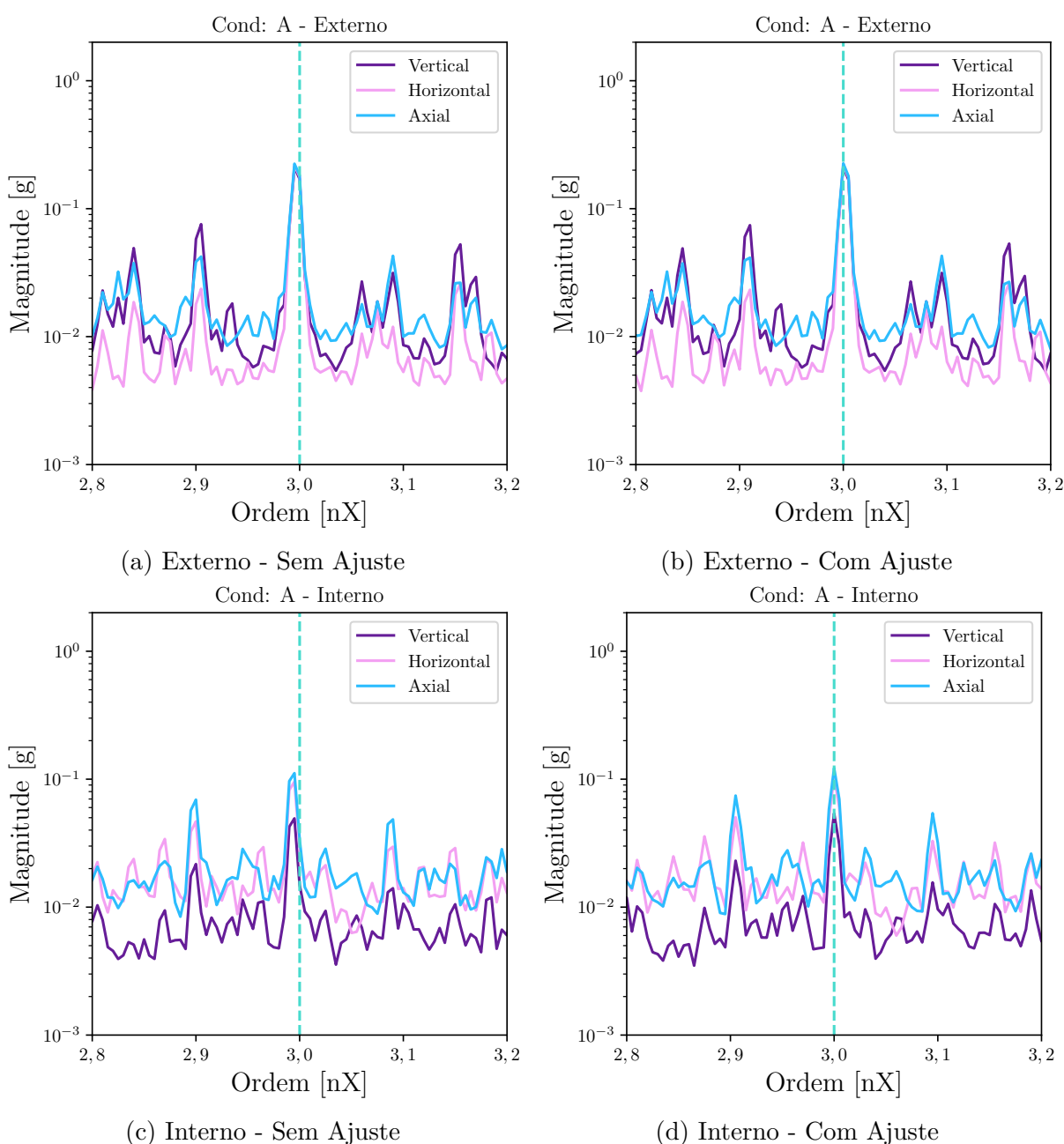


Figura D.1 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: A

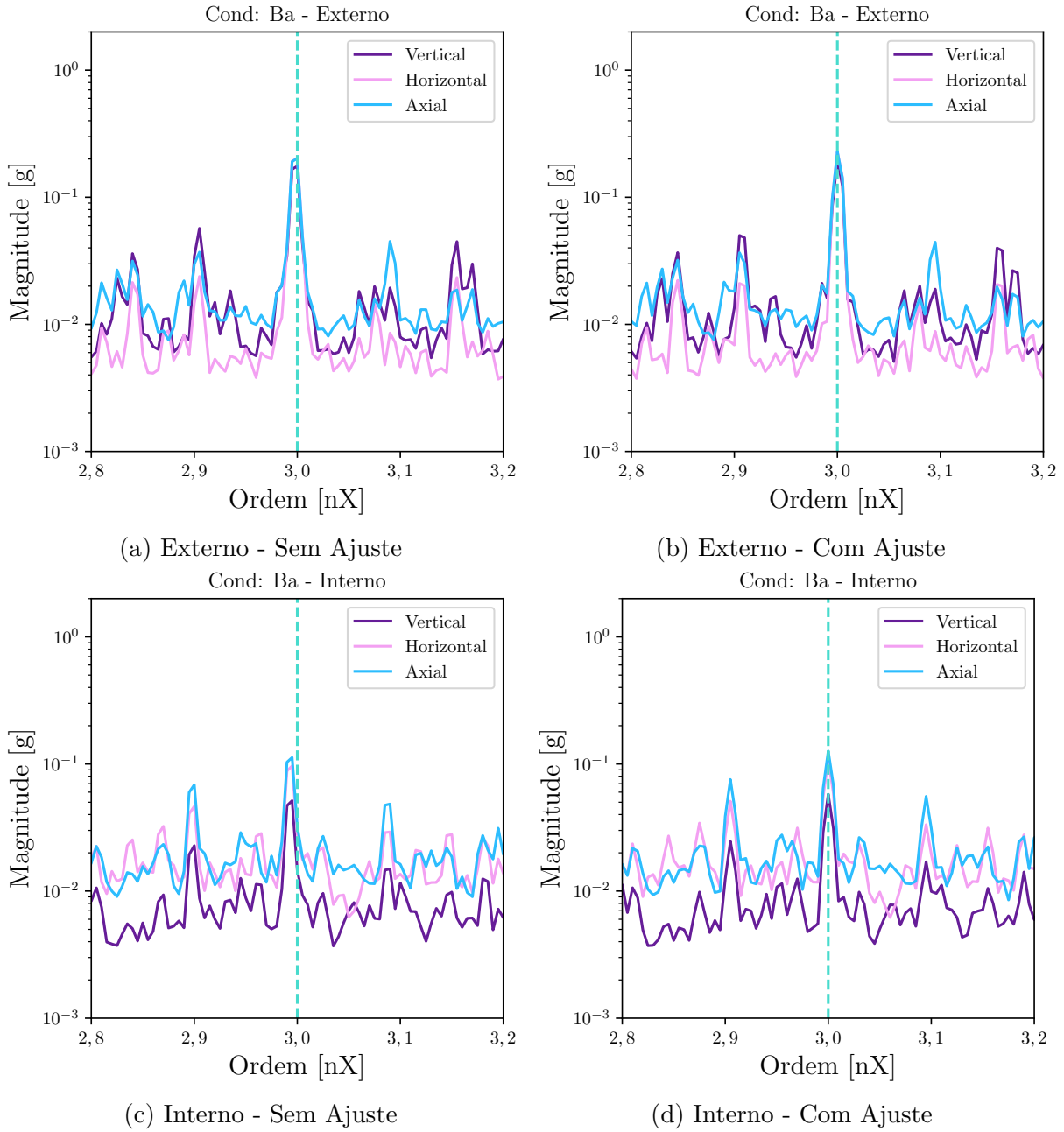


Figura D.2 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: Ba

