



**UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA – UFPB CENTRO  
DE TECNOLOGIA – CT**

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA  
MECÂNICA – PPGEM**



**JOÃO MANOEL DE OLIVEIRA NETO**

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA INTELIGENTE DE MONITORAMENTO  
PRESCRITIVO PARA SEVERIDADE DAS CONDIÇÕES DE FUNCIONAMENTO  
DE UM REDUTOR DO TIPO COROA SEM-FIM**

João Pessoa, Paraíba

João Manoel de Oliveira Neto

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA INTELIGENTE DE MONITORAMENTO  
PRESCRITIVO PARA SEVERIDADE DAS CONDIÇÕES DE FUNCIONAMENTO  
DE UM REDUTOR DO TIPO COROA SEM-FIM**

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica do Centro de Ciências e Tecnologias da Universidade Federal da Paraíba, como requisito para obtenção do título de doutor em Engenharia Mecânica.

Área de concentração: dinâmica e controle de sistemas mecânicos

Orientador:

Marcelo Cavalcanti Rodrigues, Dr.

Co-orientador:

Antônio Almeida Silva, Dr.

João Pessoa, PB.

2023

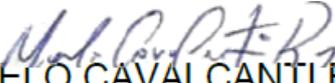
João Manoel de Oliveira Neto

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA INTELIGENTE DE MONITORAMENTO  
PRESCRITIVO PARA SEVERIDADE DAS CONDIÇÕES DE FUNCIONAMENTO  
DE UM REDUTOR DO TIPO COROA SEM-FIM**

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica do Centro de Ciências e Tecnologias da Universidade Federal da Paraíba, como requisito para obtenção do título de doutor em Engenharia Mecânica.

Aprovada em 26 de maio de 2023.

**BANCA EXAMINADORA**

  
Prof. Dr. MARCELO CAVALCANTI RODRIGUES  
Orientador – UFPB

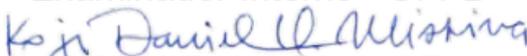
Documento assinado digitalmente

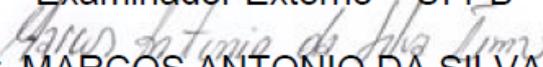
 ANTONIO ALMEIDA SILVA  
Data: 27/05/2023 07:52:52-0300  
Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Prof. Dr. ANTONIO ALMEIDA SILVA  
Coorientador – UFCG

  
Prof. Dr. ABEL CAVALCANTE LIMA FILHO  
Examinador Interno - UFPB

  
Prof. Dr. MOISES DANTAS DOS SANTOS  
Examinador Interno - UFPB

  
Prof. Dr. KOJE DANIEL VASCONCELOS MISHINA  
Examinador Externo – UFPB

  
Prof. Dr. MARCOS ANTONIO DA SILVA IRMÃO  
Examinador Externo - UNIVASF

Catálogo na publicação  
Seção de Catalogação e Classificação

p48d Oliveira Neto, João Manoel de.  
Desenvolvimento de um sistema inteligente de monitoramento prescritivo para severidade das condições de funcionamento de um redutor do tipo coroa sem-fim / João Manoel de Oliveira Neto. - João Pessoa, 2023.  
199 f. : il.

Orientação: Marcelo Cavalcanti Rodrigues.  
Coorientação: Antônio Almeida Silva.  
Tese (Doutorado) - UFPB/CT.

1. Engenharia mecânica. 2. Severidade de vibrações.  
3. Transformada de wavelet. 4. Estatística. 5. Rede neural artificial. I. Rodrigues, Marcelo Cavalcanti.  
II. Silva, Antônio Almeida. III. Título.

UFPB/BC

CDU 621(043)

## AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pela oportunidade de adquirir mais conhecimento, pela disposição e pelas bençãos em vencer todos os obstáculos até a obtenção do título de Doutor em Engenharia Mecânica.

A minha esposa, Regina Eduarda Costa e aos meus filhos, Ádrian Costa de Oliveira e Yan Costa de Oliveira por toda força, motivação e por me dá condições e disponibilidade para que desse continuidade e conseguisse êxito em minha pesquisa.

A minha tia Neília Maria de Queiroz e minha mãe Maria Efigênia de Oliveira, que sempre me apoiaram na decisão de conclusão desse projeto de pesquisa.

A minha avó Rita Auxília do Rêgo (*in memoriam*), onde todos os seus ensinamentos, ao longo da vida, foram fundamentais para que eu conseguisse lograr êxito na atividade de pesquisa.

Aos professores Marcelo Cavalcanti Rodrigues e Antônio Almeida Silva por acreditarem no meu trabalho, pela paciência e todo suporte dado até o término do trabalho.

As equipes dos Laboratório de Vibrações e Instrumentação (LVI) da Universidade Federal de Campina Grande e Laboratório de Integridade e Inspeção (GPii) da Universidade Federal da Paraíba por todo o apoio e suporte técnico e intelectual para o desenvolvimento da pesquisa.

Ao professor Eisenhower de Moura Fernandes e a toda equipe do Laboratório de Instrumentação e Eletrônica (LIE) da Universidade Federal de Campina Grande (UFCG) pelo suporte e apoio técnico ao longo da fase experimental da pesquisa.

Aos professores Juscelino de Farias Maribondo e Wanderley Ferreira de Amorim Júnior e a toda equipe do Laboratório de Ergonomia e Engenharia de Segurança do Trabalho (LEEST) da Universidade Federal de Campina Grande (UFCG) pelo apoio na construção da bancada experimental de testes.

Aos amigos Hygo de Almeida Pordeus e Andersson Guimarães Oliveira por todo o apoio, motivação e suporte técnico ao longo do desenvolvimento da pesquisa.

Aos professores membros da banca examinadora pela disponibilidade e contribuição no aumento da qualidade técnica do presente trabalho.

Ao CNPq, pelo suporte financeiro durante a vigência deste curso.

Por fim, agradeço a tantos outros os quais não consegui mencionar aqui, mas que contribuíram direta ou indiretamente para a conclusão deste trabalho.

“Às vezes Deus te leva pelo caminho mais longo,  
não para te punir, mas sim para te preparar.”

(Autor Desconhecido)

## RESUMO

As máquinas industriais, de uma forma geral, se caracterizam pelo funcionamento proveniente de um motor elétrico associado a um sistema de redução de velocidade ou transmissão de força do tipo mecânico, como por exemplo através de engrenagens. Vários outros elementos compõem o sistema de funcionamento de uma máquina, e devido a carga cíclica imposta e as más condições de uso a que são impostos esse conjunto, se faz um acompanhamento preventivo ou são adotadas técnicas de manutenção preditiva de modo a prever o surgimento de falhas. Essa pesquisa tem por objetivo desenvolver um sistema inteligente, por meio da coleta de dados via análise de sinais sonoros, para realizar o diagnóstico prescritivo sobre a severidade relacionada a más condições de funcionamento em um sistema rotativo, cujo sistema de transmissão se dá por engrenagens do tipo coroa sem-fim, onde a severidade de funcionamento foi classificada em “leve”, “média” e “grave”. Os sinais sonoros foram coletados com um microfone e em simultaneidade realizou-se a análise de vibração de modo a validar os resultados obtidos. A extração das características dos sinais se deu por análise multi resolução *wavelet*, utilizando as informações contidas no coeficiente de detalhe 4, assim como ferramentas estatísticas, sendo essas desvio-padrão, variância e coeficiente de curtose. Identificados os padrões de funcionamento, elaborou-se a arquitetura de uma rede neural artificial multicamadas do tipo *perceptron*, com algoritmo *backpropagation* para classificação desses sinais. Como resultado obteve-se uma RNA com eficiência geral de 99,7%. Concluiu-se, que o desenvolvimento do sistema inteligente prescritivo foi capaz de detectar a severidade decorrente de más condições de funcionamento inseridas no protótipo em laboratório e em um equipamento industrial, podendo servir como ferramenta auxiliar em rotinas de manutenção.

Palavras-chaves: Análise sonora. Severidade de vibrações. Redutor coroa sem-fim. Transformada de *wavelet*. Estatística. Rede neural artificial.

# **DEVELOPMENT OF AN INTELLIGENT PRESCRIPTIVE MONITORING SYSTEM FOR THE SEVERITY OF OPERATING CONDITIONS OF A WORM GEAR TYPE REDUCER**

## **ABSTRACT**

Industrial machines, in general, are characterized by the operation coming from an electric motor associated with a speed reduction system or mechanical power transmission, such as through gears. Several other elements make up the operating system of a machine, and due to the imposed cyclic load and the poor conditions of use to which this set is imposed, preventive monitoring is carried out or predictive maintenance techniques are adopted in order to predict the appearance of failures. This research aims to develop an intelligent system, through the collection of data via analysis of sound signals, to carry out the prescriptive diagnosis on the severity related to bad operating conditions in a rotating system, whose transmission system is given by gears of the worm type crown, where the operating severity was classified as “light”, “medium” and “severe”. The sound signals were collected with a microphone and at the same time the vibration analysis was carried out in order to validate the obtained results. The extraction of the characteristics of the signals was carried out by multi-resolution wavelet analysis, using the information contained in the coefficient of detail 4, as well as statistical tools, these being standard deviation, variance and kurtosis coefficient. Once the operating patterns were identified, the architecture of a perceptron-type multilayer artificial neural network was elaborated, with a backpropagation algorithm for classifying these signals. As a result, an ANN with a general efficiency of 99.7% was obtained. It was concluded that the development of the prescriptive intelligent system was able to detect the severity resulting from poor operating conditions inserted in the prototype in the laboratory and in industrial equipment, and can serve as an auxiliary tool in maintenance routines.

**Keywords:** Sound analysis. Vibration Severity. Worm gear reducer. Wavelet transform. Statistic. Artificial neural network.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Fluxo proposto para o levantamento de informações e construção da fundamentação teórica do projeto.....	25
Figura 2 – a) identificação das partes de um redutor do tipo coroa sem-fim; b) imagem do redutor utilizado no protótipo para os experimentos da presente pesquisa.....	26
Figura 3 – Forma dos dentes com envolvimento da coroa sem-fim.....	27
Figura 4 – Processo de laminação para uma condição normal e trabalho (a) e sob condição de sobrecarga do sistema mecânico (b).....	35
Figura 5 – Exemplificação da disposição da frequência de engrenamento, seus harmônicos e bandas laterais em um sinal onde foi aplicada a transformada rápida de Fourier.....	36
Figura 6 – Indicação da frequência de engrenamento e suas bandas laterais para o funcionamento de uma bomba de vácuo.....	37
Figura 7 – a) Espectro sonoro, mostrando um pico relacionado ao efeito do desalinhamento angular para o valor da frequência de engrenamento encontrado experimentalmente; b) espectro do sinal sonoro após ser inserido um desalinhamento angular de 6 graus no eixo.....	40
Figura 8 – Espectro referente ao sinal sonoro característico de funcionamento de motor de indução trifásico a) em condição saudável e b) com o rolamento do motor com falha na pista externa.....	41
Figura 9 – Curva de nível de performance das técnicas de manutenção preditiva ao longo do tempo.....	43
Figura 10 – Vantagem da manutenção prescritiva com relação às outras técnicas de manutenção.....	45
Figura 11 – Representação de um mesmo sinal no domínio do tempo (1) e da frequência (2).....	46
Figura 12 – Fluxo de processos para diagnóstico da operação da máquina por meio dos sinais (de vibração ou sonoro).....	48
Figura 13 – Sinal discreto decomposto em três níveis de wavelet (AWM).....	51
Figura 14 - Ilustração das distribuições para os três tipos de curtose.....	53
Figura 15 – Passos de funcionamento de um neurônio artificial.....	56
Figura 16 – Ilustração do comportamento de uma PMC.....	59
Figura 17 – Fase forward do processo de treinamento de uma rede multicamadas.....	61
Figura 18 – Fluxo metodológico para revisão da literatura Fonte – Autoria própria.....	63
Figura 19 – Linha do tempo de evolução quanto à aplicação de técnicas para diagnósticos de falhas em engrenagens.....	80
Figura 20 – Fluxograma metodológico das atividades a serem cumpridas ao longo do desenvolvimento da pesquisa.....	82
Figura 21 – Fluxograma relativo à ATIVIDADE 3 da metodologia proposta para o desenvolvimento da pesquisa.....	84
Figura 22 – Perspectiva 3D do projeto da bancada experimental e indicação de seus principais componentes.....	85
Figura 23 – Bancada experimental construída e outras vistas em detalhes.....	86
Figura 24 – Fluxograma relativo à ATIVIDADE 4 da metodologia proposta para o desenvolvimento da pesquisa.....	89
Figura 25 – Fluxo básico dos processos adotados para análise dinâmica de modo a evidenciar as frequências naturais dos componentes principais da bancada experimental.....	90
Figura 26 – Ilustração do posicionamento do acelerômetro no mancal.....	91

Figura 27 – Funcionamento do equipamento de testes sob condições de sobrecarga do sistema rotativo.....	92
Figura 28 – Funcionamento do equipamento sob condições de desbalanceamento .....	94
Figura 29 – Formas de desbalanceamento simuladas no disco de carga da bancada experimental .....	95
Figura 30 - Montagem das massas no disco de carga para simular condições de desbalanceamento no conjunto rotativo .....	95
Figura 31 – Funcionamento do equipamento sob condições de desalinhamento paralelo e angular .....	96
Figura 32 – Funcionamento do equipamento sob condições de desalinhamento misto.....	97
Figura 33 – Fluxograma relativo à ATIVIDADE 5 da metodologia proposta para o desenvolvimento da pesquisa .....	98
Figura 34 – Instalação dos transdutores: a) posicionamento do microfone e acelerômetro; b) posicionamento do acelerômetro de acordo com o sentido dos eixos de medição do dispositivo .....	99
Figura 35 – Ilustração da arquitetura do arranjo de aquisição de dados.....	100
Figura 36 – Diagrama de blocos no LabVIEW para sistema de aquisição de dados de vibração .....	101
Figura 37 – Fluxograma relativo à ATIVIDADE 6 da metodologia proposta para o desenvolvimento da pesquisa .....	102
Figura 38 – Fluxograma relativo à ATIVIDADE 7 da metodologia proposta para o desenvolvimento da pesquisa .....	103
Figura 39 - Decomposição dos coeficientes de aproximação e detalhe para o sinal sonoro..	105
Figura 40 – Interface da ferramenta nprtool do matlab .....	107
Figura 41 – Diagrama de blocos para apresentação dos dados de entrada e saída da RNA...	108
Figura 42 - Gráfico FUPAI de severidade de vibração para redutores .....	109
Figura 43 – Exemplo de matriz de confusão com 8 classes de saída e demonstração de 100% de eficiência da rede .....	110
Figura 44 - Fluxograma relativo à ATIVIDADE 8 da metodologia proposta para o desenvolvimento da pesquisa .....	111
Figura 45 - Classificação dos redutores em análise pertencentes a esteira acoplada à máquina de injeção.....	112
Figura 46 - Aquisição dos sinais sonoros para o redutor 01.....	113
Figura 47 – Espectros de referência dos sinais brutos de vibração do funcionamento da bancada experimental a uma velocidade de rotação do motor em de 29,8 Hz.....	115
Figura 48 - Espectros de referência dos sinais brutos sonoros do funcionamento da bancada experimental a uma velocidade de rotação do motor em de 29,8 Hz.....	118
Figura 49 - Relação entre a energia dos sinais sonoros e os coeficientes de detalhe wavelets .....	119
Figura 50 - Espectros de frequência 3D dos sinais sonoros para as condições de funcionamento do equipamento de testes .....	120
Figura 51 – Espectro de frequência para análise de vibração em condição de sobrecarga leve .....	122
Figura 52 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de sobrecarga intermediária.....	123
Figura 53 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de sobrecarga severa .....	124

Figura 54 - Relação entre a energia dos sinais sonoros e os coeficientes de detalhe wavelets para condições de referência e sobrecarga .....	126
Figura 55 - Espectros de frequência sonoros 3D para as condições de referência e sobrecarga .....	127
Figura 56 - Comparação dos sinais no domínio do tempo para as condições de referência e sobrecarga.....	128
Figura 57 - Espectro de frequência sonoro para condição de sobrecarga severa com harmônicos da frequência de engrenamento e bandas laterais.....	129
Figura 58 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desalinhamento paralelo leve.....	131
Figura 59 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desalinhamento paralelo intermediário.....	132
Figura 60 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desalinhamento paralelo severo.....	133
Figura 61 - Relação entre a energia dos sinais sonoros e os coeficientes de detalhe wavelets para condições de referência e desalinhamento paralelo.....	135
Figura 62 - Espectros de frequência sonoros 3D para as condições de referência e desalinhamento paralelo .....	136
Figura 63 - Comparação dos sinais no domínio do tempo para as condições de referência e desalinhamento paralelo .....	137
Figura 64 - Espectro de frequência sonoro para condição de desalinhamento paralelo com harmônicos da frequência de engrenamento e bandas laterais .....	138
Figura 65 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desalinhamento misto leve.....	140
Figura 66 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desalinhamento misto intermediário.....	141
Figura 67 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desalinhamento misto severo.....	142
Figura 68 - Relação entre a energia dos sinais sonoros e os coeficientes de detalhe wavelets para condições de referência e desalinhamento misto.....	144
Figura 69 - Espectros de frequência sonoros 3D para as condições de referência e desalinhamento misto .....	145
Figura 70 - Comparação dos sinais no domínio do tempo para as condições de referência e desalinhamento paralelo .....	146
Figura 71 - Espectro de frequência sonoro para condição de desalinhamento misto com harmônicos da frequência de engrenamento e frequência de rotação .....	147
Figura 72 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desbalanceamento estático.....	149
Figura 73 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desbalanceamento acoplado.....	150
Figura 74 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desbalanceamento dinâmico .....	151
Figura 75 - Relação entre a energia dos sinais sonoros e os coeficientes de detalhe wavelets para condições de referência e desbalanceamento .....	153
Figura 76 - Espectros de frequência sonoros 3D para as condições de referência e desbalanceamento.....	154

Figura 77 - Comparação dos sinais no domínio do tempo para as condições de referência e desbalanceamento.....	155
Figura 78 - Espectro de frequência sonora para condição de desalinhamento misto com apontamento de alguns harmônicos da frequência de engrenamento.....	156
Figura 79 - Valores de desvio-padrão para as condições de funcionamento estabelecidas para o equipamento de testes.....	160
Figura 80 - Valores de variância para as condições de funcionamento estabelecidas para o equipamento de testes.....	161
Figura 81 - Valores do coeficiente de curtose para as condições de funcionamento estabelecidas para o equipamento de testes.....	163
Figura 82 - Ilustração da arquitetura final da RNA.....	168
Figura 83 - Matriz de confusão da RNA construída.....	168
Figura 84 - Gráfico de performance para treinamento, validação e testes do classificador...	169
Figura 85 - Relação entre a energia dos sinais sonoros e os coeficientes de detalhe wavelets para condições de funcionamento dos redutores 01 e 02.....	171
Figura 86 - Espectros de frequência sonoros 3D para as condições de funcionamento dos redutores 01 e 02.....	172
Figura 87 - Comparação dos sinais no domínio do tempo para as condições de funcionamento dos redutores 01 e 02.....	173
Figura 88 - Valores de desvio-padrão para as condições de funcionamento dos redutores 01 e 02.....	174
Figura 89 - Valores de variância para as condições de funcionamento dos redutores 01 e 02.....	175
Figura 90 - Valores de desvio-padrão para as condições de funcionamento dos redutores 01 e 02.....	175
Figura 91 – Vista explodida e indicação dos principais componentes da bancada experimental.....	184

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Explicação resumida sobre o comportamento de sistemas rotativos sob ação de desbalanceamentos e desalinhamentos .....	31
Quadro 2 – Comportamento do espectro de frequência de um sistema rotativo dinâmico sob presença de folgas.....	33
Quadro 3 – Comportamento da frequência de engrenamento sob condições de funcionamento indesejado .....	38
Quadro 4 – Normas técnicas brasileiras de orientação para realização de análise de vibração	43
Quadro 5 - Tipos de curtos .....	53
Quadro 6 – Parâmetros básicos para o funcionamento de um neurônio artificial .....	55
Quadro 7 – Identificação e descrição dos tipos de camadas básicas de uma RNA.....	57
Quadro 8 – Resumo da busca de artigos sobre diagnóstico de falhas a partir das análises sonoras e de vibração nos periódicos consultados.....	76
Quadro 9 – Detalhamento técnico dos itens utilizados na construção da bancada de testes ....	86
Quadro 10 - Definição das classes de reconhecimento do classificador e mensagem de exibição para prescrição .....	166

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Valores de coeficiente de curtose para diferentes tipos de sinais.....	54
Tabela 2 – Frequências de rotação nos eixos de entrada e saída do redutor da bancada experimental .....	88
Tabela 3 – Frequências naturais medidas nos principais componentes da bancada experimental .....	91
Tabela 4 – Identificação e pesagem dos pesos utilizados na etapa de sobrecarga do sistema rotativo.....	93
Tabela 5 - Influência das condições de carregamento nas velocidades de rotação do eixo de entrada e saída do redutor .....	94
Tabela 6 - Identificação e massa dos discos de carga.....	96
Tabela 7 - Principais parâmetros avaliados por análise de vibração e espectro de potência wavelet.....	157
Tabela 8 - Valores de desvio padrão, variância e coeficiente de curtose obtidos para as condições de funcionamento estabelecidas ao equipamento de testes .....	164
Tabela 9 - Influência da quantidade de neurônios da camada oculta na eficiência da RNA..	167
Tabela 10 - Valores obtidos da parcela de energia no coeficiente D4, desvio-padrão, variância e coeficiente de curtose para o funcionamento dos redutores 01 e 02 .....	176

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

IA	inteligência artificial
SVM	<i>support vector machines</i>
EP	extrema pressão
OSHA	occupational safety and health administration
END	ensaio não-destrutivo
NBR	norma brasileira regulamentadora
ABNT	associação brasileira de normas técnicas
FFT	transformada rápida de <i>fourier</i>
DFT	transformada discreta de <i>fourier</i>
DFTS	série de <i>fourier</i> discreta no tempo
RNA	rede neural artificial
CWT	transformada contínua de <i>wavelet</i>
DWT	transformada discreta de <i>wavelet</i>
WT	<i>wavelet</i>
AWM	análise <i>wavelet</i> multiresolução
PMC	<i>perceptron</i> multicamadas
IAR	<i>independent angular re-sampling</i>
ANFIS	<i>adaptive neuro fuzzy inference system</i>
MSAF-15	<i>method of selection of amplitudes of frequency</i>
NN	<i>nearest neighbour</i>
NM	<i>nearest mean</i>
SOM	<i>self-organizing map</i>
SMOFS-32	<i>shortened method of frequencies selection</i>
GMM	<i>gaussian mixture models</i>
DRFF	<i>deep random forest fusion</i>
WPT	<i>wavelet packet transform</i>
DBM	<i>deep boltzmann machines</i>
DNN	<i>deep neural network</i>
SGWT	<i>secong generation wavelet transform</i>
WFEM	<i>wavelet finite element method</i>
DT-CWT	<i>dual-tree complex wavelet</i>
db	<i>daunechies</i>
TSA	<i>time synchronously averaged</i>
WVD	<i>wigner-ville distribution</i>
ATW	<i>auto terms window</i>
SPWVD	<i>smoothed pseudo wigner-ville</i>
GA	algoritmo genético
MODWPT	<i>maximal overlap discrete wavelet packet transform</i>
EMD	<i>empirical mode decomposition</i>
TDAS	<i>time domain averaging across all scales</i>
PSD	<i>power spectrum density</i>
SVM	<i>support vector machine</i>
LVI	laboratório de vibrações e instrumentação
LEEST	laboratório de ergonomia e engenharia de segurança do trabalho
UFCG	universidade federal de campina grande
SAE	<i>society of automotive engineers</i>
RMS	<i>root mean square</i>

## LISTA DE SÍMBOLOS

Hz	Frequência em Hertz
$x(t)$	Sinal contínuo no tempo
$X(f)$	Transformada de Fourier
$x(n)$	Série de Fourier
N	Número de amostras
$f(k)$	Amostra no domínio do tempo
$\psi$	Wavelet-mãe
$f(t)$	Função no domínio do tempo
a	Parâmetro de ajuste para trabalho em altas frequências
b	Parâmetro de ajuste entre tempo e frequência
$\psi_{(a,b)}(t)$	Função de discretização da wavelet
$A_n$	Coefficiente de Aproximação
$D_n$	Coefficiente de Detalhe
$x_n$ ou $x(i)$	i-ésimo sinal de entrada
$w_n$	Pesos sinápticos
$u'$	Combinador linear
$\theta$	Limiar de ativação
u	Potencial de ativação
s ou $g(\cdot)$	Função de ativação
y	Sinal de saída
r	Camada intermediária
m	Neurônio
$y_j^{r-1}(i)$	i-ésimo sinal da camada anterior
$d_m(i)$	i-ésimo vetor de saída o qual deseja que seja apresentado ao fim do treinamento da RNA
$e_m(i)$	i-ésimo sinal de erro entre a saída e a resposta desejada
$z_m(i)$	i-ésimo vetor final de saída
$\delta_m^r(i)$	i-ésimo gradiente local da rede
$g'_m(\cdot)$	Derivada da função de ativação
$\alpha$	Constante de momento
$\eta$	Taxa de aprendizagem
rpm	Rotações por minuto
ml	Unidade de volume em mililitros
$\emptyset$	Diâmetro
cv	Unidade de potência em cavalos
kg	Massa em quilograma
N	Força em Newton
lbf	Força em libra-força
$m/s^2$	Unidade de aceleração
g	Massa em gramas
L	Unidade de volume em litros

## SUMÁRIO

1.0 INTRODUÇÃO .....	20
1.1 OBJETIVO GERAL .....	21
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	22
1.3 JUSTIFICATIVA .....	22
1.4 DELIMITAÇÃO.....	23
1.5 CONTRIBUIÇÃO CIENTÍFICA E/OU TECNOLÓGICA .....	24
2.0 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	25
2.1 ENGRENAGENS .....	25
2.1.1 Engrenagens do tipo coroa sem-fim .....	26
2.2 TÉCNICAS DE MANUTENÇÃO APLICADAS EM SISTEMAS ROTATIVOS ....	28
2.2.1 Vibrações em máquinas rotativas .....	29
2.2.2 Frequência de engrenamento .....	35
2.3 ANÁLISE SONORA .....	39
2.4 TÉCNICAS DE MANUTENÇÃO PREDITIVA E PRESCRITIVA.....	41
2.4.1 Manutenção preditiva .....	41
2.4.2 Manutenção prescritiva .....	43
2.5 PROCESSAMENTO DE SINAIS.....	45
2.5.1 Transformada rápida de <i>Fourier</i> .....	46
2.5.2 Extração das características do sinal.....	47
2.5.3 Transformada de <i>Wavelet</i> .....	48
2.6 MÉTODOS ESTATÍSTICOS .....	52
2.7 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....	54
2.7.1 Neurônios artificiais .....	55
2.7.2 Arquiteturas de redes neurais artificiais .....	57
2.7.2.1 Arquitetura <i>feedforward</i> e redes perceptron multicamadas (PMC).....	57
2.7.2.2 Treinamento da RNA .....	59
2.7.2.3 Algoritmo <i>backpropagation</i> .....	60
3.0 REVISÃO DA LITERATURA .....	63
4.0 METODOLOGIA.....	81
4.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA.....	81
4.2 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS .....	81
4.2.1 Levantamento das informações para o embasamento teórico da pesquisa   ATIVIDADES 1 e 2 .....	83

4.2.2 Projeto, seleção, construção e calibração dos equipamentos de testes   ATIVIDADE 3 .....	83
4.2.2.1 Projeto e construção da bancada experimental   ATIVIDADES 3.1 e 3.2 .....	84
4.2.2.2 Seleção da instrumentação para o sistema de aquisição de dados   ATIVIDADE 3.3 .....	87
4.2.2.3 Testes e ajustes para funcionalidade da bancada experimental   ATIVIDADES 3.4 e 3.5 .....	88
4.2.3 Definição das variáveis da pesquisa e seus meios de obtenção   ATIVIDADE 4 .....	88
4.2.3.1 Caracterização dinâmica da bancada experimental   ATIVIDADE 4.1 .....	89
4.2.3.2 Definição das condições de funcionamento do sistema de testes   ATIVIDADE 4.2 .....	92
4.2.4 Definições para o meio de coleta de dados   ATIVIDADE 5.....	97
4.2.4.1 Posicionamento e ajustes dos transdutores e sistema de aquisição de dados   ATIVIDADES 5.1 e 5.2 .....	98
4.2.4.2 Ajustagem dos <i>softwares</i> para coleta dos sinais e análise do ambiente de testes   ATIVIDADES 5.3 e 5.4 .....	100
4.2.5 Coleta dos dados   ATIVIDADE 6 .....	101
4.2.6 Análise e tratamento dos dados   ATIVIDADE 7 .....	102
4.2.6.1 Análise das características dos sinais   ATIVIDADE 7.1 .....	103
4.2.6.2 Filtragem do sinal sonoro   ATIVIDADE 7.2.....	104
4.2.6.3 Extração das características dos sinais sonoros   ATIVIDADES 7.3.....	104
4.2.6.4 Definição e teste da arquitetura do classificador   ATIVIDADES 7.4 e 7.5 .....	106
4.2.7 Estudo de caso para validação do sistema inteligente   ATIVIDADE 8 .....	110
5.0 RESULTADOS E DISCUSSÕES .....	114
5.1 ANÁLISE DE VIBRAÇÃO E ESPECTRO DE POTÊNCIA <i>WAVELET</i> SONOROS .....	114
5.1.1 Análise dos espectros de vibração e potência <i>wavelet</i>   condição de sobrecarga....	121
5.1.2 Análise dos espectros de vibração e potência <i>wavelet</i>   condição de desalinhamento paralelo .....	130
5.1.3 Análise dos espectros de vibração e potência <i>wavelet</i>   condição de desalinhamento misto.....	139
5.1.4 Análise dos espectros de vibração e potência <i>wavelet</i>   condição de desbalanceamento .....	148
5.1.5 Resumo dos parâmetros avaliados por análise de vibração, análise sonora e espectro de potência <i>wavelet</i> .....	157
5.2 ANÁLISE ESTATÍSTICA .....	158
5.2.1 Desvio padrão e variância.....	158
5.2.2 Curtose.....	162

5.2.3 Resumo dos parâmetros avaliados por análise estatística .....	164
5.3 RESULTADOS DO CLASSIFICADOR DE PADRÕES .....	164
5.3.1 Construção da arquitetura da RNA .....	164
5.3.2 Treinamento, validação e testes da RNA.....	167
5.4 ESTUDO DE CASO .....	170
6.0 CONCLUSÕES.....	177
6.1 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	178
REFERÊNCIAS .....	179
APÊNDICE A – DETALHAMENTO DOS COMPONENTES DA BANCADA EXPERIMENTAL .....	184
APÊNDICE B – ESQUEMA ELÉTRICO DO SISTEMA DE PARTIDA DO MOTOR .....	187
APÊNDICE C – CARACTERÍSTICAS TÉCNICAS DO REDUTOR.....	188
ANEXO I – FOLHA DE DADOS DO ACELERÔMETRO ADXL202 .....	189
ANEXO II – FOLHA DE DADOS DO MICROFONE .....	199
ANEXO III – FOLHA DE DADOS DO ACELERÔMETRO 352B10.....	200
ANEXO IV – GRÁFICO DAS CURVAS DE RESPOSTA PARA SELEÇÃO DAS FORÇAS DE IMPULSO DO MARTELO DE IMPACTO MODELO 086C03.....	201

## 1.0 INTRODUÇÃO

As exigências para monitoramento de condições de engrenagens, em termos da ocorrência de falhas e avarias, e demais elementos rotativos em aplicações industriais, usando testes não destrutivos, tornam o projeto e a implementação de sistemas de avaliação rápidos e precisos, sendo essa uma estratégia de evitar qualquer tempo de inatividade das máquinas. A detecção eficiente de falhas incipientes, monitoramento da severidade de funcionamento e o diagnóstico preciso de falhas tornaram-se uma parte crítica do maquinário para garantir o seu trabalho eficiente.

Em quase todos os ramos da indústria, se faz uso de várias máquinas em que seu funcionamento consiste de um dos mais básicos até os mais complexos, porém com um dos elementos rotativos mais importantes, o uso da engrenagem. As caixas de engrenagens estão em uso há milhares de anos e é uma parte fundamental na maioria dos tipos de máquinas, a fim de alterar a velocidade do eixo, o torque e a potência transmitidos. Os principais problemas em engrenagens se dão pela fadiga de contato, e o que potencializa esse desgaste, aumentando a amplitude das tensões cíclicas, são condições indesejadas como a lubrificação deficiente, desalinhamentos, sobrecarga e desbalanceamentos do sistema.

A aplicação de sensores de vibração e de análise sonora, como técnicas não destrutivas para monitoramento das condições da máquina, largamente utilizadas na manutenção preditiva e agora prescritiva na era da indústria 4.0, tem sido empregadas ao longo de um período de cerca de quatro décadas, segundo Widodo *et al.* (2012, p. 1). A razão para usar esses sensores é sua eficiência no processo de medição e análise de dados, que pode representar as condições de funcionamento da máquina. A análise de vibração vem se mostrando uma técnica de maior capacidade no que diz respeito a sua competência de detecção das falhas em seus estados iniciais, segundo Chuan Li *et al.* (2016), mas a análise sonora vem se mostrando capaz de diagnosticar vários tipos de problemas em máquinas rotativas, se configurando também como uma técnica menos onerosa, conforme pode ser evidenciado nas pesquisas de Singh e Parey (2019), Glowacz (2018), Heydarzadeh *et al.* (2016) e Sadegh *et al.* (2016).

Nos primeiros estudos, a análise de *Fourier* foi a ferramenta de análise de sinais dominante para a detecção de falhas em engrenagens. Porém, existem algumas restrições cruciais da transformada de *Fourier*, pois o sinal a ser analisado deve ser estritamente periódico ou estacionário, caso contrário, o espectro de *Fourier* resultante fará pouco sentido físico. Os sinais de vibração ou sonoros da caixa de engrenagens, em algumas situações, não são estacionários e representam processos não lineares, e seus componentes de frequência mudam

com o tempo. Portanto, a transformada rápida de *Fourier*, em situações em que o sinal se caracterize como estacionário, a aplicação da FFT ganha um maior poder de análise, de modo que repercute de uma boa resolução de extração. Entre todos os métodos de análise de tempo-frequência disponíveis, as transformadas de *wavelets* vem se destacando e têm sido amplamente utilizadas para detecção de falhas em caixas de engrenagens.

A inteligência artificial (IA), aplicada como sistema de análise e diagnóstico de falhas em máquinas, está sendo bastante difundida, onde numerosos métodos têm sido utilizados, por exemplo: *support vector machines (SVM)*, *multi-agent fusion system*, *expert system*, redes neurais artificiais e lógica *fuzzy*. Muitos desses métodos são utilizados baseando-se em dados estatísticos extraídos das informações adquiridas por sensores ou transdutores, como por exemplo nas análises realizadas por Waqar e Demetgul (2016, p. 60), de modo que o valor médio dos sinais foi um parâmetro de entrada para uma rede neural artificial.

A aplicação da rede neural artificial tem sido muito extensa como previsão, classificador, reconhecimento de padrões e filtro de controle. Rafiee *et al.* (2007, p. 1747) afirma que entre vários métodos de monitoramento de condições de máquinas rotativas, as redes neurais artificiais tornaram-se um método notável que explora suas propriedades de classificação de padrões não lineares, oferecendo vantagens para a detecção e identificação automática de condições de falha de caixas de engrenagens.

Com a nova era da tecnologia e a ascensão da 4ª e nova revolução industrial, técnicas de inteligência artificial vêm sendo desenvolvidas para aplicações diversas em máquinas e equipamentos, visando o aumento da vida útil de seus componentes, evitando paradas desnecessárias e a garantia da continuidade do processo produtivo, de uma forma mais rápida e prática para as equipes de manutenção fabris. As máquinas mostram sintomas por meio da dissipação de energia ou por ultrapassar os limites de severidade de vibração, temperatura e som, por exemplo, de modo que pela análise dessas variáveis podem ser extraídas informações importantes no que diz respeito a integridade física do equipamento. Por meio de padrões de funcionamento indesejados, pode-se diagnosticar o estado real da máquina através da aplicação de técnicas de classificação de padrões por IA, como é o caso da aplicação das redes neurais artificiais.

## **1.1 OBJETIVO GERAL**

Desenvolver sistema inteligente para diagnosticar falhas e condição de severidade, por meio de análise sonora, para sistema rotativo composto por um redutor do tipo coroa sem-fim,

com base em más condições de funcionamento, sendo essas: sobrecarga, desalinhamento e desbalanceamento.

## 1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Para que se atenda o objetivo geral, se faz necessário o cumprimento dos objetivos específicos a saber:

- projetar arranjo experimental capaz de simular condições específicas de funcionamento do conjunto rotativo (sobrecarga, desalinhamento e desbalanceamento);
- realizar experimentos por meio de análise sonora e validar por técnica de análise de vibrações para as condições de funcionamento avaliadas na pesquisa;
- analisar e definir quais características dos sinais repercutem ao funcionamento dinâmico da máquina;
- definir parâmetros estatísticos para extração, nos sinais sonoros, das informações sobre o comportamento dinâmico da máquina;
- selecionar método e transformada de *wavelet* mais adequados para extração das características nos sinais sonoros;
- definir melhor arquitetura para a rede neural artificial, visando desenvolver uma eficiência acima de 95%.

## 1.3 JUSTIFICATIVA

A proposta desse trabalho surgiu de modo a dar uma contribuição ao aperfeiçoamento das técnicas de monitoramento das condições de funcionamento de sistemas engrenados. Com base na consulta dos trabalhos de pesquisa mencionados no Capítulo 3, constatou-se que as condições de falhas diagnosticadas, em sua maioria, se tratam de defeitos pontuais, nos dentes das engrenagens, ou quando não, uma sobrecarga de torque ou variação da velocidade de rotação atreladas à uma técnica de extração das características dos sinais ou uma técnica de extração de características associada a um método classificador.

Com vistas ao que foi exposto, o desenvolvimento desse sistema inteligente visa auxiliar ou substituir técnicas de diagnóstico de falhas bem difundidas, como a análise de vibração, de modo a proporcionar um custo mais baixo devido a coleta de dados proposta ser através de análise sonora, utilizando-se um microfone como transdutor ligado a um computador, com o

objetivo de que ao fim do diagnóstico o sistema realize uma prescrição sobre a severidade das más condições de funcionamento as quais antecedem falhas pontuais como a quebra ou desgaste prematuro de um ou mais dentes do par engrenado. A maioria dos métodos de análise preditiva de precisão mais acurada (análise de vibração, análise de óleo e ultrassom, por exemplo), são invasivos ou intrusivos, e até mesmo requerem um longo tempo de inatividade para instalação e teste. Em ambientes operacionais agressivos, a instalação de sensores de contato é muitas vezes complicada, inconveniente, inflexível e demanda um alto custo. (TANG *et al.*, 2022). Sendo assim, técnicas de análise preditiva que não exijam o contato com o equipamento a ser avaliado (emissão acústica, análise de níveis de pressão sonora, Termografia, etc.), podem ser utilizadas como técnicas auxiliares ou alternativas em situações em que o ambiente de testes não seja conveniente para a utilização de sensores de contato.

#### **1.4 DELIMITAÇÃO**

O desenvolvimento do protótipo e do sistema de aquisição foi realizado no Laboratório de Vibrações e Instrumentação (LVI) e os ensaios experimentais realizados no Laboratório de Eletrônica, Instrumentação e Controle (LEIC), ambos sediados na Universidade Federal de Campina Grande (UFCG). O protótipo experimental se trata de um sistema rotativo composto, basicamente, por um motor conectado a um redutor do tipo coroa sem-fim, no qual pode ser acoplado um sistema de frenagem que funciona mediante a adição de cargas sobre o eixo de saída do redutor. O funcionamento dessa bancada ou protótipo experimental simula condições similares a de algumas máquinas industriais, que fazem uso desse mesmo sistema de transmissão de força, sendo essas: máquinas de elevação, misturadores, transportadores contínuos, movimentadores, ventiladores, máquinas operatrizes, moendas, misturadores, calandras, agitadores, etc.

O protótipo desenvolvido permite simular as condições de funcionamento pré-estabelecidas (condição de referência, sobrecarga, desalinhamentos e desbalanceamentos), com base na coleta de sinais via análise sonora, a qual será utilizado um microfone como transdutor, de modo que a validação desses ensaios foi realizada através de análise de vibração. A técnica de extração das características dos sinais será baseada na utilização de ferramentas estatísticas, assim como a aplicação da *wavelet* multiresoluções, de modo que as informações adquiridas pelas técnicas supra sejam os parâmetros de entrada para uma rede neural artificial, objetivando o diagnóstico da severidade para as más condições de funcionamento estabelecidas.

## 1.5 CONTRIBUIÇÃO CIENTÍFICA E/OU TECNOLÓGICA

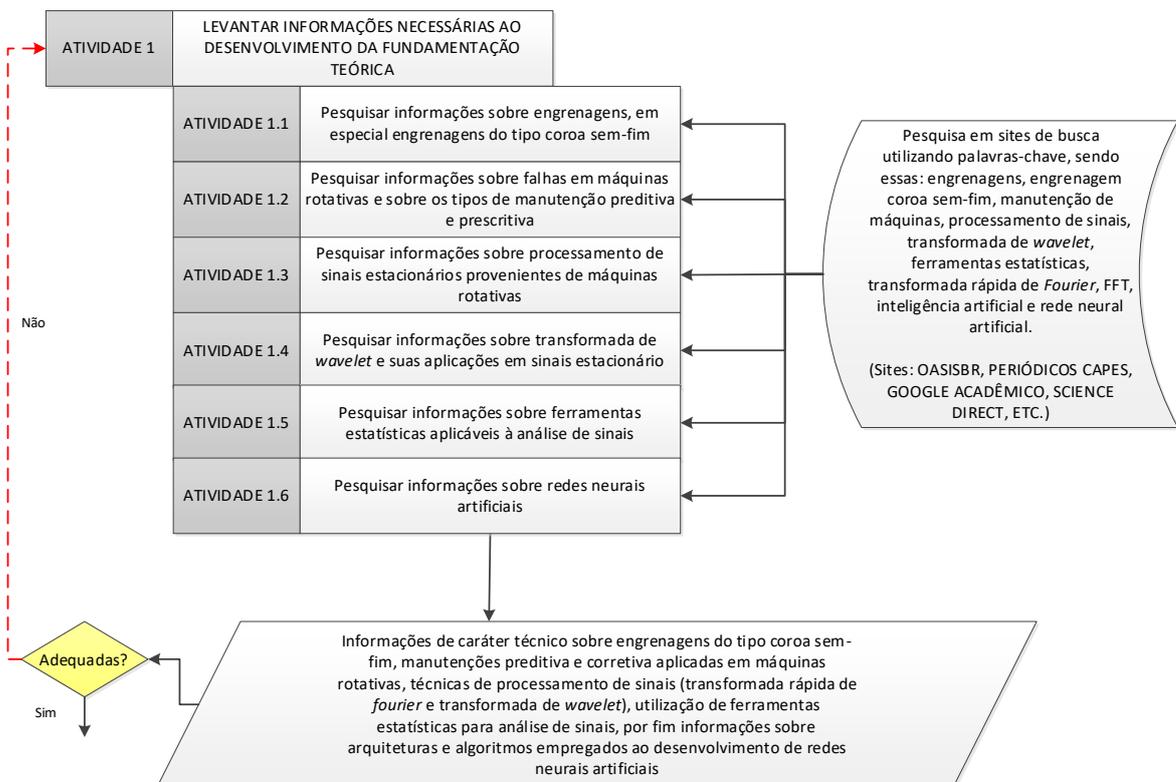
Mediante a consulta em bases físicas e virtuais sobre estado da arte, conforme pode ser visto no Capítulo 3, verificou-se que os sistemas propostos para diagnóstico de falhas via análise de sinais sonoros sempre tratam de condições severas de falha, como é o caso do arrancamento parcial ou integral de um ou mais dentes de engrenagens ou sobrecargas de torque nos eixos rotativos. A pesquisa em tela propõe o desenvolvimento de uma metodologia para a construção da arquitetura de uma RNA a ser aplicada em sistema rotativo composto por um redutor do tipo coroa sem-fim, onde é determinada a severidade de funcionamento por meio de parâmetros estatísticos e a energia do sinal fazendo uso de *wavelet* multiresoluções. Sendo determinada a severidade da má condição de funcionamento ao qual o sistema está submetido, pode-se determinar uma ação mais precisa, desde estabelecer um cronograma de parada da máquina, assim como pará-la imediatamente. Além de que, com base na determinação da severidade, pode-se avaliar a gravidade do problema que está decorrendo no trabalho do sistema rotativo.

A depender do grau de criticidade e do nível de análise e diagnóstico aplicável à máquina e/ou equipamento, a ferramenta desenvolvida na presente pesquisa pode ser aplicada como técnica de monitoramento para condições de funcionamento de máquinas, assim como se aplicar como técnica auxiliar a análise de vibração.

## 2.0 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste item serão abordados, brevemente, conceitos essenciais ao desenvolvimento da pesquisa, onde a priori será explorado o tema acerca de engrenagens e os tipos de manutenção junto à implementação de técnicas de inteligência artificial. A posteriori, serão explanados conteúdos relativos ao processamento de sinais, como as técnicas mais difundidas apropriadas a sinais estacionários, sendo estas a transformada de *Fourier* e a transformada discreta de *Wavelet*. Em um próximo momento, serão abordadas as ferramentas estatísticas aplicadas para extração das características dos sinais sonoros, para utilização como parâmetros de entrada na RNA. Por fim uma abordagem acerca de redes neurais artificiais, sendo essa a técnica de inteligência artificial para classificação dos padrões de funcionamento utilizada no presente trabalho. O fluxograma da Figura 1, ilustra os procedimentos adotados para a construção da fundamentação teórica dessa pesquisa.

Figura 1 – Fluxo proposto para o levantamento de informações e construção da fundamentação teórica do projeto



Fonte – Autoria própria

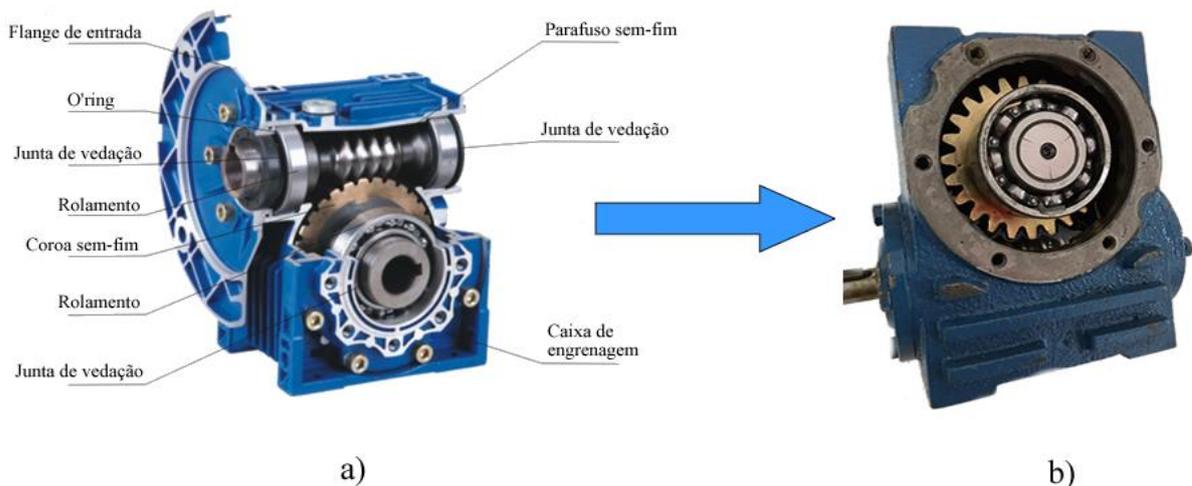
## 2.1 ENGRENAGENS

Existem vários tipos de engrenagens, sendo sua seleção viável mediante o tipo de aplicação, sendo essas: engrenagens cilíndricas de dentes retos, dentes helicoidais, planetárias, cônicas, hipóides, coroa sem-fim e cremalheira. Nesse tópico, será abordado com mais detalhes sobre engrenagens do tipo coroa sem-fim, da qual utilizou-se do seu funcionamento para o sistema rotativo abordado no presente trabalho.

### 2.1.1 Engrenagens do tipo coroa sem-fim

As engrenagens sem-fim ou coroa sem-fim, geralmente possuem ângulo de  $90^\circ$  entre os eixos, não sendo isso uma regra. Segundo Budynas e Keith (2011, p. 819), comparado a outros sistemas de engrenamento, os tipos coroa sem-fim apresentam uma eficiência bem menor. Esse tipo de conjunto consiste em um parafuso sem-fim e uma engrenagem (também chamada de roda sem-fim, ou coroa), onde na realidade, a coroa é uma engrenagem helicoidal com um ângulo de hélice tão grande que um único dente se envolve continuamente ao redor de sua circunferência. Esse sistema é análogo a uma rosca de parafuso, e a coroa sem-fim é análoga a sua porca. Na Figura 2 podem ser observadas as principais partes de um sistema engrenado (a), assim como o redutor utilizado no desenvolvimento dos ensaios experimentais da presente pesquisa (b).

Figura 2 – a) identificação das partes de um redutor do tipo coroa sem-fim; b) imagem do redutor utilizado no protótipo para os experimentos da presente pesquisa



Fonte – Adaptado de Multiengrenagens (2021)

Uma vantagem para esse tipo de engrenamento, segundo Norton (2013, p. 769), é sua habilidade de autotravamento, ou seja, ele não retrocederá, significando que ele não pode ser

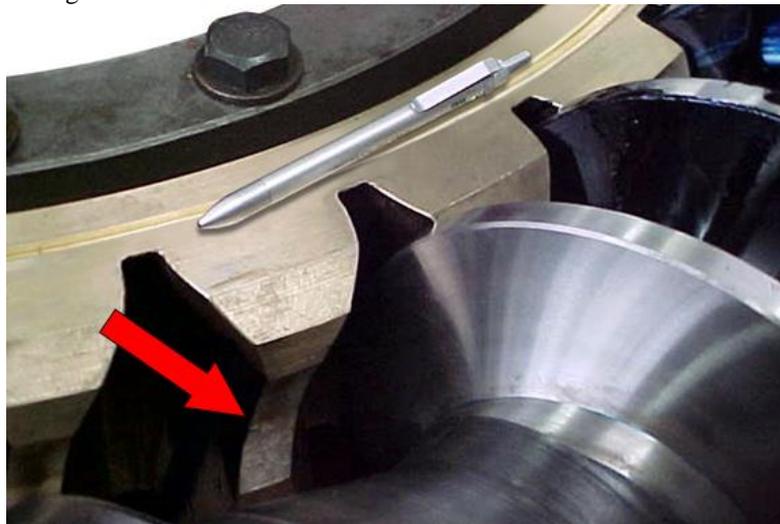
movido para trás pela coroa sem-fim. O movimento relativo nos dentes é de deslizamento, ao invés de rolamento, o que contribui ao aquecimento.

Quanto aos materiais empregados para fabricação desses conjuntos, são muito limitados. O parafuso sem-fim normalmente é fabricado em aço endurecido, devido ser bastante tensionado, enquanto a coroa em liga de bronze mediante ser um material que possui características enquanto brando e complacente o suficiente para engrenar e moldar-se ao parafuso sem-fim duro, sob condições de escorregamento elevado.

As engrenagens do tipo coroa sem-fim se caracterizam por uma longa vida útil, tendo em vista o seu funcionamento adequado, sem excesso de carga ou aquecimento, silenciosas e sua lubrificação pode ser limite, parcial ou total, dependendo da sua aplicação (cargas, velocidades, temperaturas e viscosidade do lubrificante). O que caracteriza uma baixa eficiência desses conjuntos é o seu elevado deslizamento, lubrificantes contendo aditivos de extrema pressão (EP) podem ser usados para mitigar essa problemática. (NORTON, 2013, p. 770).

Para aumentar a área de contato entre os dentes, formas de dente de envolvimento simples ou duplo são usadas. Um conjunto de envolvimento simples enrola os dentes da coroa parcialmente ao redor do parafuso sem-fim, conforme pode ser visto na Figura 3. Um conjunto de envolvimento duplo também enrola o parafuso sem-fim parcialmente ao redor da coroa, deixando o parafuso na forma de uma ampulheta em vez de na forma de um cilindro. Essas configurações aumentam a complexidade e o custo, mas também aumentam a capacidade de carga. (NORTON, 2013, p. 769 e 770).

Figura 3 – Forma dos dentes com envolvimento da coroa sem-fim



Fonte – Fresadora Sant'Ana (SANT'ANA, 2020)

## 2.2 TÉCNICAS DE MANUTENÇÃO APLICADAS EM SISTEMAS ROTATIVOS

A configuração básica de funcionamento de uma máquina industrial, se dá pela conversão da energia elétrica – proveniente do funcionamento de um motor elétrico – para energia mecânica. Além do eixo rotativo do motor, esse grupo de máquinas dispõem de outros componentes, sejam elementos de apoio, de união, transmissão de energia, etc. Como exemplos desses elementos pode-se citar os acoplamentos, mancais, rolamentos, buchas, colares de fixação, correias, polias, engrenagens, dentre muitos outros.

As máquinas industriais necessitam de intervenções constantes para que sejam mantidas com uma boa condição de funcionamento, de modo garantir uma produtividade eficiente.

A prevenção significa a troca do componente quando atingido seu tempo de vida útil, independente da condição que se encontra. Tal método é duvidoso levando em consideração as variáveis que são utilizadas para definir o tempo de troca. A previsão apresenta um método onde a troca é realizada de acordo com a condição do componente ou equipamento, através de medições realizadas com determinada frequência. (NEPOMUCENO, 1989).

Em se tratando de histórico de manutenção, a primeira técnica empregada em máquinas foi a do tipo corretiva, quando o equipamento apresenta problema em algum dos seus componentes, entra em estado de parada para que se realizem os ajustes pertinentes. A evolução da técnica de manutenção corretiva, foi a preventiva, que repercute na aplicação de um cronograma de inspeções dos principais elementos da máquina, com o objetivo de identificar alguma anomalia que comprometa o seu funcionamento, antes que a falha ocorra e gere prejuízos a outros componentes do maquinário e a parada do sistema produtivo.

Antes que a máquina entre em modo de falha ela emite sintomas, como amplitudes de vibração elevadas, aumento de temperatura e ruído excessivo. Esses sintomas nada mais são do que energia dissipada, e boa parte dessa liberação se dá por meio de problemas relacionados à desalinhamentos, desbalanceamentos, fadiga, lubrificação deficiente, rotores excêntricos, rolamentos danificados, motores defeituosos, folgas, montagem inadequada dos componentes, sobrecarga no processamento de materiais, etc. (NEPOMUCENO, 1989).

Para diagnóstico rápido, seguro e que consiga prevê situações de falha em estágios iniciais, são largamente utilizadas as técnicas de manutenção preditiva, ou técnicas de manutenção baseadas na condição. Com a inserção dos modelos de inteligência artificial e ascensão em outros ramos da tecnologia para classificação e diagnóstico de falhas, surge um novo conceito de técnica de manutenção, que é a técnica prescritiva, onde além de diagnosticar a falha, sugere situações pontuais para corrigir o eventual problema baseando-se em algoritmos

pré-estabelecidos, como por exemplo o reconhecimento de padrões. Um exemplo de aplicação da técnica de manutenção prescritiva, se dá pelo *software EcoStruxure Augmented Operator Advisor* da *Schneider Electric*, que consegue identificar padrões de funcionamento indesejados da máquina, com base na variação de cor em relação ao seu estado normal de operação. (SCHNEIDER ELECTRIC, 2021).

### 2.2.1 Vibrações em máquinas rotativas

Condições tais como: instabilidade, desbalanceamento, desalinhamento, mudanças no ajuste, desgaste e até mesmo fadiga em seus componentes, geram vibrações específicas e características. (PACHECO, 2007). As máquinas são compostas por uma série de mecanismos e peças que sofrem excitação, e as oscilações transmitem-se pelas articulações aos demais elementos acoplados.

Cada vez que uma peça altera suas características mecânicas por desgaste ou trinca, uma componente de frequência do sistema será alterada. Havendo alteração no acoplamento entre as peças altera o coeficiente de transmissão do sinal entre as peças e, em consequência, a forma de frequência global do sistema. Folgas, defeitos ou desalinhamentos de rolamentos ou mancais de máquinas rotativas refletem-se na alteração de frequências ou no surgimento de novas frequências. (MARÇAL, 2000).

Para Almeida (2011), a premissa fundamental sobre a qual se baseia a análise de vibração como técnica aplicada à manutenção industrial é: “cada componente ou cada tipo de deficiência mecânica de uma máquina em operação produz uma vibração de frequência específica que em condições normais de funcionamento, alcança uma amplitude máxima determinada”. Desta feita, é possível medindo-se e analisando-se a vibração, investigando-se sua origem, de modo a identificar cada componente da máquina e o tipo de falha que a está gerando, além, de avaliar o estado mecânico do componente que a produz ou a gravidade da deficiência detectada.

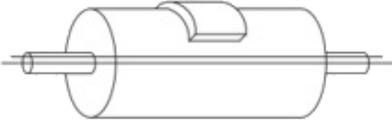
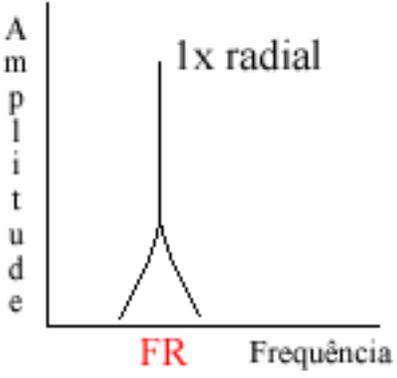
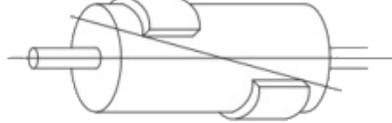
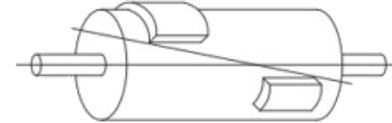
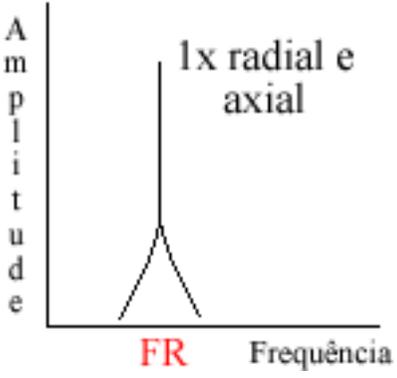
As ondas sonoras são ondas mecânicas que possuem frequência de vibração entre 16 e 20.000 Hz, normalmente perceptíveis pelo ouvido humano. (OSHA, 2013). Elas originam-se a partir de vibrações do ar que são detectadas pelo tímpano com frequência e amplitude definidas, conseguindo então reproduzir as frequências características do som emitido por um determinado equipamento, onde a coleta dessas informações ocorre analogamente à análise de vibração, sendo que com uma menor precisão e de forma menos invasiva.

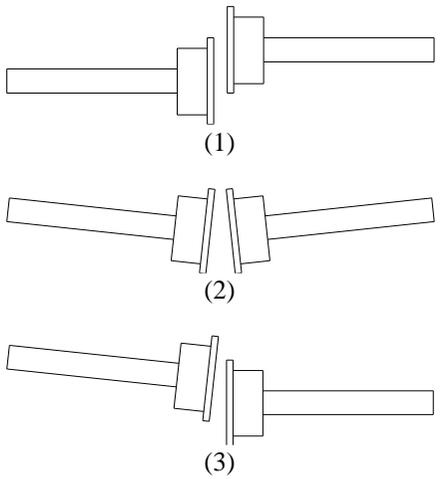
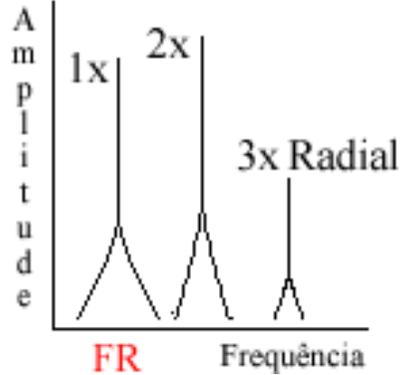
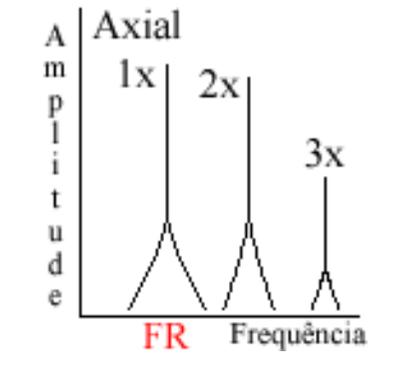
A emissão sonora é uma técnica de ensaio considerado não destrutivo, não invasivo, de grande utilidade na detecção de defeitos ativos internos em materiais e equipamentos. Sinais sonoros, gerados no interior de equipamentos em operação ou quando submetido a esforços programados, trazem informações importantes sobre a integridade destes equipamentos. Estes sinais são geralmente associados à presença de defeitos internos ou às características próprias do funcionamento dos equipamentos e seus componentes. (LYRA, 2019, p. 22).

Segundo Marçal (2000, p. 36), as falhas são divididas em três classes genéricas: as de baixa frequência (ex: desbalanceamento, desalinhamento) e as de alta frequência (ex: rolamentos deteriorados, falta de lubrificação, etc.). Já os defeitos causados por problemas de engrenamento estão associados à componentes de média frequência. Entretanto, não basta medir a frequência de cada um dos componentes da vibração para identificar a falha. Uma vez conhecido o valor absoluto, deve-se relacionar a frequência com a velocidade de giro do eixo. Portanto, nos métodos clássicos, o conhecimento da velocidade de rotação do eixo ou do sistema rotativo, em questão, se torna necessário para o diagnóstico de falhas.

Várias podem ser as fontes de vibração em máquinas rotativas. No presente trabalho serão abordados problemas relacionados a sobrecarga, desbalanceamento e desalinhamento. Cada um desses problemas, repercutem em um diferente comportamento dinâmico da máquina, tendo em vista que esse comportamento está diretamente associado à frequência de rotação do equipamento. No Quadro 1, pode-se observar mais detalhes a respeito dessas fontes de vibração, como uma descrição breve, seus tipos e configuração básica do espectro de frequência.

Quadro 1 – Explicação resumida sobre o comportamento de sistemas rotativos sob ação de desbalanceamentos e desalinhamentos

Desbalanceamento de massas rotativas					
Descrição	Tipos	Comportamento dinâmico			Ilustração do comportamento dinâmico no espectro de frequência
		Defeito	Frequências de vibração predominantes	Sentido	
<p>O desbalanceamento é um esforço adicional atuante nos mancais de apoio de peças rotativas, devido a massas desequilibradas em relação ao eixo de inércia. É uma grave fonte de vibração causada por fabricação deficiente, desgastes, manutenção incorreta, impregnação de materiais em rotores, armazenagem, transporte, etc.</p>	Desbalanceamento estático (1) Desbalanceamento acoplado (2) Desbalanceamento dinâmico (3)				
	<b>Ilustração</b>				
	 (1)	Desbalanceamento estático	1x freq. de rotação	Radial	
	 (2)	Desbalanceamento acoplado	1x freq. de rotação	Radial	
 (3)	Desbalanceamento dinâmico	1x freq. de rotação	Radial		
		Desbalanceamento de rotor em balanço	1x freq. de rotação	Radial e axial	

Desalinhamentos					
Descrição	Tipos	Comportamento dinâmico			Ilustração do comportamento dinâmico no espectro de frequência
		Defeito	Frequências de vibração predominantes	Sentido	
<p>O desalinhamento de eixos e acoplamentos podem ser definidos como a condição na qual a linha central geométrica de dois eixos acoplados não coincide ao longo do eixo de rotação.</p>	Desalinhamento paralelo (1) Desalinhamento angular (2) Desalinhamento misto (3)				
	<b>Ilustração</b> 	Desalinhamento paralelo	1x, 2x e múltiplos da freq. de rotação	Axial e radial	
		Desalinhamento angular	1x, 2x da freq. de rotação	Axial e radial	
<b>Legenda</b> FR: Frequência de rotação X: velocidade de rotação					

Fonte – Baseado em Mauro Sá (2000)

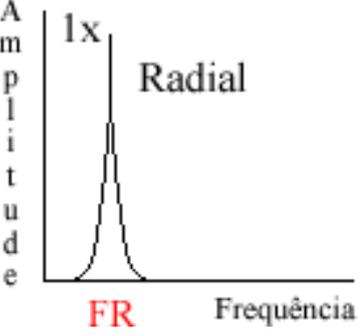
Como pode ser observado no Quadro 1, para a ocorrência de desbalanceamentos em máquinas rotativas, a principal característica para a representação no espectro amplitude/frequência, é o aumento da amplitude nas frequências de rotação, onde maior parte dessa vibração ocorre no sentido radial do eixo de rotação, com exceção da situação em que o rotor encontra-se em balanço, em que essa vibração pode sobressair-se de modo axial.

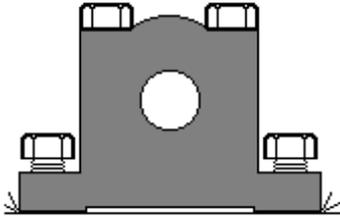
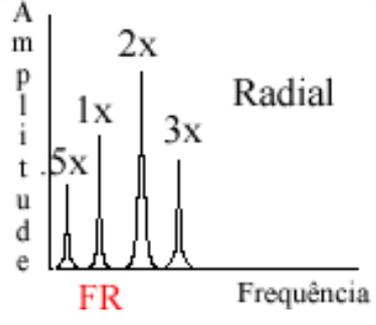
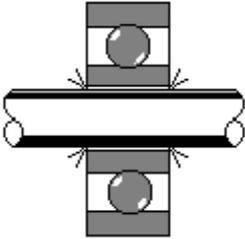
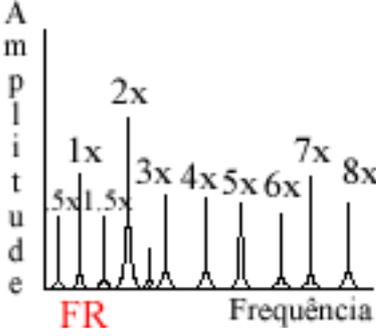
Para os tipos de desalinhamento, quando paralelo, apresenta alta vibração no sentido radial e amplitudes mais altas nas frequências de rotação e de seu primeiro múltiplo (2 vezes a frequência de rotação). O desalinhamento angular é caracterizado pela alta vibração axial, caracteristicamente haverá o aumento da amplitude de vibração tanto na velocidade de rotação como em seu primeiro múltiplo ou primeiro harmônico. Entretanto não é incomum que 1X, 2X ou 3X apresentem altas amplitudes na velocidade de rotação. Estes sintomas podem indicar também problemas de acoplamento.

Quando o desalinhamento paralelo ou angular se tornam severos, podem gerar picos de alta amplitude em harmônicos muito mais altos (4X–8X) ou mesmo toda uma série de harmônicos de alta frequência similar na aparência à folga mecânica. (MAURO SÁ, 2000, p. 19).

Outro problema comum, que pode ser evidenciado por meio do espectro de vibração é a ocorrência de folgas mecânicas, principalmente em sistemas rotativos que envolvam muitos componentes. As folgas promovem a ocorrência de um espectro de frequência “sujo”, ou seja, com a presença de muitos harmônicos e subharmônicos dependendo do tipo de folga. No Quadro 2, pode-se observar melhor quais os tipos de folga, como ocorrem e qual a configuração do espectro de frequência mediante essas anomalias.

Quadro 2 – Comportamento do espectro de frequência de um sistema rotativo dinâmico sob presença de folgas

Descrição do tipo de folga	Ilustração	Configuração do espectro amplitude/frequência
Folga/fragilidade estrutural nos pés, base ou fundação da máquina, também pela deterioração do apoio ao solo, folga de parafusos que sustentam a base e distorção da armação ou base.	 <p>PÉ DA MAQUINA PLACA DE FUNDAÇÃO BASE DE CONCRETO</p>	 <p>Amplitude</p> <p>1X Radial</p> <p>FR Frequência</p>

<p>Causada por parafusos soltos no apoio da base, trincas na estrutura do pedestal do mancal.</p>		
<p>Provocada por ajuste impróprio entre componentes que exercem forças dinâmicas rotativas. É muitas vezes provocado por uma folga linear do mancal em sua tampa, folga excessiva em uma bucha ou de elemento rotativo de um mancal de rolamento, assim como um rotor solto com folga em relação ao eixo. A fase para esse tipo de folga é muito instável e pode variar amplamente de uma medição para a seguinte, particularmente se o rotor muda de posição no eixo à cada partida. Observe também que a folga causará muitas vezes múltiplos de subharmônicos a exatamente 1/2 ou 1/3 a frequência de rotação (.5X, 1.5X, 2.5X, etc.).</p>		

Fonte – Baseado em Mauro Sá (2000)

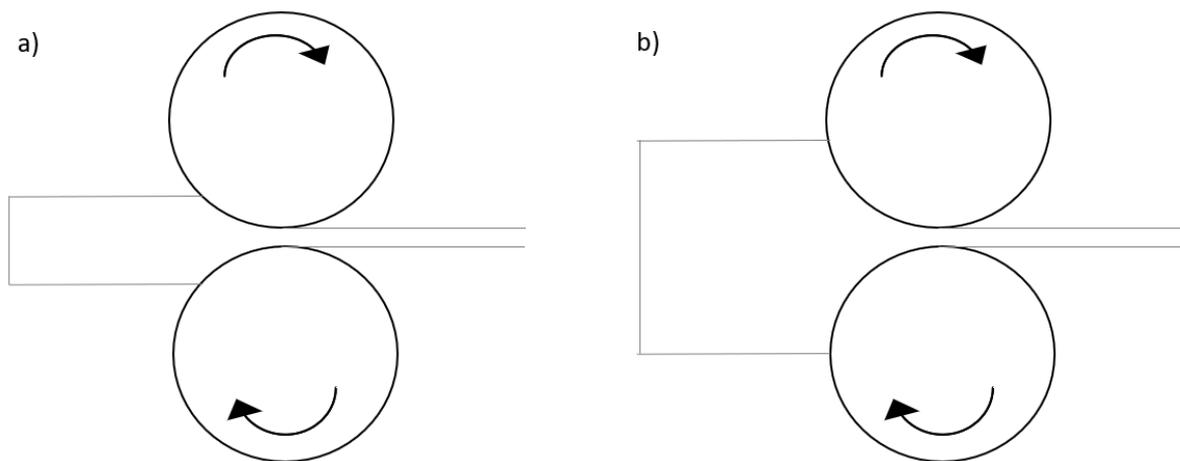
As máquinas rotativas também sofrem problemas referente à sobrecarga em seus sistemas mecânicos, isso pode se dá por falhas no processo ou até mesmo por instabilidade no sistema rotativo devido à ausência de lubrificação, folgas, desalinhamentos, desbalanceamentos, montagem inadequada, etc.

Geralmente, as máquinas possuem dispositivos eletrônicos que efetuam o seu desligamento em caso de sobrecarga (relés térmicos, disjuntor com proteção para motor, inversor de frequência, *soft starter*, etc.), de modo que o princípio de funcionamento desses

dispositivos se dá reconhecendo o aumento abrupto na corrente de alimentação do motor com o objetivo de vencer o sobretorque proveniente da anomalia de sobrecarga. Essa função protetiva, na maioria dos casos, ocorre em um momento em que o sistema já está sobre uma condição anormal de funcionamento preocupante.

Um exemplo desse tipo de anomalia pode ser descrito pelo funcionamento de um laminador, de modo que seu funcionamento básico se resume à redução da espessura da chapa de um determinado material e como produto têm-se o alongamento da peça. Admitindo um cenário em que essa máquina possua uma limitação de trabalho para laminação de chapas de no máximo 3 mm e ocorre, por algum eventual erro no processo, a laminação de chapas com 6 mm de espessura, o sistema mecânico trabalha sobrecarregado, desencadeando seu desgaste prematuro e a ocorrência de vibrações e ruídos anormais. O exemplo de sobrecarga em um sistema de laminação de chapas pode ser ilustrado na Figura 4.

Figura 4 – Processo de laminação para uma condição normal e trabalho (a) e sob condição de sobrecarga do sistema mecânico (b)



Fonte – Autoria própria

### 2.2.2 Frequência de engrenamento

A frequência de engrenamento é a frequência na qual os dentes do pinhão entram em contato com os dentes da engrenagem movida. Essa frequência, assim como seus harmônicos, representam o desvio do perfil médio de engrenamento ideal, ou seja, do dente perfeito. É simplesmente definido como o número de dentes ( $z$ ) multiplicado pela frequência de rotação da engrenagem ( $n$ ). A vibração monitorada em uma engrenagem defeituosa geralmente exibe

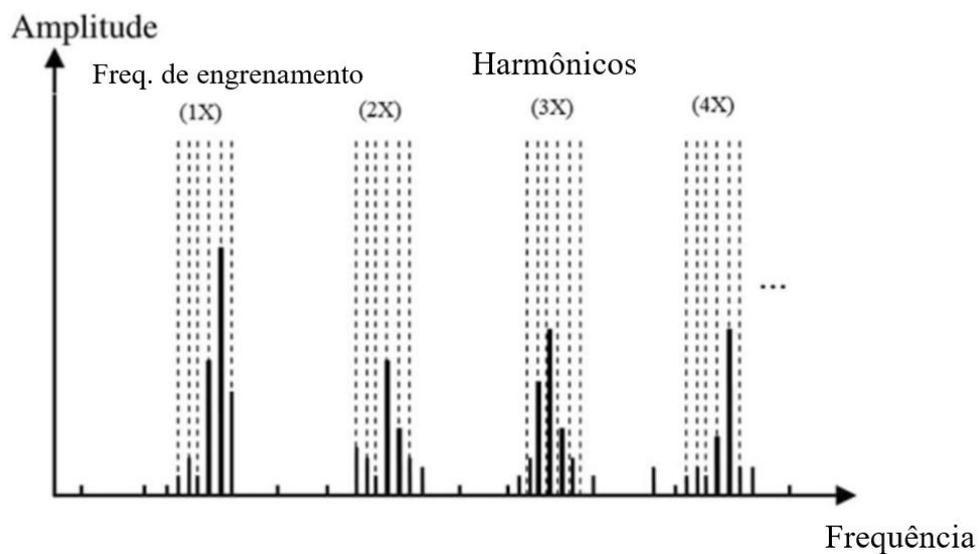
um nível significativo de vibração no dente. A equação para o cálculo da frequência de engrenamento está descrita na Equação 1.

$$F_{eng} = z \cdot n \quad (1)$$

Segundo Elasha (2014) e Hızarcı (2021), a frequência de engrenamento para um conjunto do tipo coroa sem-fim é calculada como o produto do número de filetes do parafuso sem-fim pela sua frequência de rotação ou o produto do número de dentes na coroa pela sua frequência de rotação.

Um exemplo da disposição da frequência de engrenamento, analisando um espectro de frequência obtido por uma transformada rápida de *fourier*, e seus harmônicos é ilustrado na Figura 5, exemplificado por Hızarcı (2021).

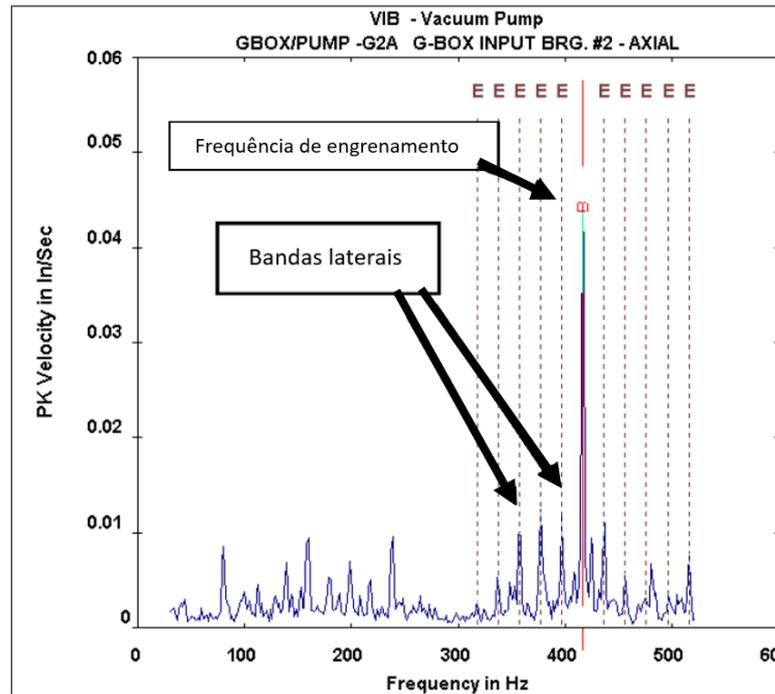
Figura 5 – Exemplificação da disposição da frequência de engrenamento, seus harmônicos e bandas laterais em um sinal onde foi aplicada a transformada rápida de *Fourier*



Fonte – Adaptado de Hızarcı (2021)

Bandas laterais podem se formar e aumentar em amplitude à medida que a engrenagem se desgasta. O espaçamento de frequência entre as bandas laterais individuais indica a velocidade do eixo da engrenagem defeituosa. (MARTIN, 2020, p. 27). Na Figura 6, pode-se enxergar a presença de bandas laterais próximas da frequência de engrenamento.

Figura 6 – Indicação da frequência de engrenamento e suas bandas laterais para o funcionamento de uma bomba de vácuo



Fonte – Martin (2020)

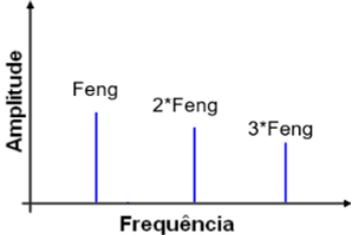
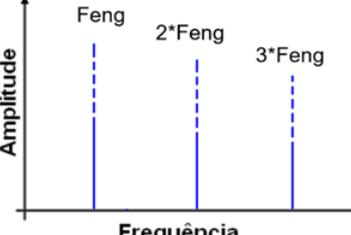
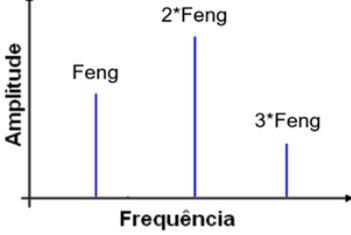
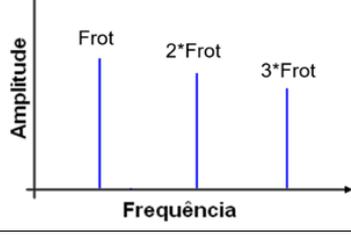
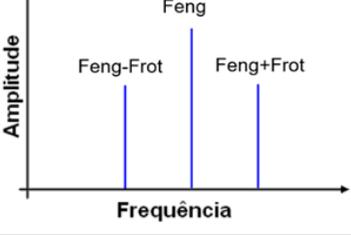
As bandas laterais são originadas, normalmente, na modulação<sup>1</sup> do engrenamento, provocadas por vibrações decorrentes de desgastes advindos de excentricidades no sistema mecânico (ex.: desalinhamentos, de lubrificação deficiente, etc.) ou por variações súbitas provocadas por irregularidades pontuais (ex.: ranhuras, fendas, *pittings*, etc.). Em se tratando de funcionamento, com carga constante, de um sistema engrenado, qualquer alteração em amplitude na frequência de engrenamento e/ou algum de seus harmônicos, será resultado de condição de funcionamento indesejada.

Em condições de excentricidade, em que o desgaste seja maior em ambos os lados do círculo primitivo devido ao escorregamento, mantendo o ponto médio do dente em rolamento puro, ou pelo contato indevido entre os dentes do conjunto engrenado, esse tipo de erro repercute em uma maior visibilidade nos múltiplos da frequência de engrenamento, do que na própria frequência de engrenamento.

<sup>1</sup> As modulações em amplitude e frequência provocam o surgimento de bandas laterais em volta da frequência fundamental (frequência de engrenamento e suas harmônicas), com um espaçamento igual à frequência moduladora (geralmente a frequência de rotação das engrenagens), contendo assim informações importantes para a elaboração de um diagnóstico em relação a qual das engrenagens que as está a provocar.

Sobre o comportamento da frequência de engrenamento, seus harmônicos e bandas laterais são melhor descritos no Quadro 3, para condições de falha e de funcionamento indesejado do sistema mecânico.

Quadro 3 – Comportamento da frequência de engrenamento sob condições de funcionamento indesejado

Falha ou condição de funcionamento	Descrição	Espectro de frequência
Condições normais de funcionamento e sem falhas	O sinal coletado em um engrenamento em condições normais de funcionamento e sem falhas pode apresentar a frequência de engrenamento e seus harmônicos bem dispostos, mas em amplitudes mais baixas quando se comparado a condições indesejadas.	
Desgastes nos dentes	Na ocorrência de desgastes nos dentes das engrenagens, surgindo folgas entre eles, a velocidade de rotação não muda, porém passam a surgir choques entre os dentes que se manifestam no sinal com um aumento da amplitude da Feng e seus harmônicos.	
Folga insuficiente entre os dentes (ex.: condições de excentricidade, falha de montagem, falha de projeto, etc.)	A folga entre os dentes, mesmo pequena, resulta em esforço extra no engrenamento, assim como no desengrenamento, alterando o espectro e aumentando a amplitude na 2*Feng.	
Dente quebrado	A quebra de um dente causa um choque a cada volta, o espectro de frequência apresenta uma série de picos (harmônicos) da frequência de rotação da engrenagem que se encontra com o dente quebrado.	
Eixo com engrenagem ovalizada	A pressão sobre os dentes sofre uma modulação, conforme ocorre a rotação do eixo. O resultado no espectro é do surgimento de bandas laterais de largura igual a rotação da engrenagem defeituosa ao redor da Feng.	

Fonte – Baseado em Lima (1985), Laggan (1999), Mathias (2012) e Hızarcı (2021)

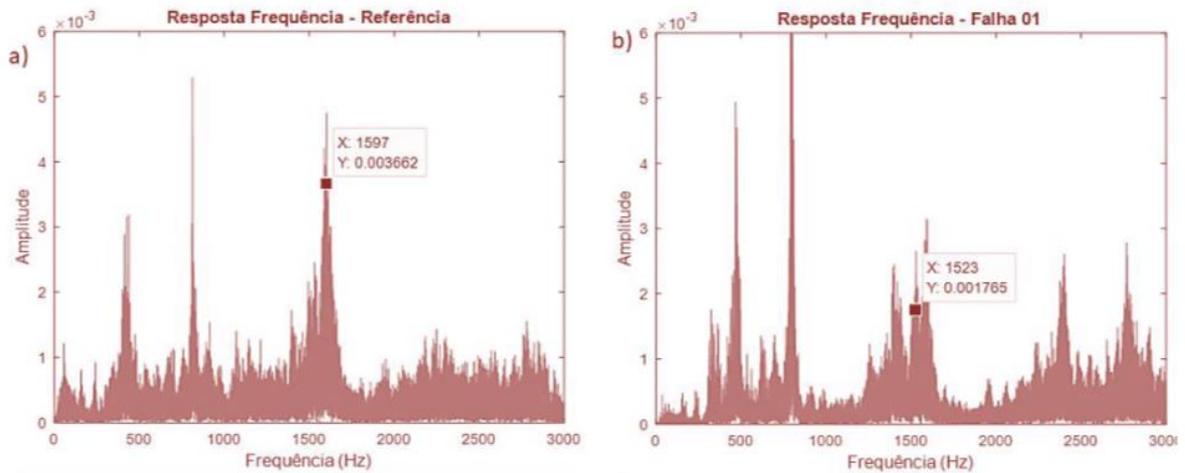
### 2.3 ANÁLISE SONORA

Um corpo gasoso, líquido ou sólido, que tenha massa e rigidez se encontra em vibração quando descreve um movimento oscilatório em relação à sua posição de equilíbrio. As partículas ao redor do corpo vibrante, recebem e transmitem o movimento para a partícula adjacente, que por sua vez transmite à seguinte e assim por diante, produzindo uma variação de pressão e densidade, na direção de propagação, provocando assim zonas de compressão e rarefação. Quando o meio de propagação da onda de energia é o ar, origina-se o som, e este pode ser detectado pelo ouvido humano. (CABRAL, 2012, p. 18).

Assim como para análise de vibração, a frequência sonora também pode ser mensurada em ciclos por segundo ou Hertz, na qual se trata do número de ciclos de pressão sonora exercido pela fonte geradora. A faixa de frequência detectada pelo ouvido varia consideravelmente entre os indivíduos. Um jovem com audição normal pode ouvir frequências entre aproximadamente 20 e 20.000 Hz. (OSHA, 2013, p. 3). A gama de pressões sonoras percebidas como som é grande, começando com uma pressão muito fraca, a qual caracteriza baixas amplitudes até pressões sonoras elevadas, caracterizando amplitudes mais altas.

Sendo assim, a partir da vibração das ondas mecânicas sonoras e a utilização de um transdutor apropriado, como um microfone por exemplo, frequências sonoras associadas a frequências específicas de oscilação podem ser detectadas, como no trabalho publicado por Oliveira Neto *et al.* (2019), no qual conseguiu-se detectar a presença de desalinhamentos em um par de engrenagens de dentes retos, mediante o atraso em sua frequência de engrenamento na condição de desalinhamento, assim como a acentuação das amplitudes nas bandas laterais, conforme exposto na Figura 7.