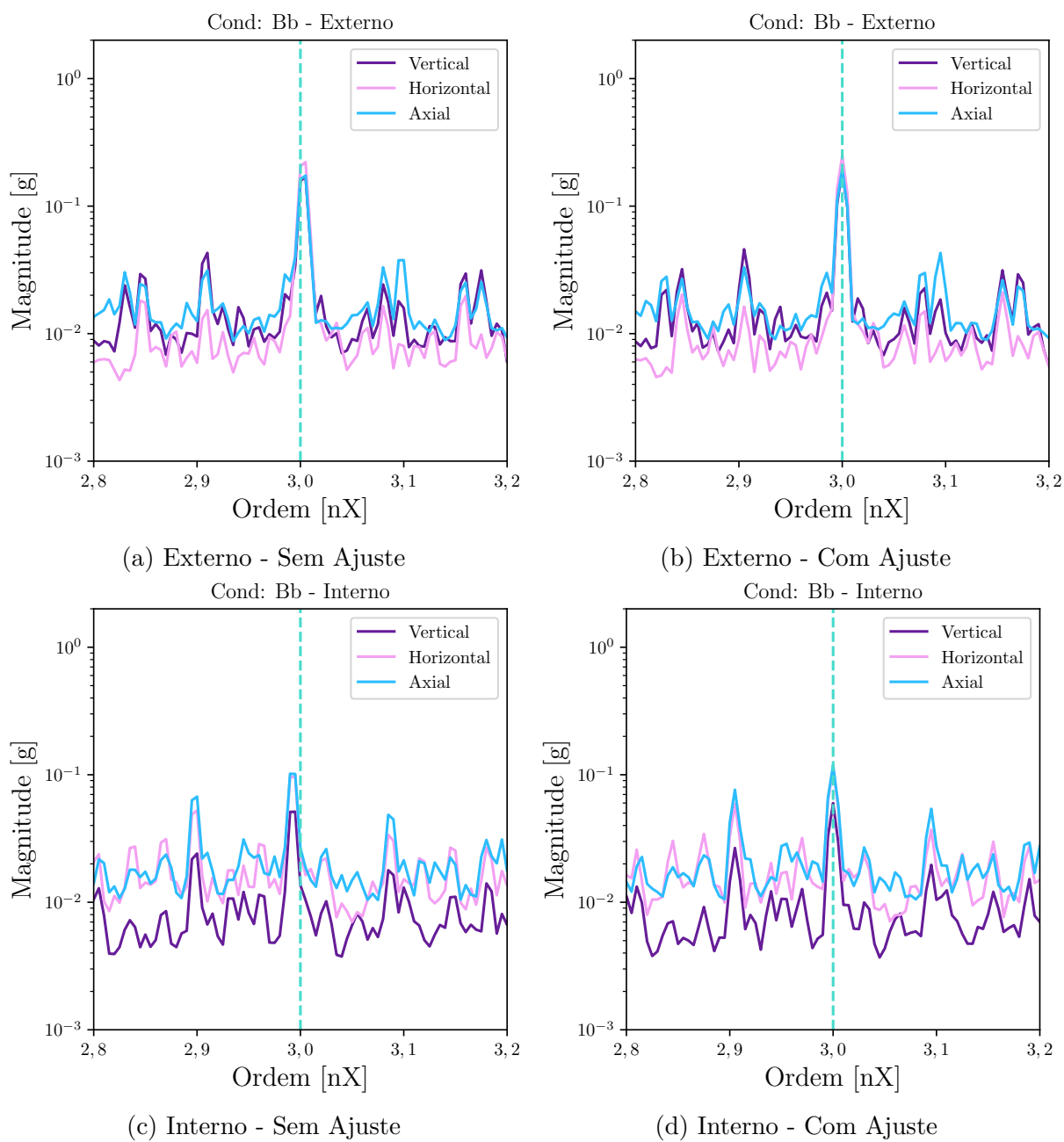


Figura D.3 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: Bb

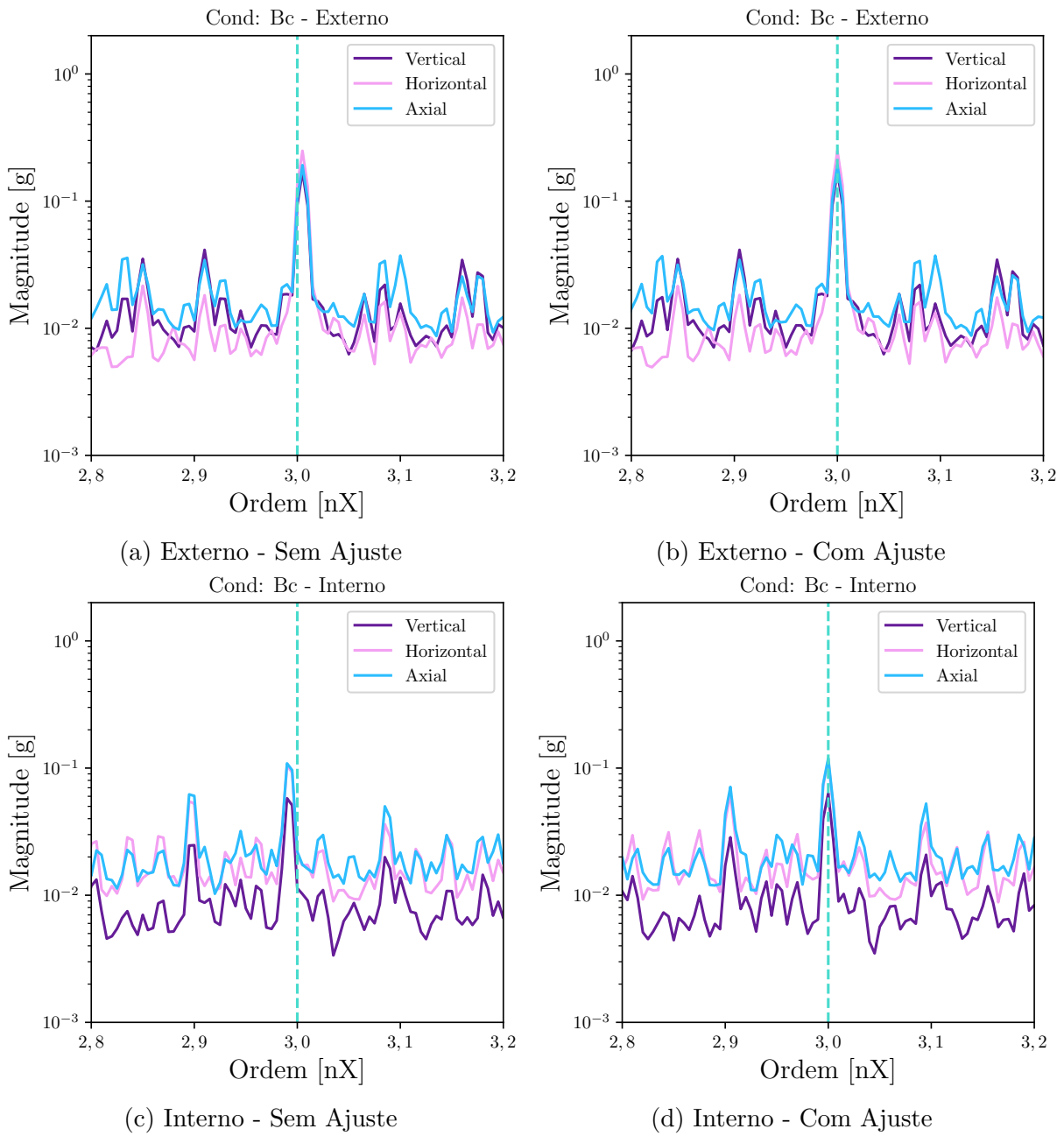
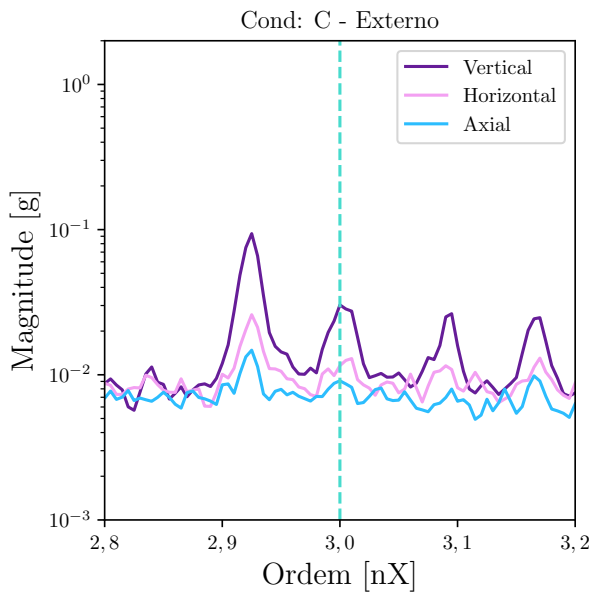
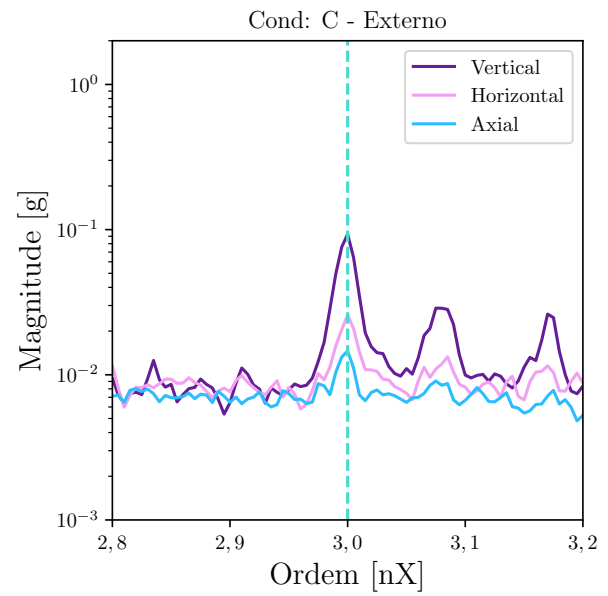