Figura 7 – a) Espectro sonoro, mostrando um pico relacionado ao efeito do desalinhamento angular para o valor da frequência de engrenamento encontrado experimentalmente; b) espectro do sinal sonoro após ser inserido um desalinhamento angular de 6 graus no eixo



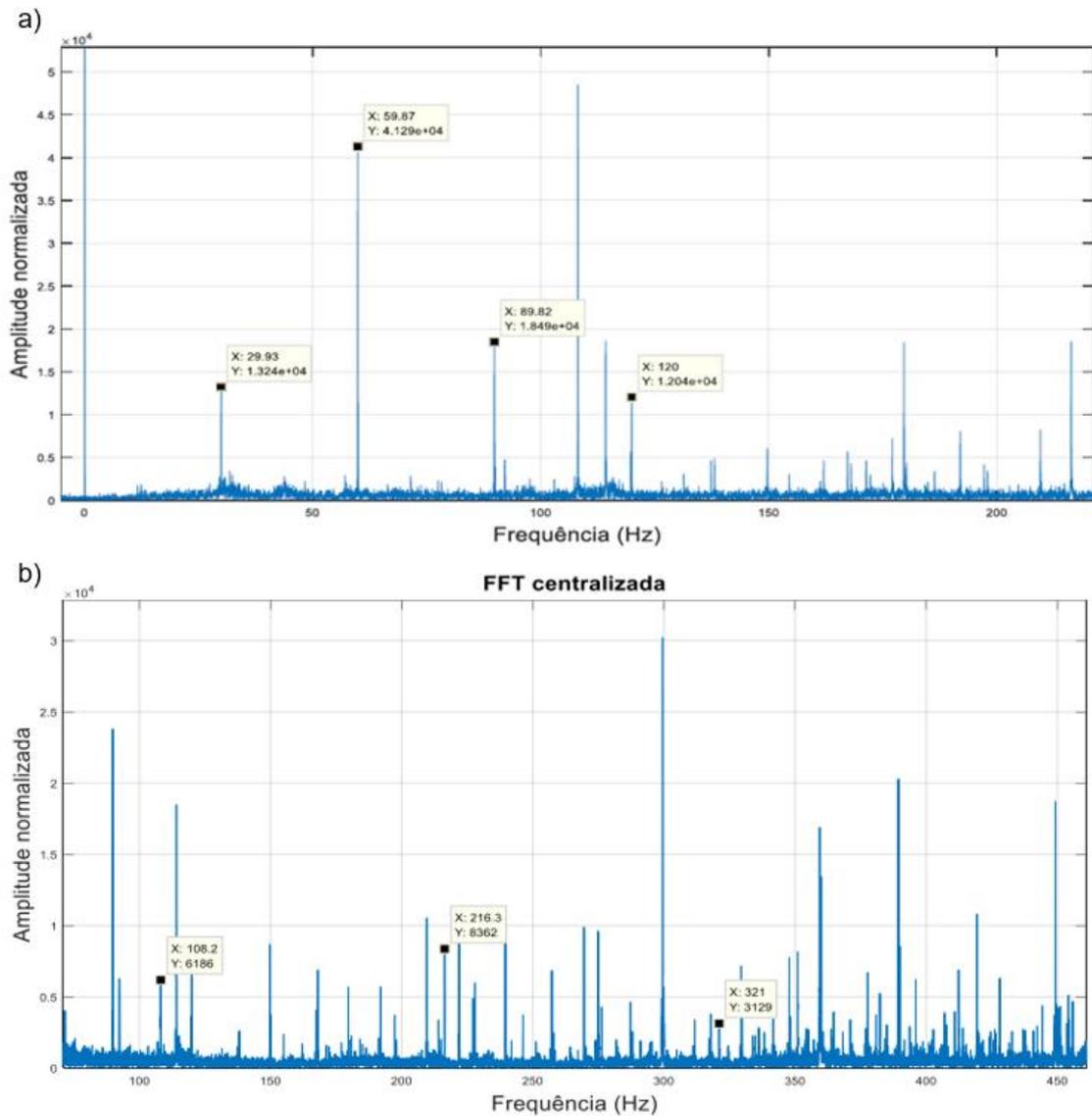
Fonte – Oliveira Neto *et al.* (2019)

As amplitudes encontradas para as frequências marcadas na Figura 7, condizem com o valor da frequência de engrenamento, obtido experimentalmente a partir do produto entre o valor da velocidade de rotação do eixo (obtida com tacômetro) e o número de dentes da engrenagem motora, tanto para a condição de referência (a), como para a condição de desalinhamento (b), onde mediante a presença do desalinhamento, houve um decréscimo na velocidade de rotação, devido uma maior resistência do rolamento caracterizada pelo atrito inadequado entre os dentes, assim como a acentuação de bandas laterais.

A partir desse estudo, concluiu-se sobre a possibilidade de detectar a frequência de engrenamento com um microfone de eletreto para captação dos sinais sonoros. No estado de falha pode ser visto a redução no valor da frequência de engrenamento, em virtude do exposto anteriormente e aumento na amplitude das bandas laterais, isso devido o acoplamento inadequado entre os dentes, proporcionado pela presença do desalinhamento.

Também com um microfone de eletreto a partir de uma análise sonora, Lyra (2019, p. 69) conseguiu identificar os picos de amplitude correspondentes à frequência de rotação do eixo de um motor de indução trifásico e seus harmônicos, assim como frequências características as quais surgiram mediante o estado de falha do rolamento. Na Figura 8, pode ser observado o espectro de frequência sonora obtido para a situação em que o rolamento do motor se encontrava na condição saudável e com falhas induzidas na pista externa, sendo a frequência de rotação 29,93 Hz.

Figura 8 – Espectro referente ao sinal sonoro característico de funcionamento de motor de indução trifásico a) em condição saudável e b) com o rolamento do motor com falha na pista externa



Fonte – Lyra (2019)

## 2.4 TÉCNICAS DE MANUTENÇÃO PREDITIVA E PRESCRITIVA

### 2.4.1 Manutenção preditiva

A Manutenção preditiva consiste no monitoramento e controle da máquina em serviço efetuado com instrumentos de medição por meio de ensaios não destrutivos (END's), para prever irregularidades ou detectar variações na condição de operação que demandem tarefas de manutenção, de modo a facilitar a parada planejada da máquina ou equipamento. Basicamente, essa técnica se realiza sobre uma máquina em serviço normal de produção, sendo

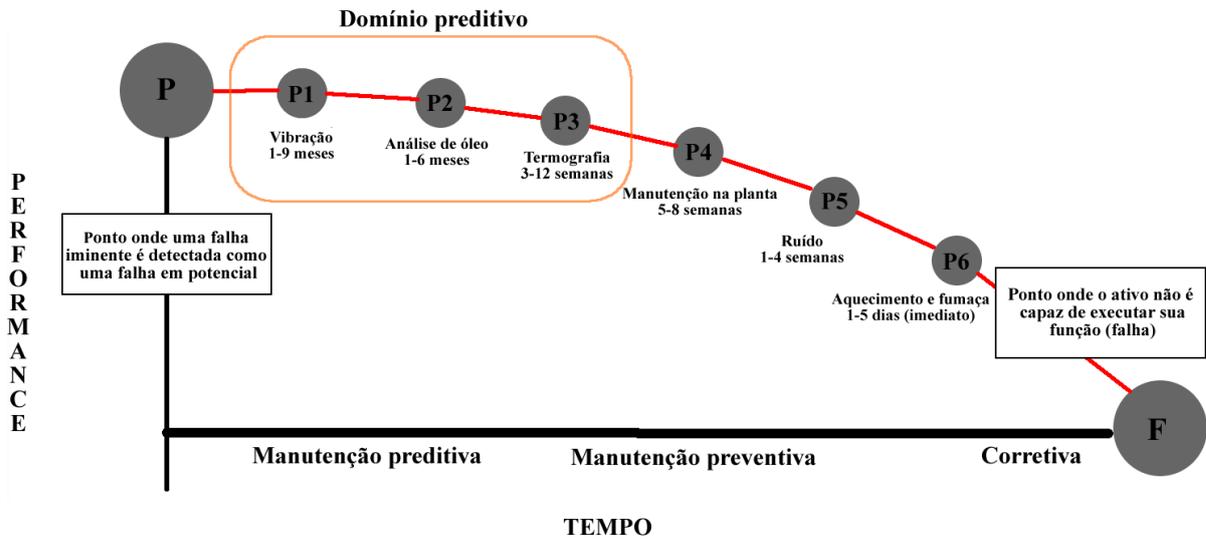
que as tarefas de inspeção são feitas através de medições que não interfiram no funcionamento da máquina ou equipamento.

Para Nepomuceno (1989), o equipamento emite informações que codificadas fornecem dados seguros sobre o real estado de cada componente. A manutenção preditiva consiste na coleta de dados com relação às variáveis de interesse, compara os dados em função do tempo em funcionamento e interpreta as variáveis fornecendo informações que mostram o momento certo de intervir, antes que ocorra a falha.

A manutenção preditiva é dependente de recursos que possibilitem obter-se resultados confiáveis, os quais possam representar o real estado da máquina monitorada. Sendo assim, para que isso ocorra, um ponto crucial e muito importante é o apoio gerencial ao departamento de manutenção com a disponibilização dos instrumentos necessários, sejam equipamentos ou recursos de *software*, bem como treinamento adequado da equipe. (ALMEIDA, 2011, p. 24).

Existem várias técnicas de manutenção preditiva caracterizadas como END's, sendo algumas delas: análise de vibração, como sendo uma das mais empregadas e eficientes com vistas ao contexto industrial, análise de óleo, ultrassom de estruturas, Termografia infravermelha, análise de ruídos, etc. Na Figura 9 é ilustrada a curva de performance das técnicas de manutenção preditiva em decorrência do tempo, notoriamente se evidencia que quanto mais poderosa a análise, mais cedo podem ser detectadas anomalias no sistema. No ponto P5, quanto a performance do ruído, se trata dos níveis de pressão sonora emitidos pela máquina mediante uma condição de falha, onde essa já não se encontra em seus estágios iniciais. A análise sonora tratada nesta pesquisa se assemelha a técnica de análise de vibração, onde se analisa o sinal sonoro visando identificar diferentes padrões de comportamento das frequências de interesse (como por exemplo a frequência de rotação e seus harmônicos), e não apenas variações de amplitudes ou níveis de pressão sonora.

Figura 9 – Curva de nível de performance das técnicas de manutenção preditiva ao longo do tempo



Fonte – Adaptado de UE *Systems* (2018)

As técnicas de manutenção preditiva seguem métodos para realização dos ensaios estabelecidos por normas técnicas. Para a análise de vibração por exemplo, as normas brasileiras regulamentadoras (NBRs) da Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT) mencionadas no Quadro 4 servem de orientação.

Quadro 4 – Normas técnicas brasileiras de orientação para realização de análise de vibração

Identificação da norma	Título
ABNT NBR 15928	Ensaio não destrutivo – Análise de vibrações – Terminologia
ABNT NBR 10272	Ensaio não destrutivo – Análise de vibrações – Medição e avaliação da severidade das vibrações mecânicas de máquinas elétricas rotativas
ABNT NBR 10273	Ensaio não destrutivo – Análise de vibrações – Requisitos para instrumentos de medição de severidade de vibração de máquinas
ABNT NBR 10082	Ensaio não destrutivo – Análise de vibrações – Avaliação da vibração mecânica de máquinas com velocidades de operação de 600 rpm a 15000 rpm

Fonte – Autoria própria

#### 2.4.2 Manutenção prescritiva

A manutenção prescritiva é um novo conceito aplicado às técnicas de manutenção de máquinas e equipamentos, onde a medição e a análise ocorrem remotamente e em tempo real,

não havendo a necessidade do mantenedor ir até o local onde está o equipamento apenas para avaliá-lo. Segundo Mauro Júnior (2019, p. 2), eliminou-se a consulta do histórico daquela máquina no seu momento de falha e/ou quebra, pois já deverá existir uma ferramenta de inteligência artificial alimentada com as informações pertinentes às boas e más condições de funcionamento, no que se trata de algoritmos construídos baseando-se em informações do equipamento, seu histórico de funcionamento e falhas, onde esses dados podem ser obtidos a partir das técnicas preditivas, esse modelo decidirá pela manutenção corretiva planejada e/ou continuidade da operação. Matyas *et al.* (2017, p. 1), confirma sobre o surgimento de uma nova era na área de manutenção de máquinas e equipamentos, a chamada manutenção prescritiva. Com base nas análises de dados históricos e dados de entrada em tempo real, medidas necessárias de manutenção são previstas por um sistema e um curso de ação é prescrita. Manutenção prescritiva significa mudar de manutenção preventiva planejada para manutenção proativa e inteligente, facilitando o planejamento financeiro. Um dos maiores desafios na aplicação dessa técnica de manutenção é a coleta e gestão de dados.

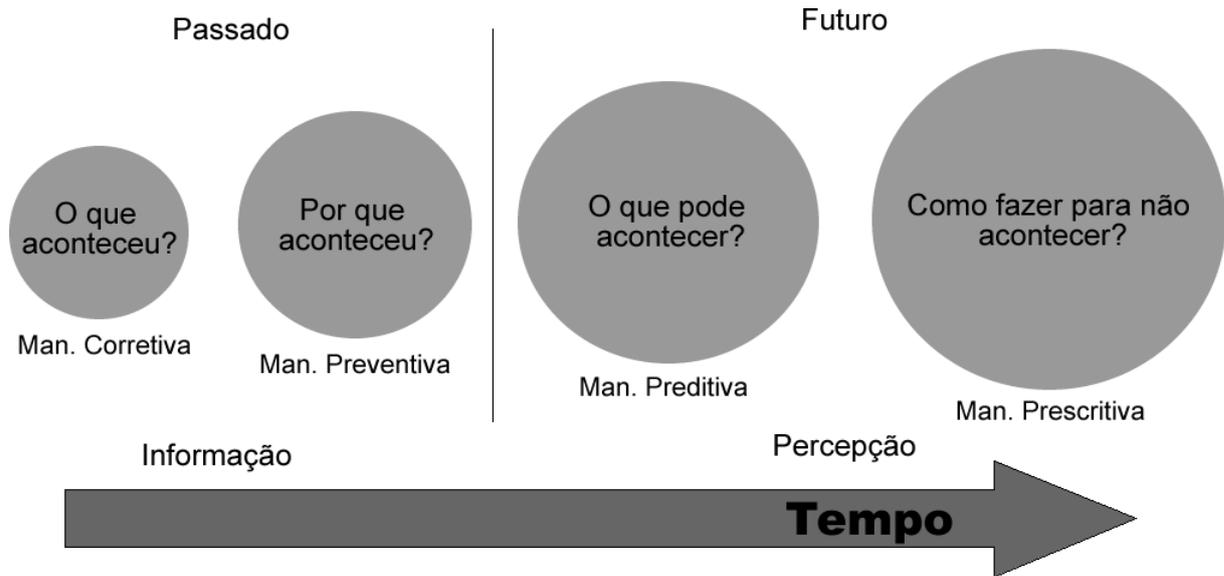
Segundo Liu *et al.* (2019, p. 1) as estratégias de manutenção prescritiva são atualizadas com base nos parâmetros de degradação observados/previstos no estado do sistema, enquanto na manutenção convencional baseada no tempo, as decisões dependem apenas de dados históricos sem considerar as atualizações.

Agir de forma prescritiva é o futuro da manutenção, e isso só é possível graças ao avanço das tecnologias. Segundo Sigga (2018, p. 3), em vez de utilizar *business analytics*<sup>2</sup> para cruzar dados sobre o desempenho já obtido, a manutenção prescritiva vai mais adiante e sugere ações pontuais com base nas possibilidades. Trata-se de um indicador antecipado que mostra o que vai quebrar e como proceder para evitar que isso ocorra. A preditiva faz uma previsão, enquanto a prescritiva oferece recomendações para intervenções futuras, auxiliando diretamente na percepção de um defeito e gerando tratativas para evitá-lo. Isso significa relacionar dados a um nível que somente uma solução digital inteligente pode fazer, já que as causas de uma falha podem ser indiretas, e contar com um levantamento sólido de informações a partir de técnicas preditivas de análise. A Figura 10 descreve bem a importância da manutenção prescritiva com vistas às técnicas adotadas antes dela.

---

<sup>2</sup> É uma técnica para auxiliar o gestor no planejamento estratégico. Ela é uma forma de coleta e analisar um conjunto amplo de dados para entender a sua performance e, a partir daí, planejar o futuro de forma mais eficiente.

Figura 10 – Vantagem da manutenção prescritiva com relação às outras técnicas de manutenção



Fonte – Autoria própria

Logo, no que uma equipe de manutenção gastaria tempo objetivando encontrar o problema na máquina, após diagnosticado esse problema, ainda havia o processo de tomada de decisão sobre o que fazer, onde tudo isso pode ser auxiliado de uma forma mais rápida e prática pelo diagnóstico e tomada de decisão automática com base nos sinais emitidos, em caso de análise de vibração por exemplo, de acordo com o comportamento dinâmico da máquina.

Algumas grandes empresas atuantes na área de manutenção industrial fazem uso de técnicas de inteligências artificial para avaliar condições de funcionamento de máquinas, como por exemplo a Schneider Electric (2021) que reconhece padrões de funcionamento da máquina por meio da variação de sua coloração, decorrente da mudança de temperatura em determinadas superfícies, como em tubulações de transporte de fluidos e/ou gases. A Tractian (2021) desenvolveu um *software* para monitoramento das condições de funcionamento, fazendo uso da técnica de rede neural artificial, para diagnóstico de máquinas. O princípio de funcionamento dessa plataforma se dá por meio da aprendizagem dos padrões de funcionamento nos pontos monitorados pela técnica de análise de vibrações.

## 2.5 PROCESSAMENTO DE SINAIS

Os sinais obtidos, mediante o funcionamento dinâmico de máquinas, por técnicas de análise de vibração ou sonora no domínio do tempo, tornam dificultosa a identificação de características importantes no que diz respeito a presença de anomalias no sistema mecânico.

Sendo assim existem técnicas bem difundidas para o processamento, de forma a facilitar a análise do sinal de acordo com as condições impostas pelo objeto de estudo, no domínio do tempo, da frequência ou em ambos.

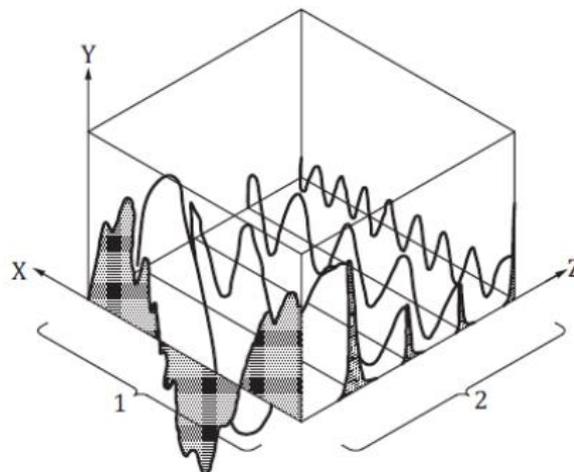
Oliveira (2007a) define que os sinais podem ser classificados como sinais estacionários e sinais não estacionários, o primeiro apresenta poucas variações durante um intervalo de tempo, geralmente ocorrem em máquinas de indução sob carga constante, já nos sinais não estacionários, apresentam componentes dinâmicas com variações transitórias.

### 2.5.1 Transformada rápida de *Fourier*

A avaliação do espectro de frequência para análise de vibração ou sonora é uma das técnicas mais conhecidas e utilizadas. (MATSUO, 2017). Conforme denotado no item anterior, os sinais amostrados no domínio do tempo podem ser representados através de uma soma de senóides com frequências distintas e diferentes fases e amplitudes, vide Figura 11. Assim, a mudança do domínio do tempo para frequência se dá, entre outras formas, através da aplicação da ferramenta matemática Transformada Rápida de *Fourier* (*FFT*).

Rao (2008, p. 28) afirma que a série de *Fourier* fornece uma maneira alternativa de representar dados, em vez da amplitude do sinal em função do tempo, as informações do sinal contidas em diferentes frequências são renderizadas. A análise de *Fourier* é importante na aquisição de dados, pois permite isolar certas faixas de frequência.

Figura 11 – Representação de um mesmo sinal no domínio do tempo (1) e da frequência (2)



Nota: X – Tempo; Y – Amplitude/Magnitude; Z - Frequência  
Fonte – Matsuo (2017)

Para um sinal contínuo no tempo  $x(t)$ , a transformada de *Fourier*  $X(f)$ , é definida pela Equação (2), de modo que o sinal  $x(t)$  é expresso pela Equação (3).

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (2)$$

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f)e^{j2\pi ft} dt \quad (3)$$

Oliveira (2007a), afirma que para uma análise prática de sinais é utilizada a Transformada Discreta de *Fourier* (DFT) fazendo-se uso de um algoritmo conhecido como a Transformada Rápida de *Fourier*, o qual não é um tipo diferente de transformada e sim uma técnica que possibilita avaliar DFT de forma mais rápida e econômica, proporcionando um menor esforço computacional. No processamento de sinais, é mais comum lidar com sinais digitais que, por definição, são discretos. Considere uma sequência  $x(n)$ , periódica em  $N$  (número de amostras), no domínio da frequência e as séries discretas de *Fourier* no tempo (DFTS) são descritas na Equação 4, onde o número de amostras no domínio do tempo é denotado por  $f(k)$ .

$$x(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} f(k) e^{\frac{-j2\pi kn}{N}} \quad (4)$$

Onde:

$$k = 0, 1, 2, \dots, N-1$$

$$n = 0, 1, 2, \dots, N-1$$

Os coeficientes espectrais do sinal em função da frequência resultam em um gráfico chamado espectro em frequência, que representa a distribuição de energia do sinal no domínio da frequência, no qual uma maior amplitude representa a maior importância da frequência para a composição do sinal. Na análise de *Fourier* clássica é assumido que o sinal é estacionário, ou seja, assume-se que o espectro é independente do tempo e que todas as componentes do sinal existem em toda a duração do mesmo. A Transformada de *Fourier* possui, portanto, resolução máxima em frequência. (LYRA, 2019, p. 32).

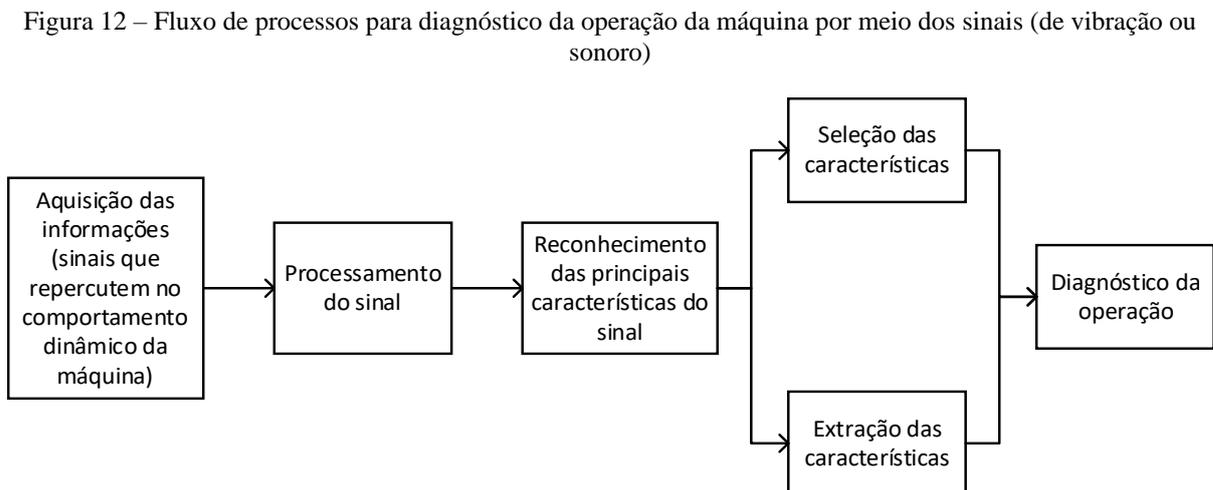
### 2.5.2 Extração das características do sinal

Cada sinal, seja de vibração ou sonoro, possui características intrínsecas ao funcionamento do componente ou equipamento sob análise. Em máquinas rotativas, de uma forma geral, tem-se como característica principal a alteração nos valores de amplitude e/ou deslocamento nas frequências de rotação ou fundamentais e seus harmônicos.

Tendo em vista uma máquina rotativa trabalhando em diferentes velocidades de rotação ou submetida a determinadas condições de funcionamento, como desalinhamentos, desbalanceamentos, folgas ou qualquer outra anomalia, são evidenciadas características intrínsecas ao funcionamento dinâmico desse equipamento. Essas características configuram um padrão de funcionamento, tanto pela presença de falhas, como pelo próprio comportamento saudável ou aceitável do sistema. A partir desses padrões, pode-se facilitar o diagnóstico da máquina por meio da implementação de uma técnica de inteligência artificial, como por exemplo uma rede neural artificial (RNA).

Muitas informações do sinal podem não ser de interesse para a realização do diagnóstico da máquina, como por exemplo, componentes de frequências espúrias. O uso de dados extraídos do espectro de frequência e utilizados diretamente em uma RNA, dispõe de um grande esforço computacional. De modo a reduzir esse esforço, pode-se adotar estratégias no tocante a seleção das principais características dos sinais e/ou até utilização dos sinais ainda no domínio do tempo.

A Figura 12 esboça, de forma resumida, a exemplificação de uma proposta de diagnóstico do funcionamento de uma máquina rotativa, a partir da análise de seus sinais sonoros e de vibração, construída por Waqar e Demetgul (2016).



Fonte – Baseado em Waqar e Demetgul (2016)

### 2.5.3 Transformada de *Wavelet*

Visando uma melhor compreensão da aplicabilidade das transformadas *wavelet*, muitas das aplicações em análise de sinais não estacionários, estacionários e processamento em tempo

real são feitas usando a transformada rápida de *Fourier*, tendo em vista que esta tem permitido um certo sucesso em diversas análises mediante a observância do comportamento das frequências fundamentais quando se trata de sistemas mecânicos rotativos.

Segundo Penha (1999), para otimizar uma análise de sinais, uma alternativa é dividir o sinal em fatias no tempo e em seguida calcular o conteúdo da frequência para cada fatia ou janela. Entretanto a resolução com a qual os dados podem ser observados está diretamente ligado ao tamanho de tal janela, o que implica na escolha de boa precisão em apenas um dos domínios por análise. Melo (2018, p. 42) menciona e atesta que a transformada *wavelet* foi desenvolvida como um mecanismo capaz de decompor um sinal em faixas de frequências relacionando a resolução de cada faixa com a frequência central da faixa por meio de um fator de escala, o que basicamente torna a *wavelet* capaz de boa localização no domínio do tempo e frequência, existindo também várias funções *wavelets* que compreendem um melhor equilíbrio de resolução tempo-frequência mediante o tipo de sinal analisado.

Para o procedimento de análise de um sinal, segundo Oliveira (2007b, p. 2), adota-se uma função protótipo *wavelet*, chamada de *wavelet*-mãe. Duas características são exigidas para uma *wavelet*-mãe ( $\psi$ ): oscilação e decaimento rápido no tempo. Uma larga variedade de *wavelets* podem ser usadas, cada uma delas com diferentes compromissos entre o grau de compacticidade da “base” de funções e o grau de suavidade das formas de onda do sinal analisado.

A transformada de *wavelet*, de uma forma geral, pode ser aplicada continuamente (transformada contínua de *wavelet* – CWT) ou discreta (transformada discreta de *wavelet* – DWT).

A CWT de uma função no domínio do tempo  $f(t)$  é dada pela equação:

$$T(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi_{(a,b)}^*(t)dt \quad (5)$$

Onde \* denota o conjugado complexo e:

$$\psi_{(a,b)}^*(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (a,b \in R, a \neq 0) \quad (6)$$

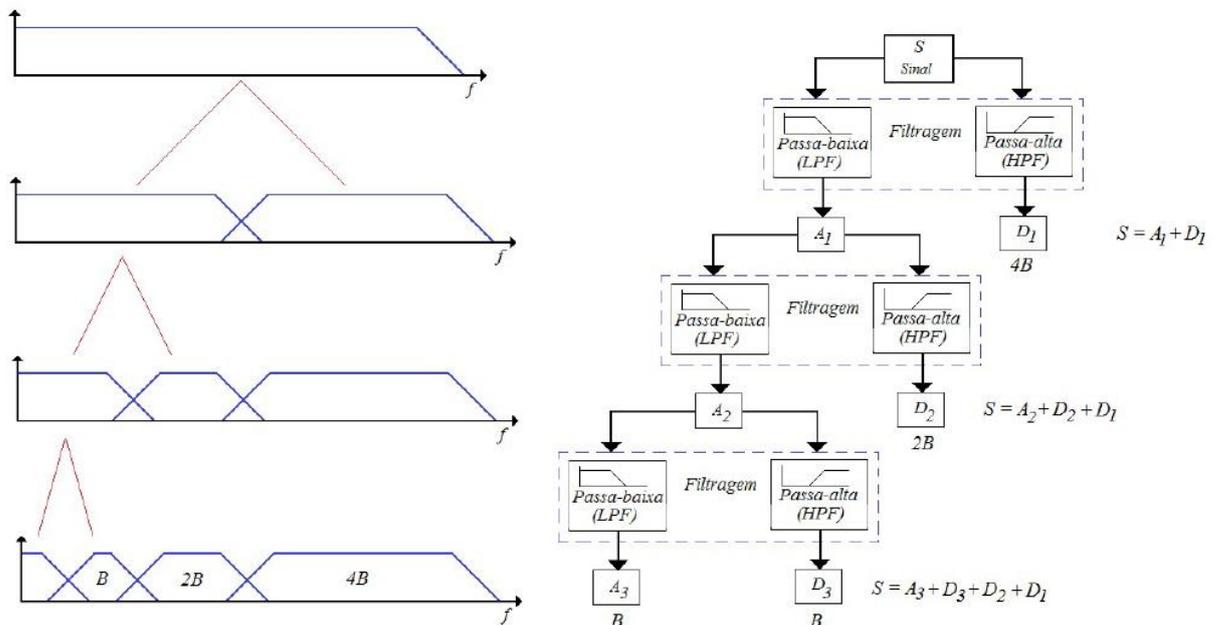
A Equação 6 expõe um membro da base *wavelet*, derivada da análise básica *wavelet*  $\psi(t)$  através da translação e dilatação. Como visto na Equação (5), o sinal transformado  $T(a,b)$  é definido no plano  $a - b$ , onde  $a$  e  $b$  são usados para ajustar a frequência e a localização da

*wavelet* na Equação 6. Um “a” pequeno produz uma *wavelet* para alta frequência, quando é necessária uma boa resolução em alta frequência. As propriedades superiores de localização no tempo da *wavelet* se originam do suporte finito da função de análise: à medida que “b” aumenta, a *wavelet* de análise atravessa o comprimento do sinal de entrada, onde aumentos ou diminuições em resposta a alterações no tempo local e no conteúdo de frequência do sinal ocorrem. O suporte finito implica que o efeito de cada termo na representação da *wavelet* seja puramente localizado. Isso diferencia a CWT da Transformada de *Fourier*, onde os efeitos da adição de ondas senoidais de alta frequência estão espalhados por todo o eixo da frequência. (SARAVANAN; RAMACHANDRAN, 2010, p. 4170).

Métodos discretos são necessários para a implementação computadorizada da *wavelet*. O DWT é derivado do CWT através da discretização da *wavelet*  $\psi_{(a,b)}(t)$ . A discretização mais comum da *wavelet* é dada pela Equação 7.

$$\psi_{(a,b)}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{t-2^j k}{2^j}\right) \quad (7)$$

Onde “a” e “b” foram substituídos por  $2^j$  e  $2^j k$ , respectivamente. (MALLAT, 2009). Sendo assim, o sinal pode ser apresentado em duas componentes conhecidas de aproximação e detalhe, podendo também ser reconstruído por meio delas. Uma maneira eficiente de implementar esse esquema é passando o sinal através de uma série de pares de filtro passa-baixa e passa-alta, dessa forma a aproximação contém informações de baixa frequência do sinal original e o detalhe contém as informações de alta frequência deste mesmo sinal. Oliveira (2007a, p. 200). Conforme ilustrado por Nóbrega Sobrinho (2015, p. 65), o sinal discreto original é decomposto em seu primeiro nível na componente  $A_1$  por um filtro passa-baixa e outra componente  $D_1$  por um filtro passa-alta. Portanto, para o segundo nível, a aproximação  $A_1$  é decomposta em uma nova aproximação  $A_2$  e de forma análoga para o detalha  $D_2$ , e assim sucessivamente, conforme ilustrado na Figura 13, o que caracteriza uma análise *wavelet* multiresolução (AWM).

Figura 13 – Sinal discreto decomposto em três níveis de *wavelet* (AWM)

Fonte – Nóbrega Sobrinho (2015)

A transformada discreta de *wavelet* foi abordada por Oliveira (2007), fazendo uma analogia da DWT com uma investigação astronômica com telescópio.

As lentes agem como *wavelet*-mãe e o céu como o sinal de entrada. Quando o telescópio está desfocado de modo a visualizar o céu inteiro, não há necessidade de movê-lo para caracterizar todo o firmamento com tal grau de foco. Essa visão não permite observar detalhes de estrelas ou planetas. Quando o telescópio é focalizado (uma resolução mais fina) para examinar uma região menor do céu, ele deve ser posicionado (transladado) várias vezes no intuito de investigar o céu inteiro. A analogia é que o céu (o sinal  $f$ ) é representado por múltiplos cenários (WT, *waveletes*) através de uma lente ( $\psi$  mãe) em diferentes focos de resolução (a, escala) e diferentes “direções” de observação (b, translação). A cada escala e translação (foco e posição), uma nova “vista” (WT coeficientes) do céu é observada. O conjunto de todas as “visões” pode ser combinado para reconstruir um cenário “multirresolução” no céu. (OLIVEIRA, 2007b, p. 67).

Em uma AWM, várias faixas de frequência em um mesmo sinal podem ser avaliadas individualmente. Com isso, parâmetros específicos podem ser identificados para faixas específicas, seja no domínio do tempo ou da frequência. Em um sinal sonoro ou de vibração, uma forma de avaliar a energia contida no sinal como o todo ou em uma determinada resolução, pode-se realizar por meio do cálculo do espectro de potência *wavelet* pela equação 8, conforme exposto por Torrence (1995, p. 64 e 65).

$$E = \sum n (W_{j,n})^2 \quad (8)$$

Onde  $j$  é o nível de detalhe e  $W_{j,n}$  são os  $n$  coeficientes do detalhe  $j$  da transformada *wavelet*. Por meio do cálculo da densidade ou energia no espectro de potência para cada detalhe na composição inteira do sinal, podem ser identificados padrões para diferentes estados de funcionamento.

## 2.6 MÉTODOS ESTATÍSTICOS

As ferramentas estatísticas, em suas mais variadas formas de aplicação, podem ser utilizadas na extração de informações singulares em um conjunto de dados. Sendo assim, para um sinal coletado via análise sonora, nas diferentes condições de funcionamento de uma máquina podem haver variações detectáveis por métodos específicos. No presente trabalho, se fez uso de três métodos de análise, sendo esses desvio-padrão, variância e curtose.

Segundo Ferreira (2015, p. 65) o desvio padrão é a distância entre qualquer observação do conjunto de dados em relação à média aritmética deste mesmo conjunto, conforme exposto na equação 9. Já a variância, é uma medida de dispersão que pode ser interpretada com uma média dos quadrados dos desvios, mediante o exposto na equação 10, onde  $n$  é quantidade de amostras.

$$\text{desvio padrão} = x - \bar{x} \quad (9)$$

$$\text{variância} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 \cdot f_i - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i \cdot f_i)^2}{n}}{n-1} \quad (10)$$

Outra ferramenta estatística utilizada no presente trabalho é a curtose, que se trata do quanto uma variável se encontra nas caudas de uma distribuição. Três tipos principais de curtose podem ser apresentados nas distribuições: mesocúrtica, leptocúrtica e platicúrtica. No Quadro 5 são esplanadas os tipos supra.

O grau de curtose de uma distribuição, segundo Källén (2016), foi definida de acordo com a equação 11.

$$g = \beta_2 - 3 \quad (11)$$

Onde:

$$\beta_2 = \frac{\Sigma(\text{desvio padrão})^4}{(n-1)\text{variância}^2} \quad (12)$$

Nas equações 11 e 12 a variável  $\beta_2$  é chamada de coeficiente de curtose de Pearson, enquanto a variável  $g$  é o coeficiente de curtose de Fisher. Se  $\beta_2 > 3$ , a distribuição é leptocúrtica, se  $\beta_2 < 3$ , a distribuição é platicúrtica e para  $\beta_2 = 3$  a distribuição é mesocúrtica, como por exemplo a distribuição normal. Sendo assim, as distribuições que são mais propensas a “falsos positivos ou negativos” do que a distribuição normal, tem curtose maior que 3, distribuições que são menos propensas a “falsos positivos ou negativos” têm curtose menor que 3.

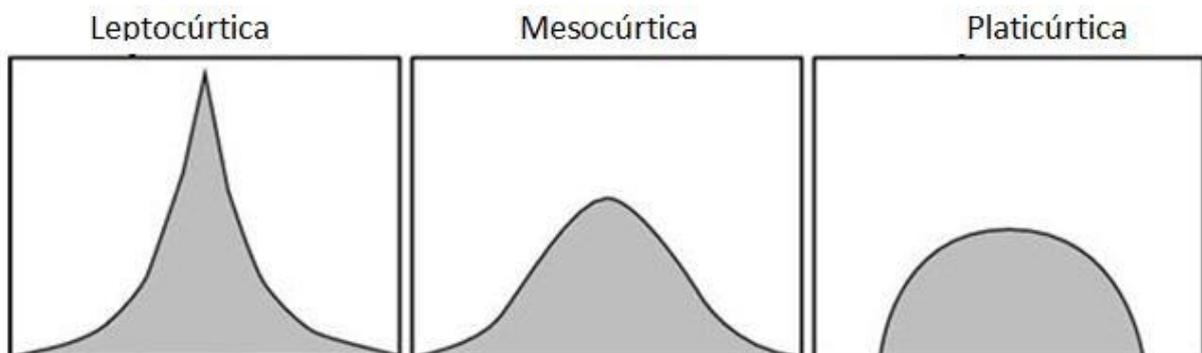
Quadro 5 - Tipos de curtose

Tipo de curtose	Definição
Mesocúrtica	Tem aparência das caudas de uma distribuição normal. Esse tipo de curtose não é alta nem baixa, mas é um padrão utilizado para definir os dois próximos tipos.
Leptocúrtica	Possui o valor de curtose maior do que a distribuição mesocúrtica, as caudas desse tipo de distribuição, independente dos sentidos (esquerda ou direita) são espessas. Distribuições leptocúrticas são identificadas por picos altos e delgados.
Platicúrtica	Caracterizada por caudas leves ou por não possuir caudas. De uma forma geral, o pico é mais baixo do que o das distribuições leptocúrticas. Quando a distribuição for uniforme, ela é platicúrtica.

Fonte – Adaptado de Westfall (2014)

Na Figura 14 são ilustrados os três tipos de curtose.

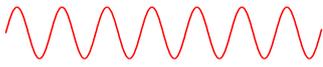
Figura 14 - Ilustração das distribuições para os três tipos de curtose



Fonte – Adaptado de Källén (2016)

Na Tabela 1 pode-se observar valores aproximados do coeficiente de curtose para diferentes tipos de sinais, assim como o seu aumento, na medida em que se aumenta a instabilidade no sinal de vibração, tendo como exemplo o funcionamento de um rolamento.

Tabela 1 - Valores de coeficiente de curtose para diferentes tipos de sinais

<b>Tipo de sinal</b>	<b>Forma de onda</b>	<b>Coefficiente aproximado de curtose</b>
Onda quadrada		1,0
Onda senoidal		1,5
Rolamento sem falha (sinal aleatório)		3,0
Rolamento com falha (sinal aleatório + impulsos)		> 3,0

Fonte – Adaptado de Silva (1999)

## 2.7 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

As técnicas de inteligência artificial vêm se mostrando como boas alternativas no diagnóstico de falhas em máquinas rotativas de um modo geral, mediante a análise de sinais, imagens ou outras informações quantitativas advindas de coletas por meio de técnicas preditivas. A partir de modelos de IA, como é o caso das redes neurais artificiais, é possível montar métodos prescritivos para manutenção de máquinas e equipamentos.

Redes neurais artificiais ou sistemas de processamento distribuídos paralelos ou sistemas conexionistas, são feitas de unidades de processamento simples, chamadas neurônios

capazes de armazenar conhecimento experimental e possuem uma variedade de arquiteturas. (RAFIEE *et al.*, 2007, p. 1750).

### 2.7.1 Neurônios artificiais

A estrutura de uma RNA é desenvolvida com base no funcionamento do sistema nervoso biológico e do próprio cérebro humano. Os elementos de processamento de uma RNA ou neurônios artificiais, podem ser considerados modelos simplificados dos neurônios biológicos. Segundo Silva, Spatti e Fauzino (2010, p. 33), esses neurônios artificiais utilizados em RNA's são não lineares, fornecem saídas tipicamente contínuas e realizam funções simples, como coletar os sinais existentes em suas entradas, agregá-los de acordo com suas funções operacionais e reproduzir uma resposta de modo a levar em consideração a função de ativação.

No Quadro 6 são apresentados os parâmetros básicos de funcionamento de um neurônio artificial.

Quadro 6 – Parâmetros básicos para o funcionamento de um neurônio artificial

<b>Parâmetro</b>	<b>Descrição</b>
Sinais de entrada ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ )	São os sinais ou medidas advindas do meio externo e que representam os valores assumidos pelas variáveis de uma aplicação específica.
Pesos sinápticos ( $w_1, w_2, \dots, w_n$ )	São os valores direcionados para ponderar cada uma das variáveis de entrada da rede, permitindo-se quantificar as suas relevâncias em relação a funcionalidade do respectivo neurônio.
Combinador linear ( $u'$ )	Sua função é agregar todos os sinais de entrada que foram ponderados pelos respectivos pesos sinápticos a fim de produzir um valor de potencial de ativação.
Limiar de ativação ( $\theta$ )	É uma variável que especifica qual será o patamar apropriado para que o resultado produzido pelo combinador linear possa gerar um valor de disparo em direção à saída do neurônio.
Potencial de ativação ( $u$ )	É o resultado obtido pela diferença do valor produzido entre o combinador linear e o limiar de ativação. Se tal valor é positivo, ou seja, se $u \geq 0$ , então o neurônio produz um potencial excitatório, caso contrário, o potencial será inibitório.
Função de ativação ( $s$ )	Seu objetivo é limitar a saída do neurônio dentro de um intervalo de valores razoáveis a serem assumidos pela sua própria imagem funcional.
Sinal de saída ( $y$ )	Consiste do valor final produzido pelo neurônio em relação a um determinado conjunto de sinais de entrada, podendo ser utilizado também por outros neurônios que estão sequencialmente ligados.

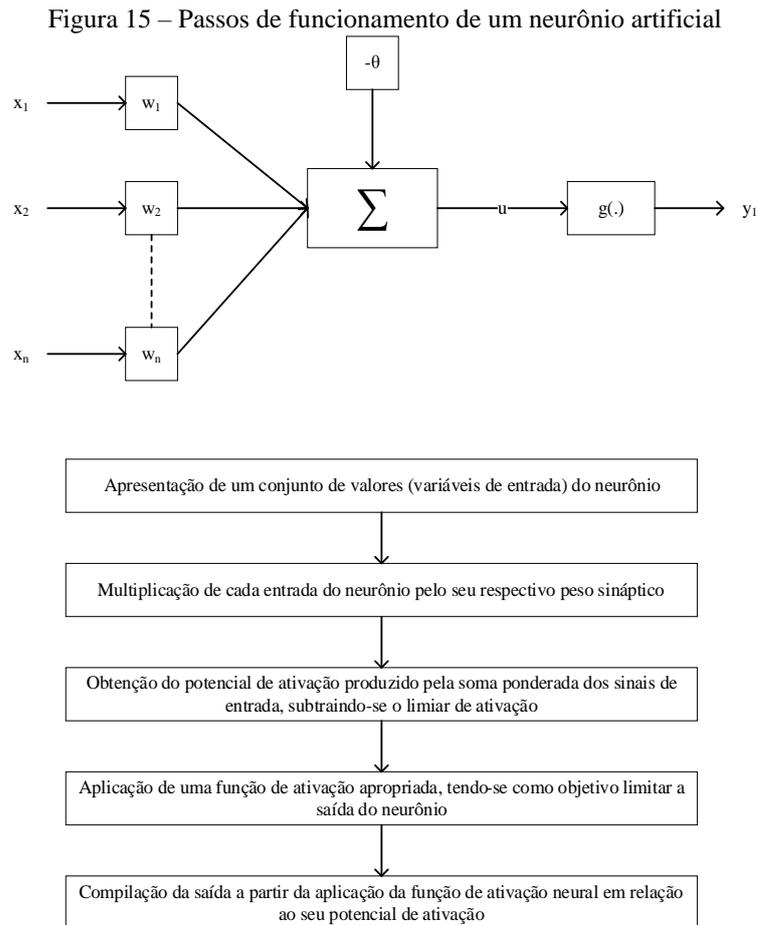
Fonte – Silva, Splatti e Fauzino (2010)

As equações 13 e 14 mostra as relações entre a função de ativação e a resposta de saída produzida por um neurônio artificial.

$$s = \sum_{i=1}^n w_n \cdot x_n - \theta \quad (13)$$

$$y = g(s) \quad (14)$$

A partir da ilustração da Figura 15, pode-se entender de forma mais concisa o fluxo dos sinais de entrada até suas saídas em um neurônio artificial.