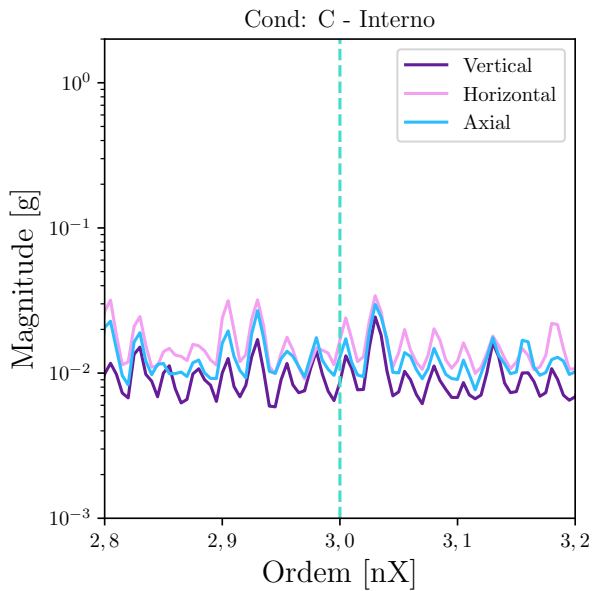
Figura D.4 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: Bc



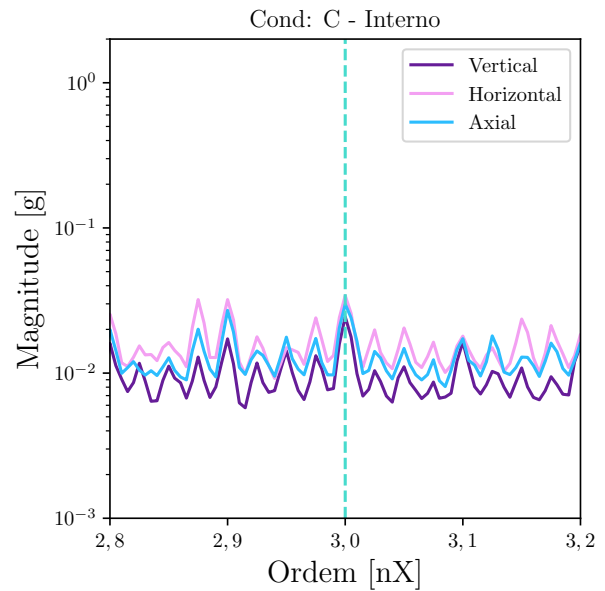
(a) Externo - Sem Ajuste



(b) Externo - Com Ajuste



(c) Interno - Sem Ajuste



(d) Interno - Com Ajuste

Figura D.5 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: C

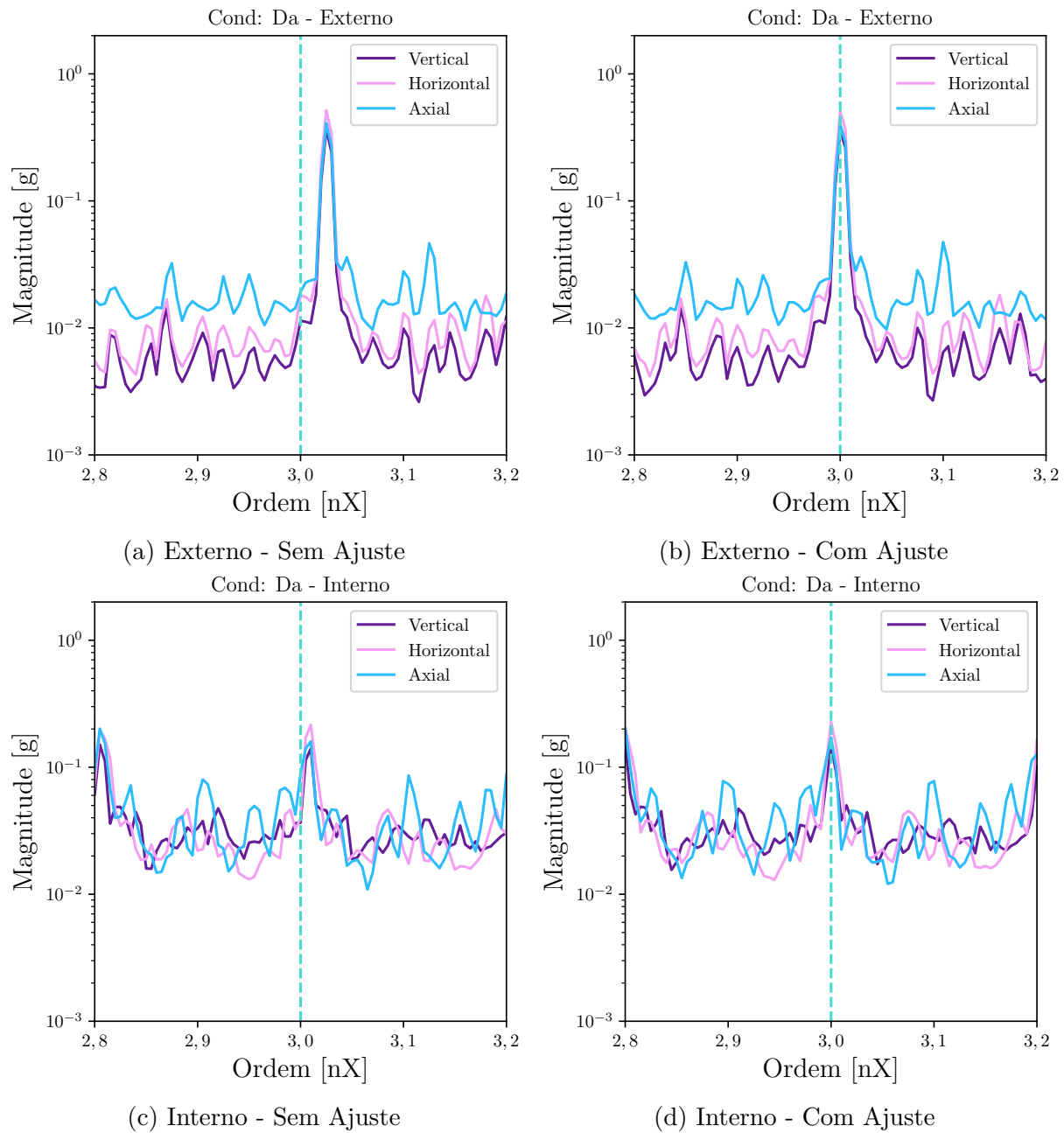


Figura D.6 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: Da

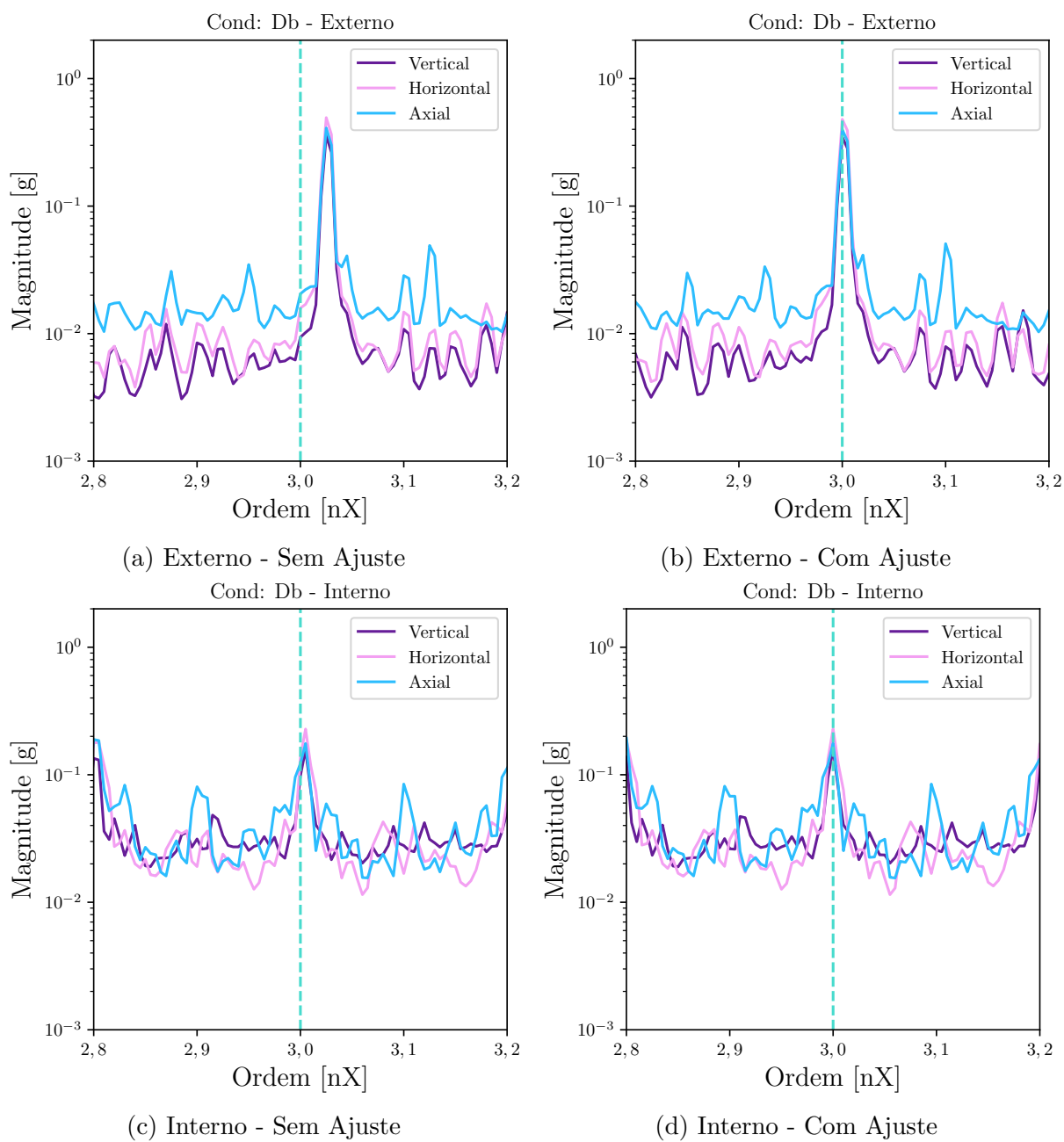


Figura D.7 – Espectros na Ordem dos Sinais com Defeito - Antes e Depois do Ajuste de Frequência - Condição de Operação: Db

APÊNDICE E – RESULTADOS DE OTIMIZAÇÃO DA METODOLOGIA DE DETECÇÃO DE FALHAS

Conforme mencionado no texto principal, um conjunto de 28 sinais foi utilizado para obter os coeficientes necessários no processo de detecção de falhas, conforme descrito na equação (3.14). Esse conjunto é denominado conjunto de treinamento e os resultados obtidos com ele serão apresentados neste Apêndice. Vale ressaltar que os coeficientes foram otimizados para cada acelerômetro, a fim de detectar cada tipo de defeito nos diferentes processos mencionados na seção 4.4. Além disso, nos processos que envolvem a reamostragem angular e a média síncrona no tempo, foram obtidos conjuntos de coeficientes para cada técnica de estimativa de rotação e para o tacômetro.

Os coeficientes obtidos para o primeiro processo de detecção (1), ou seja, para a detecção utilizando apenas a análise de envelope, estão colocados nas Tabelas E.1, E.2 e E.3. Os coeficientes obtidos para o segundo processo de detecção (2), ou seja, para a detecção utilizando a análise de envelope e a reamostragem angular, estão colocados nas Tabelas E.4, E.5 e E.6. Já os coeficientes obtidos para o terceiro processo de detecção (3), ou seja, para a detecção utilizando toda a metodologia proposta, estão colocados nas Tabelas E.7, E.8 e E.9.

Tabela E.1 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Vertical - Processo (1)

EXTERNO			INTERNO			ROLANTE		
C1	C2	C3	C1	C2	C3	C1	C2	C3
6,8	4,9	7,9	1,5	3,3	5,5	1,1	0,8	1,3

Tabela E.2 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Horizontal - Processo (1)

EXTERNO			INTERNO			ROLANTE		
C1	C2	C3	C1	C2	C3	C1	C2	C3
1,2	5,7	2,4	13,5	1,1	19,7	1,1	2,0	0,2

Tabela E.3 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Axial- Processo (1)

EXTERNO			INTERNO			ROLANTE		
C1	C2	C3	C1	C2	C3	C1	C2	C3
1,1	4,8	9,1	9,3	9,7	13,1	2,1	1,1	1,3