Fonte – Autoria própria

Segundo Fernandes (2017, p. 42), as funções de ativação podem ser classificadas como parcialmente ou totalmente diferenciáveis ao longo de seu domínio. As funções de ativação parcialmente diferenciáveis, em alguns pontos do seu domínio, não possuem derivada de primeira ordem. São seus tipos: função degrau, sinal e rampa simétrica. As totalmente diferenciáveis são funções que possuem derivada de primeira ordem em todo o seu domínio, seus principais tipos são: sigmoide, tangente hiperbólica, gaussiana e linear. As funções de ativação totalmente diferenciáveis são as mais utilizadas em RNA's aplicada a identificação de padrões voltados ao comportamento dinâmico de máquinas rotativas, sendo esse argumento fomentado mediante a consulta de trabalhos consultados conforme exposto no Capítulo 3.

## 2.7.2 Arquiteturas de redes neurais artificiais

As redes neurais artificiais vêm se mostrando uma técnica viável para aplicação em uma resolução prática de problemas de engenharia. Uma das aplicações das RNA's é para o reconhecimento ou classificação de padrões, onde tem por objetivo associar um padrão de entrada para uma das classes pré-definidas, como por exemplo em reconhecimento de voz, imagem, etc. Tendo isso em vista, o problema a ser inserido no contexto das RNA's possui um conjunto discreto e conhecido das saídas desejadas.

Uma RNA pode constar de várias arquiteturas diferentes, onde essa pode vir a ser moldada de acordo com sua aplicação. Segundo Silva, Spatti e Fauzino (2010, p. 45), a arquitetura de uma RNA define a forma como seus neurônios são arranjados, ou dispostos, uns em relação aos outros, assim como o treinamento de uma determinada rede específica depende da aplicação de um conjunto de passos ordenados com o intuito de ajustar os pesos e os limiares de seus neurônios.

Uma RNA pode ser basicamente dividida em três camadas, conforme exposto no Quadro 7.

Quadro 7 – Identificação e descrição dos tipos de camadas básicas de uma RNA

<b>Identificação da camada</b>	<b>Descrição</b>
<b>Camada de entrada</b>	Responsável pelo recebimento das informações, sinais, característica, medição ou qualquer que seja o dado proveniente do meio externo. Essas entradas são geralmente normalizadas em relação as faixas de variações dinâmicas produzidas pelas funções de ativação. Esta normalização implica numa melhor precisão numérica frente às operações matemáticas realizadas pela rede
<b>Camadas escondidas, intermediárias, ocultas ou invisíveis</b>	São compostas de neurônios que possuem a responsabilidade de extrair as características associadas ao processo ou sistema a ser inferido. Quase todo o processo interno da rede é desenvolvido nessas camadas.
<b>Camada de saída</b>	Constituída de neurônios responsáveis pela produção e apresentação dos resultados finais, os quais são advindos dos resultados processados pelas camadas anteriores, ou sejam, das camadas ocultas.

Fonte – Baseado em Silva, Spatti e Fauzino (2010)

### 2.7.2.1 Arquitetura *feedforward* e redes perceptron multicamadas (PMC)

A arquitetura *feedforward* expõe o conceito de alimentação da rede por suas camadas de entrada, ela é basicamente dividida em dois tipos, a *feedforward* de camada simples e a multicamadas. As diferenças básicas é que o primeiro tipo não dispõe de processamento dos dados por meio de camadas ocultas, de modo que no tipo multicamadas esse processo pode ocorrer por meio do trabalho de uma ou mais dessas camadas.

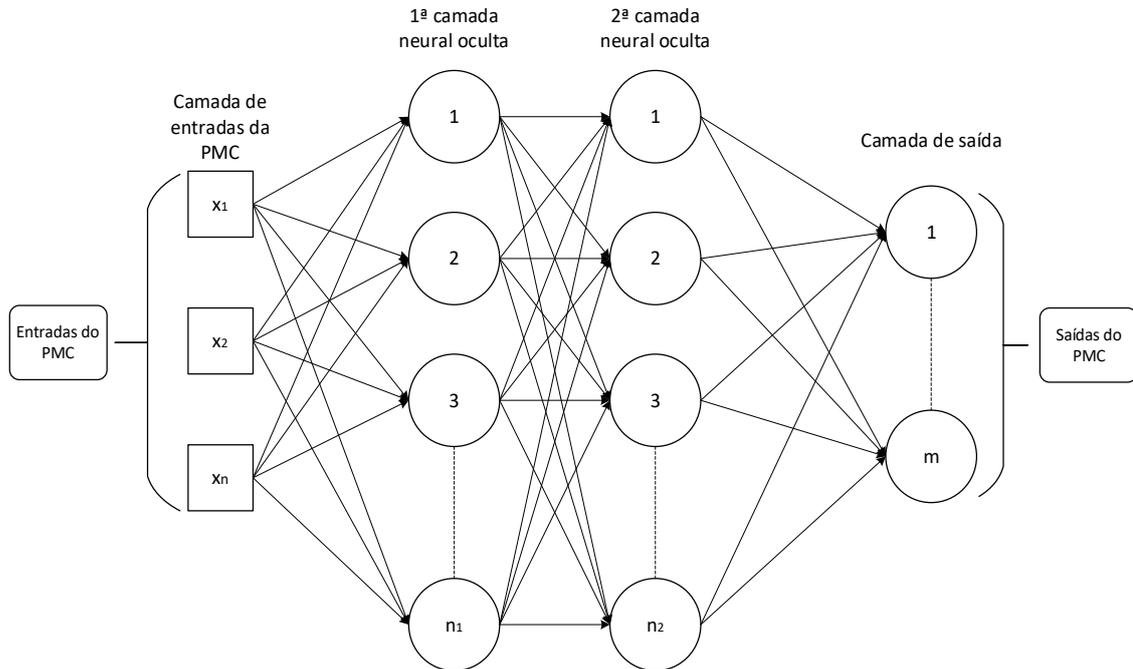
A rede neural mais popular é a *perceptron* multicamadas, que é uma rede *feedforward* e frequentemente explorada em sistemas de diagnóstico de falhas, que encontrou uma imensa popularidade em aplicações de monitoramento de condições de máquinas. Segundo Pestana (2017, p. 39), esse modelo de arquitetura possui várias aplicações, e uma delas diz respeito a classificação de padrões.

O *perceptron* é a forma mais simples de configuração de uma rede neural artificial, segundo Silva, Spatti e Fauzino (2010, p. 59) o fluxo de informações em sua estrutura reside sempre no sentido da camada de entrada em direção à camada de saída, inexistindo qualquer tipo de realimentação de valores produzidos por qualquer neurônio. Na medida em que são aumentados os números de camadas ocultas, conforme citado por Pestana (2017, p. 39), aumenta-se a dificuldade para o treinamento, porém espera-se um resultado mais refinado, tendo em vista que o treinamento é realizado de modo supervisionado<sup>3</sup>. Na Figura 16 pode-se observar, de forma ilustrativa, o fluxo das informações desde a entrada até a saída em uma RNA do tipo PMC.

---

<sup>3</sup> Para cada amostra dos dados de entrada obtém-se a respectiva saída ou resposta desejada.

Figura 16 – Ilustração do comportamento de uma PMC



Fonte – Baseado em Silva, Spatti e Flauzino (2010)

Entre todas as arquiteturas, as redes *feedforward* multicamadas treinadas usando o algoritmo *backpropagation* (a rede é alimentada através das camadas de saída) parecem ser o método mais significativo e amplamente utilizado em sistemas de detecção e diagnóstico de falhas de máquinas rotativas.

### 2.7.2.2 Treinamento da RNA

Segundo Pacheco (2007, p. 48), uma rede neural precisa ter a capacidade de generalização, de modo a prever com uma determinada acurácia ou assertividade a saída correta para um determinado conjunto de dados inéditos. Por isso, o total de amostras utilizadas para um possível treinamento da RNA são divididas em três subconjuntos: o de treinamento, validação e testes, onde o subconjunto que remete ao treinamento possui de 60 a 90% das amostras do conjunto total, o de validação possui de 10 a 40% (PESTANA, 2017, p. 41). As amostras para testes servem justamente pra verificar se a rede está funcionando de forma coerente e conseguindo reconhecer corretamente os dados na saída. É a partir do processo de validação da rede que existe a possibilidade de determinar se a mesma consegue ou não generalizar as soluções. (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

O treinamento supervisionado se dá de modo a ensinar a rede qual a resposta correta para cada amostra apresentada na camada de entrada. Para que isso ocorra, precisa-se que os pesos sinápticos passem por alterações de forma gradativa através de comparações entre a resposta real que a rede produziu e a resposta esperada. O treinamento é dito finalizado quando os valores de saída da rede estiverem próximos a saída desejada.

Para o treinamento supervisionado, devem ser fornecidos tanto os dados de entrada como a saída desejada da rede, de modo a preconizar o que se quer obter como resposta. Quando os valores de entrada se apresentam para a rede de modo completo, obtêm-se uma época de aprendizado, o que corresponde analogamente a um ciclo de aprendizado. Logo, a variável época no algoritmo tem o objetivo de contabilizar quantos ciclos de aprendizagem serão necessários para apresentar todas as amostras no processo de ajuste dos pesos até determinar o peso ideal para a rede. (PESTANA, 2017, p. 42).

A maioria das aplicações de redes neurais artificiais usa treinamento em rede *perceptron* de múltiplas camadas com algoritmo *backpropagation*. Uma típica rede *perceptron* de múltiplas camadas (vide Figura 16) é construída com camadas de neurônios, onde cada neurônio em uma camada realiza a soma de suas entradas ( $x$ ) que são passadas por uma função de ativação ( $s$ ) produzindo a saída ( $y$ ), conforme exposto na Equação 14.

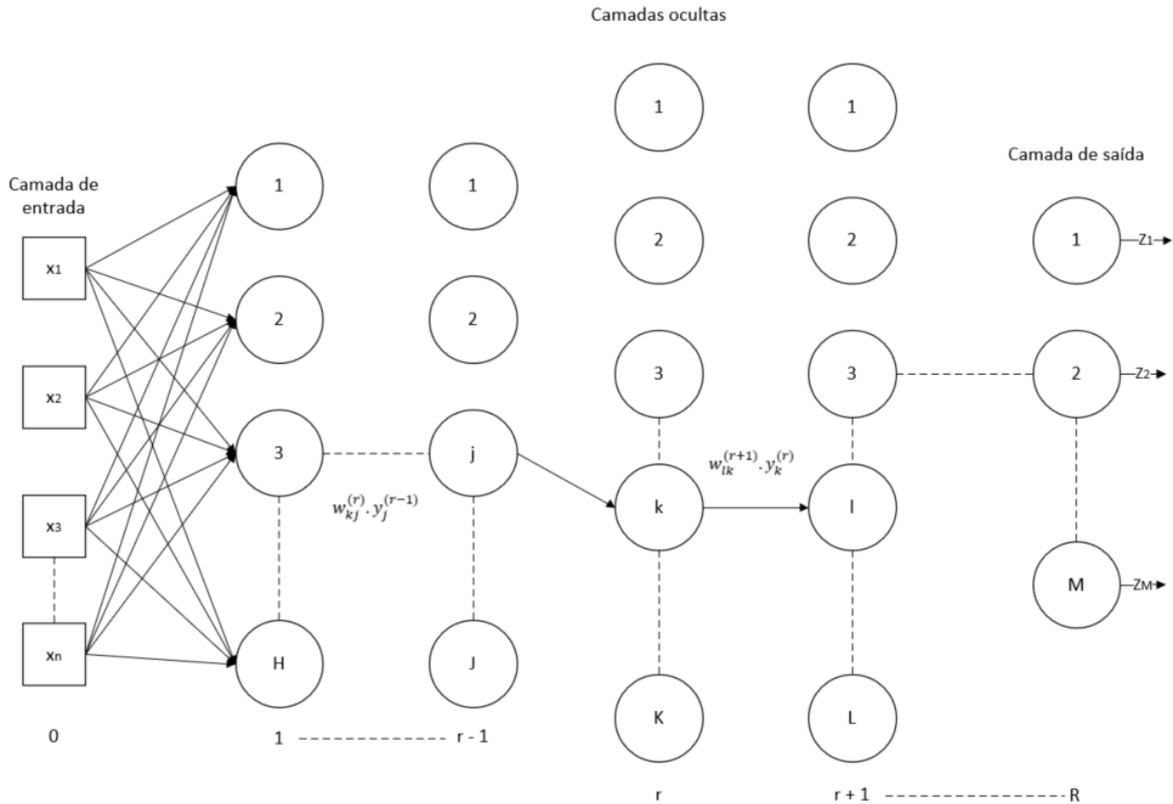
### 2.7.2.3 Algoritmo *backpropagation*

Conforme já abordado sobre as redes PMC's, para essas pode-se usar o algoritmo *backpropagation* ou propagação reversa. É utilizado para aplicações sucessivas de duas fases bem específicas. É necessária uma supervisão na fase de treinamento dos dados de modo a reduzir os erros atuando no ajuste dos pesos sinápticos, onde a fase de propagação adiante ou *forward* é a primeira das duas fases propostas nesse algoritmo, que consiste em propagar os sinais de entrada  $[x_1, x_2, \dots, x_n]$  camada por camada até a saída da rede, sem que haja alteração nos pesos sinápticos. Em função dos valores de erros, aplica-se em seguida a segunda fase do método *backpropagation*, denominado propagação reversa ou *backward*, e nessa fase é onde ocorrem os ajustes nos pesos sinápticos e os limiares de todos os neurônios da rede são executados.

As aplicações sucessivas das fases *forward* e *backward* fazem com que os pesos sinápticos e limiares dos neurônios se ajustem automaticamente em cada interação, implicando-se na gradativa diminuição da soma dos erros produzidos pelas respostas da rede frente às desejadas, segundo Silva, Spatti e Salvino (2010, p. 95), onde como já mencionada, cada

interação corresponde a uma “época”. Na Figura 17 pode-se observar a arquitetura de uma PMC em sua fase *forward*.

Figura 17 – Fase *forward* do processo de treinamento de uma rede multicamadas



Fonte – Baseado em Silva, Spatti e Flauzino (2010)

Com base na Figura 17, pode-se representar o processo de treinamento da RNA com base nas equações 15 e 16.

$$u_m^{(r)}(i) = \sum_{n=0}^{n-1} w_{kj}^r(i) y_j^{r-1}(i) \quad (15)$$

$$y_n^{(r)} = g_n(u_m(i)) \quad (16)$$

Onde  $x_n$  são os  $i$ -ésimos sinais (vetores) de entrada,  $u(i)$  são os  $i$ -ésimos combinadores lineares e o  $y_j^{r-1}(i)$  representa o sinal funcional ou de saída da camada anterior a  $r$ ,  $y_k^r$  representa a saída do  $j$ -ésimo neurônio da camada  $r$  e  $g(\cdot)$  é a função de ativação, onde as vantagens pertinentes a escolha adequada da função de ativação, remetem em uma transição mais suave dos pesos.

O treinamento supervisionado deve apresentar para a rede o vetor  $d_m(i)$  que se tratam dos valores ou saídas que se deseja que a rede apresente ao fim do treinamento. Ao fim da fase *forward* calcula-se o sinal do erro  $e_m(i)$  entre a saída da rede  $z_m(i)$  e a resposta desejada  $d_m(i)$ , como pode ser observado na Equação 17.

$$e_m = d_m(i) - z_m(i) \quad (17)$$

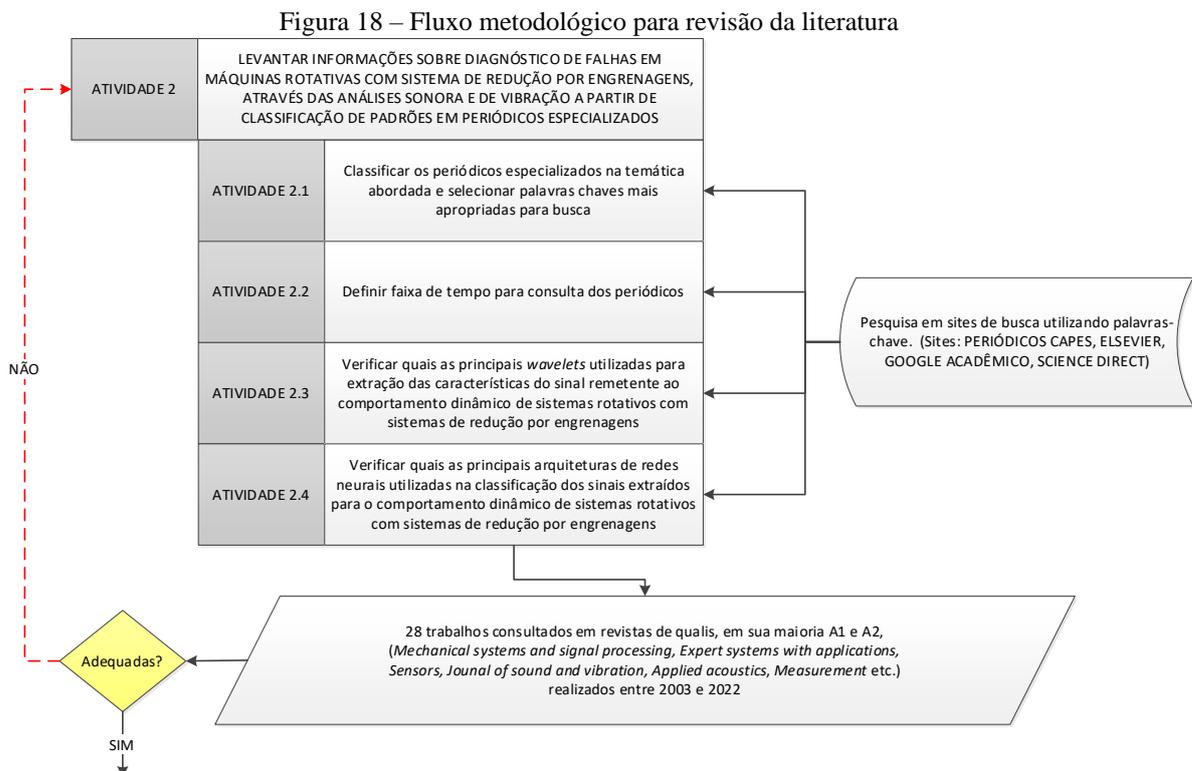
De acordo com os valores encontrados de erro, inicia-se a fase de propagação reversa (*backward*). Os pesos sinápticos passam por modificações, onde para isso é necessário seguir um conjunto de regras que envolvem determinar a derivada da função de ativação não-linear de cada neurônio (PESTANA, 2017, p. 45). A aprendizagem do algoritmo de retropropagação baseia-se na correção do erro quadrático. (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Nesta fase do treinamento o processo de modificações dos pesos sinápticos através da correção de erros é repetido até que as diferenças entre os erros das interações sejam próximas de zero, ou com erro aceitável pré-determinado pelo programador. Essas atualizações dos pesos sinápticos podem ser feitas de forma sequencial, depois de apresentar para rede cada exemplo do conjunto de treinamento ou esse ajuste de pesos é feito por lote, após a apresentação de cada época de treinamento. (PESTANA, 2017, p. 46).

### 3.0 REVISÃO DA LITERATURA

Para este Capítulo realizou-se uma revisão na literatura especializada no que diz respeito ao tratamento e classificação de sinais para diagnóstico de falhas em máquinas rotativas, tendo como principal foco a análise sonora, mas também realizou-se a consulta em pesquisas onde se desenvolveram ensaios a partir da análise de vibração, devido à similaridade entre as técnicas. Para uma análise mais refinada das referências a serem abordadas a posteriori, selecionou-se trabalhos os quais envolviam análises de falha em sistemas engrenados, devido ao sistema a ser analisado no presente trabalho envolver o funcionamento de um conjunto de redução coroa sem-fim, o qual será o objeto de análise dinâmica quanto as condições de funcionamento impostas nessa pesquisa.

Nos *sites* de busca especializados realizou-se a procura de trabalhos a partir das seguintes palavras chaves: análise sonora, análise de vibração, *wavelet*, rede neural artificial, engrenagem, engrenagem coroa sem-fim e falha, seguindo o fluxo ilustrado na Figura 18.



Fonte – Autoria própria

Baydar e Ball (2003) utilizaram três tipos de *wavelet* contínua: *mexican hat*, *morlet* e *gabor-based*. Os melhores resultados para detecção das falhas no sistema de engrenamento

foram através da *gabor-based*, embora a *wavelet* de *morlet* tenha apresentado bons resultados, onde as falhas eram configuradas em rachadura e quebra do dente. Os sinais foram capturados através de análise de vibração e sonora, onde a medição de vibração foi através de um acelerômetro e de áudio a partir de um microfone. Os autores destacam a importância de manter o microfone a uma certa distância do par engrenado, tentando ao máximo simular o que aconteceria em condições reais de chão de fábrica, de modo a mitigar o risco. Embora ruídos ambientais adversos acústicos e intrusivos estivessem presentes, condições saudáveis e defeituosas eram distintamente identificáveis usando os sinais acústicos. Esse trabalho também traz como resultado que a análise de vibração ainda se mostrou superior para os modos de funcionamento avaliados, devido detectar os primeiros estágios de falha com mais precisão que a análise acústica.

Rafiee *et al.* (2007) exhibe um procedimento que reconhece experimentalmente falhas de engrenagens cilíndricas de dentes retos e rolamentos de esferas de um sistema típico de caixa de engrenagens, usando uma rede neural *perceptron* multicamada com algoritmo *backpropagation*. O vetor de características foi trabalhado pelo desvio padrão da *wavelet packet transform* com função *daubechies* em seu nível 4. As condições das engrenagens foram consideradas como caixa de engrenagens em condições normais de funcionamento e com falhas progressivas nos dentes até chegar em situação de quebra, no caso do rolamento foi apenas caracterizado como defeituoso. A técnica se mostrou viável para o diagnóstico das falhas por análise de vibração, reproduzindo uma acurácia de 100% da rede classificadora.

Li *et al.* (2007) utilizou a transformada contínua de *wavelet* com função ou *wavelet* mãe do tipo *haar* para realizar diagnóstico de falhas em engrenagem cilíndricas de dentes retos a partir da análise de vibração através de um acelerômetro montado na caixa de câmbio, e posteriormente os resultados são validados mediante uma comparação com os sinais processados com as funções de *morlet* e *mayer*. As falhas nos elementos foram as falhas de trincas por fadiga e quebra de dente. A aplicação foi bem sucedida da *wavelet haar*, mostrando que também é viável no diagnóstico de falhas em engrenagens retas.

Öztürk *et al.* (2008) apresentam o uso de um escalograma e sua variação de frequência média para a detecção e monitoramento de falhas por corrosão em engrenagens helicoidais. As vibrações reais das engrenagens são obtidas através de uma bancada de testes que reproduz o funcionamento de uma caixa de transmissão industrial de dois estágios, onde o sinal de vibração é detectado por acelerômetros localizados no mancal de rolamento do pinhão. Desgastes representando diferentes graus de severidade da falha são simuladas em algumas superfícies dos dentes. Os esquemas clássicos de processamento no domínio do tempo e da frequência são

empregados primeiramente para obter características gerais da vibração da engrenagem. A transformação contínua de *wavelet* na função *morlet* é então usada para obter um escalograma e sua variação de frequência média. Verificou-se que a presença de uma falha por pite não pode ser claramente revelada pelas representações no domínio do tempo e da frequência, a menos que a gravidade da falha seja alta. Por outro lado, o escalograma (e especialmente sua variação de frequência média) fornece indicações precoces de presença e progressão de falhas por corrosão nas engrenagens, mesmo quando a gravidade da falha é consideravelmente menor.

Halim *et al.* (2008) propõe uma nova técnica, a *time domain averaging across all scales* (TDAS), que combina a média síncrona do tempo e a transformada complexa de *wavelet* com função *morlet*, para extrair as formas de onda periódicas em diferentes escalas dos sinais de vibração ruidosos de engrenagens cilíndricas de dentes retos. A técnica limpa eficientemente o ruído e detecta falhas locais e distribuídas simultaneamente, os autores salientam uma análise mais atenta do sinal de vibração próximo à frequência de engrenamento, a qual revela a presença de falhas existentes nas engrenagens. A força da técnica reside na maneira como preserva as informações do domínio da frequência durante a execução da média e captura a parte determinística<sup>4</sup> do sinal periódico por um período, removendo a parte estocástica<sup>5</sup> de maneira eficiente. A média do domínio do tempo em todas as escalas remove com êxito o ruído do sinal e captura a dinâmica de um período deste. A presença de uma falha em qualquer engrenagem da caixa de engrenagens gera um pico na plotagem do TDAS. Um dente ausente produz um pico grande e um dente lascado produz um pico com outro pico lateral paralelo na frequência da engrenamento. Múltiplas falhas simultâneas na caixa de engrenagens podem ser identificadas observando os picos da plotagem do TDAS. Este método proposto foi avaliado com sucesso em uma plataforma de teste da planta piloto de funcionamento de um sistema engrenado.

Wu e Chan (2009) realizaram a análise sonora de um conjunto de engrenagens para avaliar uma técnica de diagnóstico de falhas. Uma técnica de transformada contínua de *wavelets* com função *morlet* combinada com uma seleção de características de espectro de energia é proposta para a análise de sinais de falha em um conjunto de engrenagens cilíndricas de dentes retos. Os sinais foram coletados através de um microfone como transdutor, posicionado próximo ao par engrenado com falhas. O conjunto de engrenagens é operado em 300, 600, 900, 1200 e 1500 rpm, onde sete condições de funcionamento são testadas, incluindo ausência de falha e engrenagens com falhas de quebra no dente. As técnicas de redes neurais artificiais,

---

<sup>4</sup> Parte do sinal cuja descrição física é completamente conhecida.

<sup>5</sup> Parte do sinal cuja origem ou comportamento são desconhecidos.

tanto usando redes neurais de probabilidade quanto redes convencionais com algoritmo *backpropagation*, são comparadas no sistema. Os resultados experimentais indicaram que a emissão sonora pode ser usada para monitorar a condição do sistema de transmissão e o método proposto alcançou uma taxa de reconhecimento de falhas de 98% na plataforma experimental do conjunto de engrenagens, onde na maioria dos casos a rede neural de probabilidade se mostrou com mais acurácia que a rede neural convencional.

Yang *et al.* (2009) apresentam a aplicação de uma nova técnica de análise tempo-frequência, o espectro de Hilbert baseado no *maximal overlap discrete wavelet packet transform* (MODWPT). Além disso, também é feita uma comparação com outra técnica, a *empirical mode decomposition* (EMD). Este método foi aplicado à análise dos dados de vibração de engrenagens cilíndricas de dentes retos, sendo o transdutor um acelerômetro triaxial posicionado no mancal de rolamento mais próximo ao pinhão, para as situações de funcionamento do sistema engrenado foram selecionadas três condições: com ausência de falha, com falha de trinca e com dentes quebrados, nas quais a falha de trinca é introduzida implementando a ranhura com *laser* na raiz do dente. O resultado da análise mostra que o espectro de Hilbert baseado no MODWPT produz melhores resultados que o EMD.

Rafiee *et al.* (2009) apresentam um sistema otimizado de identificação de falhas de engrenagens cilíndricas de dentes retos usando algoritmo genético (GA) para investigar os tipos de falhas de engrenagem usando redes neurais artificiais (RNA), a partir de sinais obtidos por análise de vibração. Para esse fim, dentes com desgaste leve, desgaste médio e fratura do dente de uma caixa de engrenagens cilíndricas de dentes retos foram selecionados para a condição de falha. Em seguida, desvio padrão dos coeficientes da *wavelet packet transform* (WPT) dos sinais de vibração considerados como o vetor de característica para fins de treinamento da RNA. Para melhorar o algoritmo, o GA foi explorado para otimizá-lo, a fim de determinar os melhores valores para " função mãe *wavelet* ", nível de decomposição e número de neurônios na camada oculta da rede, resultando em uma RNA de alta velocidade com uma estrutura de tamanho pequeno. Um sistema inteligente de identificação de falhas de engrenagem foi desenvolvido e implementado para identificar as falhas no dente, onde três parâmetros foram reconhecidos como de suma importância para serem otimizados usando GA, isto é, a ordem das funções de *wavelets* de *daubechies*, nível de decomposição e número de neurônios na camada oculta da RNA, que desempenham um papel fundamental no tamanho, desempenho e na solidez da rede.

Com base na transformada contínua de *wavelets* com função *morlet* e na distribuição de *Wigner-Ville* (WVD), Tang *et al.* (2010) apresentam um método de diagnóstico de falhas de turbinas eólicas. A transformada contínua de *wavelet* é empregada para filtrar ruídos espúrios

em sinais de vibração brutos, e a função *auto terms window* (ATW) é usada para suprimir os termos cruzados no WVD. No processo de remoção de ruído, a *wavelet* de *morlet*, cuja forma é semelhante aos sinais de choque mecânico, é escolhida para executar o CWT nos sinais de vibração brutos. O parâmetro de escala apropriado para o CWT é otimizado pelo método de validação cruzada. Um ATW baseado no espectro de distribuição *Smoothed Pseudo Wigner-Ville* (SPWVD) é considerado uma função de janela para suprimir os termos cruzados no WVD. Os dados experimentais foram coletados de uma caixa de engrenagens de turbinas eólicas, onde os sinais de vibração foram adquiridos continuamente por um acelerômetro montado na caixa de câmbio. Para simular a falha local da trinca, foi realizada uma ranhura com os parâmetros 3 mm de profundidade e 0,2 mm de largura na raiz de uma das engrenagens de entrada. O autor concluiu que a partir da aplicação dessa técnica os resultados indicam que o recurso de falha da caixa de engrenagens da turbina eólica é muito mais claro que o sinal original.

Belsak e Flaker (2010) abordam neste trabalho uma nova família de *wavelets* biortogonais, usadas para identificar falhas em uma caixa de engrenagens cilíndricas de dentes retos, onde estas foram submetidas a uma sobrecarga de torque constante e a técnica de medição utilizada foi a de análise de vibração, utilizando-se um acelerômetro como transdutor. As análises e métodos de detecção de falhas apresentados são baseados em sinais criados por uma engrenagem sem defeito e por uma engrenagem com uma rachadura na raiz do dente, causada por condições operacionais. Sendo assim, usando a transformada *wavelet* biortogonal, foi possível definir rapidamente as alterações e a presença de um dano, no nível de um dente individual.

Wang *et al.* (2010) utilizou da técnica *time synchronously averaged* (TSA) para sinais residuais como sinais de origem para análise devido sua menor sensibilidade à carga alternada. Uma abordagem que utiliza a transformada de *wavelet* contínua (CWT) com função *morlet* do sinal residual a partir de uma análise de vibração, onde foi utilizado um acelerômetro do tipo piezoelétrico como transdutor. As propriedades da curtose e valor de pico da amplitude média da transformada de *wavelet* contínua foram explorados como indicadores quantitativos de avanço de falha de engrenagem durante toda a vida útil da caixa de engrenagens helicoidais. Quanto as condições de funcionamento do sistema engrenado, foram aplicadas diferentes velocidade de rotação e cargas de modo a ocorrer a quebra parcial e total de dois e cinco dentes respectivamente. O mapa contínuo de transformação de *wavelets* do sinal residual pode localizar o dano da engrenagem efetivamente, mas é incapaz de avaliar quantitativamente o avanço da engrenagem. As estatísticas como curtose, média, variância, fator de forma e fator de crista, tanto do sinal residual quanto da média de amplitude da transformada de *wavelet*

contínua é sensível à carga ou insensível a falhas iniciais da engrenagem, portanto, não podem ser usados efetivamente como indicadores de crescimento de falha de engrenagem em condições de carga variáveis.

Saravanan e Ramachandran (2010) apresentam uma técnica de aplicação da transformada discreta de *wavelet* com função *daubechies* (db1 a db15) usada para extração de características do sinal. Para cada *wavelet* de *daubechies*, os recursos de *wavelet* são extraídos em diferentes níveis. Foram utilizadas engrenagens do tipo cônicas de dentes retos, onde o sinal de vibração é capturado, através de um acelerômetro piezoelétrico, para as seguintes condições: engrenagem cônica sem defeito, com ruptura do dente, com rachadura na raiz do dente e com desgaste da face dos dentes para várias condições de carga e lubrificação. Por fim, foram inseridos em um classificador, sendo esse uma rede neural artificial multicamadas *perceptron* com algoritmo *backpropagation*, onde a eficiência média geral de toda a classificação usando a rede foi encontrada em 95%.

Gao *et al.* (2011) propôs a aplicação do método *redundant second generation wavelet transform* com base no princípio da subdivisão interpolada, para diagnóstico de falhas em engrenagens planetárias de dentes retos, onde as anomalias diagnosticadas se configuram em abrasão na face do dente e remoção deste. Os comprimentos dos coeficientes de aproximação e de detalhe eram os mesmos dos originais, portanto o volume de dados era o dobro dos sinais originais, além disso, a característica de redundância de dados também garantiu o excelente efeito de análise do método. A análise dos dados dos sinais sonoros das falhas das engrenagens de grande porte em baixa velocidade no local validou a *redundant second generation wavelet transform* no processamento dos sinais de emissão acústica. Além disso, a análise ilustrou que o teste de emissão acústica poderia ser usado no diagnóstico de falhas de engrenagens pesadas de baixa velocidade *in loco* e poderia ser um complemento significativo ao diagnóstico do teste de vibração.

Sanz *et al.* (2012) apresentam um algoritmo de vários estágios para o monitoramento dinâmico de condições de uma engrenagem cilíndrica de dentes retos a partir da análise de vibração, onde a falha aplicada foi um dente danificado. O algoritmo fornece informações referentes ao *status* da engrenagem (falha ou condição normal) e estima a condição da integridade do engrenamento por rotação do eixo, caso seja detectada alguma anormalidade a partir de um monitoramento *on-line*. Na metodologia proposta, a primeira fase se configura na extração das características necessárias do sinal pela transformada discreta de *wavelet* com função *daubechies* nível 8, que serve por si só como uma ferramenta de diagnóstico de falhas e como pré-processador para uma segunda fase na qual a gravidade da falha é estimada. Os dados

supramencionados obtidos a partir da *wavelet*, os quais configuram condições de anomalia do par engrenado são usados como entrada para uma rede neural artificial multicamadas *perceptron* com algoritmo *backpropagation*, treinada de modo a rastrear *on-line* a gravidade da falha. O valor total médio do erro com relação ao treinamento da rede é inferior a 0,09%, esses valores estão próximos o suficiente para afirmar que a abordagem proposta generaliza bem e pode ser usada como uma ferramenta para rastrear a evolução da redução da integridade do sistema engrenado, que é um indicador direto do progresso dos danos.

Omar e Gaouda (2012) propõem uma nova técnica baseada em *wavelets* com função *daubechies* para detectar e localizar defeitos nos dentes de engrenagem cilíndricas de dentes retos em vários estágios de funcionamento em uma bancada de testes. A técnica proposta utiliza um processo de janelas dinâmicas ao analisar os sinais de vibração da caixa de engrenagens no domínio da *wavelet*. Os dados das engrenagens boas e rachadas são coletados usando o *software* de aquisição de dados e análise de sinais, onde se aplicou uma variação de velocidades de rotação e cargas impostas ao sistema. Um acelerômetro piezoelétrico é selecionado por sua ampla faixa dinâmica e alta frequência de ressonância com uma sensibilidade de 104 mV/g. O acelerômetro é montado na direção da linha de ação da engrenagem para captar o sinal vibracional apenas ao longo da linha de ação. O presente trabalho traz um método para escolha da melhor *wavelet* mãe a ser empregada no sistema em análise, de modo a definir os parâmetros ideais da janela a partir de um monitoramento *on-line*. Uma técnica dinâmica inovadora para monitoramento de danos à engrenagem, baseada na análise multi-resolução da *wavelet*, é apresentado. Os coeficientes máximos da *wavelet* localizados como processamento de dados através da janela dinâmica de *kaiser* mostram recursos claros que são usados para medir a gravidade dos danos nos dentes da engrenagem e definir sua localização. O pico do valor máximo dos coeficientes e sua localização são coletados para vários ciclos consecutivos de transmissão e avaliados em relação aos valores de referência. Os parâmetros de janelas e a *wavelet* mãe foram bem selecionados enquanto a máquina está em funcionamento. Os parâmetros otimizados foram então utilizados *on-line* para detectar danos em estágio inicial em condições diversas de funcionamento do sistema engrenado.

Khazae *et al.* (2013) escolheram engrenagens do tipo planetária de dentes retos para análise, onde esta foi configurada em quatro estágios de falha, desde fissuras até a degradação do dente. Realizou-se a análise de vibração e acústica em simultaneidade, onde os transdutores utilizados foram um acelerômetro e um microfone que abrange a faixa de frequência de 20 a 20.000 Hz. As características dos sinais foram extraídas a partir da transformada discreta de *wavelet* até o coeficiente de aproximação e detalhe no nível 3, e os dados foram classificados

através de uma rede neural artificial, sem especificar o tipo da *wavelet* e o algoritmo utilizado para a rede. Nesta pesquisa não foi seguido o método clássico, houve uma fusão dos dados coletados (acústico e vibrações) com vistas a realizar o diagnóstico através do treinamento da rede. Foram coletadas 60 amostras para cada tipo de funcionamento, onde 45 dessas foram utilizadas para treinar a rede e 15 para teste. Sendo assim, os dados de fusão configuram a soma dos dois. A precisão de classificação foi mais alta quanto aos sinais acústicos. Usando recursos de fusão de ambos os dois sinais, a acurácia da rede de 98,6% foi obtida para os dados de teste que mostram a qualidade e a capacidade da fusão de dados na detecção e classificação inteligente de falhas. Além disso, os resultados mostram que o recurso fundido aumenta a precisão em mais de 10%.

Yan *et al.* (2014) fornece uma revisão sobre a utilização de *wavelets* como uma ferramenta poderosa para análise de sinais com o objetivo do diagnóstico de falhas em máquinas rotativas. Foram consultados trabalhos dos últimos 10 anos (2004–2014) com base nas quatro seguintes categorias: diagnóstico de falhas com base no transformada contínua de *wavelet*, transformada discreta de *wavelet*, *wavelet packet transform* (WPT) e *secong generation wavelet transform* (SGWT). Além disso, algumas novas tendências de pesquisa, como *wavelet finite element method* (WFEM), *dual-tree complex wavelet* (DT-CWT), seleção de *wavelets*, *design* de *wavelets* e *multi-wavelet*, que ajudam a melhorar a eficácia de diagnóstico de falhas em máquinas rotativas também foram encontradas.

Waqar e Demetgul (2016) fizeram uso de uma rede neural multicamadas *perceptron*, com algoritmo *backpropagation*, onde um módulo de aquisição de dados foi usado para coletar sinais brutos de vibração e som, além da realização de outros ensaios, sendo esses a análise de óleo e Termografia. Os dados dos sinais foram pré-processados, tomando a média dos dados brutos e subtraindo-os do sinal bruto original, resultando em um sinal muito mais refinado. Após a conversão para domínio da frequência usando a FFT, os dados foram usados para extração de características, mediante a disposição das frequências de engrenamento e seus harmônicos. Os estados de anomalia analisados para o par de engrenagens do tipo helicoidal foram: variação da velocidade de rotação, do nível de óleo e remoção de material da superfície de um dos dentes na região do diâmetro primitivo. Cada experimento foi repetido 10 vezes, resultando em um total de 160 experimentos, para avaliar o desempenho do sistema desenvolvido. Utilizou-se um microfone capaz de captar sinais sonoros em uma faixa de frequência de 6 a 20 kHz, os dados de vibração e som foram coletados em duas velocidades de operação diferentes (1440 rpm e 1920 rpm) e 4 diferentes níveis de óleo (0 ml, 20 ml, 50 ml e 100 ml). O desempenho de treinamento da rede foi examinado para diferentes valores de taxa

de aprendizagem, onde o melhor desempenho da rede foi de 99,78%, observado quando o valor da taxa de aprendizado foi fixado em 0,7.

Heydarzadeh *et al.* (2016) utilizaram redes neurais de aprendizado profundo (*deep neural network–DNN*) para diagnosticar cinco níveis de carga, onde o objeto de análise é uma caixa de engrenagens cilíndricas de dentes helicoidais aplicadas a três técnicas de monitoramento, sendo essas: análises de vibração, acústica e torque. A transformada discreta de *wavelet* (DWT) é usada para fornecer os recursos iniciais como entradas da rede. Um equipamento de teste baseado em um eixo de um motor de indução conectado a uma engrenagem helicoidal de estágio único foi construído para validação do método proposto. Uma rede neural de aprendizado profundo (DNN) é do tipo *perceptron* multicamada convencional com algoritmo *backpropagation*. O sistema de instrumentação consiste, basicamente, de um acelerômetro montado na caixa de transmissão na região mais próxima da coroa e um sensor de torque colocado entre o motor e o pinhão. Além disso, um microfone posicionado próximo ao acelerômetro. Após embaralhar amostras de cada conjunto de dados, 70% das amostras de recursos são reservadas para treinamento e validação, e os 30% são usados para testar o desempenho da rede. As análises de vibração, de acordo com o classificador, foram as que obtiveram melhor acurácia, mas a análise acústica ficou bem próxima (97,31%-93,24%, respectivamente).

Chuan Li *et al.* (2016) propôs a fusão de sinais acústicos e vibratórios como uma ferramenta de diagnóstico de falhas para caixas de engrenagens usando uma *deep random forest fusion* (DRFF). As características sensíveis a falhas de tais sinais são extraídas usando os parâmetros estatísticos do *wavelet packet transform* (WPT) com função ou *wavelet* mãe do tipo *daubechies* de ordem 5 e aprendizado profundo com *deep Boltzmann machines* (DBMs). Para validar a eficácia do método proposto, realizou-se experimentos em uma caixa de engrenagens do tipo helicoidal, onde a velocidade do motor é controlada por um inversor de frequência. O eixo de saída é conectado a uma carga de torque eletromagnético controlada que permite o ajuste manual. Os sinais acústicos e de vibração da caixa de engrenagens foram coletados por um microfone e um acelerômetro, respectivamente. A configuração experimental para os ensaios foi classificada em: condição de referência, três condições de carga diferentes e três entradas diferentes velocidades. O modelo DRFF produziu uma taxa de classificação de 97,68% para os experimentos de diagnóstico de falhas da caixa de engrenagens. Os autores concluíram que os métodos de aprendizado profundo exibem melhor desempenho que os de aprendizado superficial e os sinais sonoros e os sinais vibratórios têm sensibilidades semelhantes para os

recursos de falha, enquanto a aquisição de dados via acelerômetro se mostra melhor que por meio do microfone.