Tabela E.4 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Vertical - Processo (2)

	EXTERNO			INTERNO			ROLANTE		
	C1	C2	C3	C1	C2	C3	C1	C2	C3
Tacômetro	1,1	21,3	4,6	7,4	1,5	15,7	1,3	1,4	1,1
Demodulação	1,1	8,9	5,4	1,1	2,7	10,5	1,1	1,4	0,7
Espectograma	1,3	11,4	7,5	1,3	6,1	3,1	1	1,8	1,2
Híbrido	1,2	8,7	7,4	1,1	2,6	13,1	1,9	4,3	0,8

Tabela E.5 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Horizontal - Processo (2)

	EXTERNO			INTERNO			ROLANTE		
	C1	C2	C3	C1	C2	C3	C1	C2	C3
Tacômetro	1,7	9,3	7,8	1,3	13,1	3,4	2,1	1,1	1,2
Demodulação	2,7	6,1	2	4	9,2	11,5	2	0,9	1,3
Espectograma	1,3	4,8	3,7	9,3	7,6	10,2	1,7	1,1	2,5
Híbrido	1,1	4,8	3,7	1,8	7,3	9,3	1,1	1,1	1,1

Tabela E.6 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Axial - Processo (2)

	EXTERNO			INTERNO			ROLANTE		
	C1	C2	C3	C1	C2	C3	C1	C2	C3
Tacômetro	1,3	4,9	23,9	3,8	8	10,3	1,5	1,9	2,2
Demodulação	3,1	2,5	6,6	4,3	5,8	9,3	1,3	1,2	1,2
Espectograma	1,2	6,7	10,2	2,9	8,3	6,5	1,1	9,6	2,1
Híbrido	2,3	4,8	6,4	1,2	8,7	6,1	1,6	1,1	1,5

Tabela E.7 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Vertical - Processo (3)

	EXTERNO			INTERNO			ROLANTE		
	C1	C2	C3	C1	C2	C3	C1	C2	C3
Tacômetro	4	19,5	1,8	3,9	15,9	57,2	1,8	0,2	2,4
Demodulação	1,1	9,9	2,2	20,5	4,3	81,9	1,4	1,6	0,5
Espectograma	17,9	11,1	145,2	4	2,4	2,3	5,8	31,1	1,1
Híbrido	1,2	9,2	8,3	2,3	15	501,4	0,2	1,5	1,1

Tabela E.8 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Horizontal - Processo (3)

	EXTERNO			INTERNO			ROLANTE		
	C1	C2	C3	C1	C2	C3	C1	C2	C3
Tacômetro	6,4	0,6	3,5	8,5	1,7	31,6	1,9	0,5	4,2
Demodulação	1,4	8,7	4,5	13,5	3,7	21,9	1,2	0,7	2,8
Espectograma	5,6	15,8	45,3	137,8	2,2	1,7	1,5	0,7	1,5
Híbrido	2	5	39,3	5,2	23,2	244,1	3,3	0,2	1,1

Tabela E.9 – Coeficientes Otimizados - Acelerômetro Axial - Processo (3)

	EXTERNO			INTERNO			ROLANTE		
	C1	C2	C3	C1	C2	C3	C1	C2	C3
Tacômetro	4,4	24,9	1,3	5	3,9	20,8	3,5	1,9	0,8
Demodulação	1,8	3,4	1,3	5,8	23,3	15,5	1,2	1,2	2,2
Espectograma	24,1	1,3	22,4	2,2	3,6	18,3	1	1,3	2
Híbrido	1,9	5,7	23,1	105,4	28,2	14,3	0,6	1,3	1,4

Utilizando os coeficientes obtidos, obteve-se para o próprio conjunto de treino os valores das acurácias balanceadas e as matrizes de confusão. Na Tabela E.10, estão postos os valores obtidos das acurácias balanceadas para detecção de defeitos no anel externo. Já nas Tabelas E.11 e E.12 estão os valores obtidos para a detecção de defeitos no anel

interno e nos elementos rolantes, respectivamente.

Tabela E.10 – Acurácias Balanceadas - Anel Externo - Treino

Processos de Detecção	Vertical			Horizontal			Axial		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
-	0,88	-	-	0,83	-	-	0,83	-	-
Tacômetro	-	1	1	-	0,93	1	-	0,93	0,98
Demodulação	-	0,93	0,93	-	0,90	0,93	-	0,93	0,93
Espectrograma	-	0,98	0,93	-	0,86	0,90	-	0,93	0,90
Híbrido	-	0,90	0,93	-	0,86	0,93	-	0,86	0,95

Tabela E.11 – Acurácias Balanceadas - Anel Interno - Treino

Processos de Detecção	Vertical			Horizontal			Axial		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
-	0,90	-	-	1	-	-	0,98	-	-
Tacômetro	-	0,95	1	-	1	1	-	1	1
Demodulação	-	0,90	0,98	-	0,98	1	-	0,98	1
Espectrograma	-	0,90	0,90	-	1	0,95	-	0,95	0,98
Híbrido	-	0,90	0,95	-	0,98	1	-	0,95	1

Tabela E.12 – Acurácias Balanceadas - Elementos Rolantes - Treino

Processos de Detecção	Vertical			Horizontal			Axial		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
-	0,60	-	-	0,69	-	-	0,69	-	-
Tacômetro	-	0,67	0,74	-	0,67	0,74	-	0,76	0,81
Demodulação	-	0,62	0,62	-	0,71	0,64	-	0,69	0,71
Espectrograma	-	0,64	0,60	-	0,67	0,64	-	0,74	0,76
Híbrido	-	0,64	0,67	-	0,62	0,69	-	0,69	0,69

Considerando o primeiro processo de detecção (1), as matrizes de confusão estão mostradas nas Figuras E.1, E.2 e E.3. Considerando o segundo processo de detecção (2), as matrizes de confusão estão mostradas na Figuras E.4, E.5 e E.6. Por fim, considerando o terceiro processo de detecção (3), as matrizes de confusão estão mostradas na Figura E.7, E.8 e E.9.

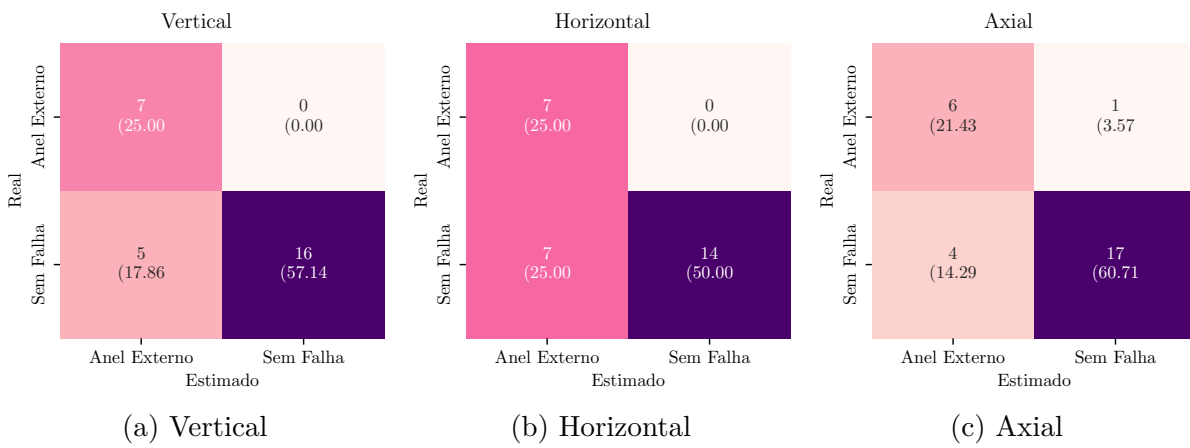


Figura E.1 – Matrizes de Confusão - Processo (1) - Anel Externo

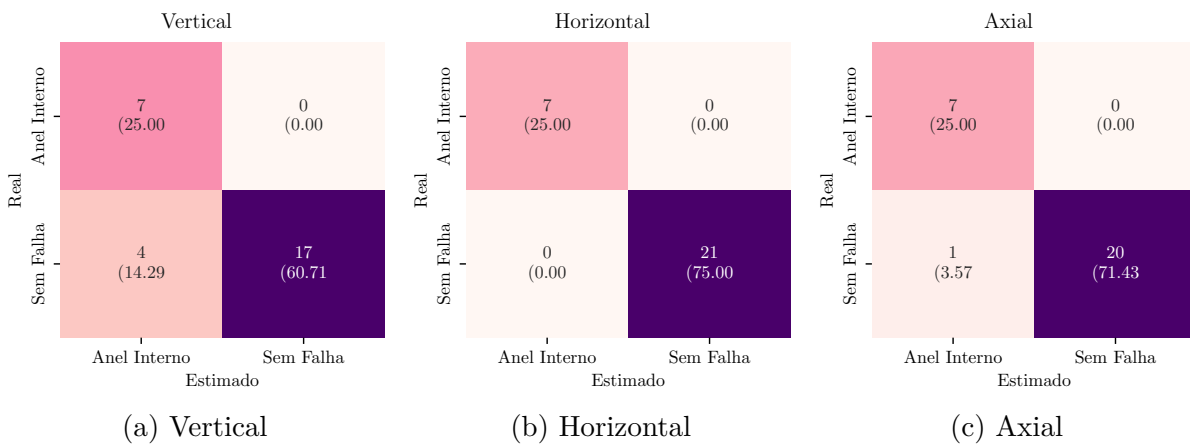


Figura E.2 – Matrizes de Confusão - Processo (1) - Anel Interno

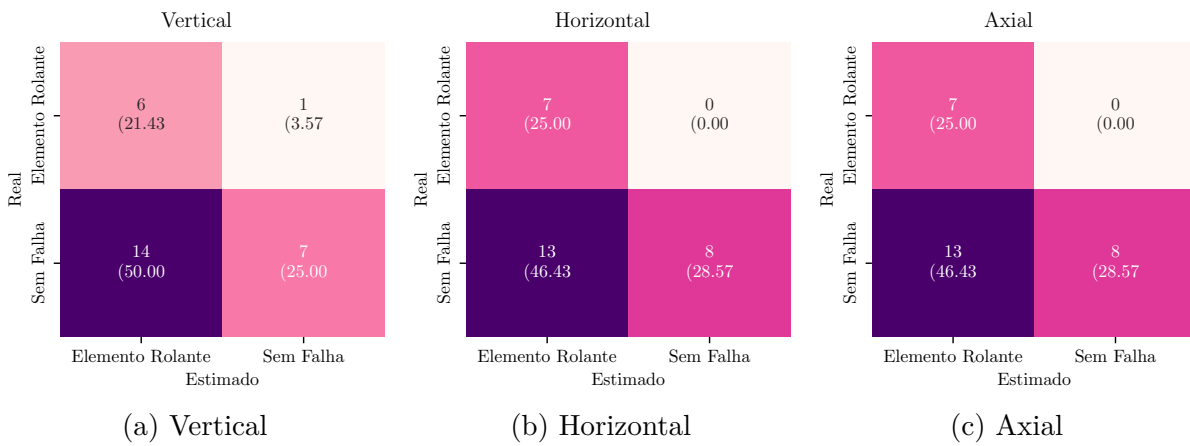
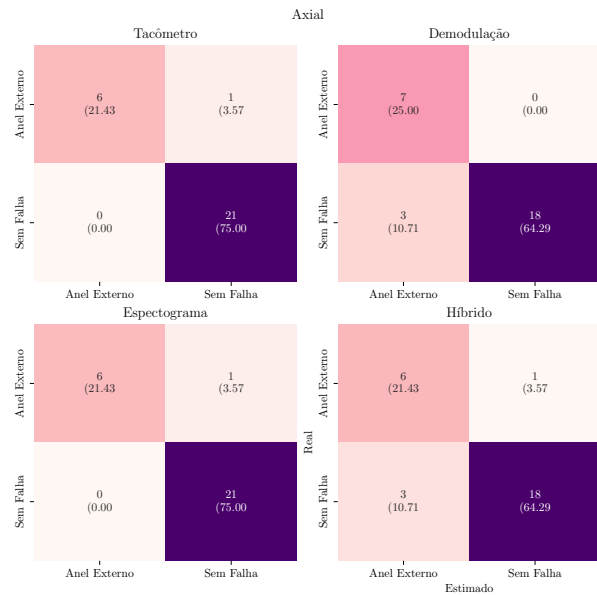