Glowacz (2018) apresenta um diagnóstico de falhas baseado nos sinais acústicos de um motor comutador. Cinco estados do motor foram considerados: motor de comutador saudável, com bobina de rotor quebrada, com bobinas de estator em curto, com dente quebrado na roda dentada e com trem de engrenagens danificado, onde as engrenagens utilizadas nesse sistema de transmissão são do tipo helicoidal. Um método de extração de características MSAF-15 MULTIEXPANDED-8-GROUPS (*Method of Selection of Amplitudes of Frequency Multiexpanded 8 Groups*) foi descrito e implementado, assim como métodos de classificação, como *nearest neighbour* (NN), *nearest mean* (NM), *self-organizing map* (SOM) e rede neural *perceptron* multicamadas com algoritmo *backpropagation* foram utilizados para análise acústica do motor do comutador. Os resultados tiveram uma boa taxa de reconhecimento, no que diz respeito ao dente quebrado da roda dentada e o trem de engrenagens danificado, foi obtida uma acurácia de 90-100% para os métodos de classificação empregados, onde a rede neural obteve uma acurácia de 91-99% para estas mesmas anomalias, mostrando que a análise sonora atrelada a técnicas de tratamento e classificação dos sinais podem ser úteis à detecção e diagnóstico de falhas para o sistema de engrenamento de um motor comutador.

Parey e Singh (2019) realizaram uma análise acústica para as condições de funcionamento de um par engrenado de dentes retos, essas condições se configuraram em: funcionamento em condições saudáveis, com um entalhe no dente e com o dente quebrado parcialmente. A priori, utilizou-se a técnica *independent angular re-sampling*, com o mesmo intuito conforme citado no trabalho explanado no parágrafo anterior. Os ensaios foram realizados em uma sala com tratamento acústico adequado, com o microfone posicionado à 20 cm da caixa de redução. Posteriormente utilizou-se transformada contínua de *wavelet* com função de *morlet*, gerando mapas de amplitude, e por último aplicou-se a técnica ANFIS (*Adaptive neuro fuzzy inference system*), a partir dos dados obtidos por *wavelet*, para detecção das condições de falha e saudável de funcionamento das engrenagens, 28 amostras foram utilizadas para treinar cada condição. A técnica se mostrou eficaz quanto a utilização da assinatura do sinal acústico no domínio do tempo e os resultados demonstraram que estes sinais associados à técnica de classificação ANFIS podem ser utilizados para diagnósticos das falhas abordadas.

Singh e Parey (2019) utilizaram a técnica *independente angular re-sampling* (IAR) empregada para converter sinais sonoros e de emissão sonora não estacionária no domínio do tempo em sinal quase-estacionário no domínio angular, para detecção de falhas em uma caixa

de engrenagens de dentes retos. Os sinais sonoros de domínio angular correspondem a 20 revoluções completas, onde foram então decompostos usando transformada contínua de *wavelet* (CWT) com função ou *wavelet*-mãe do tipo *morlet*. Os vetores da *wavelet* correspondentes aos sinais sonoros da caixa de engrenagens em que foram então alimentados diretamente para uma rede neural multicamadas *perceptron* treinada com algoritmo *backpropagation*, para uma comparação da precisão da classificação de falhas. Para validação e comparação dos resultados dos dados adquiridos por análise de som, utilizou-se um acelerômetro tri-axial para aquisição do sinal de vibração montado no alojamento do mancal do eixo de entrada da caixa de engrenagens. Posicionou-se um microfone a uma distância de 20 cm da caixa de câmbio para adquirir o sinal de som. Todos os sinais são registrados em ambiente com absorvedores acústicos e durante horas de silêncio, a fim de minimizar o ruído externo. As assinaturas de vibração e emissão sonora foram adquiridas sob quatro condições diferentes de integridade do sistema: pinhão saudável, com dente rachado, dente lascado e dente arrancado a uma velocidade constante programada de 20 Hz sem carga. A precisão do teste da rede neural para a análise de vibração variou entre 93,1% e 100%, quando os sinais de emissão de som foram analisados para diagnosticar a condição da caixa de transmissão, a precisão do teste da rede neural variou entre 96,6% e 100%. Embora os resultados obtidos a partir de uma análise dos sinais de vibração da caixa de engrenagens sejam satisfatórios, os resultados obtidos a partir da análise dos sinais de emissão sonora foram superiores. Portanto, pode-se concluir que os sinais de emissão sonora podem servir como uma alternativa aos sinais de vibração para diagnosticar a condição das engrenagens retas.

Ümütlü *et al.* (2020) avaliaram uma caixa de engrenagens do tipo coroa sem-fim por meio da análise de vibrações. Os autores converteram os sinais de vibração em imagens para avaliar defeitos de *pittings* nas superfícies dos dentes da coroa sem-fim. A profundidade dessas falhas, inseridas artificialmente, variou de 1-2 mm. A máquina funcionou em 4 estágios de funcionamento, a priori em uma condição saudável e posteriormente três condições de desgaste, de modo que até chegar na terceira condição o autor tornava o desgaste mais severo. Identificou-se que as vibrações no sentido radial são mais claras, quando verificado o sinal adquirido por meio do posicionamento do acelerômetro no sentido perpendicular ao eixo de rotação. Nos espectros de vibração detectou-se picos de amplitude em frequências mais altas, na medida em que se tornava mais severo os desgastes nos dentes. As imagens geradas traduziam a distribuição de energia do sinal para algumas frequências, no caso das falhas mais severas por exemplo, existiu uma coloração diferenciada para as altas frequências. Por meio da análise das imagens e o levantamento de dados estatísticos dos sinais de vibração (RMS, desvio padrão,

pico a pico, fator de crista, assimetria e curtose) no domínio da frequência, foi desenvolvida uma rede neural artificial do tipo *backpropagation* para a classificação dos padrões estabelecidos para cada condição de funcionamento a que o sistema engrenado foi imposto. A eficiência máxima calculada para a RNA foi de 96,96%.

Thamba *et al.* (2020) avaliaram problemas de lubrificação associados a desgastes nos dentes por meio de análise de vibrações em uma caixa de engrenagem do tipo coroa sem-fim. Para as condições de lubrificação, o sistema trabalhou com a caixa completa de óleo, com 50% e posteriormente 25% da quantidade de lubrificante total. Além da condição de funcionamento com lubrificação deficiente, falhas foram induzidas nos dentes da coroa sem-fim em quatro diferentes condições de severidade. Para filtrar o sinal de vibração, utilizou-se uma DWT, cuja *wavelet* mãe é a *Symlet*. Mediante o comportamento da frequência fundamental e suas bandas laterais no espectro de frequência, definiu-se padrões de funcionamento para o desenvolvimento e aplicação de uma rede neural artificial do tipo *backpropagation*, a qual chegou a uma eficiência de 93,3%.

Yu *et al.* (2020) propôs a fusão de dados de vibração e sonoros para realizar o diagnóstico de falhas em um sistema de engrenagens de dentes retos. Os tipos de funcionamento induzidos no sistema e tratam de variação da velocidade, sobrecarga por meio do uso de um freio magnético, desgastes leves e severos nos dentes. Aplicou-se a transformada complexa de *wavelet*, cuja *wavelet* mãe foi a de *Morlet*, para o tratamento dos sinais. Mediante os padrões de funcionamento identificados nos espectros, desenvolveu-se uma rede neural do tipo convolucional como classificador, de modo que sua eficiência máxima para o reconhecimento das falhas foi de 97,7% e sua eficiência global máxima foi de 95,9%.

Tang *et al.* (2022) realizou o monitoramento no funcionamento de uma caixa de redução composta por engrenagens helicoidais por meio de análise acústica e de imagens térmicas. Para o estudo acústico utilizou-se um microfone comercial omnidirecional de eletrônica integrada piezo-elétrico YG-201, de modo a enviar os sinais para o computador por meio de um sistema de aquisição de dados do tipo YE6232B. Para a aquisição de imagens térmicas se fez uso de uma câmera termográfica modelo FLIR ONE. Um smartfone foi utilizado também para captura das imagens térmicas (integrado com a câmera), assim como aquisição de som (áudio dos vídeos). As falhas inseridas no sistema engrenado foi quebra de dente, degradação do óleo lubrificante fazendo uso de lubrificante de baixa viscosidade e ausência de lubrificação. Como classificador utilizou-se uma rede neural convolucional de duplo canal que atingiu eficiência de 99,39%, onde aplicou-se compressão nos sinais e imagens térmicas para posterior inserção como dados de entrada na rede.

Karabak *et al.* (2022) realizaram uma análise de funcionamento de um redutor do tipo coroa sem-fim, variando a velocidade de rotação e o carregamento, assim como a inserção de falhas artificiais, sendo essas: desgastes no dente, *pittings* e dente arrancado. Como técnicas preditivas se fez uso de análise de vibração, análise de som e Termografia. Para a medição de vibração utilizou-se um sensor PCB ICP modelo 352C03, o microfone foi um condensador omnidirecional Bohringer ECM8000 operando em *phantom power* e para as imagens térmicas utilizou-se um termovisor Testo 880. Para extração das características dos sinais se fez uso de recursos estatísticos (variância, média, curtose, assimetria e desvio padrão), assim como se fez uso de da análise do espectro de potência (PSD). Para a análise térmica avaliou-se apenas os valores máximos, mínimos e médios de temperatura. Os métodos classificadores aplicados foram rede neural artificial e *support vector machine*, onde respectivamente apresentaram uma eficiência de 99,2 e 98,7%.

O Quadro 8 reproduz de forma resumida as informações mais importantes levantadas pelos autores mencionados nesse Capítulo.

Quadro 8 – Resumo da busca de artigos sobre diagnóstico de falhas a partir das análises sonoras e de vibração nos periódicos consultados

<b>Autor (ano)</b>	<b>Objeto de estudo</b>	<b>Técnica de análise</b>	<b>Anomalia avaliada</b>	<b>Técnicas para extração de características do sinal</b>	<b>Técnica de classificação dos dados</b>	<b>Eficiência global da RNA</b>
<b>Baydar e Ball (2003)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes helicoidais	Análise sonora e análise de vibração	Rachadura e quebra do dente	Transformada contínua de <i>wavelet</i>	–	–
<b>Refiee et al. (2007)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes retos e rolamentos de esferas	Análise de vibração	Desgaste progressivo e arranchamento do dente	<i>Wavelet packet transform (WPT)</i>	Rede neural multicamadas <i>perceptron</i> com algoritmo <i>backpropagation</i>	100%
<b>Li et al. (2007)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes retos	Análise de vibração	Falha de trinca por fadiga e quebra do dente	Transformada contínua de <i>wavelet</i>	–	–
<b>Öztürk et al. (2008)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes helicoidais	Análise de vibração	Desgaste progressivo na superfície dos dentes (pites)	Transformada contínua de <i>wavelet</i> (CWT)	–	–
<b>Halim et al. (2008)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes retos	Análise de vibração	Lasca e quebra do dente	<i>time domain averaging across all scales</i> (TDAS) + transformada complexa de <i>wavelet</i>	–	–
<b>Wu e Chan (2009)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes retos	Análise sonora	Variação da velocidade de rotação e quebra do dente	Transformada contínua de <i>wavelet</i> (CWT)	Rede neural multicamadas <i>perceptron</i> com algoritmo <i>backpropagation</i> e Rede neural de probabilidade com algoritmo <i>backpropagation</i>	98%
<b>Yang et al. (2009)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes retos	Análise de vibração	Ranhura na raiz e quebra do dente	Espectro de Hilbert + <i>maximal overlap discrete wavelet packet transform</i> (MODWPT)	–	–
<b>Rafiee et al. (2009)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes retos	Análise de vibração	Desgaste e fratura no dente	<i>Wavelet packet transform (WPT)</i> + Algoritmo Genético (GA)	Algoritmo Genético (GA) + Rede neural multicamadas <i>perceptron</i> com algoritmo <i>backpropagation</i>	100%
<b>Tang et al. (2010)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes retos	Análise de vibração	Ranhura na raiz do dente	Transformada contínua de <i>wavelet</i> (CWT) + distribuição de <i>Wigner–Ville</i> (WVD)	–	–
<b>Belsak e Flasker (2010)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes retos	Análise de vibração	Carga de torque	<i>Wavelets</i> biortogonais	–	–
<b>Wang et al. (2010)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes helicoidais	Análise de vibração	Carga de torque	Tranformada discreta de <i>wavelet</i> (DWT) + <i>time synchronously averaged</i> (TSA)	–	–

<b>Autor (ano)</b>	<b>Objeto de estudo</b>	<b>Técnica de análise</b>	<b>Anomalia avaliada</b>	<b>Técnicas para extração de características do sinal</b>	<b>Técnica de classificação dos dados</b>	<b>Eficiência global da RNA</b>
<b>Saravanan e Ramachandran (2010)</b>	Engrenagens cônicas de dentes retos	Análise de vibração	Ruptura do dente, rachadura na raiz do dente e desgaste da face dos dentes para várias condições de carga e lubrificação	Transformada discreta de <i>wavelet</i> (DWT)	Rede neural multicamadas <i>perceptron</i> com algoritmo <i>backpropagation</i>	95%
<b>Gao et al. (2011)</b>	Engrenagem planetária de dentes retos	Emissão acústica	Abrasão na face do dente e remoção do dente	<i>Redundant second generation wavelet transform</i> com base no princípio da subdivisão interpolada	–	–
<b>Sanzs et al. (2012)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes retos	Análise de vibração	Dente danificado	Transformada discreta de <i>wavelet</i> (DWT)	Rede neural multicamadas <i>perceptron</i> com algoritmo <i>backpropagation</i>	97~99%
<b>Omar e Gaouda (2012)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes retos	Análise de vibração	Carga de torque e variação da velocidade de rotação	Análise multi-resolução da <i>wavelet</i> (WMRA)	–	–
<b>Khazaei et al. (2013)</b>	Engrenagem planetária de dentes retos	Análise sonora e análise de vibração	Varição de estágio de fissuras no dente e degradação do dente	Transformada discreta de <i>wavelet</i> (DWT)	Rede neural artificial	88,4% (som) 86,9% (vibração)
<b>Yan et al. (2014)<sup>6</sup></b>	Máquinas rotativas	–	–	Transformadas contínua e discreta de <i>wavelet</i> , WPT, SGWT, WFEM, seleção de <i>wavelets</i> , <i>design</i> de <i>wavelets</i> e <i>multi-wavelet</i> ,	–	–
<b>Waqar e Demetgul (2016)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes helicoidais	Análise sonora + análise de vibração + análise de óleo + Termografia	Varição da velocidade de rotação, alteração no nível de óleo lubrificante e desgaste na região do diâmetro primitivo do dente	<i>Fast fourier transform</i> (FFT) e análise estatística	Rede neural multicamadas <i>perceptron</i> com algoritmo <i>backpropagation</i>	94,24%
<b>Heydarzadeh et al. (2016)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes helicoidais	Análise sonora + análise de vibração	Carga de torque	Transformada discreta de <i>wavelet</i> (DWT)	Rede neural profunda multicamadas <i>perceptron</i> com algoritmo <i>backpropagation</i>	95,9%
<b>Chuan Li et al. (2016)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes helicoidais	Análise sonora + análise de vibração	Carga de torque e variação da velocidade de rotação	<i>wavelet packet transform</i> (WPT)	<i>deep random forest fusion</i> (DRFF)	97,68%

<sup>6</sup> Review (2004-2014) sobre técnicas aplicadas em sistemas rotativos.

<b>Autor (ano)</b>	<b>Objeto de estudo</b>	<b>Técnica de análise</b>	<b>Anomalia avaliada</b>	<b>Técnicas para extração de características do sinal</b>	<b>Técnica de classificação dos dados</b>	<b>Eficiência global da RNA</b>
<b>Singh e Parey (2017)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes retos	Análise de vibração e análise sonora	Rachadura, quebra parcial do dente e quebra total do dente	<i>Independent angular re-sampling</i> e transformada contínua de <i>wavelet</i> (CWT)	Rede neural multicamadas <i>perceptron</i> com algoritmo <i>backpropagation</i> <i>Nearest neighbour, nearest mean, self-organizing map</i> e modelos de mitura Gaussiana	93,1~100%
<b>Glowacz (2018)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes helicoidais	Análise sonora	Dente quebrado e trem de transmissão danificado	<i>Method of Selection of Amplitudes of Frequency Multiexpanded 8 Groups</i>	<i>Adaptive neuro fuzzy inference system</i>	–
<b>Parey e Singh (2019)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes retos	Análise sonora	Entalhe e quebra do dente	<i>Independent angular re-sampling</i> e Transformada contínua de <i>wavelet</i> (CWT)	<i>Adaptive neuro fuzzy inference system</i>	–
<b>Ümütlü et al. (2020)</b>	Engrenagem coroa sem-fim	Análise de vibração	Desgastes nas superfícies dos dentes (simulando <i>pittings</i> )	Transformada discreta de <i>wavelet</i> (DWT)	Rede neural multicamadas <i>perceptron</i> com algoritmo <i>backpropagation</i>	96,96%
<b>Thamba et al. (2020)</b>	Engrenagem coroa sem-fim	Análise de vibração	Remoção parcial dos dentes	Extração de dados estatísticos	Rede neural multicamadas <i>perceptron</i> com algoritmo <i>backpropagation</i>	93,3%
<b>Yu et al. (2020)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes retos	Análise de vibração e análise sonora	Lubrificação parcial e remoção parcial e total dos dentes	Transformada complexa de <i>wavelet</i>	Rede neural convolucional	97,7%
<b>Tang et al. (2022)</b>	Engrenagens cilíndricas de dentes helicoidais	Análise térmica e sonora	Quebra de dentes, degradação do lubrificante e ausência de lubrificação	Compressão das medições	Rede neural convolucional de duplo canal	99,39%
<b>Karabacak et al. (2022)</b>	Engrenagem coroa sem-fim	Análise sonora + análise de vibração + Termografia	Variação de velocidade, variação de sobrecarga, desgaste no dente, quebra do dente e <i>pittings</i>	Extração de dados estatísticos e densidade do espectro de potência (PSD)	Rede neural artificial e <i>support vector machine</i>	99,2%
<b>Oliveira Neto (2023)</b>	Engrenagem coroa sem-fim	Análise sonora	Grau de severidade de sobrecarga, desalinhamento e desbalanceamento	Análise multi-resolução da <i>wavelet</i> (WMRA) + Espectro de potência <i>wavelet</i> + Extração de dados estatísticos	Rede neural multicamadas <i>perceptron</i> com algoritmo <i>backpropagation</i>	99,7%

Fonte – Autoria própria

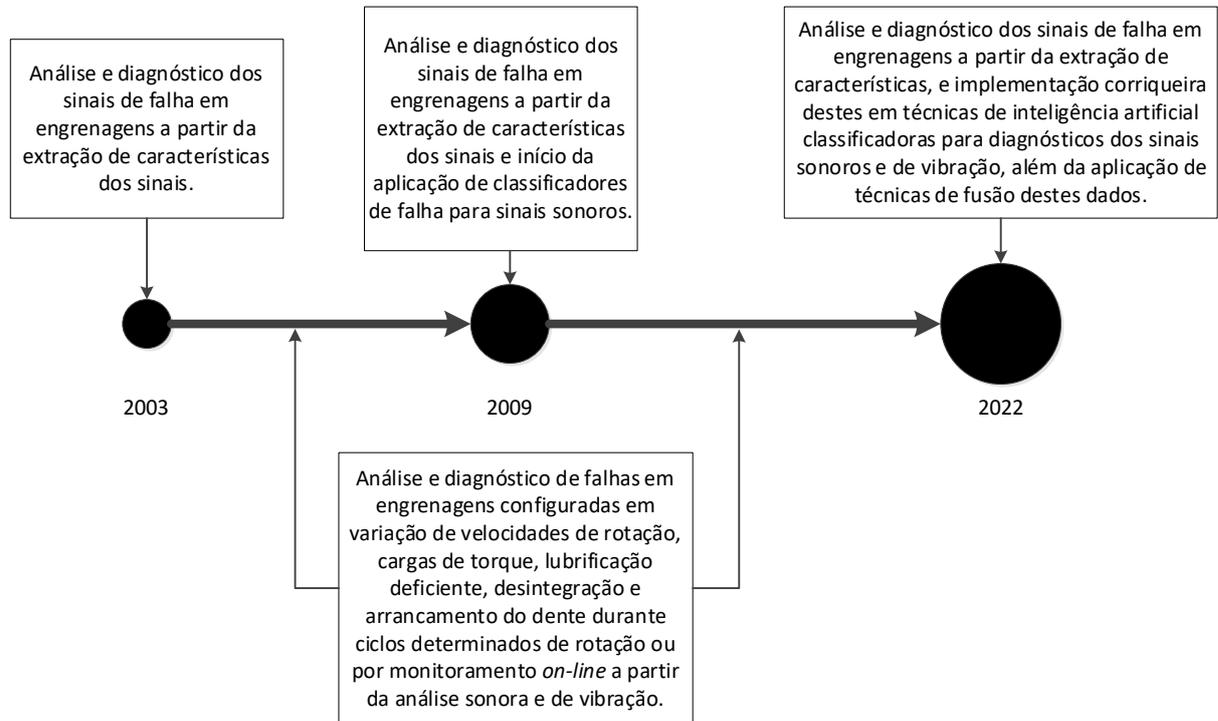
Mediante o exposto no Quadro 8, é notória a evolução da técnica do diagnóstico de falhas em máquinas rotativas com sistemas engrenados nos últimos 18 anos. Antes se analisava o sinal apenas de forma estacionária e em seu estado bruto, onde uma das técnicas mais difundidas para essa análise era a FFT. Posteriormente, filtros começaram a ser utilizados de modo a facilitar a extração das características quanto ao comportamento dinâmico da máquina, pertinentes ao diagnóstico do sistema de uma forma geral, seja em condição saudável ou pela presença de alguma anomalia. A partir da revisão da literatura, constatou-se que a transformada de *wavelet* vem se firmando como uma técnica de bom uso em diagnóstico de falhas de engrenagens. Observou-se também, para análise de falhas em sistemas engrenados, o emprego na maioria dos casos das funções *dabeuchies* e *morlet*, desde de 2009 até os tempos atuais.

Além da extração das principais características do sinal, estão sendo implementados métodos classificadores de falhas a partir de técnicas de inteligência artificial para o diagnóstico mais rápido e eficaz das condições dos sinais, sendo a rede neural *perceptron* multicamadas com algoritmo *backpropagation* ainda uma das mais utilizadas na análise do comportamento dinâmico de máquina rotativas que fazem uso de sistema de redução por engrenagem, o que repercute em ações aplicáveis a modelos de manutenção prescritiva.

Outro fator importante constatado, foi que as evoluções das técnicas de diagnóstico de falha por análise sonora ocorrem simultaneamente à análise de vibração devido à similaridade dos sinais coletados, onde a segunda ainda se mostra mais eficiente. A análise sonora se configura como uma técnica de custo menos oneroso, e a coleta dos dados ocorre de modo não invasivo, ao contrário do que acontece quando se utiliza um acelerômetro, então as ondas sonoras vibracionais atuam em um meio com interferências, sendo uma dessas e sempre presente: o ar. Com relação as engrenagens, nota-se que as falhas são bem evidenciadas nas frequências de engrenamento e na frequência de rotação e seus harmônicos, sendo essa uma informação importante no momento da seleção do tipo da *wavelet*, assim como a função ou *wavelet* mãe mais apropriada ao sinal analisado. Para a seleção da função *wavelet* e o número de camadas da rede neural que mais se adequam aos sinais coletados, ambos os parâmetros dependem do comportamento dinâmico do sistema rotativo em análise. Nos últimos anos, evidenciou-se a utilização de ferramentas estatísticas para a extração de características particulares dos sinais, principalmente quando se trata de redutores do tipo coroa sem-fim, onde é mais dificultosa a localização da frequência de engrenamento em um espectro de frequência, conforme mencionado por Karabak *et al.* (2022), assim como a fusão de dados entre várias técnicas de predição como parâmetros de entrada em classificadores. Na linha do tempo exposta

na Figura 19 pode-se observar, de modo mais didático, a evolução da análise e diagnóstico de funcionamento de sistemas engrenados.

Figura 19 – Linha do tempo de evolução quanto à aplicação de técnicas para diagnósticos de falhas em engrenagens



Fonte – Autoria própria

## **4.0 METODOLOGIA**

Nesse capítulo serão abordados os procedimentos metodológicos empregados ao desenvolvimento da pesquisa, de forma gradativa e sistemática.

### **4.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA**

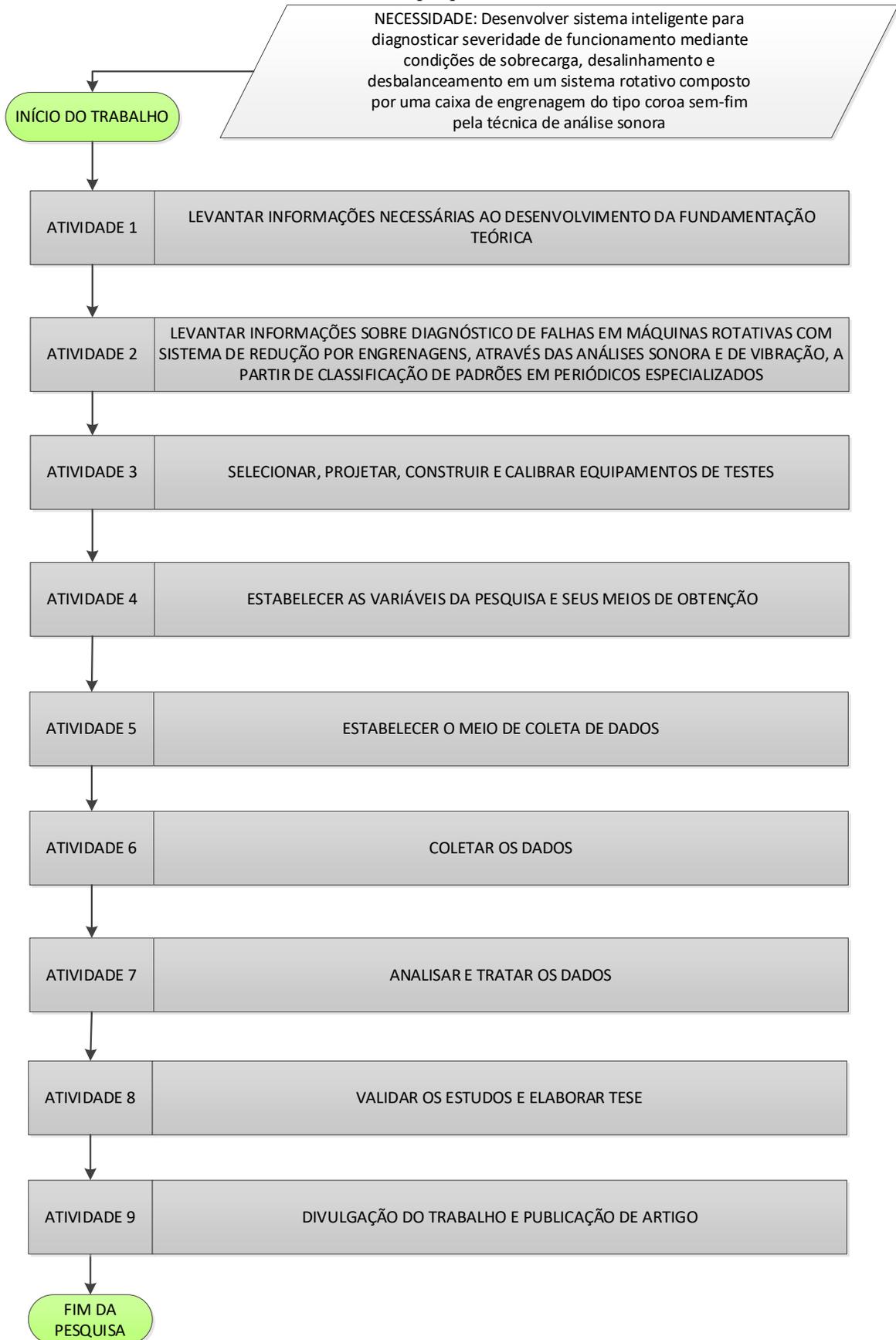
A natureza dessa pesquisa pode ser classificada como do tipo aplicada, pois buscou-se teorias, conhecimentos, métodos e técnicas nas comunidades de pesquisa acadêmica para um propósito específico, tendo em vista que esse tipo de pesquisa é útil para encontrar soluções de problemas. Neste caso, trata-se do desenvolvimento de um sistema inteligente para diagnóstico de severidade sobre más condições de funcionamento e suas prescrições. Por sua vez, quanto a forma de abordagem do problema, trata-se de uma pesquisa quantitativa, ou seja, as informações são expressas em valores numéricos, onde classifica-se e analisa-se para a obtenção dos resultados. Neste trabalho, serão coletados sinais sonoros durante o funcionamento de um sistema rotativo composto por um redutor do tipo coroa sem-fim em bom estado de funcionamento e sob condições de sobrecarga, desalinhamento e desbalanceamento.

Com relação aos objetivos da pesquisa, trata-se de uma pesquisa explicativa com o intuito de conectar as ideias para compreender as causas e efeitos dos fenômenos envolvidos. Neste caso, faz-se a análise do comportamento dos sinais sonoros, com o objeto de estudo em estado de condições de funcionamento aceitáveis e em estado de mau funcionamento. Com relação aos procedimentos técnicos, este estudo trata-se de uma pesquisa experimental. Isto se dá, visto que, a partir da determinação de um objeto de estudo, neste caso o redutor do tipo coroa sem-fim e os demais componentes do sistema rotativo, seleciona-se as variáveis pertinentes ao tipo de ensaio, suas formas de controle e observados os efeitos gerados. Além disso, caracteriza-se também como uma pesquisa bibliográfica, onde há a apuração de material já publicado, abrangendo a literatura especializada de uma forma geral.

### **4.2 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS**

Os procedimentos metodológicos básicos a serem utilizados no desenvolvimento da pesquisa, encontram-se expostos na Figura 20.

Figura 20 – Fluxograma metodológico das atividades a serem cumpridas ao longo do desenvolvimento da pesquisa



Fonte – Autoria própria

#### **4.2.1 Levantamento das informações para o embasamento teórico da pesquisa | ATIVIDADES 1 e 2**

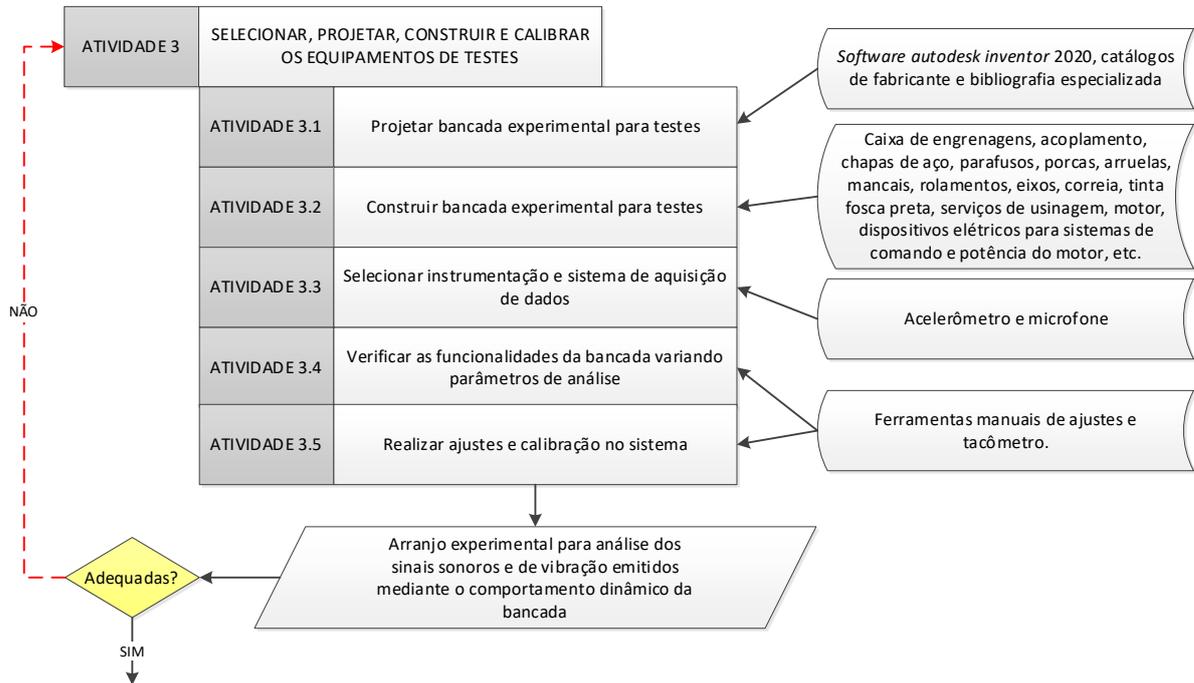
Para dar início ao desenvolvimento da pesquisa, se fez necessária a construção de um embasamento teórico sobre as questões abordadas para o atendimento das atividades que contemplam o objetivo principal desse trabalho. Nessa primeira atividade, buscou-se realizar uma ampla revisão envolvendo estudos sobre caixas de engrenagens do tipo coroa sem-fim, más condições de funcionamento em máquinas rotativas, tipos de manutenção, processamento de sinais, transformada de *wavelet*, modelos estatísticos aplicáveis para análise de sinais e redes neurais artificiais.

Em seguida, foram realizadas buscas de artigos especializados no tema da pesquisa, onde a priori estabeleceu-se as palavras chaves a serem utilizadas nas buscas e definiu-se os bancos de dados de busca mais apropriados. Em um primeiro momento teve-se como pré-requisito consultar trabalhos publicados nos últimos cinco anos, mas como foram encontradas poucas pesquisas para o período pré-estabelecido, abriu-se exceção para outras datas. Outro critério de seleção das pesquisas, foi que o periódico consultado deveria possuir um *qualis* relevante (A ou B), visando atestar a qualificação das informações fornecidas.

#### **4.2.2 Projeto, seleção, construção e calibração dos equipamentos de testes | ATIVIDADE 3**

Na ATIVIDADE 3 preocupou-se em projetar, selecionar, construir, calibrar e/ou ajustar os equipamentos de testes que permitam simular um sistema real por meio de uma bancada experimental (ex.: misturador industrial, transportadores, máquinas de elevação, etc.). Como pode-se observar na Figura 21, essa atividade se dividiu em 5 outras atividades.

Figura 21 – Fluxograma relativo à ATIVIDADE 3 da metodologia proposta para o desenvolvimento da pesquisa

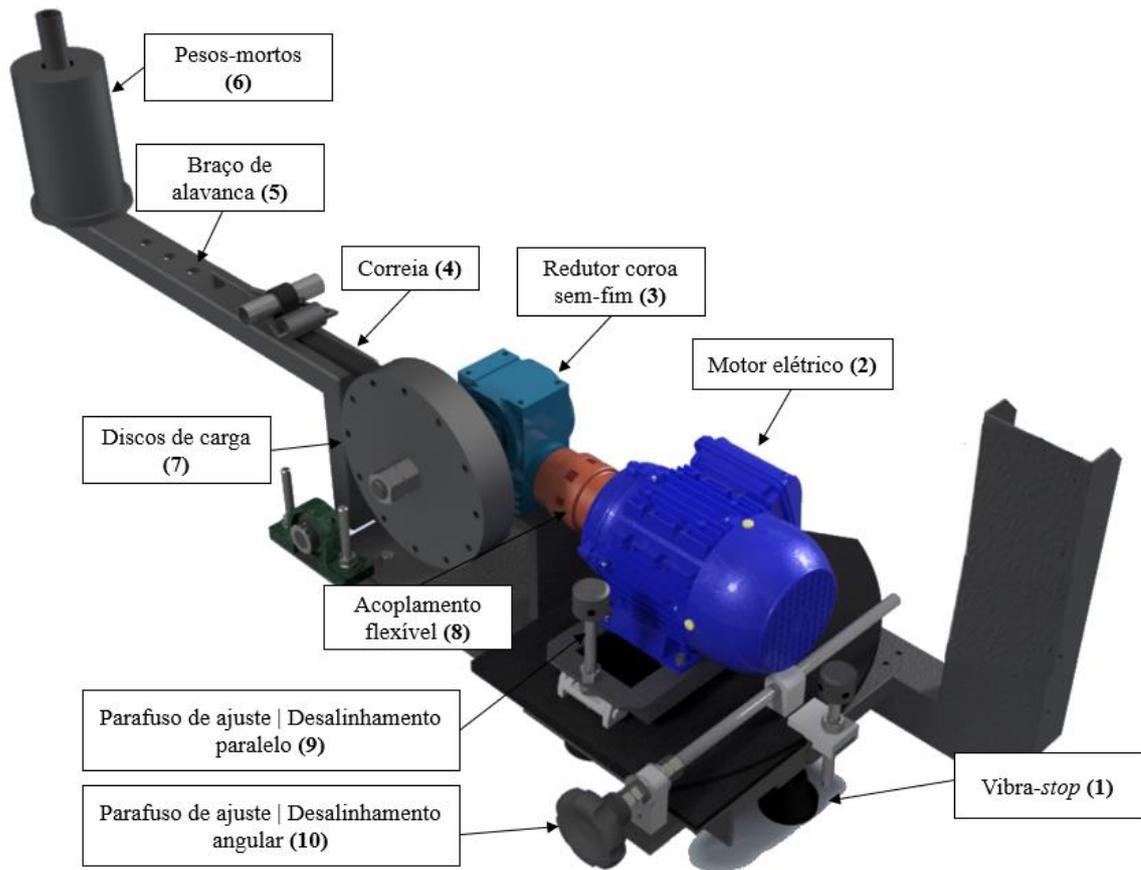


Fonte – Autoria própria

#### 4.2.2.1 Projeto e construção da bancada experimental | ATIVIDADES 3.1 e 3.2

Na ATIVIDADE 3.1 realizou-se o projeto de uma bancada experimental de acordo com as análises dinâmicas a serem realizadas. Utilizou-se o *software Autodesk Inventor 2020* para o desenho 3D e concepção da vista explodida da montagem entre as peças, assim como catálogos de fabricante e livros de elementos de máquina para seleção de componentes, tendo como prioridade o uso de peças de fácil aquisição no mercado local. Na Figura 22, pode-se observar o desenho 3D da concepção definida para o projeto do protótipo, incluindo os principais componentes do sistema. No Apêndice A expõe-se uma vista explodida do equipamento, assim como também a indicação e descrição sobre os seus principais componentes.

Figura 22 – Perspectiva 3D do projeto da bancada experimental e indicação de seus principais componentes



Fonte – Autoria própria

Para os ensaios a serem realizados, admitiu-se a análise de ocorrências de sobrecarga, desalinhamentos e desbalanceamentos para o funcionamento da bancada experimental. Para as situações de sobrecarga do sistema rotativo, conforme pode ser visualizado na Figura 22, adotou-se a utilização de um braço de alavanca acoplado ao eixo de saída do redutor por meio de uma correia flexível, de modo que a sobrecarga é evoluída pela inserção de pesos mortos sobre a extremidade da alavanca. Os desbalanceamentos serão simulados com a fixação de parafusos com porca e arruelas, bem como placas de aço carbono (massas descentralizadas) nos discos de carga. Projetou-se bases com mobilidade, de modo a promover desalinhamentos do tipo paralelo e misto. Com a movimentação manual de um parafuso de ajuste é possível promover um desalinhamento angular em até  $8^\circ$ . A simulação do desalinhamento paralelo dar-se pela movimentação vertical da plataforma do motor, podendo ser possível desalinhamentos em até 3 mm, também sendo controlado por meio de um parafuso de ajuste. A escolha de um acoplamento do tipo flexível, se deu justamente pela sua capacidade de absorver esses desalinhamentos sem danificar-se prematuramente.

Com base nessas especificações, selecionou-se os componentes disponíveis no mercado para a construção do protótipo de testes, que pode ser observado na Figura 23.

Figura 23 – Bancada experimental construída e outras vistas em detalhes



Fonte – Autoria própria

O Quadro 9 apresenta as especificações dos componentes usados na construção da bancada. Alguns elementos como o motor elétrico, fixadores, porcas, arruelas, mancal, rolamento e chapas metálicas, utilizou-se componentes disponíveis no Laboratório de Vibrações e Instrumentação (LVI) e Laboratório de Ergonomia e Engenharia de Segurança do Trabalho (LEEST), ambos pertencentes a Universidade Federal de Campina Grande (UFCG).

Quadro 9 – Detalhamento técnico dos itens utilizados na construção da bancada de testes

Numeração do componente	Descrição
1	Vibra-stops em material elastômero (350 kg de capacidade cada)
2	Motor elétrico trifásico WEG W22, potência de 0,5 cv
3	Redutor do tipo coroa sem-fim <sup>7</sup>
4	Correia flexível em V modelo 6PK0745
5	Braço de alavanca em aço SAE 1020 com comprimento total de 557 mm
6	Peso morto (arruela industrial, peso unitário ~ 1kg)
7	Discos de carga em aço carbono (peso unitário ~ 3kg)
8	Acoplamento flexível ( $\phi = 70$ mm)
9	Parafuso de ajuste em aço SAE 1020 ( $\phi = 11$ mm)
10	Parafuso de ajuste em aço carbono SAE 1020 ( $\phi = 12,7$ mm)

Fonte – Autoria própria

<sup>7</sup> Detalhes técnicos sobre o redutor utilizado no Apêndice C.

Antes da realização dos testes e aquisição de dados da bancada, foi necessário também a realização do aterramento, não só do motor, mas também da estrutura metálica da bancada, pois evidenciou-se a presença de tensão nela em algumas situações. Não só por constatar-se esse cenário indesejado, mas o aterramento se faz necessário conforme preconiza a NBR 10273 [Ensaio não destrutivo – Análise de vibrações – Requisitos para instrumentos de medição de severidade de vibração de máquinas], em que o usuário deve estar atento às condições de aterramento da máquina, de modo que as amplitudes da frequência da rede (60 Hz) e seus harmônicos não devem ser captados pelo transdutor responsável pela coleta dos sinais de vibração.

Seguindo as premissas da NBR 5410 [Instalações elétricas de baixa tensão], utilizou-se o aterramento do tipo TN-S<sup>8</sup>, onde os condutores neutro e terra são manipulados separadamente, pelo fato de ser o tipo de aterramento disponibilizado pela estrutura da edificação.

#### 4.2.2.2 Seleção da instrumentação para o sistema de aquisição de dados | ATIVIDADE 3.3

Nessa etapa, foi escolhido o sistema de aquisição de dados e transdutores responsáveis pela coleta dos sinais sonoros e de vibração, de modo que se aplicou a técnica de análise por vibração sob efeitos de validação/comparação com os resultados obtidos por meio de análise sonora. Tomando por base as preconizações da NBR 10273, para o diagnóstico de máquina, o instrumento de medição precisa ter uma boa resposta entre 3 a 1000 Hz. Utilizou-se o acelerômetro da ANALOG DEVICES modelo ADXL202 que abrange um intervalo de medição de 0.01 a 500 Hz, dependendo do tipo e disposição dos capacitores que sejam utilizados na montagem da placa, conforme exposto na folha de dados no Anexo I. Quanto a seleção do microfone para realização das análises sonoras, utilizou-se o modelo RTA-M da dbx, que abrange uma faixa de frequência de 20 até 20.000 Hz, o dispositivo é do tipo omni-direcional<sup>9</sup> com boa sensibilidade em toda a faixa de frequência. Mais informações técnicas sobre o dispositivo podem ser consultadas no Anexo II.

---

<sup>8</sup> O condutor **neutro e o condutor de proteção são distintos**, sendo o neutro aterrado logo na entrada e levado até a carga, em paralelo um outro condutor PE é utilizado como terra e é conectado à carcaça dos equipamentos.

<sup>9</sup> Capaz de captar bem o som em todas as direções.