Figura E.3 – Matrizes de Confusão - Processo (1) - Elementos Rolantes



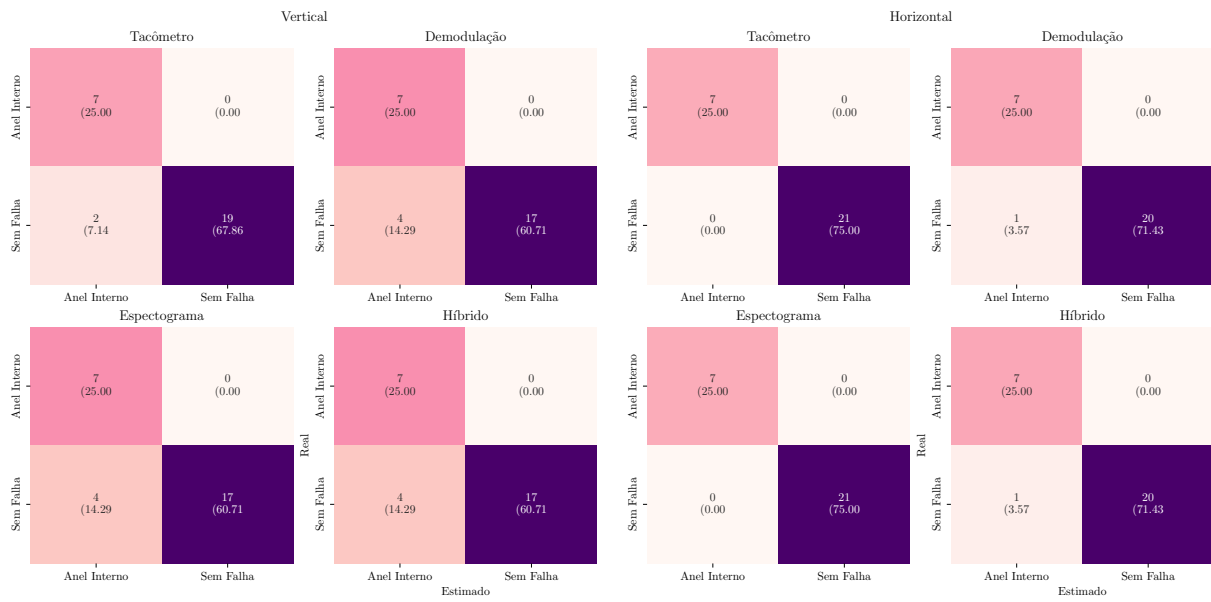
(a) Vertical

(b) Horizontal



(c) Axial

Figura E.4 – Matrizes de Confusão - Processo (2) - Anel Externo



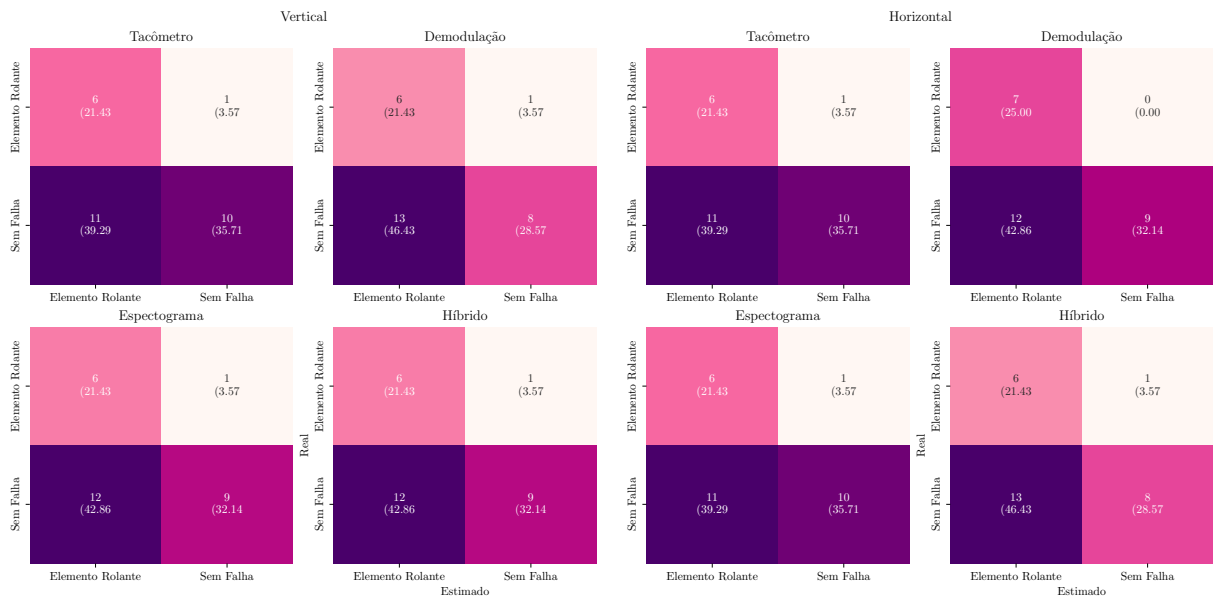
(a) Vertical

(b) Horizontal



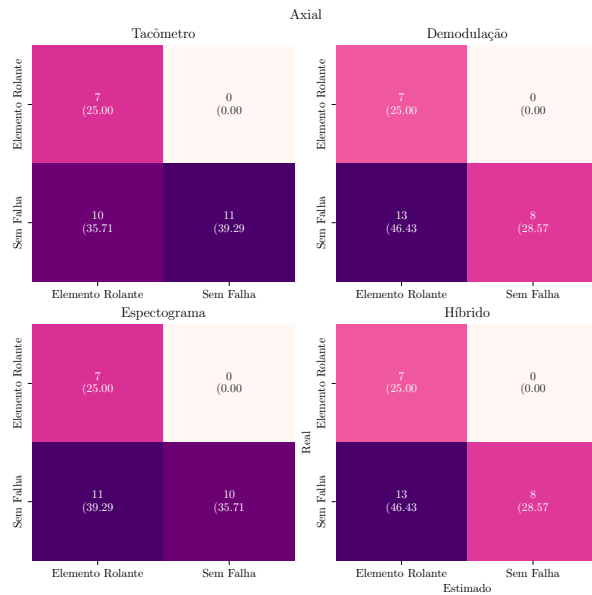
(c) Axial

Figura E.5 – Matrizes de Confusão - Processo (2) - Anel Interno



(a) Vertical

(b) Horizontal



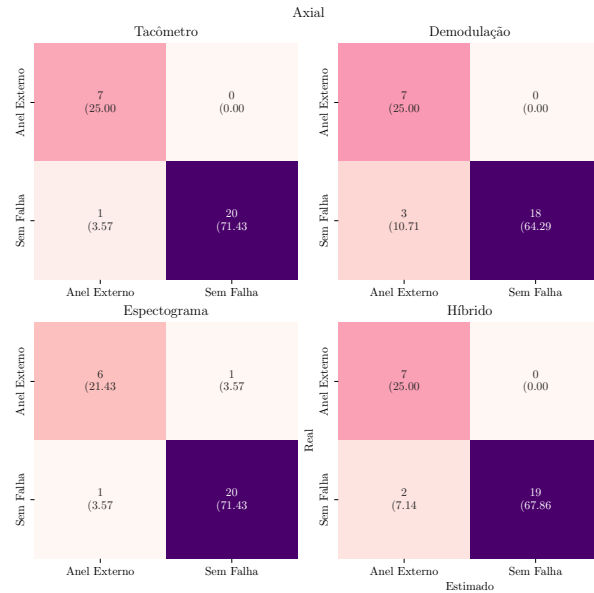
(c) Axial

Figura E.6 – Matrizes de Confusão - Processo (2) - Anel Rolante



(a) Vertical

(b) Horizontal



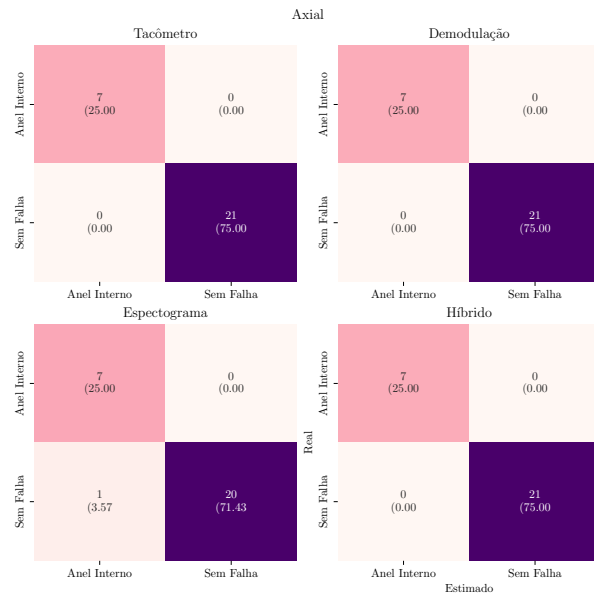
(c) Axial

Figura E.7 – Matrizes de Confusão - Processo (3) - Anel Externo



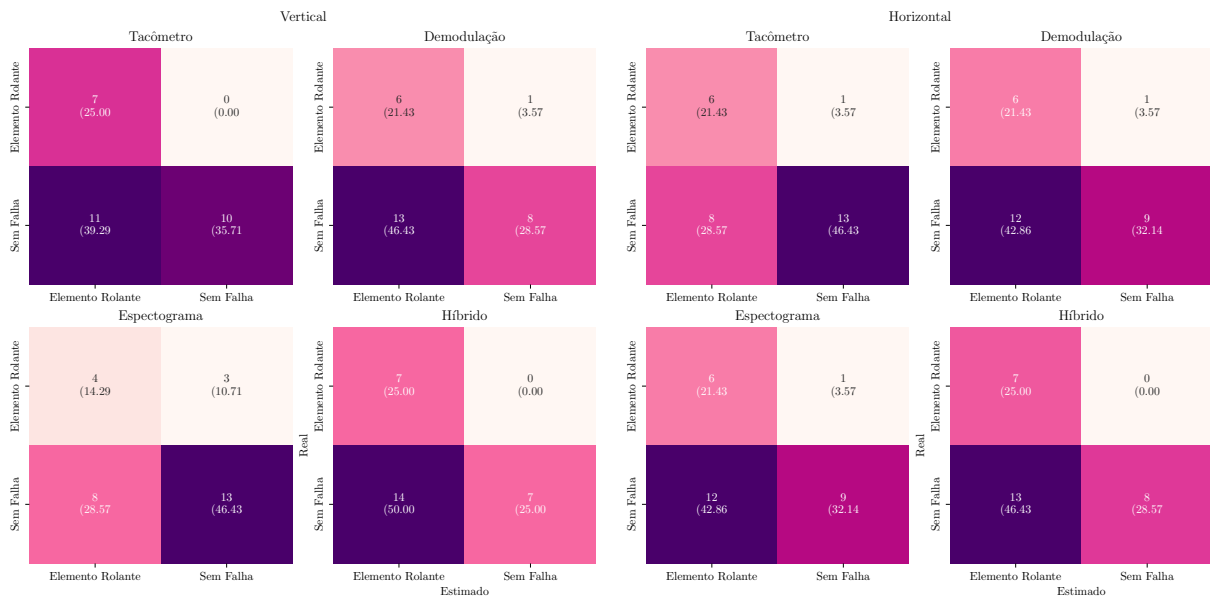
(a) Vertical

(b) Horizontal



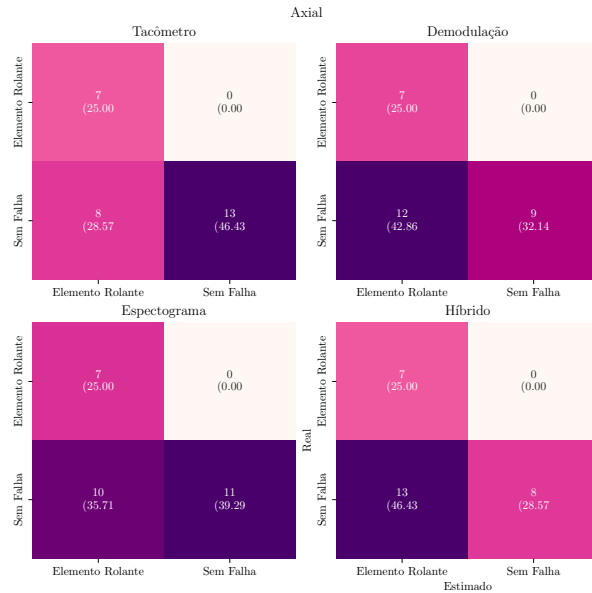
(c) Axial

Figura E.8 – Matrizes de Confusão - Processo (3) - Anel Interno