#### 4.2.2.3 Testes e ajustes para funcionalidade da bancada experimental | ATIVIDADES 3.4 e 3.5

Nessa etapa, dar-se início aos testes de funcionalidade da bancada experimental. Realizou-se as medições das velocidades de entrada e saída dos eixos do redutor com um tacômetro de contato da minipa modelo MDT-2244B, conforme exposto no Tabela 2.

Tabela 2 – Frequências de rotação nos eixos de entrada e saída do redutor da bancada experimental

Frequência de rotação do motor (Hz)	Quantidade de discos	Eixo de entrada do redutor (rpm / Hz)	Eixo de saída do redutor (rpm / Hz)
30	3	1782 / 29,70	148 / 2,47
	2	1782 / 29,70	148,1 / 2,47
	1	1782 / 29,70	148,1 / 2,47

Fonte – Autoria própria

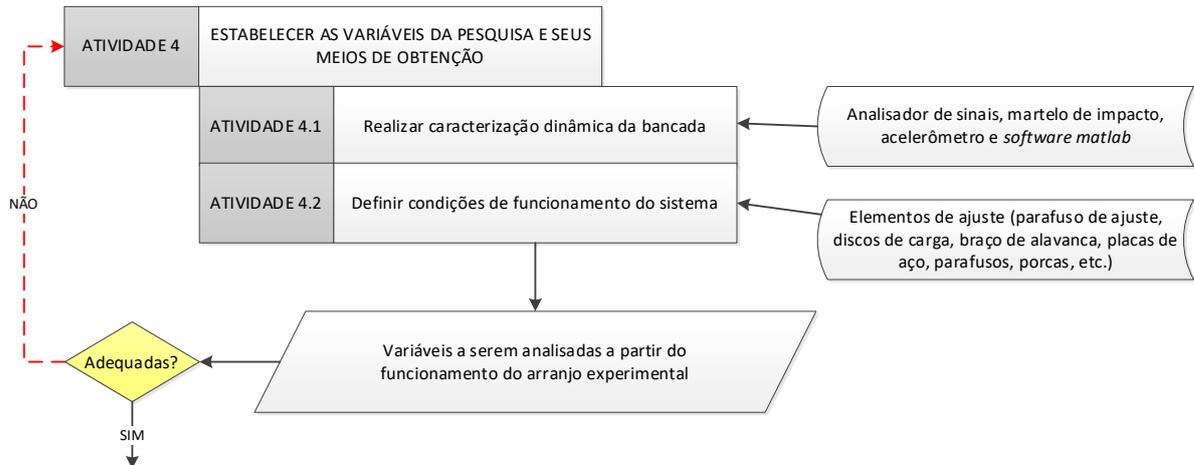
Realizou-se a medição para o funcionamento do motor em sua velocidade nominal, com a realização dessas aferições validou-se a redução do sistema, assim como deu-se por conhecidas as frequências de rotação dos eixos de entrada e saída do redutor.

De modo que o sistema trabalhe simulando uma carga mínima, utilizou-se três discos de carga acoplados ao eixo de saída do redutor. Evidenciou-se que a instalação dos discos não influenciam na velocidade de rotação do sistema.

#### 4.2.3 Definição das variáveis da pesquisa e seus meios de obtenção | ATIVIDADE 4

Essa etapa tem por objetivo a realização das atividades expostas no fluxograma da Figura 24.

Figura 24 – Fluxograma relativo à ATIVIDADE 4 da metodologia proposta para o desenvolvimento da pesquisa



Fonte – Autoria própria

#### 4.2.3.1 Caracterização dinâmica da bancada experimental | ATIVIDADE 4.1

Para uma análise de vibração em um sistema rotativo, além das frequências fundamentais, espera-se evidenciar, em uma análise dinâmica, as frequências naturais correspondentes aos dispositivos que compõem o objeto de estudo. Para a realização dessa atividade, utilizou-se o acelerômetro modelo 352B10 (vide Anexo III sobre os dados técnicos do dispositivo) e um transdutor para captação da oscilação causada pela ação de uma força aplicada por meio de um martelo de impacto da PCB modelo 066C03 com frequência de ressonância acima de 22.000 Hz, ponta de impacto média (plástico branco) e uma massa adicional em sua extremidade. Admite-se a escolha da capa do martelo em seu modelo médio, baseando-se na força aplicada no momento da excitação, que variou de 100 a 200 N (22,48 a 44,96 lbf), conforme indica o manual de instruções e operação do martelo, para uma força máxima de 80 lbf utiliza-se a ponta em seu modelo médio, oferecendo uma boa resposta em frequência até um valor de aproximadamente 15.000 Hz, conforme exposto no gráfico do Anexo IV.

Para a análise do espectro de vibração, após coleta pelo acelerômetro, se faz uso de um analisador de sinais *Agilent* modelo 35670A com dois canais de entrada (um utilizado para o acelerômetro e o outro para o martelo de impacto) e faixa de frequência de 122  $\mu$ Hz a 102.4 kHz. Sempre antes da utilização do acelerômetro deve-se realizar sua calibração, para isso se fez uso do calibrador da PCB modelo 394C06 com saída de aceleração em 9,81  $m/s^2$  e frequência de oscilação marcada em 159,2 Hz. A Figura 25 ilustra, de modo simplificado, os

passos adotados para a realização da análise dinâmica dos componentes da bancada em estudo, de modo que para cada componente realizou-se três testes em duas condições, ou seja, o componente foi impactado três vezes visando validar a localização da frequência natural nos espectros coletados. Os testes foram realizados tanto para análise individual de cada um dos espectros, como também, para uma segunda condição de análise realizou-se a médias entre as três medições utilizando a função *average*. O espectro de frequência foi obtido para uma faixa compreendida de 0 até 1.600 Hz, com medições em RMS, escala linear e uma resolução de 1.600 linhas.

Figura 25 – Fluxo básico dos processos adotados para análise dinâmica de modo a evidenciar as frequências naturais dos componentes principais da bancada experimental

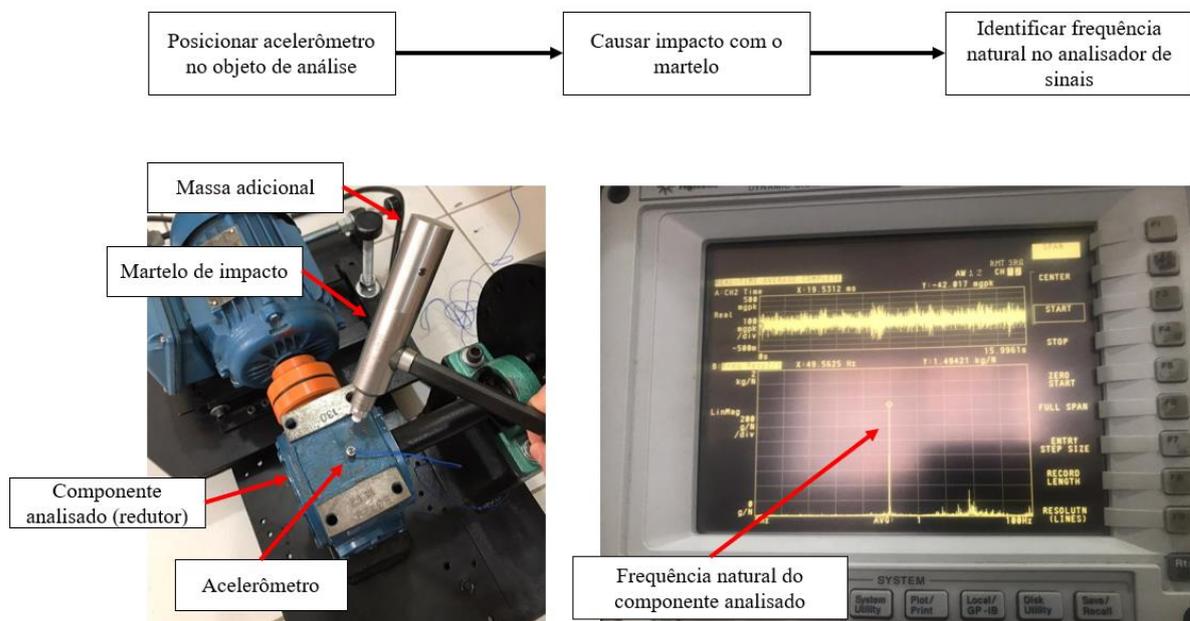


Figura – Aatoria própria

O conhecimento dessas frequências é necessário para fins de análise futura dos espectros de vibração da máquina em estado de funcionamento. Tendo em vista o aparecimento e destaque dessas componentes na etapa experimental, sabe-se que não se trata de informações inerentes ao movimento rotativo da máquina, não sendo essas interessantes na participação do desenvolvimento do classificador (RNA).

Na Tabela 3 pode-se verificar as frequências naturais identificadas para cada componente analisado, de modo que realizou-se essa inspeção com os componentes montados, onde se posicionou o acelerômetro tanto na posição vertical, como na posição horizontal do componente para captação do sinal de vibração, conforme ilustrado pela Figura 26, tomando

por exemplo o posicionamento do transdutor em um mancal, de modo a representar a vibração nos sentidos radial e axial, respectivamente.

Tabela 3 – Frequências naturais medidas nos principais componentes da bancada experimental

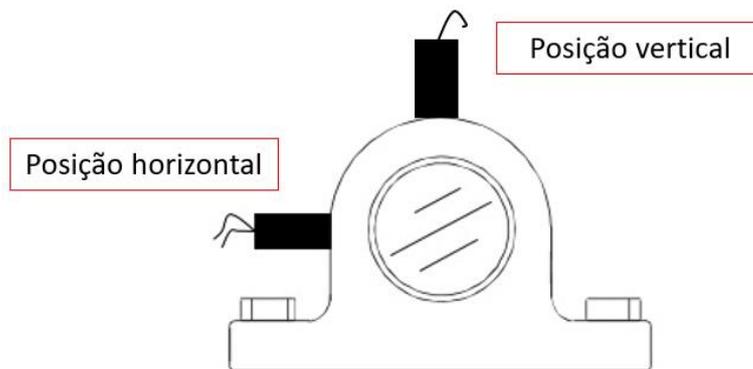
Componente analisado	Posição do acelerômetro	Frequência natural (Hz)
3 discos	Horizontal	**
	Vertical	**
Acoplamento	Horizontal	662
	Vertical	666
Redutor	Horizontal	**
	Vertical	1.233
Chapa base (movimento angular)	Vertical*	1.469
Chapa base do motor	Vertical*	1.009
Eixo flangeado acoplado ao eixo de saída do redutor	Vertical	362
	Horizontal	280
Braço de alavanca – sem carga	Vertical	221
	Horizontal	376
Braço de alavanca – três unidades de peso morto (~3kg)	Vertical	226
	Horizontal	376
Braço de alavanca – seis unidades de peso morto (~6kg)	Vertical	243
	Horizontal	378
Braço de alavanca – oito unidades de peso morto (~8kg)	Vertical	435
	Horizontal	375

\*Componente ao qual se limitou a análise em uma posição apenas, devido limitações dimensionais.

\*\*Não foi possível identificar a frequência natural do componente para o envelope analisado

Fonte – Autoria própria

Figura 26 – Ilustração do posicionamento do acelerômetro no mancal



Fonte – Autoria própria

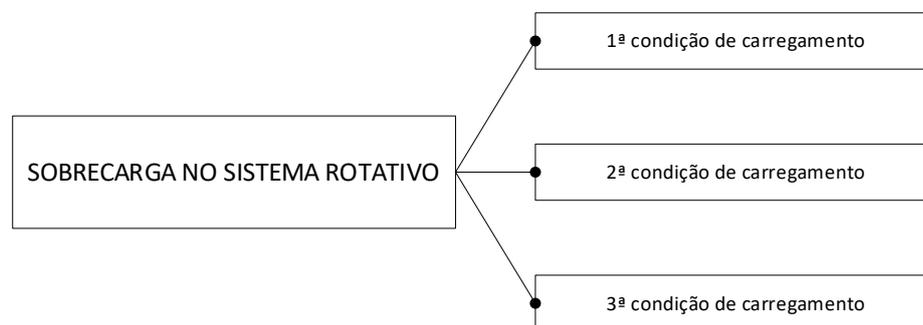
#### 4.2.3.2 Definição das condições de funcionamento do sistema de testes | ATIVIDADE 4.2

Na ATIVIDADE 4.2 definiu-se as condições de funcionamento do protótipo durante a fase experimental. Em uma configuração inicial de funcionamento, deve-se ajustar o equipamento para uma condição de referência, se tratando de condições aceitáveis e saudáveis de funcionamento da máquina tendo em vista suas limitações de montagem e funcionamento, de modo que o sistema opere na condição de lubrificação ideal e com interferências mínimas possíveis acerca de desalinhamentos, desbalanceamento e folgas. O motor trabalhou em sua velocidade nominal, de acordo com o exposto na Tabela 2.

Sendo adotada a condição de referência quanto ao funcionamento do protótipo, foram estabelecidas as condições indesejadas de funcionamento, que são basicamente: sobrecarga do sistema rotativo, desalinhamentos e desbalanceamentos. Os três discos de carga (D1, D2 e D3) são acoplados no eixo de saída do redutor para todas as condições de teste, de modo que simule o carregamento imposto ao maquinário em sua condição de operação, evitando assim que as medições sejam realizadas com o sistema operando “em vazio”. Para o funcionamento do sistema em condição de referência, mantém-se uma condição de alinhamento estabelecida por ajustes com o auxílio de dois relógios comparadores, paquímetro e um braço magnético.

Para o equipamento sob condição de sobrecarga, estabeleceu-se o funcionamento sobre três condições de carregamento diferentes, assim como para a condição de referência, conforme exposto na Figura 27.

Figura 27 – Funcionamento do equipamento de testes sob condições de sobrecarga do sistema rotativo



Fonte – Autoria própria

De modo a simular a condição de sobrecarga sob o sistema rotativo, por meio de um braço de alavanca, inseriu-se cargas de modo a transmitir um carregamento radial no eixo de saída do redutor. As cargas utilizadas possuem massas distintas, porém aproximadas, conforme

pode ser evidenciado na Tabela 4, onde realizou-se a identificação e pesagem de cada carga/peso morto em uma balança digital modelo SF-400.

Tabela 4 – Identificação e pesagem dos pesos utilizados na etapa de sobrecarga do sistema rotativo

Identificação do disco	Peso (g)	Registros fotográficos
1	1080	<i>Identificação:</i> 
2	1095	
3	1084	
4	1084	
5	1081	<i>Pesagem:</i> 
6	1089	
7	1095	
8	1085	

Fonte – Autoria própria

Realizou-se também a análise da influência da distribuição das cargas no sistema rotativo, de modo que estabeleceu-se três condições de sobrecarga, conforme exposto na Figura 27, onde para a 1ª condição posicionou-se as massas 1, 2 e 3 sobre o braço de alavanca, na 2ª condição posicionou-se as massas 4, 5 e 6 juntamente com as massas já estabelecidas na 1ª condição e, por fim, para a 3ª condição, juntamente com as massas já inseridas, somou-se as massas 7 e 8. Com a máquina em sua condição de referência, realizou-se novamente as medições da rotação nos eixos de entrada e saída do redutor acoplado a três discos de carga, posteriormente inseriu-se gradativamente o carregamento, configurando as três condições de sobrecarga supramencionadas e verificou-se a influência dessa disposição, com o auxílio de um tacômetro minipa modelo MDT-2238B, nos valores da velocidade de rotação, conforme exposto na Tabela 5.

Tabela 5 - Influência das condições de carregamento nas velocidades de rotação do eixo de entrada e saída do redutor

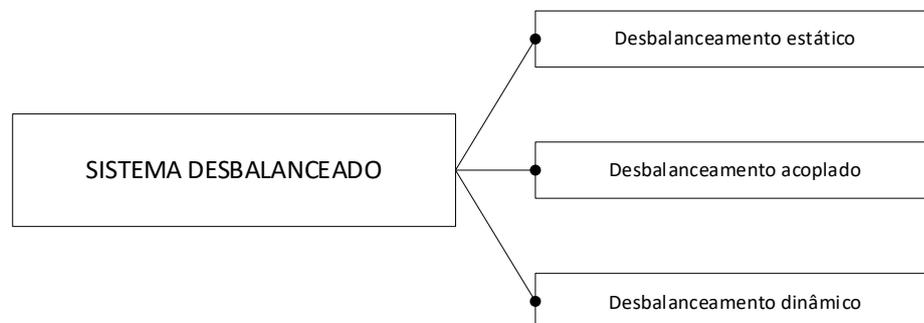
Condição de funcionamento	Velocidade de rotação	Velocidade medida no eixo de entrada (rpm / Hz)	Velocidade medida no eixo de saída (rpm / Hz)
Condição de referência	Velocidade nominal	1.780 / 29,67	148,5 / 2,48
1ª condição de carregamento		1.765 / 29,42	146,9 / 2,45
2ª condição de carregamento		1.752 / 29,20	146,1 / 2,44
3ª condição de carregamento		1.744 / 29,07	144,9 / 2,42

Fonte – Autoria própria

Conforme exposto na Tabela 4, as cargas inseridas promovem um decréscimo na velocidade de rotação da máquina, decorrente da resistência ao movimento de giro ou sobretorque causados no eixo de saída do redutor.

Para a condição em que o sistema trabalha desbalanceado, simulou-se três condições de desbalanceamento (estático, acoplado e dinâmico), conforme ilustrado na Figura 28.

Figura 28 – Funcionamento do equipamento sob condições de desbalanceamento



Fonte – Autoria própria

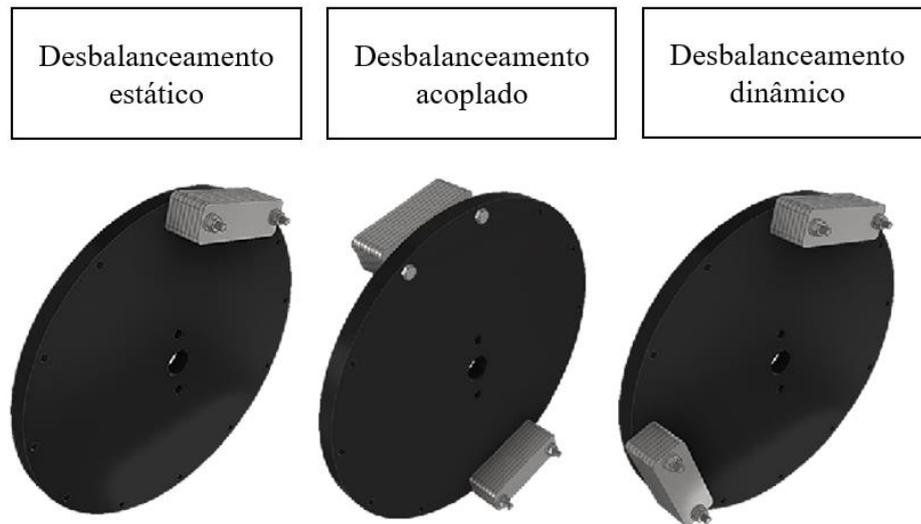
Na bancada de testes, é possível simular os três tipos de desbalanceamento mencionados na Figura 28, por meio da adição de massas (nesse caso placas de aço + parafusos + porcas + arruelas) em furos localizados nas extremidades dos discos de carga, conforme ilustrado na Figura 29.

O parafuso utilizado foi um M6 com 60 mm de comprimento, associado a uma porca e duas arruelas lisas adequadas ao fixador utilizado, onde o conjunto supra possui massa de 20 g, de modo que são necessários dois parafusos, duas porcas e duas arruelas para prender um conjunto de placas de aço. As placas de aço acopladas ao disco de carga possuíam peso de

aproximadamente 81 g cada, juntamente com os fixadores, porcas e arruelas totalizou-se uma massa de 688g para o uso de oito placas para condição de desbalanceamento estático e 1.376g para 16 placas para as condições de desbalanceamento acoplado e dinâmico, sendo essas montadas conforme exposto nas configurações ilustradas na Figura 29.

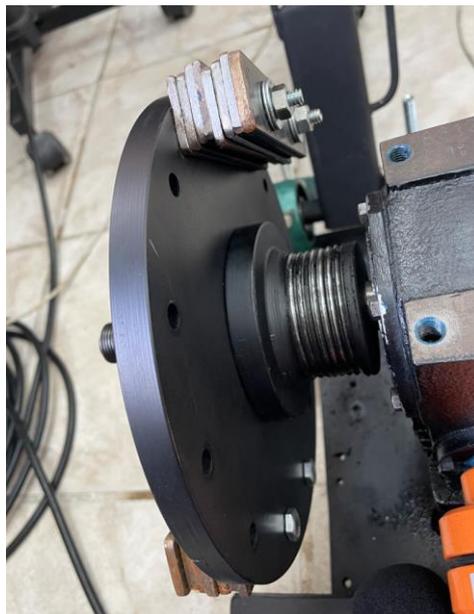
Na Figura 30 pode-se observar a montagem das placas no disco de carga.

Figura 29 – Formas de desbalanceamento simuladas no disco de carga da bancada experimental



Fonte – Autoria própria

Figura 30 - Montagem das massas no disco de carga para simular condições de desbalanceamento no conjunto rotativo



Fonte – Autoria própria

Os discos de carga recebem a identificação de D1, D2 e D3. Possuem valores de massa aproximados entre si, conforme exposto na Tabela 6.

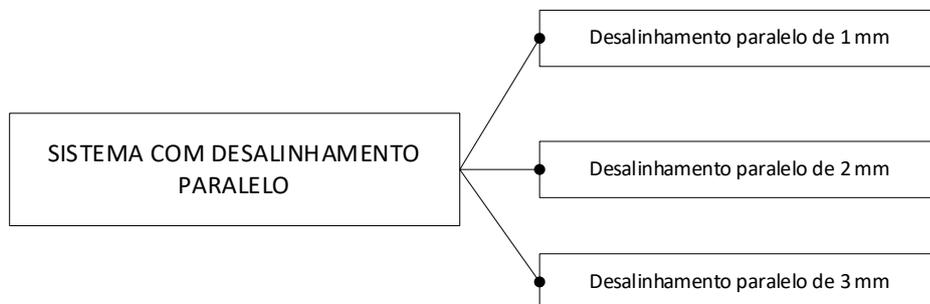
Tabela 6 - Identificação e massa dos discos de carga

Nomenclatura do disco	Massa em kg	Registros fotográficos	
D1	2,793	<i>Identificação dos discos:</i> 	<i>Pesagem dos discos:</i> 
D2	2,766		
D3	2,802		

Fonte – Autoria própria

Outra condição indesejada de funcionamento ao qual será imposto o sistema experimental, se dá por meio de desalinhamentos, onde a priori serão simulados problemas de desalinhamento paralelo, de modo que o acoplamento flexível será submetido a três condições distintas, condizentes com um afastamento entre as cubas em distâncias de 1, 2 e 3 mm, onde essa regulagem deve ser realizada por meio de um parafuso de ajuste, o qual promoverá o movimento no sentido radial da base do motor. A Figura 31 ilustra as formas de funcionamento do sistema perante condições de desalinhamento paralelo.

Figura 31 – Funcionamento do equipamento sob condições de desalinhamento paralelo e angular



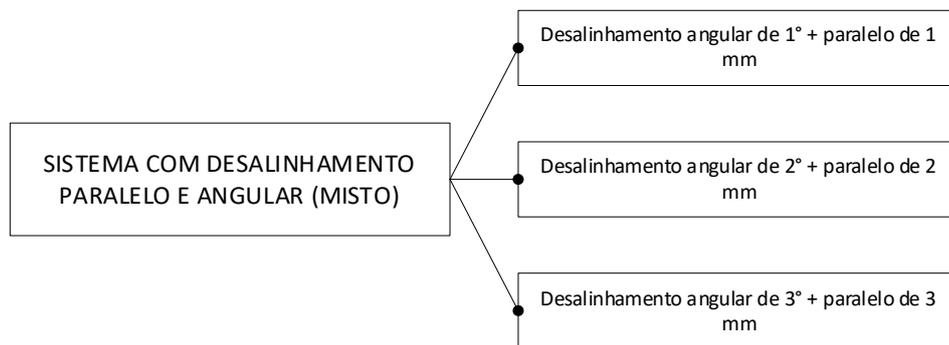
Fonte – Autoria própria

Além da análise do desalinhamento paralelo, é objeto de estudo o desalinhamento misto sob o sistema, de modo que para isso, são utilizadas as mesmas condições de funcionamento

estabelecidas para o desalinhamento paralelo e incrementando o desalinhamento angular, aplicados de forma simultânea.

O desalinhamento angular é realizado por meio da movimentação através de um parafuso de ajuste, de forma a promover a movimentação angular em 1, 2 e 3 graus em relação ao eixo de saída do motor. A Figura 32 ilustra as condições de funcionamento para o sistema rotativo sob condições de desalinhamento misto.

Figura 32 – Funcionamento do equipamento sob condições de desalinhamento misto



Fonte – Autoria própria

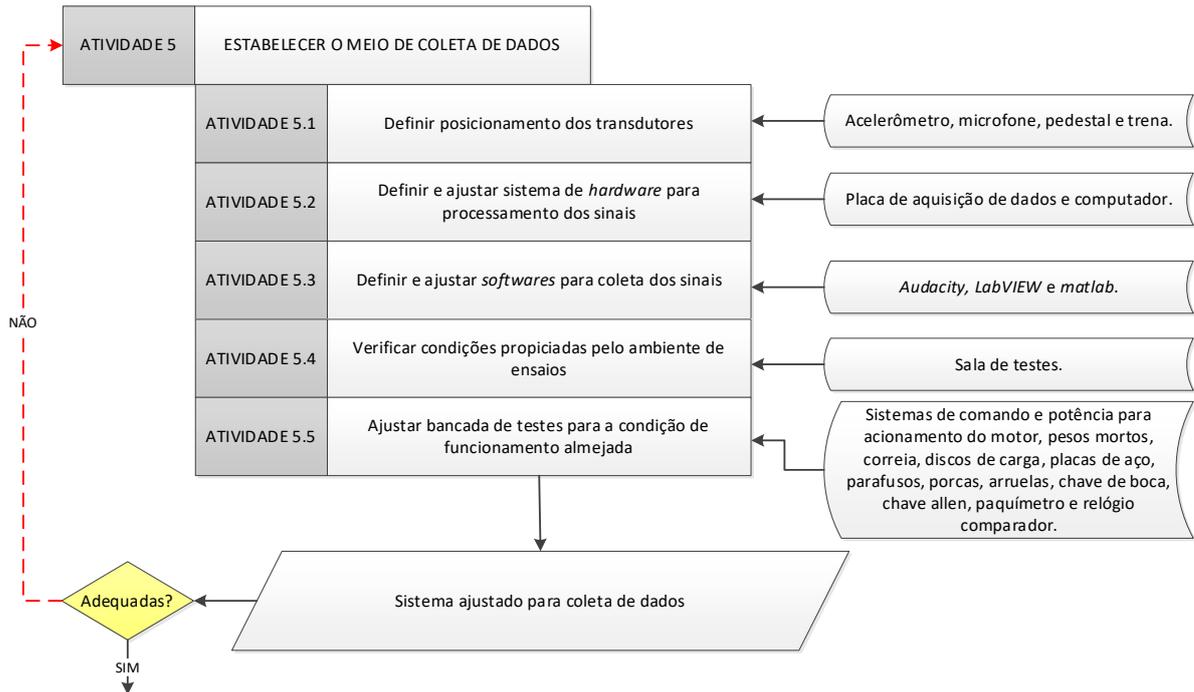
Devido limitações estruturais da bancada de testes, assim como o tipo de acoplamento utilizado, ensaios onde foram aplicados apenas desalinhamentos angulares ao sistema não foram suficientes para gerar instabilidade na mesma proporção que as demais condições de funcionamento, sendo assim, optou-se por utilizar nesse estudo os tipos de desalinhamento paralelo e misto.

Para o controle desses desalinhamentos, a partir de uma condição de referência, utilizou-se duas unidades de relógio comparador da marca *messe*, com capacidade de medição de 10 mm e resolução de 0,01 mm posicionados por meio de uma base magnética e um paquímetro digital *lotus plus* com capacidade de medição de 0-15 mm e resolução de 0,01 mm. Realizou-se o alinhamento do sistema, tomando por base a cuba acoplada ao eixo da caixa de engrenagem.

#### 4.2.4 Definições para o meio de coleta de dados | ATIVIDADE 5

Na ATIVIDADE 5 objetiva-se estabelecer o meio de coleta dos dados, conforme pode-se evidenciar no fluxograma proposto na Figura 33.

Figura 33 – Fluxograma relativo à ATIVIDADE 5 da metodologia proposta para o desenvolvimento da pesquisa

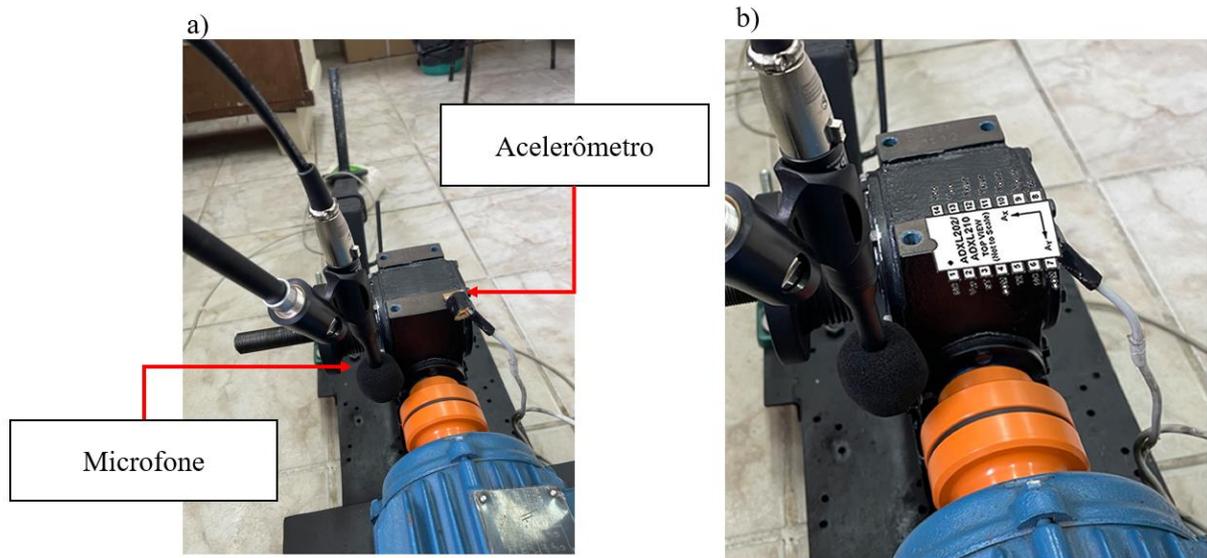


Fonte – Autoria própria

#### 4.2.4.1 Posicionamento e ajustes dos transdutores e sistema de aquisição de dados | ATIVIDADES 5.1 e 5.2

Na ATIVIDADE 5.1 define-se o posicionamento do acelerômetro e do microfone, de modo que o acelerômetro é posicionado diretamente na carcaça da caixa de redução, para o acoplamento utilizou-se um parafuso sem cabeça colado na parte inferior da placa onde está concebido o circuito do acelerômetro, onde o parafuso (M8x1,75) é rosqueado nos furos constantes na carenagem do redutor, conforme pode-se observar na Figura 34a. Já o microfone, posicionou-se próximo ao acoplamento e ao eixo de saída do redutor, pelo fato de serem os elementos os quais absorvem as maiores solicitações do sistema mediante as más condições de funcionamento pré-estabelecidas. Utilizou-se uma espuma protetora no microfone para redução da interferência proveniente de ruídos externos. Na Figura 34a pode-se observar o posicionamento dos transdutores no arranjo experimental e na Figura 34b sobre o posicionamento do acelerômetro referente aos seus eixos de medição ( $A_x$  e  $A_y$ ).

Figura 34 – Instalação dos transdutores: a) posicionamento do microfone e acelerômetro; b) posicionamento do acelerômetro de acordo com o sentido dos eixos de medição do dispositivo



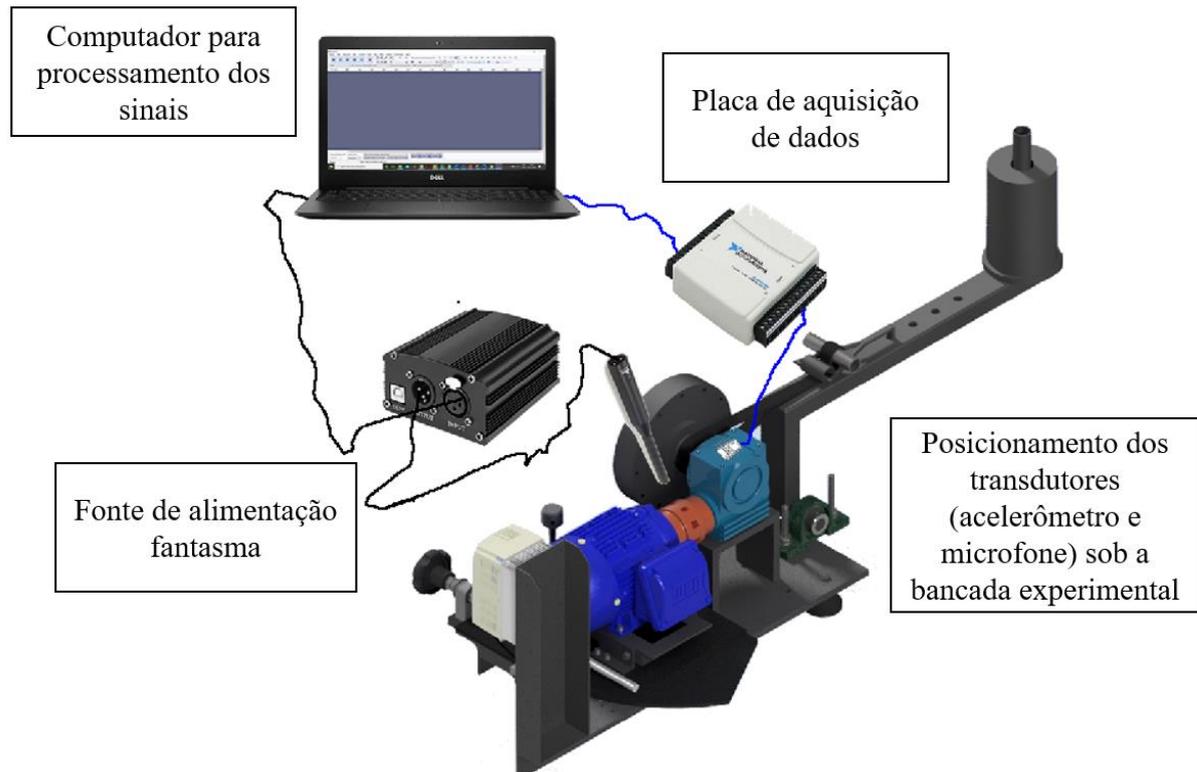
Fonte – Autoria própria

Posicionou-se o microfone com o auxílio de um pedestal a uma distância vertical de 3 cm do acoplamento e horizontal a 5 cm do redutor.

Estando os transdutores posicionados, realizaram-se os ajustes nos sistemas de coleta dos sinais, conforme estabelecido na ATIVIDADE 5.2. Para a aquisição dos dados do acelerômetro utilizou-se uma placa de aquisição de dados da fabricante *National* modelo NI USB-6009. Sempre antes da coleta de dados realiza-se a calibração do acelerômetro, para isso se fez uso do calibrador da PCB modelo 394C06 com saída de aceleração em  $9,81 \text{ m/s}^2$  e frequência de oscilação marcada em 159,2 Hz.

Para a coleta dos sinais sonoros, o microfone é ligado a um *notebook* dell modelo *inspiron* I15-3583-A50P, onde a placa de áudio possui taxa de aquisição de 44.100 Hz. Para a interface de ligação do microfone com o *notebook*, assim como alimentação do microfone, utilizou-se uma fonte de alimentação fantasma (*phantom power*) 48v, apropriada para microfone do tipo condensador. Na Figura 35 pode-se observar uma ilustração da arquitetura do arranjo de aquisição de dados.

Figura 35 – Ilustração da arquitetura do arranjo de aquisição de dados

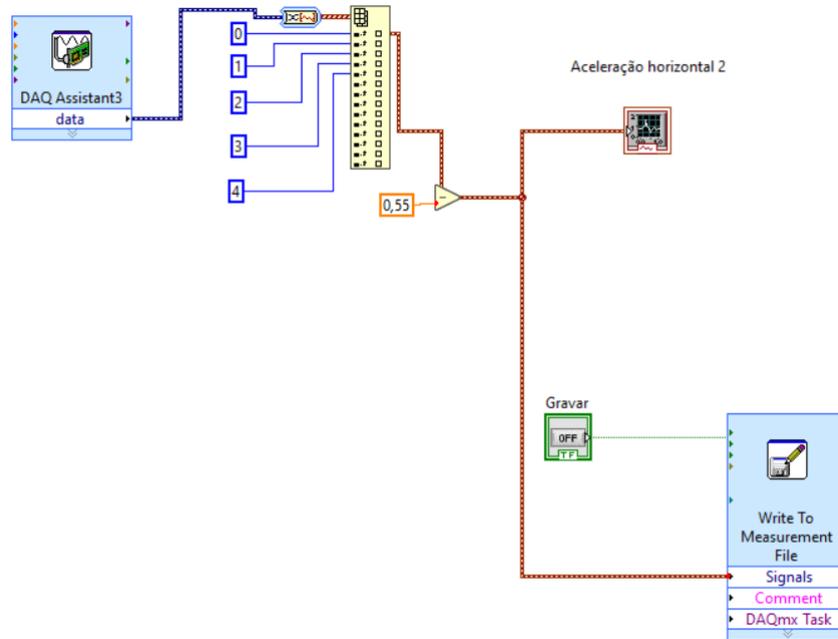


Fonte – Autoria própria

#### 4.2.4.2 Ajustagem dos *softwares* para coleta dos sinais e análise do ambiente de testes | ATIVIDADES 5.3 e 5.4

Na ATIVIDADE 5.3 definem-se os *softwares* para coleta dos sinais, de modo que para a coleta dos sinais de vibração, a leitura e configuração dos dados a serem adquiridos pela placa, realizou-se por meio do *software LabVIEW* 18. O diagrama de blocos utilizados no *LabVIEW* para a coleta dos dados está exposto na Figura 38, onde após o sinal ser coletado utilizou-se o *software matlab* para posterior tratamento do sinal. No ato de calibração do acelerômetro, constatou-se um pequeno erro no valor de medição da amplitude, de modo que o valor medido pelo transdutor estava excedendo a amplitude de vibração fornecida pelo *shaker* calibrador, tendo em vista esse incremento, no momento da aquisição dos sinais realizou-se essa correção por meio da função de subtração, conforme pode-se observar no diagrama de blocos da Figura 36, sendo subtraídos 0,55 V no valor de amplitude dos sinais coletados. Quanto aos sinais sonoros, utilizou-se o *Audacity* para posterior tratamento do sinal no *matlab*.

Figura 36 – Diagrama de blocos no *LabVIEW* para sistema de aquisição de dados de vibração



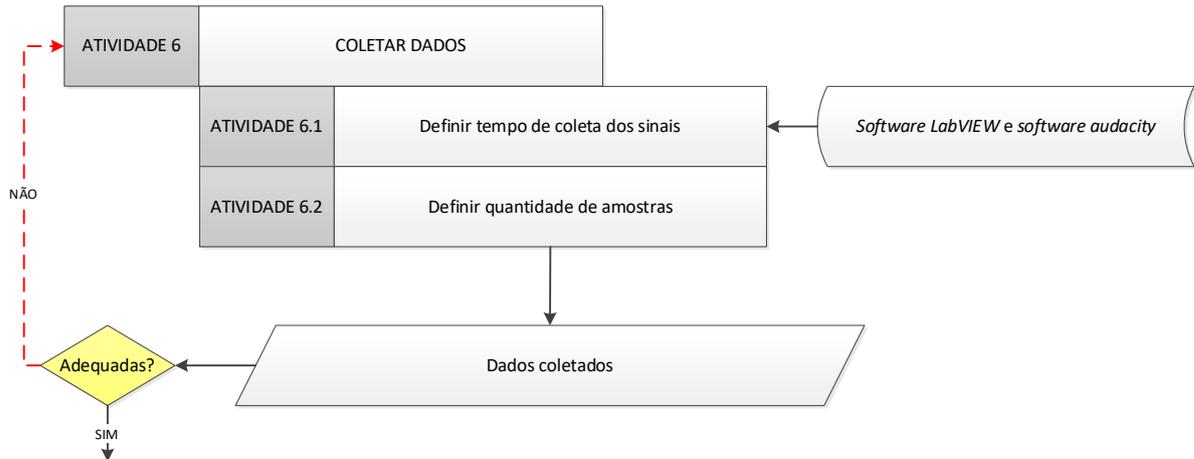
Fonte – Autoria própria

Na ATIVIDADE 5.4 deve ser garantido que, na sala de realização dos ensaios, não devem estar funcionando outras máquinas, de modo que interfira no sinal sonoro e de vibração coletados. Deve-se iniciar a coleta dos dados após garantir a ausência de interferências externas propiciadas pelo ambiente, dando prioridade a essa aquisição em períodos em que se predominam o silêncio, como em fins de semana, turno da noite e feriados. Antes de iniciar-se a coleta dos dados, deve-se garantir que a máquina esteja configurada para a condição de funcionamento a qual se almeja analisar, de modo a cumprir ao disposto na ATIVIDADE 5.5.

#### 4.2.5 Coleta dos dados | ATIVIDADE 6

Na ATIVIDADE 6 realiza-se a coleta dos sinais de vibração e sonoros, conforme exposto pelo fluxograma da Figura 37.

Figura 37 – Fluxograma relativo à ATIVIDADE 6 da metodologia proposta para o desenvolvimento da pesquisa



Fonte – Autoria própria

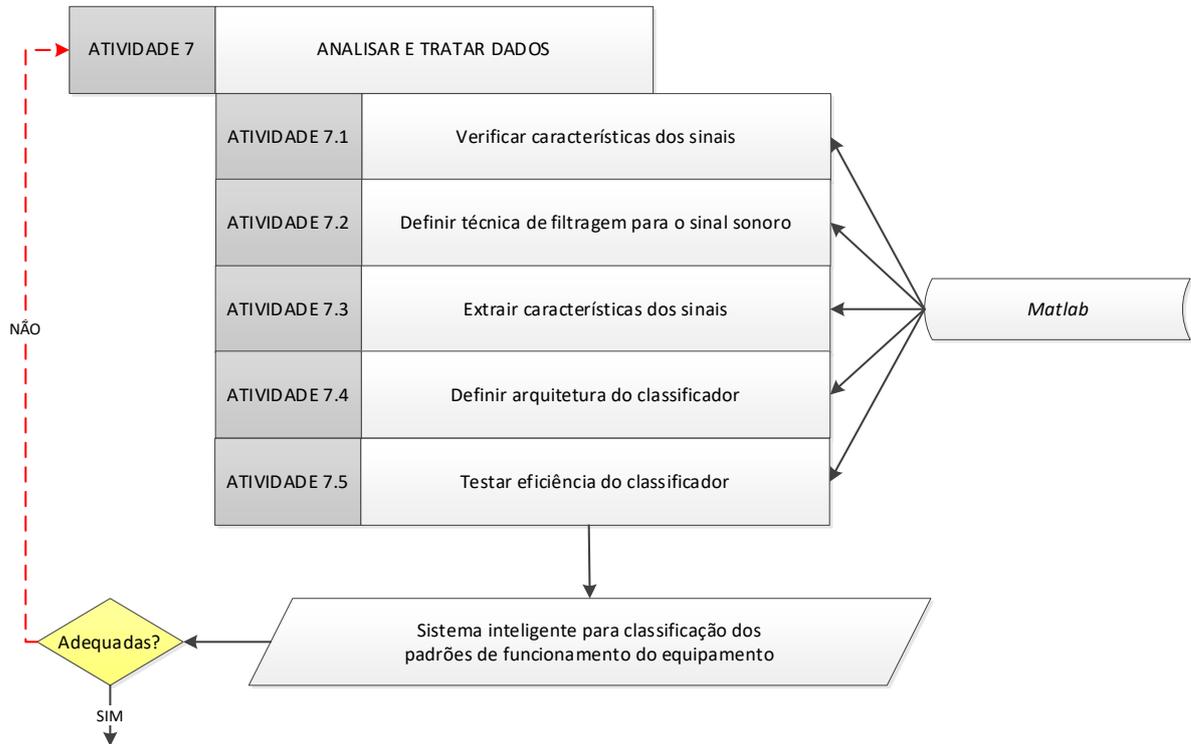
Para coletar os dados, em cumprimento da ATIVIDADE 6.1, deve-se estipular o tempo de coleta dos sinais, onde para os sinais sonoros definiu-se um tempo de 10 segundos para cada sinal adquirido. Com relação aos sinais de vibração, utilizou-se uma taxa de amostragem de 1000 Hz para um tempo de coleta de 10 segundos por sinal.

Na ATIVIDADE 6.2 define-se a quantidade de sinais ou amostras a serem coletados. Devido se tratar de um trabalho para análise de padrões, a quantidade de sinais inseridos é importante para atestar a eficiência do classificador escolhido, sendo assim, quanto maior a quantidade de amostras, maior a colaboração para a eficiência do classificador. Tomando por referência as quantidades estipuladas pelos autores que trabalharam com redes neurais artificiais como classificador mencionados no capítulo 3 do presente trabalho, adotou-se a quantidade de 50 amostras para cada condição de funcionamento do equipamento.

#### 4.2.6 Análise e tratamento dos dados | ATIVIDADE 7

Na ATIVIDADE 7, exposta no fluxograma da Figura 38, de modo que tendo sido analisados esses dados para um posterior tratamento, o próximo objetivo é alimentar o classificador com as informações que, de fato, representam as características dinâmicas do equipamento por meio do sinal sonoro.

Figura 38 – Fluxograma relativo à ATIVIDADE 7 da metodologia proposta para o desenvolvimento da pesquisa



Fonte – Autoria própria

#### 4.2.6.1 Análise das características dos sinais | ATIVIDADE 7.1

Nessa etapa verificam-se as características dos sinais coletados, de modo a identificar as frequências e/ou faixas de frequência condizentes com o comportamento dinâmico da máquina, como por exemplo a frequência de rotação, frequência de engrenamento e seus respectivos harmônicos. Para que se realize essa análise, aplica-se a FFT nos sinais coletados, de modo que sejam analisados no domínio da frequência, tanto para os de vibração como os sonoros. Os sinais de vibração coletados foram utilizados, unicamente, para evidenciar as frequências de interesse, de modo a confrontar com os valores obtidos nos sinais sonoros, assim como para avaliar as condições de funcionamento do equipamento. A faixa de medição deve ser de 0–500 Hz para a análise das frequências de rotação e frequência de engrenamento, selecionou-se essas faixas respeitando o teorema de *Nyquist* que recomenda utilizar uma frequência de amostragem de no mínimo duas vezes a frequência da faixa do sinal que está sendo amostrado (Goldman *apud* PACHECO, 2007, p. 31) e também esse sendo o valor máximo de aquisição para o transdutor utilizado. Tendo em vista que a frequência de rotação é de aproximadamente 30 Hz e a frequência de engrenamento de 60 Hz, deve-se avaliar nos

espectros de frequência, prioritariamente, a presença e comportamento dessas, assim como em seus respectivos harmônicos.

Para os sinais sonoros, a FFT está sendo utilizada, de modo a admitir que o estudo em tela aborda sinais do tipo estacionários para as condições de funcionamento do equipamento, que não tendem a modificar-se ao longo do tempo de coleta. Sendo assim, inicialmente analisa-se o sinal no domínio da frequência, de modo a avaliar seu comportamento na medida em que se realizam os ensaios para as condições estipuladas para o equipamento.

#### **4.2.6.2 Filtragem do sinal sonoro | ATIVIDADE 7.2**

Nessa etapa o sinal sonoro no domínio do tempo deve ser filtrado, de modo a extrair de seu estado bruto somente as informações que melhor conseguem caracterizar o funcionamento dinâmico da máquina em tela.

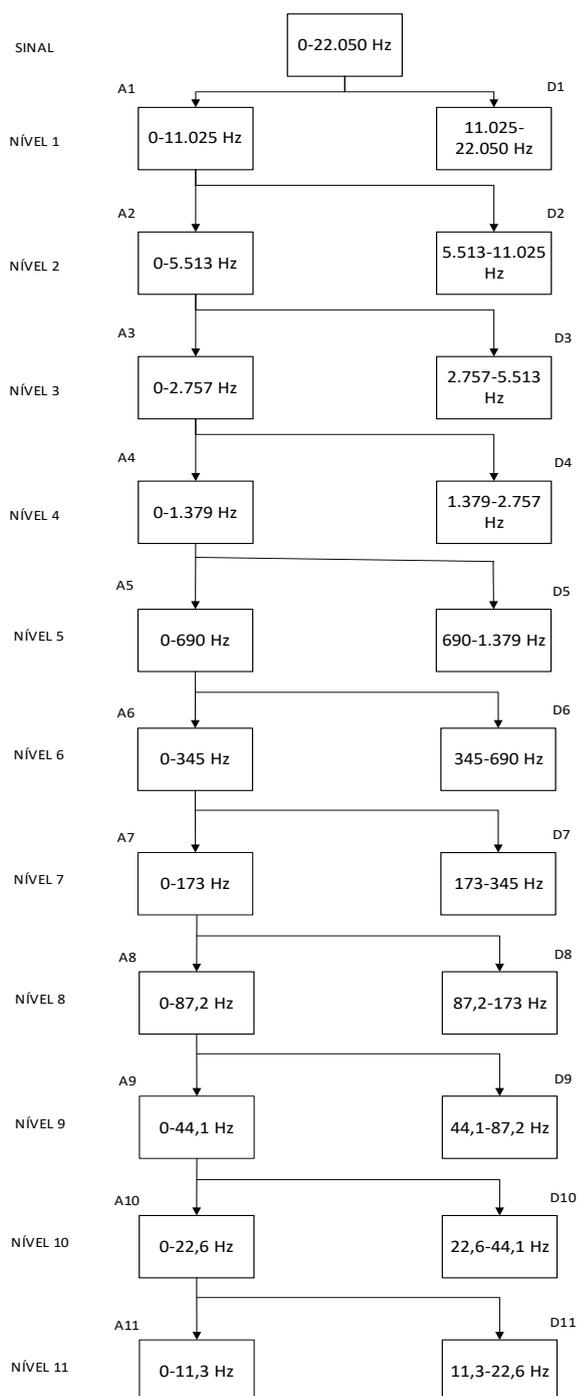
Como se trata de um sinal estacionário, utiliza-se um modelo de transformada discreta de *wavelet*, cuja a *wavelet* mãe utilizada é a *daubechies* (db), onde a aplicação do nível mais assertivo depende da característica do sinal a ser filtrado, no que diz respeito à determinação dos coeficientes de aproximação e detalhe. Para o sinal no domínio do tempo selecionado, deve-se escolher a *wavelet*-mãe e seu nível, assim como o nível de decomposição o qual deve-se filtrar o sinal. Dentre os vários coeficientes gerados (decomposição e detalhe), seleciona-se o coeficiente que envolve as componentes de frequências interessantes à análise do sistema rotativo, eliminando a presença de componentes espúrias ao desenvolvimento do classificador.

#### **4.2.6.3 Extração das características dos sinais sonoros | ATIVIDADES 7.3**

Deve-se extrair do sinal as características que melhor retratem o comportamento dinâmico da máquina para as condições de funcionamento pré-estabelecidas. Fica evidente, no sinal bruto, maiores amplitudes em médias frequências, a qual se trata de harmônicos provenientes da velocidade de rotação/engrenamento. O aparecimento dessas frequências nos sinais coletados pode vir a caracterizar o comportamento dinâmico da máquina. Com isso, aplicou-se a DWT no sinal sonoro no domínio do tempo, cuja *wavelet*-mãe é uma db de ordem 6 com 11 níveis. Realizou-se a análise do espectro de potência *wavelet* para cada coeficiente de detalhe e aproximação do sinal, de modo a identificar qual desses coeficientes possuía maior representação quanto ao funcionamento dinâmico da máquina para as condições pré-estabelecidas.

Além do cálculo da densidade espectral para coeficientes específicos extraídos por meio da análise multiresoluções *wavelet*, para o sinal bruto sonoro, realizou-se análise estatística utilizando desvio padrão, variância e curtose para cada condição de funcionamento da máquina. Na Figura 39 pode-se observar a ilustração da decomposição do sinal sonoro em coeficientes de aproximação e detalhe para os 11 níveis estipulados.

Figura 39 - Decomposição dos coeficientes de aproximação e detalhe para o sinal sonoro



Fonte – Autoria própria

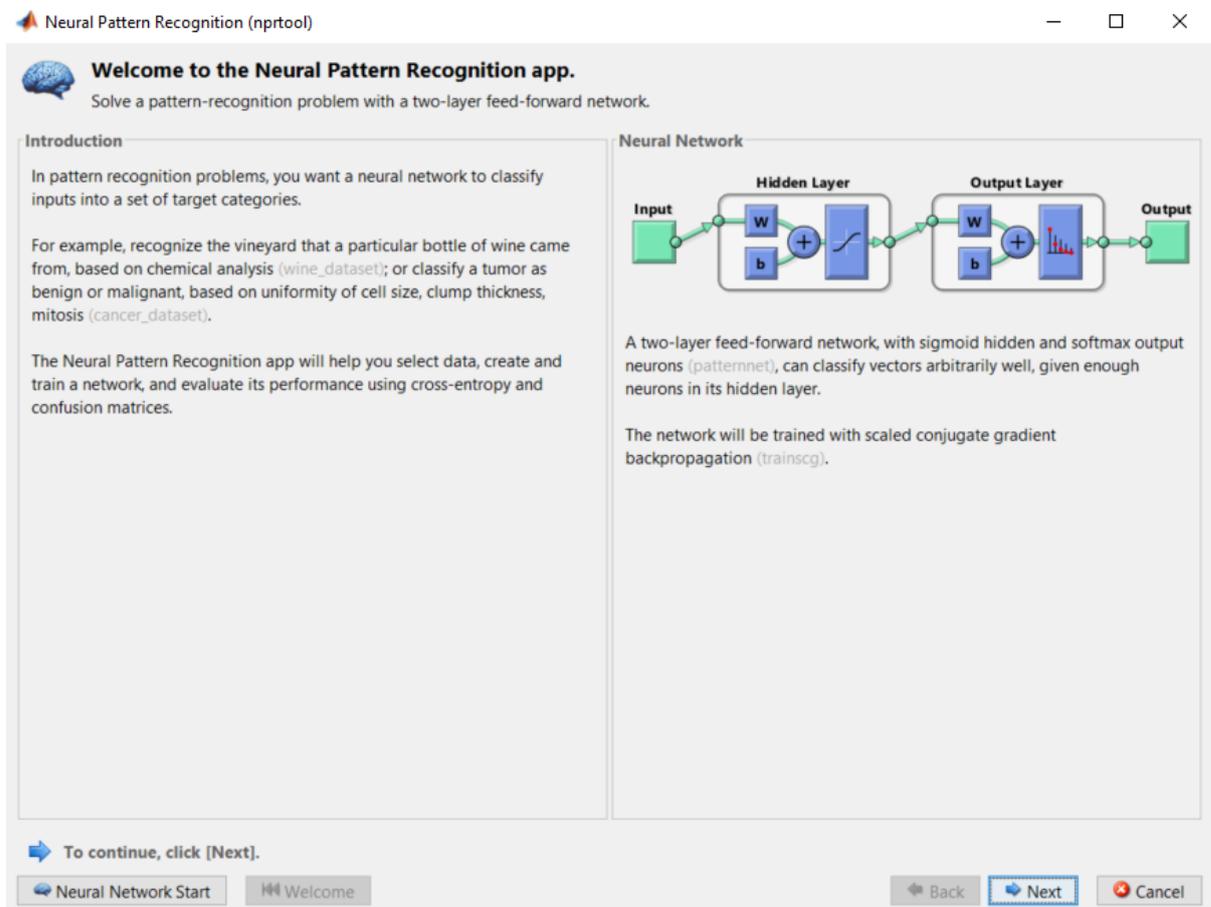
Após o reconhecimento e extração das características dos sinais sonoros, ainda com o objetivo de reduzir esforços computacionais, deve-se verificar se esses representam um padrão de funcionamento da máquina para cada condição pré-estabelecida. Esses parâmetros ou características a serem extraídas são as condições de entrada da RNA a ser desenvolvida, onde condizem o espectro de potência *wavelet*, dados de desvio-padrão, variância e curtose para cada sinal coletado. Os parâmetros para extração das características devem variar de acordo com a condição de funcionamento do equipamento. Deve-se estudar o comportamento dos sinais de acordo com as condições de funcionamento pré-estabelecidas, para que assim, se possa desenvolver a arquitetura final do classificador.

#### **4.2.6.4 Definição e teste da arquitetura do classificador | ATIVIDADES 7.4 e 7.5**

Nessa etapa inicia-se a definição da arquitetura do classificador para os padrões de funcionamento dinâmico do equipamento referente às condições pré-estabelecidas. Desenvolveu-se uma rede neural artificial para classificação dos padrões identificados nos sinais sonoros. Utilizou-se uma RNA do tipo *perceptron* multicamadas com algoritmo *backpropagation*, onde optou-se pela utilização desse tipo de arquitetura pelo fato de ter apresentado boa repercussão em pesquisas que abordam a mesma temática.

Para o desenvolvimento da arquitetura do classificador, antes de mais nada, definiu-se as classes de funcionamento do equipamento, com base no que se levantou na ATIVIDADE 4.3. Totalizaram-se três classes de funcionamento, as quais foram divididas com a utilização da rotina em *matlab*. Posteriormente utilizou-se a função *nprtool* do *matlab* para iniciar a construção da RNA, que se trata de uma ferramenta exclusiva para construção de arquiteturas as quais tenham como objetivo o reconhecimento de padrões. A interface da ferramenta pode ser visualizada na Figura 40.

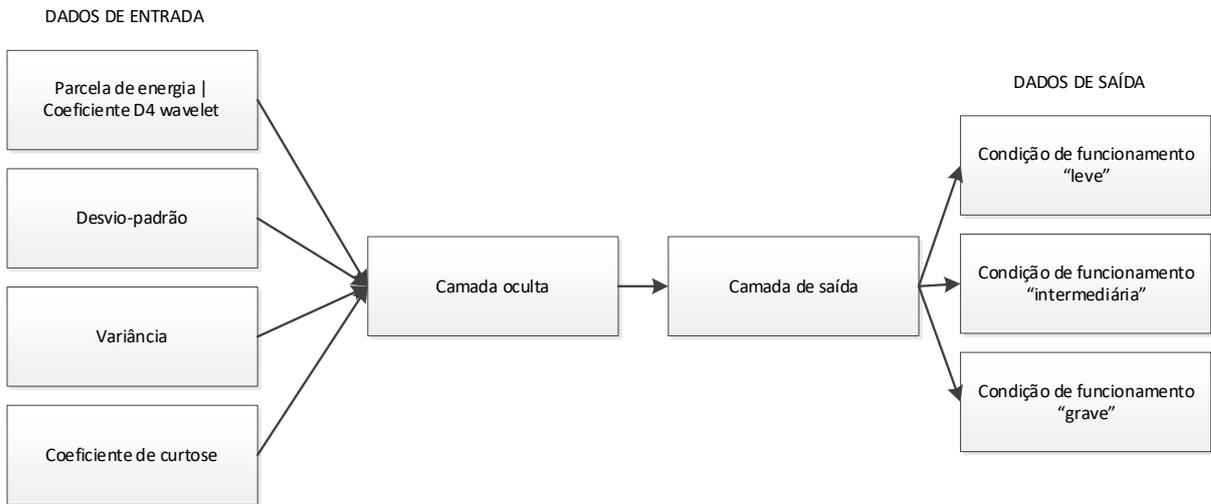
Os dados de entrada para os sinais sonoros selecionados na construção da rede foram a parcela de energia avaliada por meio do espectro de potência *wavelet* para o coeficiente de detalhe D4 em percentil, o desvio-padrão, a variância e o coeficiente de curtose.

Figura 40 – Interface da ferramenta *nprtool* do *matlab*

Fonte – Autoria própria

Sobre os dados de saída da RNA, devem ser estipulados com base na severidade da condição de funcionamento imposta ao equipamento, sendo assim tem-se três configurações de saída do classificador, sendo essas as severidades “leve”, “média” e “grave”. O diagrama de blocos apresentado na Figura 41 expõe os dados de entrada e as condições de saída estabelecidas para a RNA.

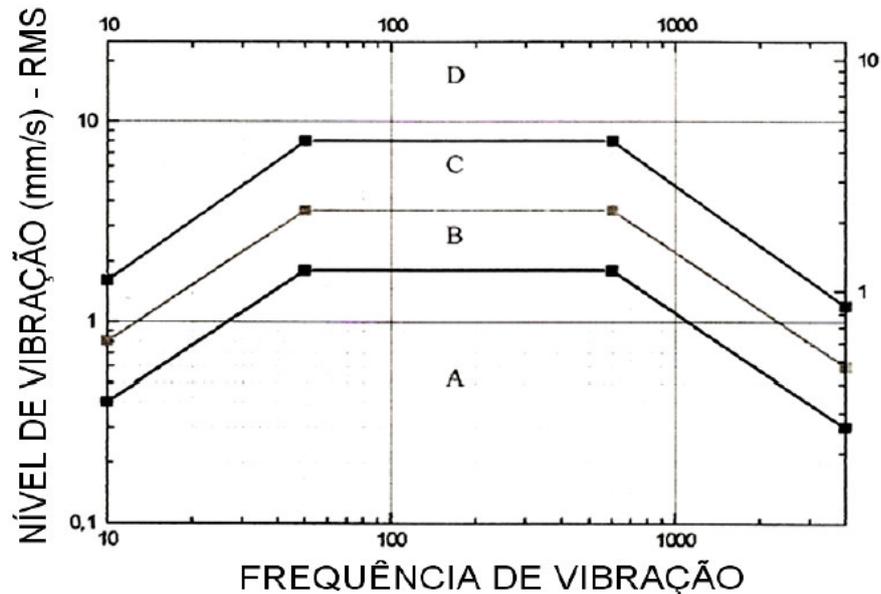
Figura 41 – Diagrama de blocos para apresentação dos dados de entrada e saída da RNA



Fonte – Autoria própria

A determinação dos graus de severidade estabelecidos como classes de saída da RNA, foram definidos tomando por base o comportamento dos sinais de vibração. Inicialmente consultou-se a norma ISO 20816-9:2020 [*Mechanical vibration – measurement and evaluation of machine vibration – Part 9: Gear units*], que pré-determina níveis de severidade para acompanhamento de vibração em sistemas de redução por engrenagem, de modo que seu escopo limita a aplicação dos valores estipulados para redutores com potência nominal de 10kW à 100 MW com velocidades de 0,5 Hz a 200 Hz. Sendo assim, o sistema tratado no presente trabalho não se enquadra no escopo da referida norma. Existe uma norma da FUPAI (Fundação de Pesquisa e Assessoramento a Indústria) que trata de níveis de severidade em redutores por meio de análise de vibração, conforme citado por Almeida (2008, p. 86), sendo que esses níveis são baseados em amplitude na unidade de velocidade RMS, onde no presente trabalho a unidade de medida para os espectros de vibração é em aceleração. Pelo gráfico de severidade de vibração para redutores, se consegue extrair uma importante informação, com o aumento da severidade do dano, aproximadamente entre 80 e 800 Hz se intensificam os níveis de amplitude de vibração (vide Figura 42), conseqüentemente ocorre uma evolução na severidade do problema no equipamento.

Figura 42 - Gráfico FUPAI de severidade de vibração para redutores



LEGENDA	
Nível A	Engrenagens sem defeito (nível ótimo)
Nível B	Engrenagens com pequenos defeitos (nível tolerável)
Nível C	Engrenagens com defeitos (nível permissível)
Nível D	Engrenagens em perigo (parada imediata, corrigir com urgência – nível em alarme)

Fonte – Adaptado de Almeida (2008)

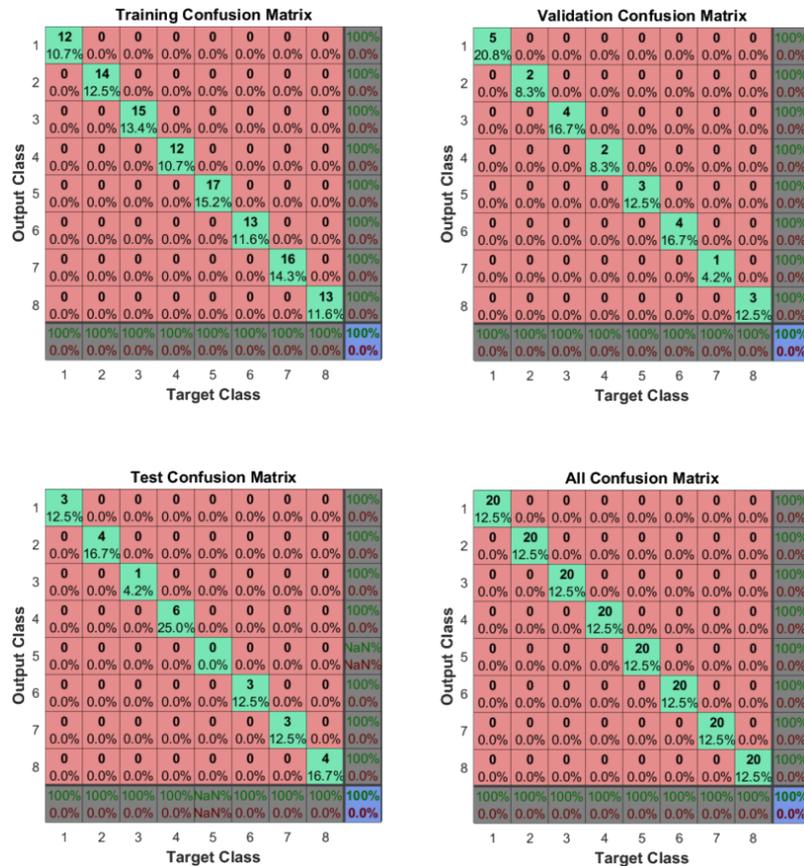
Devido às limitações supramencionadas quanto ao apoio técnico de normas nacionais e internacionais para a determinação dos níveis de severidade para o sistema utilizado no presente trabalho, mas tendo em vista o conhecimento da faixa de frequência onde se há a evolução em amplitude para redutores, as classes de severidade devem ser determinadas de acordo com a inspeção visual sobre o comportamento da máquina durante os ensaios, associado ao estudo dos espectros de vibração coletados.

Tendo sido definidas as entradas e as saídas da rede, foram coletados um total de 50 amostras para cada condição de funcionamento, onde utilizou-se 70% para treinamento da RNA, 15% para validação e 15% para testes. A RNA, em um primeiro momento, deve possuir apenas uma camada oculta, onde a quantidade de neurônios utilizados nessa camada, define-se mediante a quantidade que corroborar com a maior eficiência da rede. Para a camada oculta definiu-se a função de ativação tangente sigmóide e para a camada de saída a função *softmax*, que também é do tipo sigmóide.

A partir da rotina de *matlab* utilizada, extraída da *nprtool*, pode-se realizar a variação da quantidade de neurônios na camada oculta, a quantidade de amostras para treinamento, validação e teste e a função de performance.

Para cumprimento da ATIVIDADE 7.4, define-se a arquitetura do classificador, testando-se a eficiência da rede para cada arranjo de dados aplicados, no que diz respeito a variação da quantidade de neurônios na camada oculta. Para facilitar essa análise, faz-se uso de uma matriz de confusão, conforme pode-se observar o exemplo na Figura 43, na qual informa a eficiência da RNA em sua fase de treinamento, validação, testes e por fim, uma eficiência global do sistema.

Figura 43 – Exemplo de matriz de confusão com 8 classes de saída e demonstração de 100% de eficiência da rede



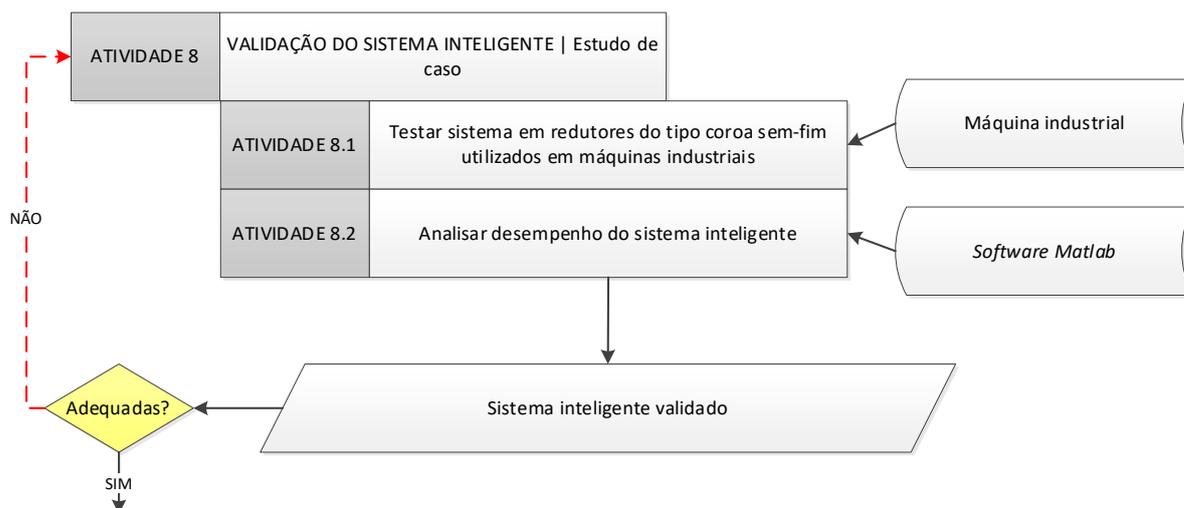
Fonte – Autoria própria

#### 4.2.7 Estudo de caso para validação do sistema inteligente | ATIVIDADE 8

Na ATIVIDADE 8, após o desenvolvimento do sistema inteligente e validado experimentalmente, conforme tratado na ATIVIDADE 7, esse foi aplicado, por meio de um

estudo de caso, em uma máquina transportadora, localizada em uma linha de produção de garrafas de uma fábrica de produção de embalagens plásticas, localizada na cidade de Queimadas-PB. O Fluxograma da Figura 44 resume as etapas a serem desenvolvidas na ATIVIDADE 8.

Figura 44 - Fluxograma relativo à ATIVIDADE 8 da metodologia proposta para o desenvolvimento da pesquisa



Fonte – Autoria própria

Foram selecionados dois motoredutores do tipo coroa sem-fim - de características análogas ao utilizado na bancada de testes - de uma esteira para transporte de garrafas plásticas, acoplada a uma máquina de injeção de termoplásticos por sopro modelo PREMIUM FULL, da fabricante Indústrias ROMI S.A, conforme pode ser observado na Figura 45.

Figura 45 - Classificação dos redutores em análise pertencentes a esteira acoplada à máquina de injeção



Fonte – Autoria própria

Os motoredutores tem potência de 0,31 kW, com redução de 1:50 da fabricante Cestari, código de fabricação L0413402V38NW2.

O microfone foi posicionado no mesmo local (em proximidade com o parafuso sem-fim do sistema de redução) e distância os quais foram utilizados na bancada de testes, as demais particularidades quanto ao método da coleta dos sinais, seguiu o estabelecido na metodologia proposta e aplicada na bancada experimental. Na Figura 46 pode-se observar o momento da aquisição dos sinais sonoros para o redutor 01.

Figura 46 - Aquisição dos sinais sonoros para o redutor 01



Fonte – Autoria própria

Foram coletados 10 sinais sonoros para cada redutor analisado. No momento da coleta nenhuma outra máquina estava em funcionamento, apenas a esteira. Existiam ruídos de fundo devido ao funcionamento de serras circulares para corte de peças metálicas.

Tendo por encerradas as ATIVIDADES 7 e 8, é dada como válida a proposta apresentada a partir da concepção final do sistema inteligente, iniciando assim a redação da tese de doutorado, dando fim à ATIVIDADE 8.

Estando encerradas todas as fases, tem-se a divulgação final do trabalho e a publicação da pesquisa desenvolvida em meios de visibilidade internacional, conforme proposto pela ATIVIDADE 9.

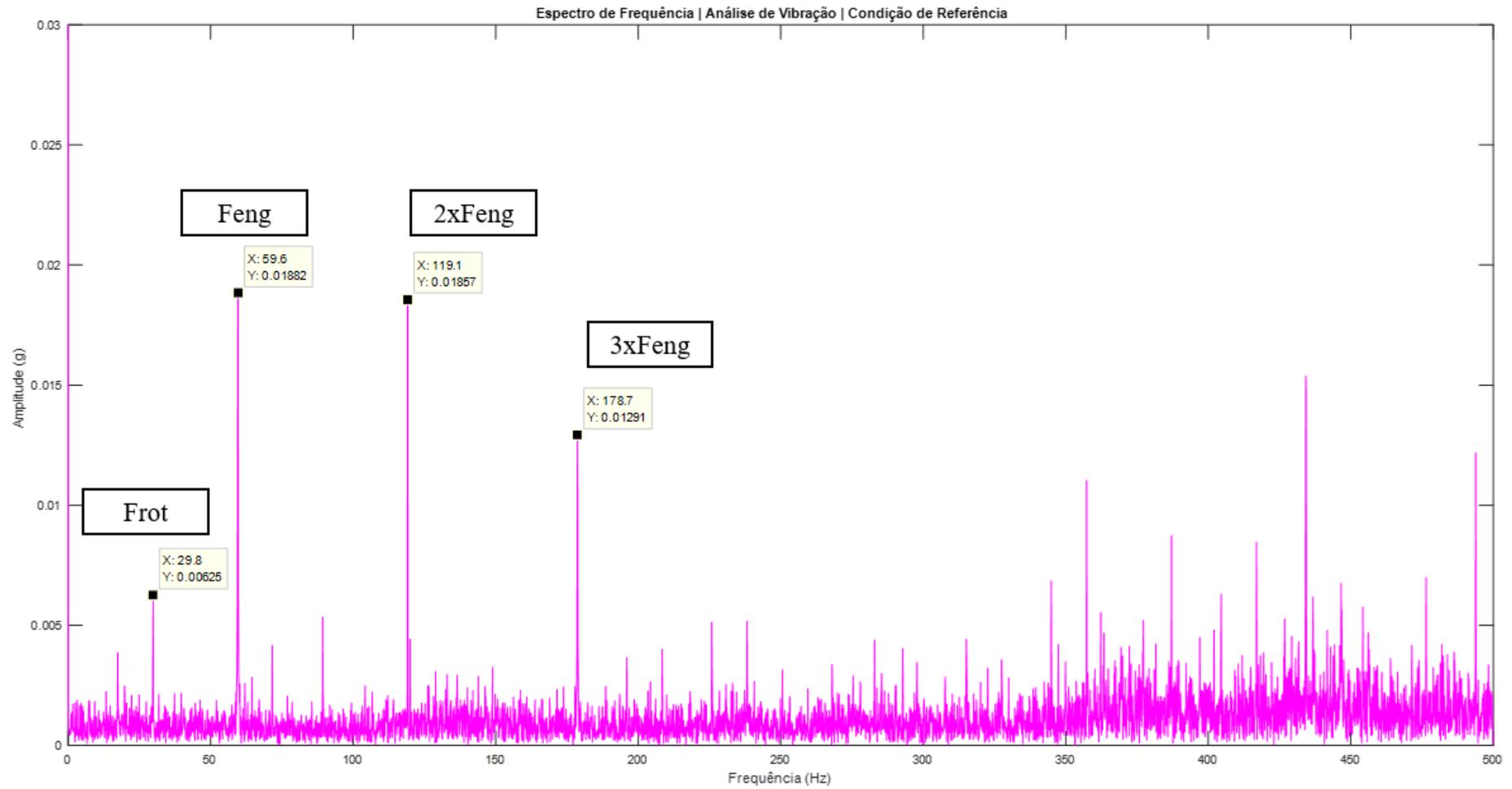
## 5.0 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesse capítulo serão abordados e discutidos os resultados obtidos ao longo das atividades experimentais. Inicialmente, tem-se como principal abordagem a extração de dados dos sinais, visando caracterizar um determinado padrão na medida em que se intensifica a má condição de funcionamento do equipamento. Após avaliadas as informações concedidas por meio da análise de vibração, aplicação do espectro de potência *wavelet* e análise estatística dos sinais, se desenvolveu o classificador de padrões almejando uma eficiência em pelo menos 95%, tendo como referência as arquiteturas apresentadas nas literaturas abordadas no capítulo 3. Por fim, tendo sido desenvolvido o classificador de padrões, sendo esse uma RNA, realizou-se um estudo de caso para validação do sistema em uma situação real, que remete a uma aplicação em máquina industrial.

### 5.1 ANÁLISE DE VIBRAÇÃO E ESPECTRO DE POTÊNCIA *WAVELET* SONOROS

Na Figura 46, pode-se observar o espectro bruto proveniente de um sinal de vibração para a máquina funcionando com o motor a uma velocidade de 29,8 Hz (valor validado por aferição com tacômetro). Para este, conseguiu-se evidenciar, que em se tratando do funcionamento do equipamento em condições saudáveis (condição de referência), o comportamento da frequência de engrenamento e seus harmônicos estão em acordo com o exposto na literatura, conforme pode-se observar no Quadro 3, onde as condições normais de funcionamento de um sistema engrenado se configuram em uma maior amplitude da frequência de engrenamento (aproximadamente 0,019g), e sua conseguinte redução em seus próximos harmônicos ( $2 \times F_{eng}$  | 0,018g e  $3 \times F_{eng}$  | 0,015g). Não se evidenciou bandas laterais e outros picos de amplitude identificados que remetam à frequência de engrenamento ou frequência de rotação do equipamento, outros picos evidenciados se tratam de frequências espúrias. O espectro apresentado na Figura 47, é referente à coleta do sinal para o eixo “y” do acelerômetro. Sendo assim, atestamos, por meio de análise de vibração, que a bancada de testes se encontra em bom estado de funcionamento.

Figura 47 – Espectros de referência dos sinais brutos de vibração do funcionamento da bancada experimental a uma velocidade de rotação do motor em de 29,8 Hz



Fonte – Autoria própria

Para o espectro sinais sonoros, não foi possível a visualização clara da frequência de rotação e frequência de engrenamento, como se pode-se observar na Figura 48, houve um destaque maior, em amplitude, para os harmônicos localizados em média e baixa frequência (maior pico com amplitude em aproximadamente 0,0018). A energia no sinal está localizada, em sua maior parte, entre 300 e 1.500 Hz para o funcionamento do equipamento em sua condição de referência. De acordo com a função do *matlab* utilizada para leitura dos sinais sonoros (*audioread*), a unidade de amplitude é adimensional, de modo que os valores são normalizados entre 0 e 1, condição essa estabelecida na rotina montada.

Para cada condição de funcionamento da máquina, deve-se avaliar o comportamento dessas frequências, para que assim as principais características, que repercutam em um padrão de funcionamento, sejam extraídas de modo a contribuir para uma construção válida e eficiente do classificador.

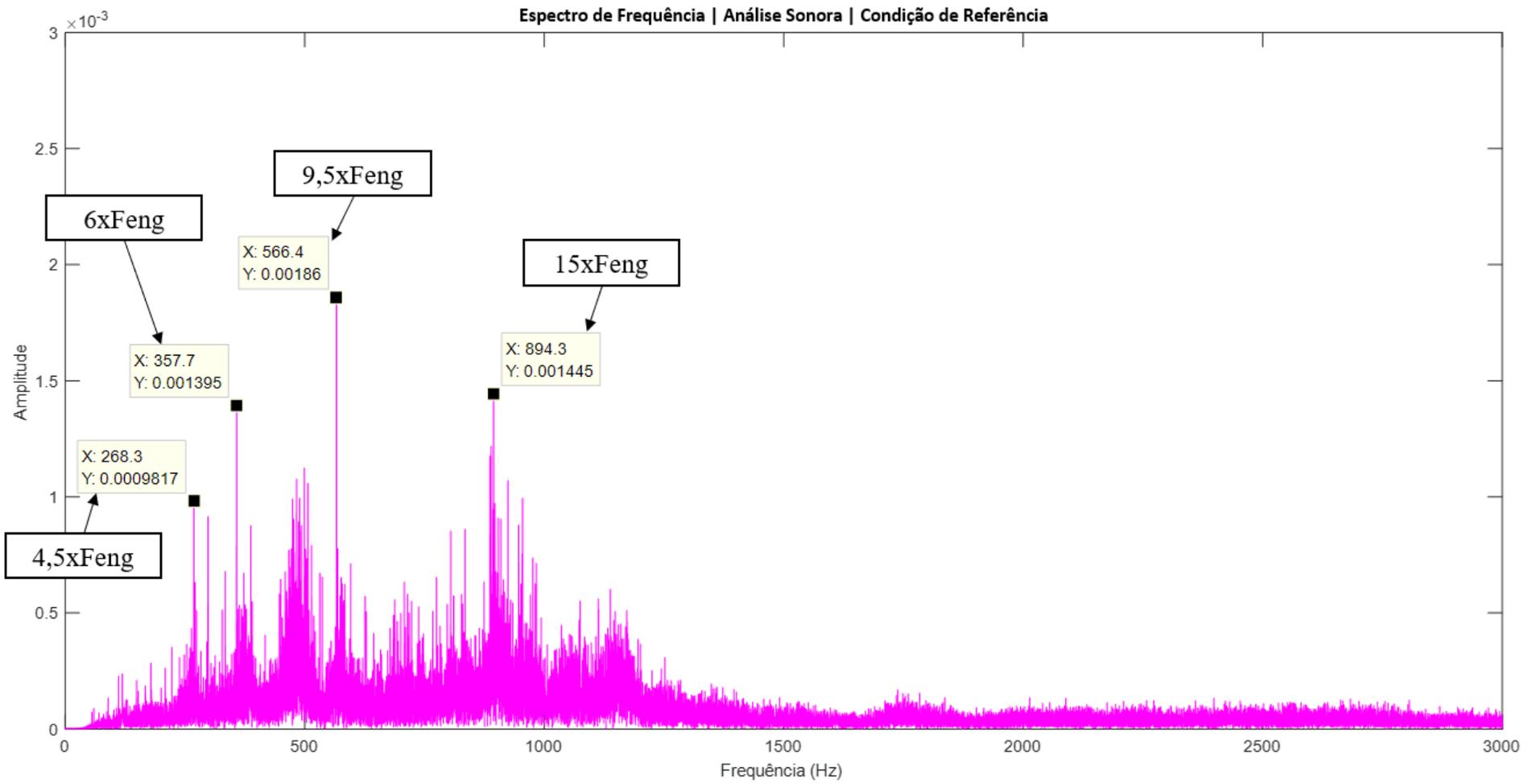
De acordo com a análise do espectro de potência *wavelet*, onde em um primeiro momento se avaliou o comportamento para todos os sinais sonoros de forma simultânea, conforme exposto na Figura 49, constatou-se que a maior quantidade de energia nos sinais concentra-se entre os coeficientes de detalhe 4 e 7, estando em maior relevância no coeficiente de detalhe 5 (D5). Nas condições de mau funcionamento, onde espera-se um comportamento mais instável do equipamento, pôde-se evidenciar que aproximadamente 60% da energia concentra-se no D5 (690-1.379 Hz). Os coeficientes de detalhe 4 e 5 permitem, de forma mais clara, a visualização da parcela de energia para as condições de funcionamento estabelecidas. A condição de referência, no D4 há a concentração de aproximadamente 10% da energia do sinal, no D5 esse valor vai para aproximadamente 45%.

Na Figura 42, conforme exposto no gráfico de severidade de vibrações estabelecido por normas da FUPAI, as amplitudes de vibração se intensificam aproximadamente entre 80 e 800 Hz, o que se pode evidenciar na análise do espectro de potência *wavelet*, que para condições de funcionamento mais severas como sobrecarga e desalinhamento ocorre o aumento da parcela de energia dentro dessa faixa.

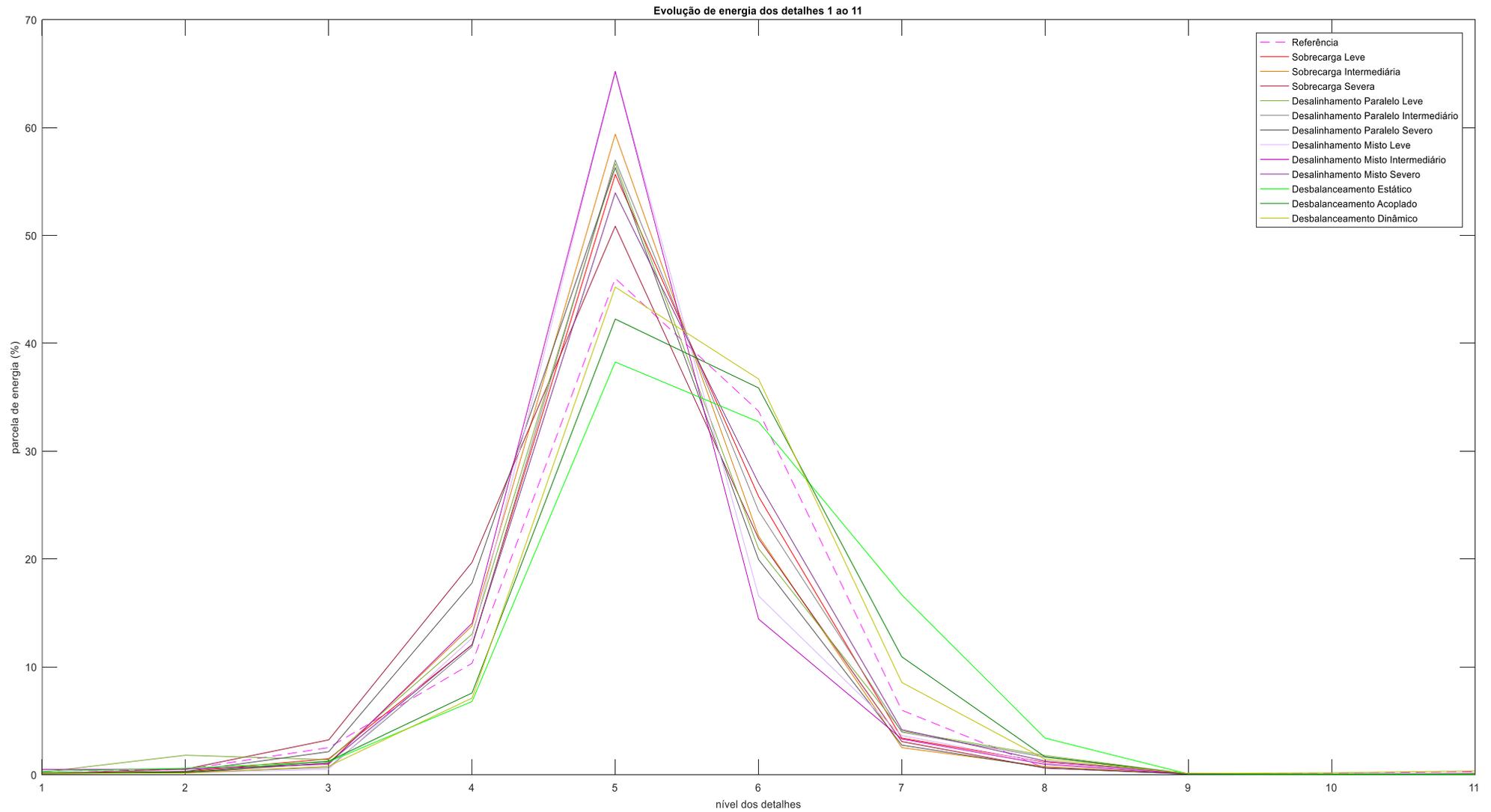
Para que fique mais claro o comportamento espectral dos sinais sonoros, analisou-se as FFTs (vide Figura 50) para cada condição de funcionamento aplicada ao sistema. Com isso foi possível identificar, que de fato, grande parte da energia dos sinais concentra-se entre o coeficiente D4 e D7, ou seja, entre 690 e 5.513 Hz. Sobre a condição de referência, pode-se observar uma menor quantidade de energia em frequências mais altas, como por exemplo no D4, o que fica claro no espectro de frequência, e a energia do sinal fica concentrada, entre aproximadamente, 300 e 1000 Hz.