(a) Vertical

(b) Horizontal



(c) Axial

Figura E.9 – Matrizes de Confusão - Processo (3) - Elementos Rolantes

APÊNDICE F – MATRIZES DE CONFUSÃO DA METODOLOGIA DE DETECÇÃO DE FALHAS

Neste apêndice serão mostradas as matrizes de confusão para o conjunto de teste, composto por 28 sinais, cuja composição está descrita na Tabela ???. Considerando o primeiro processo de detecção (1), as matrizes de confusão estão mostradas nas Figuras F.1, F.2 e F.3. Considerando o segundo processo de detecção (2), as matrizes de confusão estão mostradas na Figuras F.4, F.5 e F.6. Por fim, considerando o terceiro processo de detecção (3), as matrizes de confusão estão mostradas na Figura F.7, F.8 e F.9.

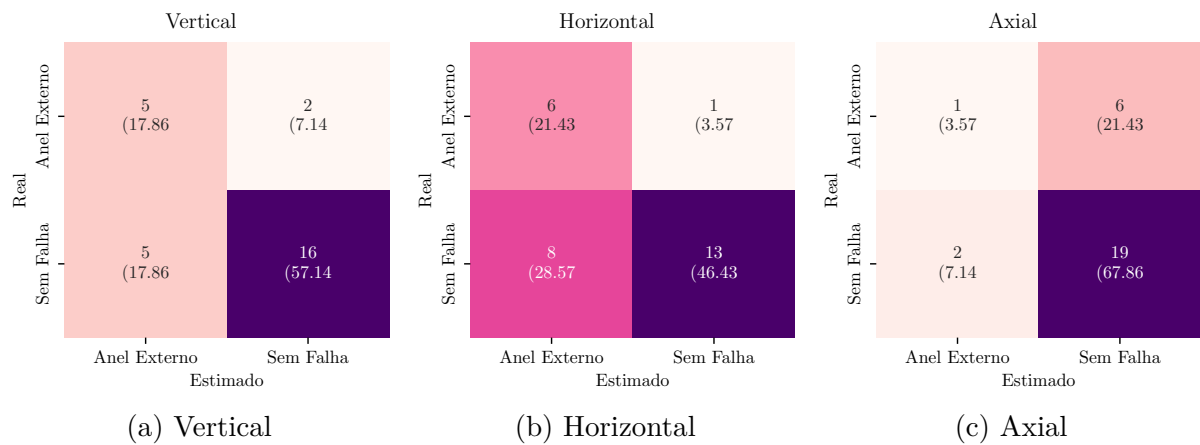


Figura F.1 – Matrizes de Confusão - Processo (1) - Anel Externo

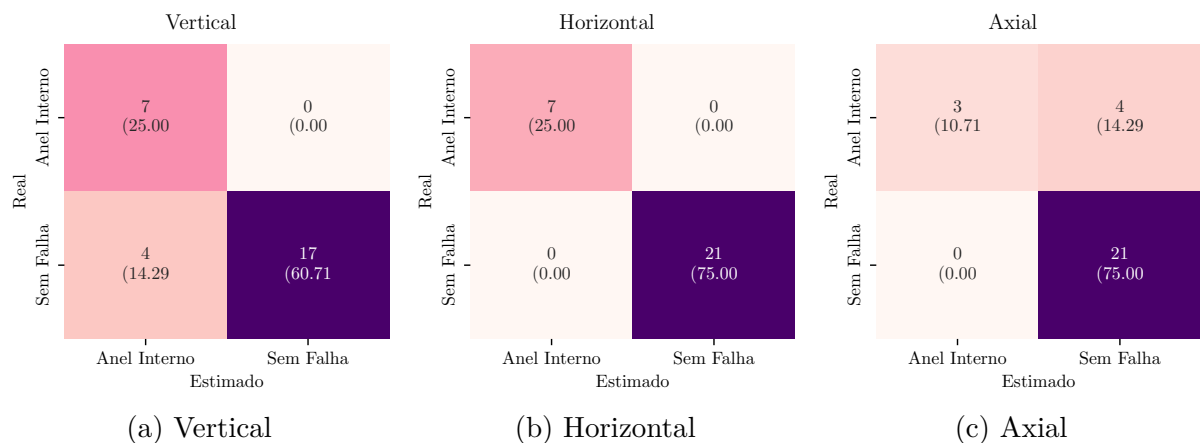
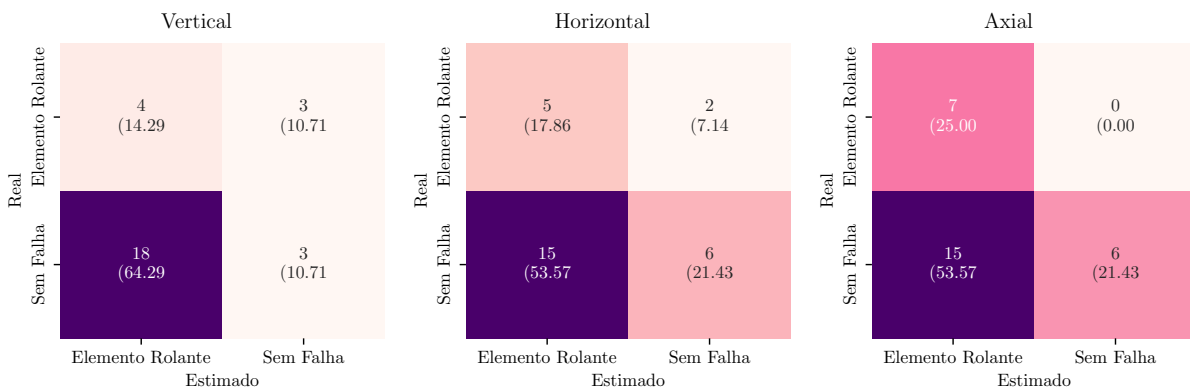


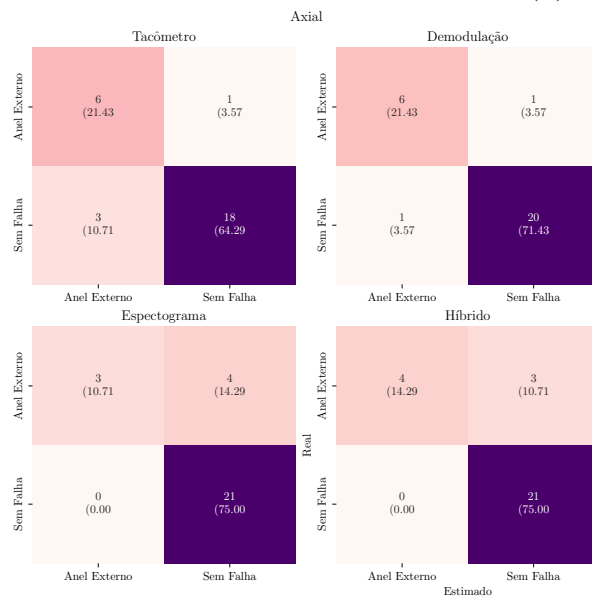
Figura F.2 – Matrizes de Confusão - Processo (1) - Anel Interno



(a) Vertical (b) Horizontal (c) Axial
 Figura F.3 – Matrizes de Confusão - Processo (1) - Elementos Rolantes



(a) Vertical (b) Horizontal



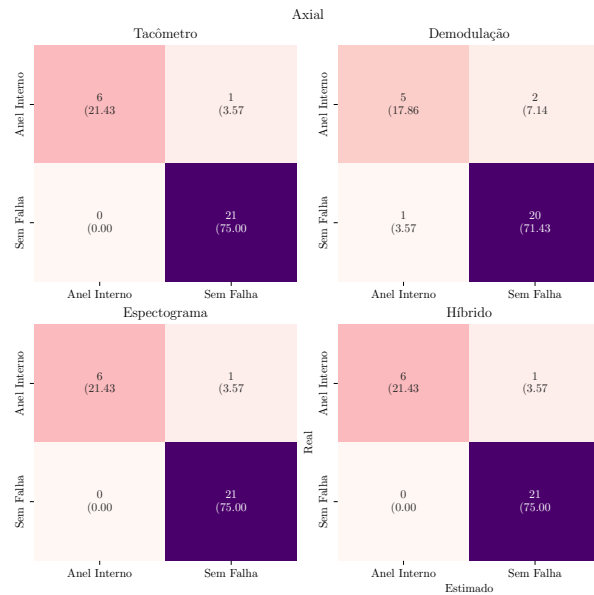
(c) Axial

Figura F.4 – Matrizes de Confusão - Processo (2) - Anel Externo



(a) Vertical

(b) Horizontal



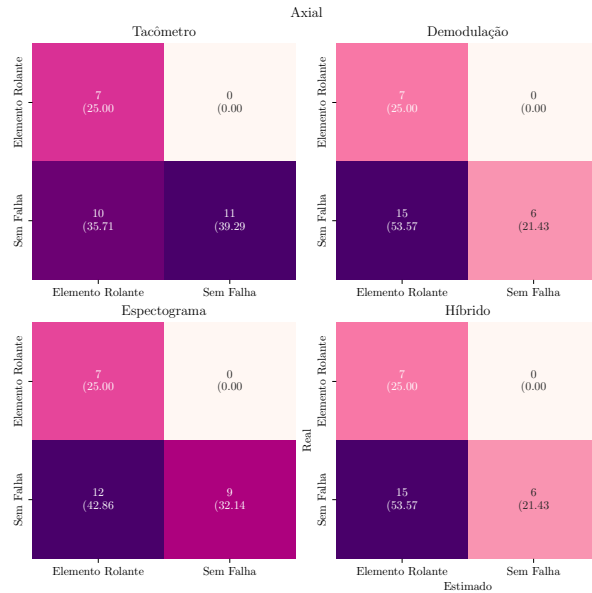
(c) Axial

Figura F.5 – Matrizes de Confusão - Processo (2) - Anel Interno



(a) Vertical

(b) Horizontal



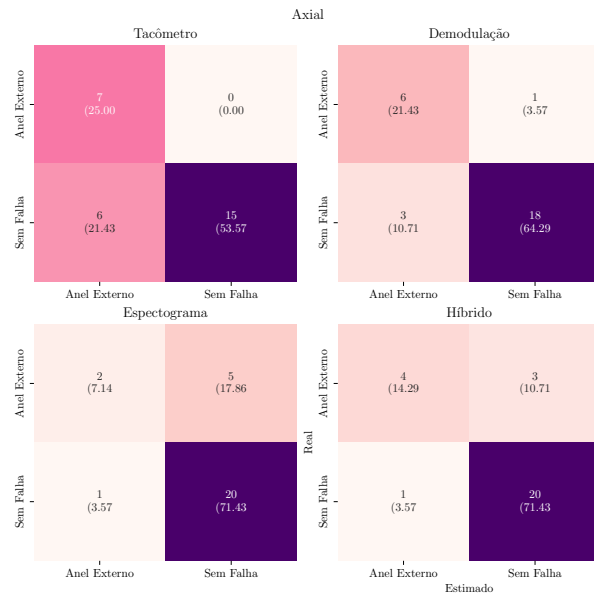
(c) Axial

Figura F.6 – Matrizes de Confusão - Processo (2) - Elementos Rolantes



(a) Vertical

(b) Horizontal



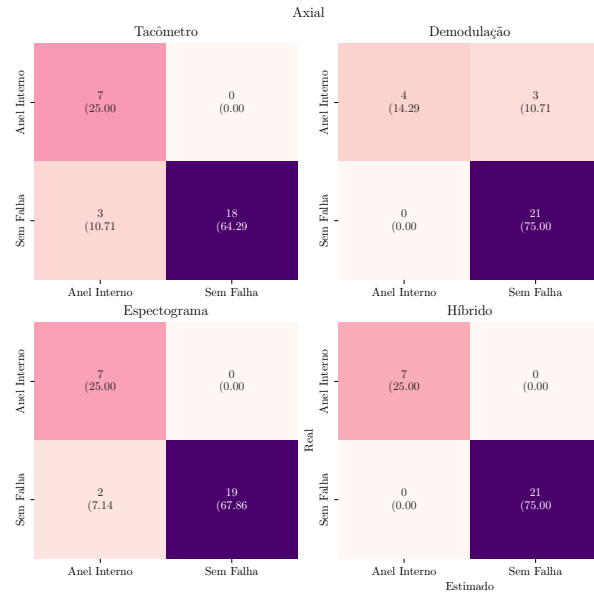
(c) Axial

Figura F.7 – Matrizes de Confusão - Processo (3) - Anel Externo



(a) Vertical

(b) Horizontal



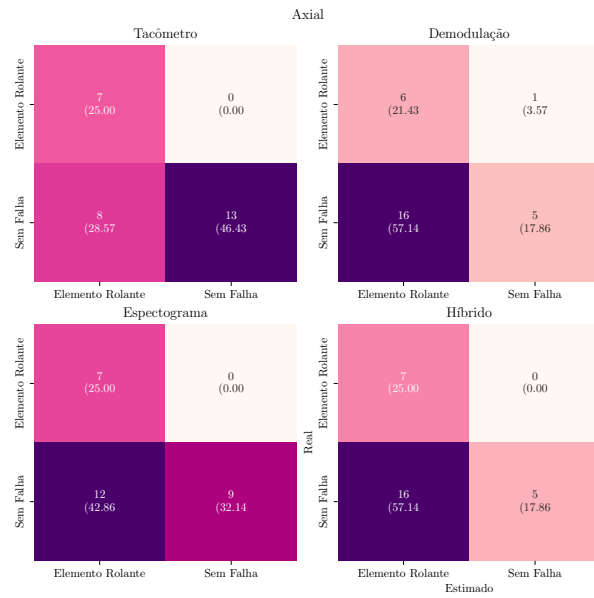
(c) Axial

Figura F.8 – Matrizes de Confusão - Processo (3) - Anel Interno



(a) Vertical

(b) Horizontal



(c) Axial

Figura F.9 – Matrizes de Confusão - Processo (3) - Elementos Rolantes