Todas as más condições de funcionamento impostas ao sistema rotativo em tela caracterizam o fenômeno de modulação, tendo em vista o contato indevido entre os dentes do sistema engrenado, o que tem como efeito em um espectro o surgimento de bandas laterais, que foi evidenciado na medida em que se aumentou a intensidade do mau funcionamento do equipamento. Observou-se o surgimento de frequências espaçadas no entorno de picos, de modo que esse espaçamento possui valores de aproximadamente 2,5 Hz, sendo essa a frequência de rotação do eixo de saída do redutor (frequência moduladora).

Figura 48 - Espectros de referência dos sinais brutos sonoros do funcionamento da bancada experimental a uma velocidade de rotação do motor em de 29,8 Hz

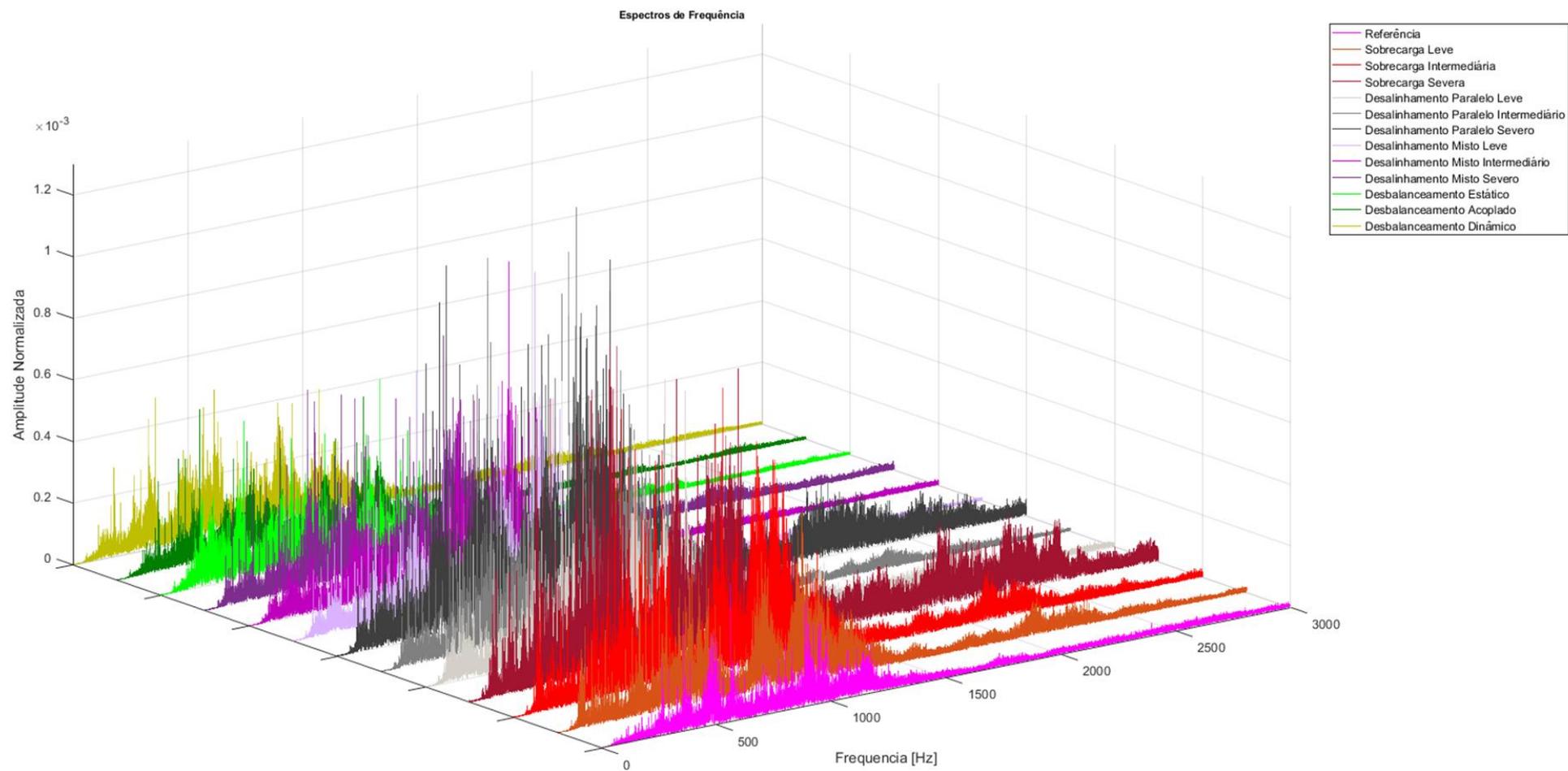


Fonte – Autoria própria

Figura 49 - Relação entre a energia dos sinais sonoros e os coeficientes de detalhe *wavelets*

Fonte – Autoria própria

Figura 50 - Espectros de frequência 3D dos sinais sonoros para as condições de funcionamento do equipamento de testes



Fonte – Autoria própria

### 5.1.1 Análise dos espectros de vibração e potência *wavelet* | condição de sobrecarga

Para a condição de sobrecarga, em um primeiro momento, realizou-se uma análise de vibração. Notou-se, que na medida em que se intensifica a condição de severidade do equipamento de testes, destacam-se as bandas laterais, assim como as amplitudes da frequência de engrenamento e seus harmônicos se intensificam, principalmente o  $2x\text{Feng}$ .

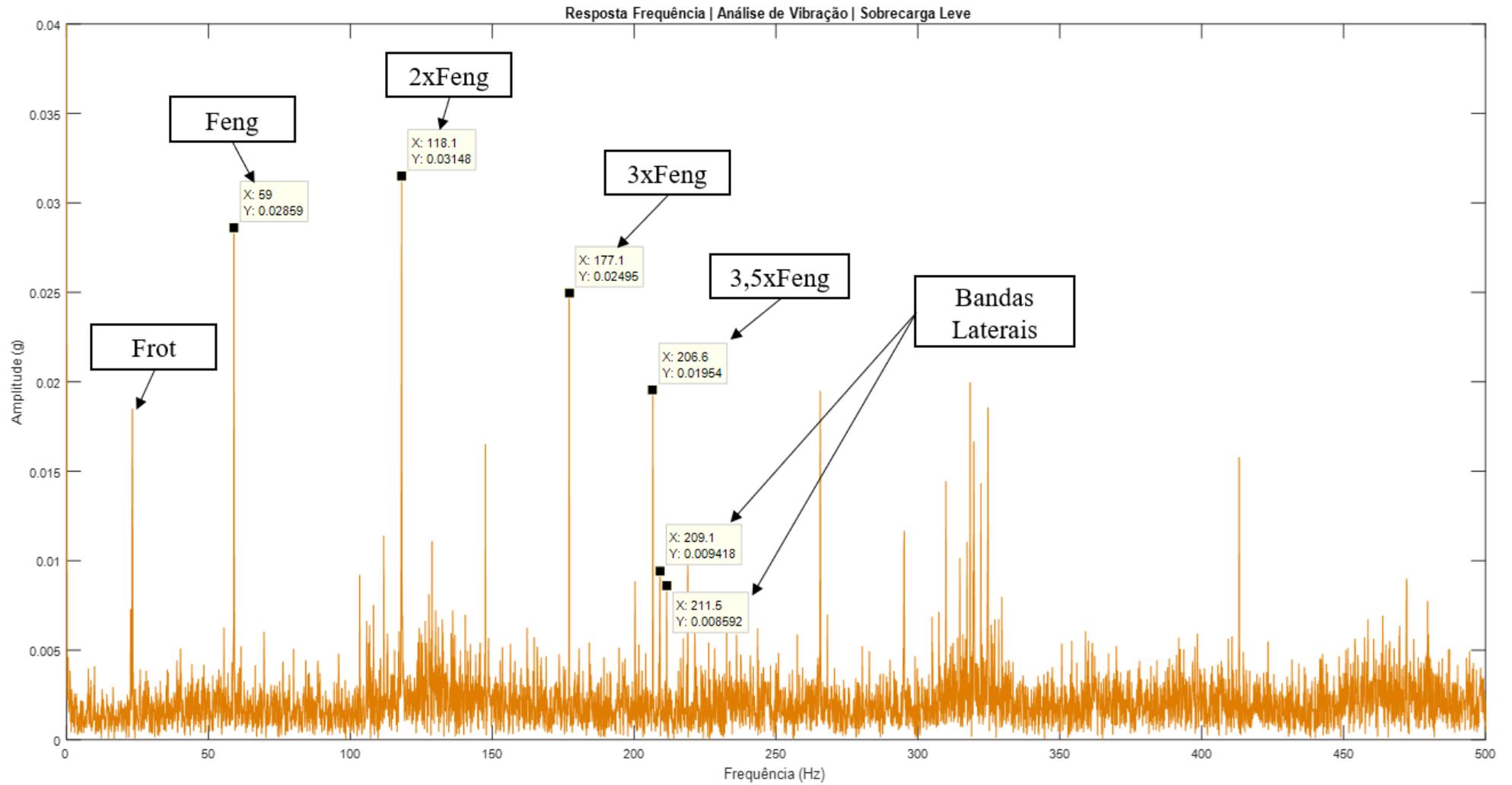
Na Figura 51, onde é apresentado o espectro de frequência para análise de vibração do equipamento de testes para a condição denominada como sobrecarga leve, pode-se constatar que comparando-se à condição de referência, a amplitude da frequência de engrenamento evoluiu de aproximadamente 0,19g para 0,29g, assim a  $2x\text{Feng}$  evoluiu de 0,019g para 0,031g. Outras amplitudes de harmônicos mais distantes se destacaram, como é o caso da frequência de 206,6 Hz ( $3,5x\text{Feng}$ ), com o surgimento de bandas laterais espaçadas em valor correspondente ao da frequência moduladora (aproximadamente 2,5 Hz).

Para a condição de sobrecarga intermediária, conforme pode ser observado na Figura 52, as amplitudes da frequência de engrenamento e dos seus harmônicos, assim como o surgimento de bandas laterais se intensificaram. A frequência de engrenamento marcou uma amplitude aproximada de 0,035g, seu segundo harmônico ( $2x\text{Feng}$ ) evoluiu de 0,031g – em condição de sobrecarga leve – para 0,046g. Bandas laterais ficaram mais evidentes, tanto na frequência de engrenamento, como em seus harmônicos mais próximos e mais distantes, como por exemplo em 117,34 Hz ( $2x\text{Feng}$ ), 205,4 Hz ( $3,5x\text{Feng}$ ) e 293,5 Hz ( $5x\text{Feng}$ ).

Para a condição de sobrecarga severa, a frequência de engrenamento e seus harmônicos mantiveram-se com amplitudes aproximadas do que se evidenciou para a condição de sobrecarga intermediária, como pode ser observado na Figura 53. A principal diferença entre a condição de sobrecarga intermediária e severa foi a evolução das amplitudes e quantidades de bandas laterais, o que corrobora para o aumento da energia do sinal.

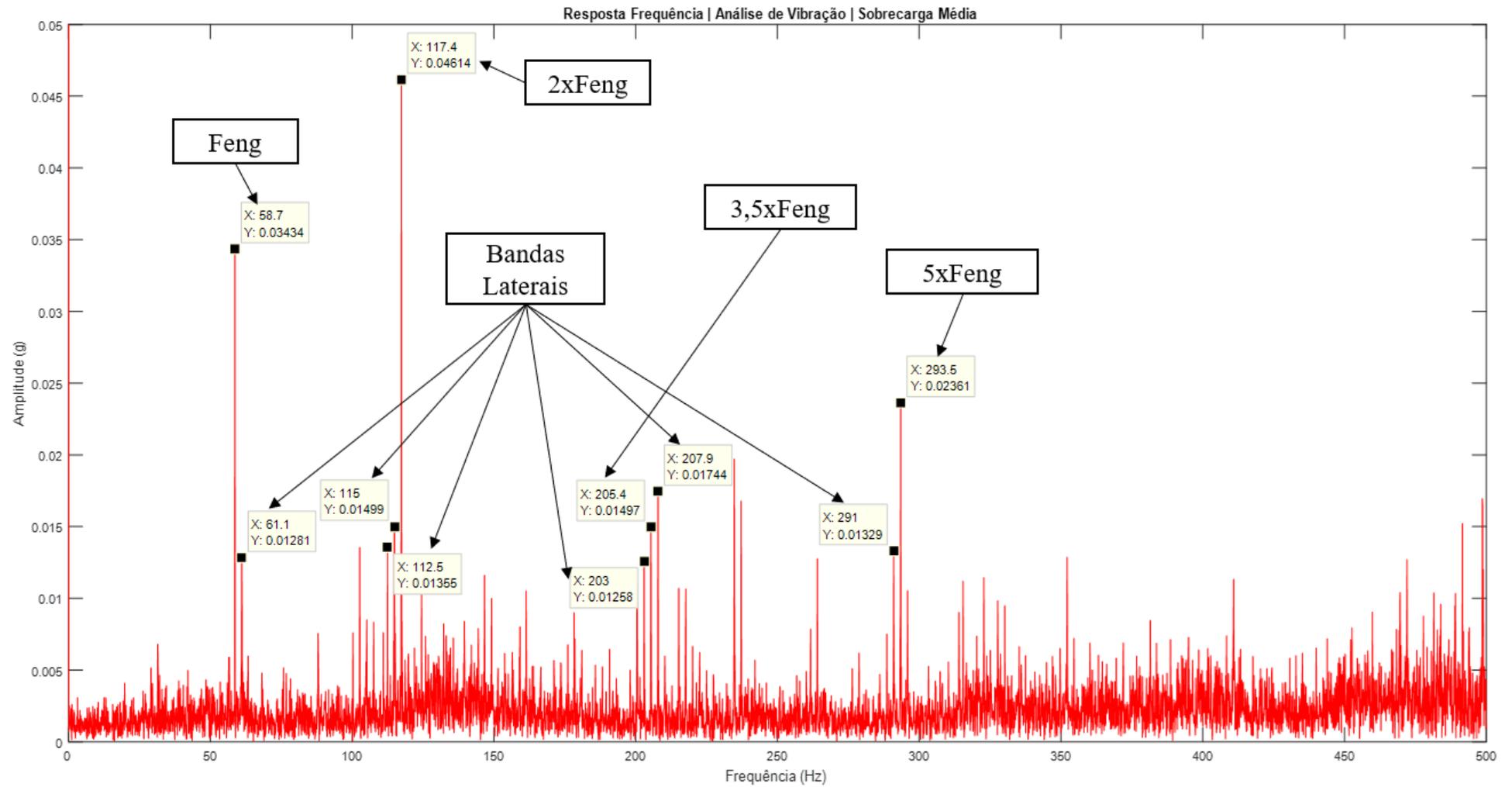
Com base na avaliação realizada por meio da análise de vibração, a condição de sobrecarga imposta ao equipamento de testes, claramente traduz fenômenos de modulação de frequências no sistema rotativo, tanto pelo surgimento e evolução das bandas laterais, como também pelo aumento de amplitude da  $2x\text{Feng}$ .

Figura 51 – Espectro de frequência para análise de vibração em condição de sobrecarga leve



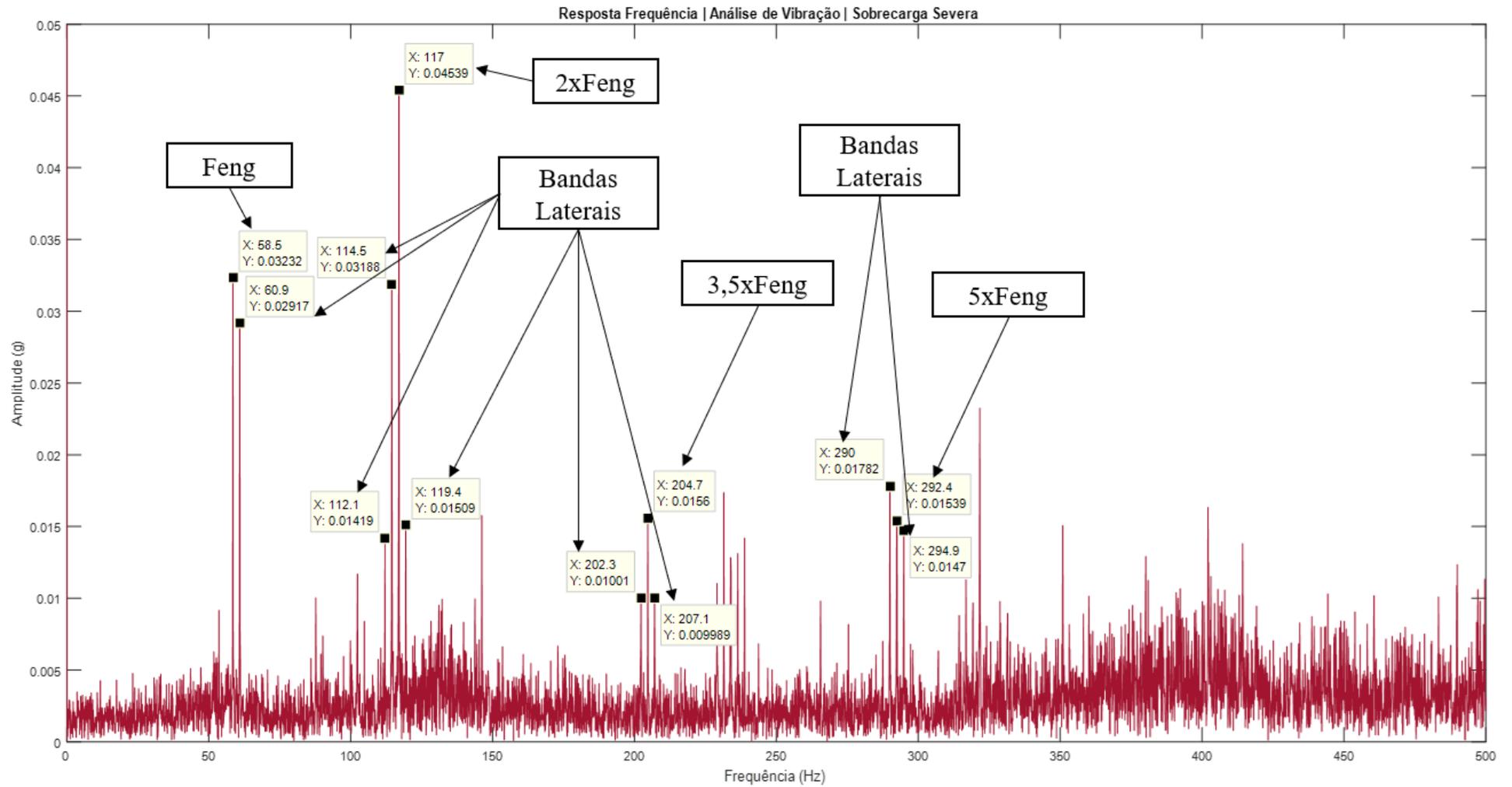
Fonte – Autoria própria

Figura 52 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de sobrecarga intermediária



Fonte – Autoria própria

Figura 53 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de sobrecarga severa



Fonte – Autoria própria

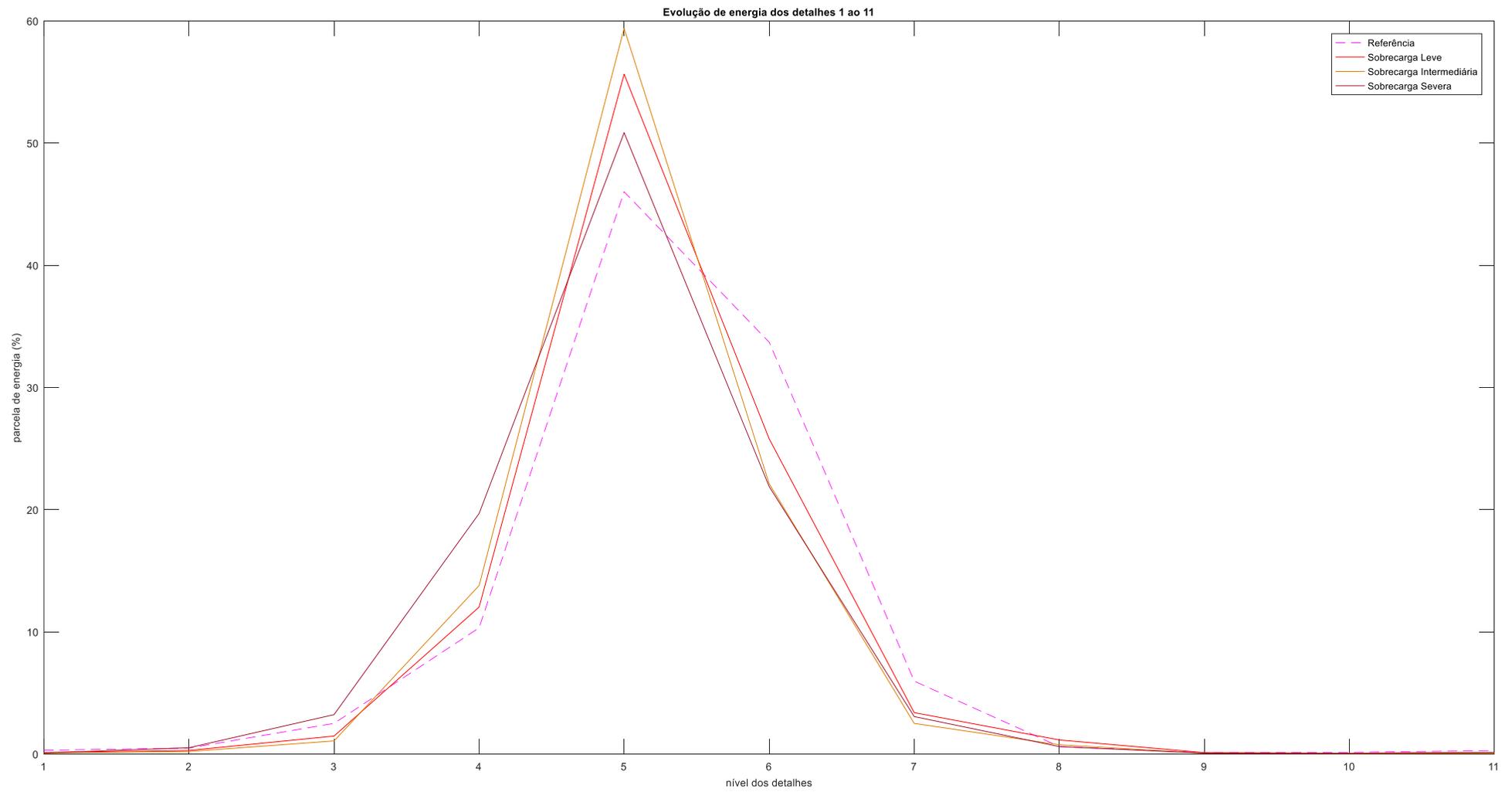
Tendo sido realizada a análise dos espectros de vibração, também se realizou a avaliação dos espectros sonoros. Para o espectro de potência *wavelet*, como pode ser observado na Figura 54, para a condição de referência do equipamento de testes, a maior parcela de energia está localizada no D5 (690-1.379Hz), onde as condições de instabilidade se apresentam com uma maior parcela de energia (da ordem de 50~60%) quando comparadas à condição de referência. De forma análoga ocorre no detalhe D4 (1.379-2.757Hz), sendo que no D4 o aumento da parcela de energia se apresenta de uma forma mais coerente, levando-se em consideração o seu aumento na medida em que a severidade da má condição de funcionamento evolui.

Para as condições de sobrecarga leve e intermediária, no D4, as parcelas de energia apresentam-se com valores 12,03% e 13,79, respectivamente. Para a condição de sobrecarga severa, essa parcela evolui para quase 19,69%.

Verificou-se, conforme apresentado na Figura 55, que as informações relevantes do espectro sonoro se localizam entre 0 – 3.000 Hz. Na medida em que se evolui a condição de carregamento, de forma clara, no espectro de frequência, se consegue visualizar o aumento da densidade espectral nos D4 e D5.

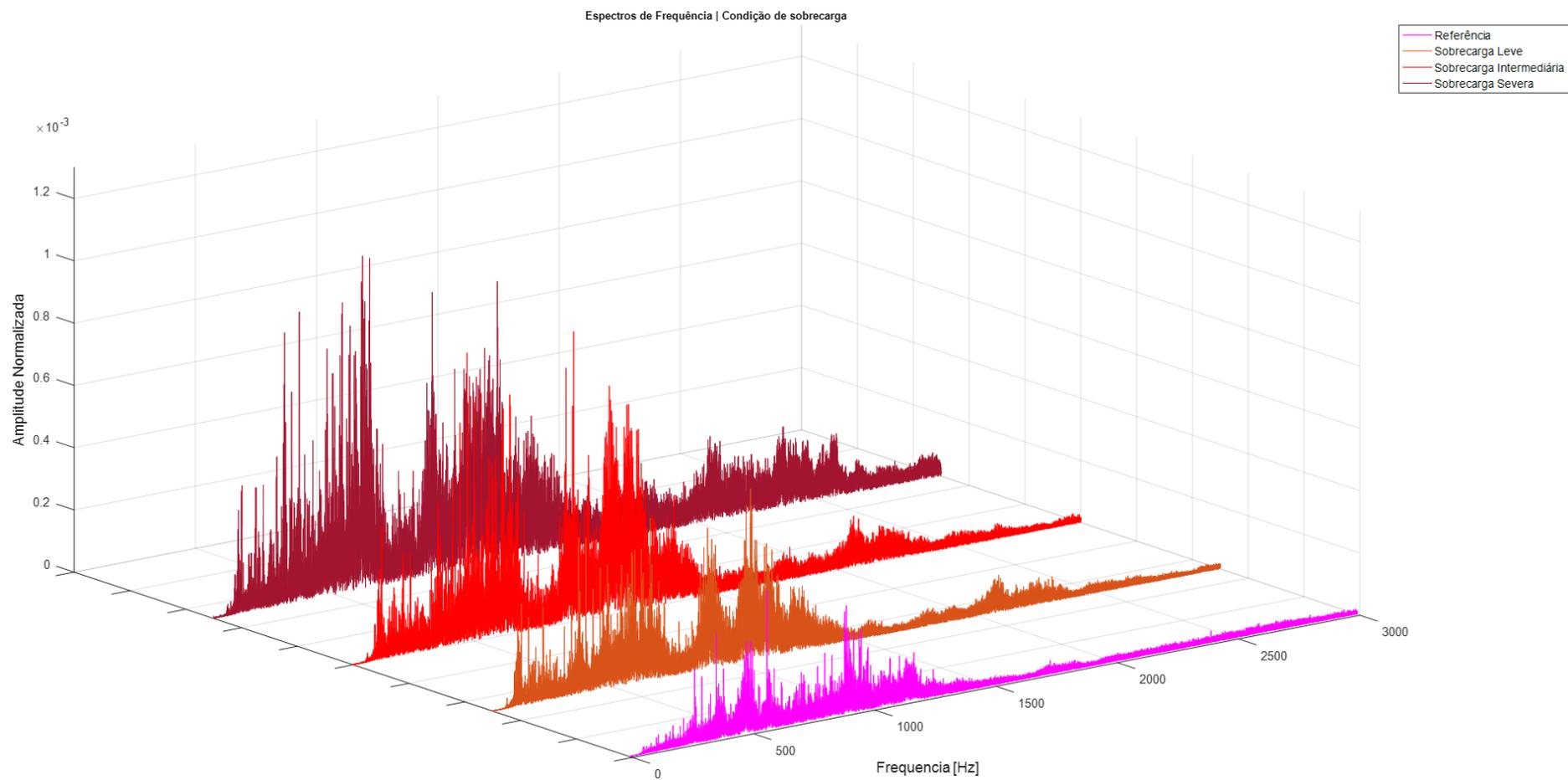
Na Figura 56, pode-se observar a análise dos sinais sonoros no domínio do tempo, onde constatou-se o aumento da amplitude e quantidade dos pulsos na medida em que se aumenta a condição de carregamento. O valor RMS em amplitude para a condição de referência ( $X_{rms}$ ) foi de 0,0147, onde para as condições de sobrecarga leve, intermediária e severa foram de respectivamente 0,0293, 0,040 e 0,0526.

Esse aumento de energia se dá tanto pelo aumento das amplitudes dos harmônicos da frequência de engrenamento, como também pelo surgimento e evolução da amplitude das bandas laterais, analogamente ao que ocorre nos espectros apresentados decorrentes da análise de vibração. Na Figura 57, pode-se observar o espectro sonoro para a condição de sobrecarga severa, onde pode-se evidenciar amplitudes referentes a harmônicos da frequência de engrenamento, assim como a ocorrência de bandas laterais no valor da frequência moduladora.

Figura 54 - Relação entre a energia dos sinais sonoros e os coeficientes de detalhe *wavelets* para condições de referência e sobrecarga

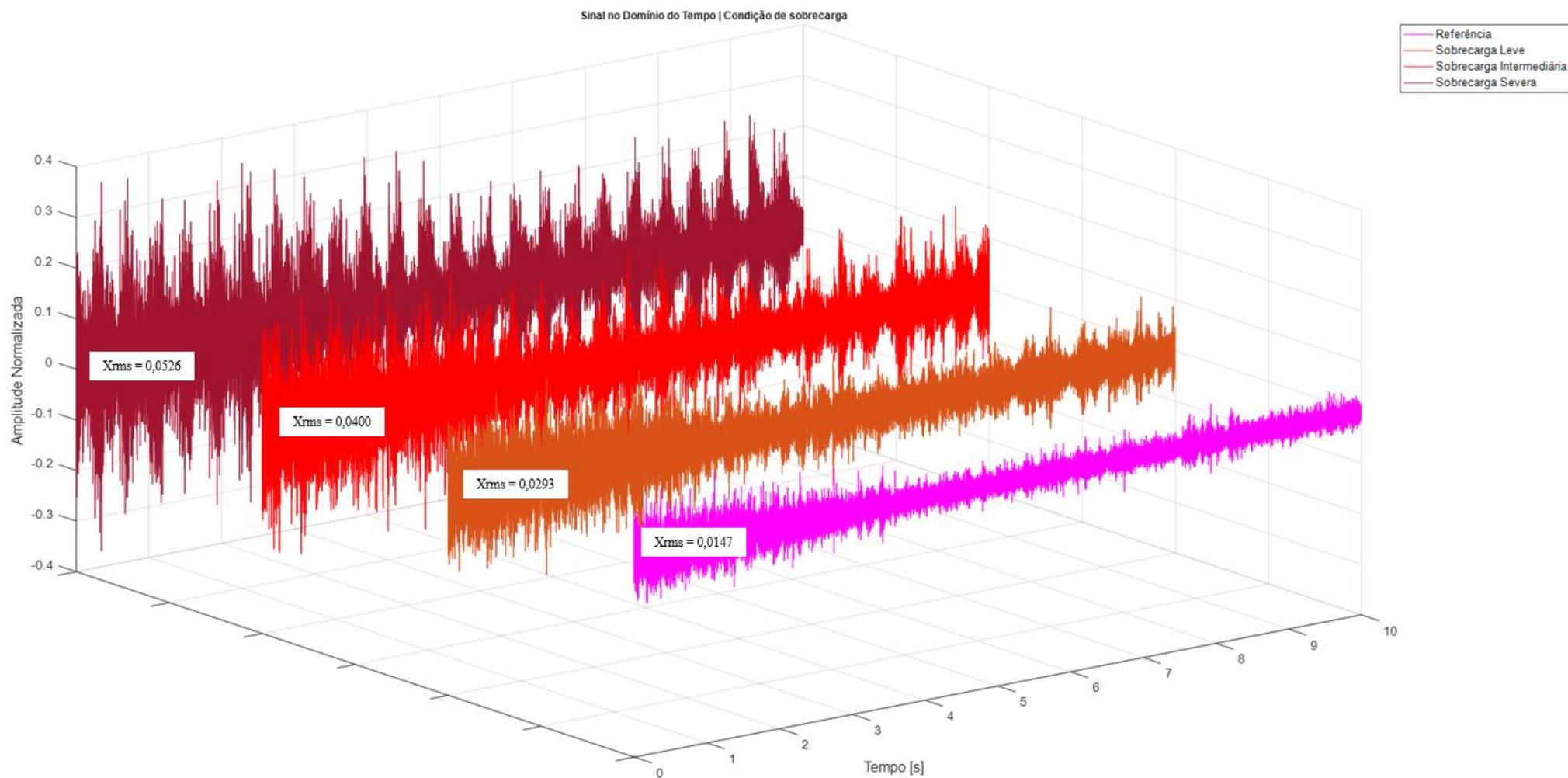
Fonte – Autoria própria

Figura 55 - Espectros de frequência sonoros 3D para as condições de referência e sobrecarga



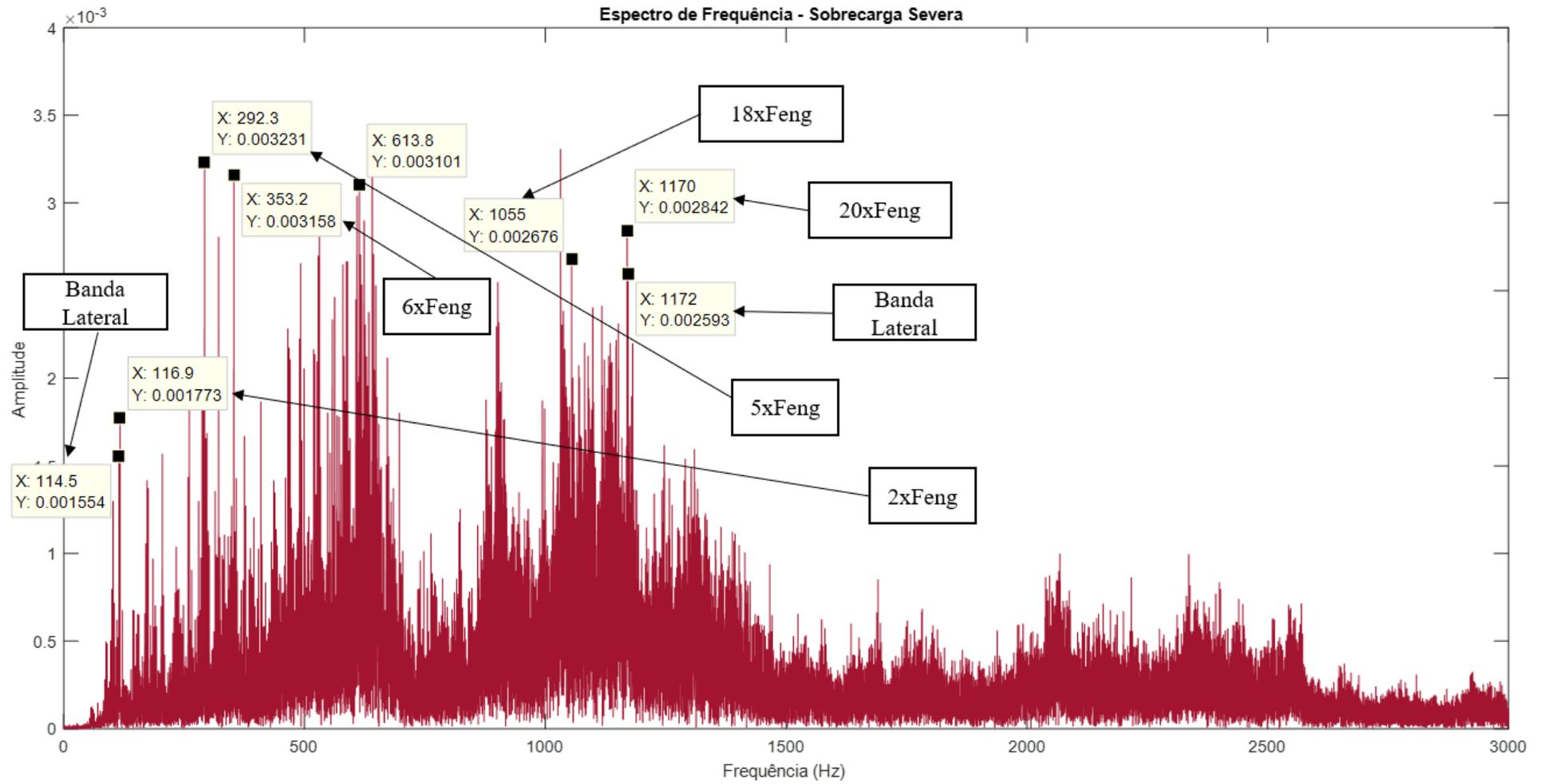
Fonte – Autoria própria

Figura 56 - Comparação dos sinais no domínio do tempo para as condições de referência e sobrecarga



Fonte – Autoria própria

Figura 57 - Espectro de frequência sonoro para condição de sobrecarga severa com harmônicos da frequência de engrenamento e bandas laterais



Fonte – Autoria própria

### 5.1.2 Análise dos espectros de vibração e potência *wavelet* | condição de desalinhamento paralelo

Para a análise de vibração realizada nas condições de desalinhamento paralelo, se evidenciou o aumento da amplitude dos harmônicos da frequência de engrenamento na medida em que se evolui a condição de severidade no equipamento de testes. As bandas laterais não surgiram na mesma proporção que para condição de sobrecarga, mas na medida em que se intensificou a condição de desalinhamento paralelo foram surgindo bandas laterais mais espaçadas.

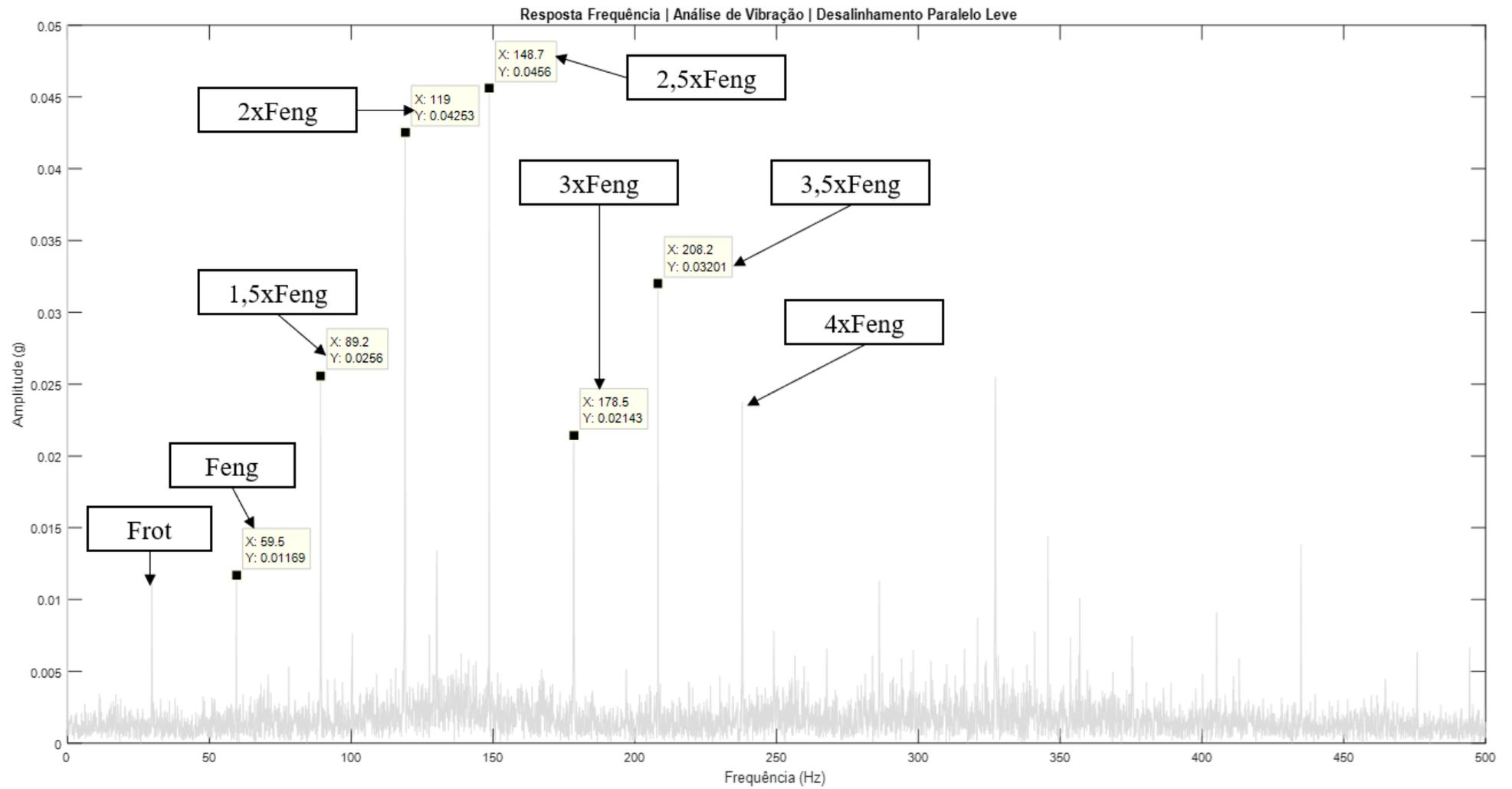
Na Figura 58, pode-se observar o espectro de frequência obtido por análise de vibração para condição de desalinhamento paralelo leve, de modo que a frequência de engrenamento e a de rotação da máquina se apresentam com amplitudes próximas, destacando-se a  $2xFeng$  com amplitude em aproximadamente 0,043g. Outros harmônicos, tanto da frequência de rotação, como também da frequência de engrenamento receberam destaque nessa análise devido as altas amplitudes, como é o caso da  $2,5xFeng$ ,  $3xFeng$  e  $3,5xFeng$ . Para essa condição de funcionamento, não se evidenciou o surgimento de bandas laterais.

Para a condição de desalinhamento paralelo intermediário, conforme se pode observar na Figura 59, apresentou um comportamento dos harmônicos da frequência de engrenamento e frequência de rotação análogo ao da condição anterior, tendo por diferença o aumento das amplitudes em harmônicos da frequência de engrenamento, como por exemplo para  $2xFeng$ , onde houve uma evolução de 0,043g para aproximadamente 0,083g. Também evidenciou-se que se iniciou, de forma discreta, o surgimento de bandas laterais.

Na condição de desalinhamento paralelo severo, a evolução da amplitude da  $2xFeng$  continuou aumentando de 0,083g para 0,1g. As bandas laterais ficaram mais evidentes, como pode-se observar na Figura 60.

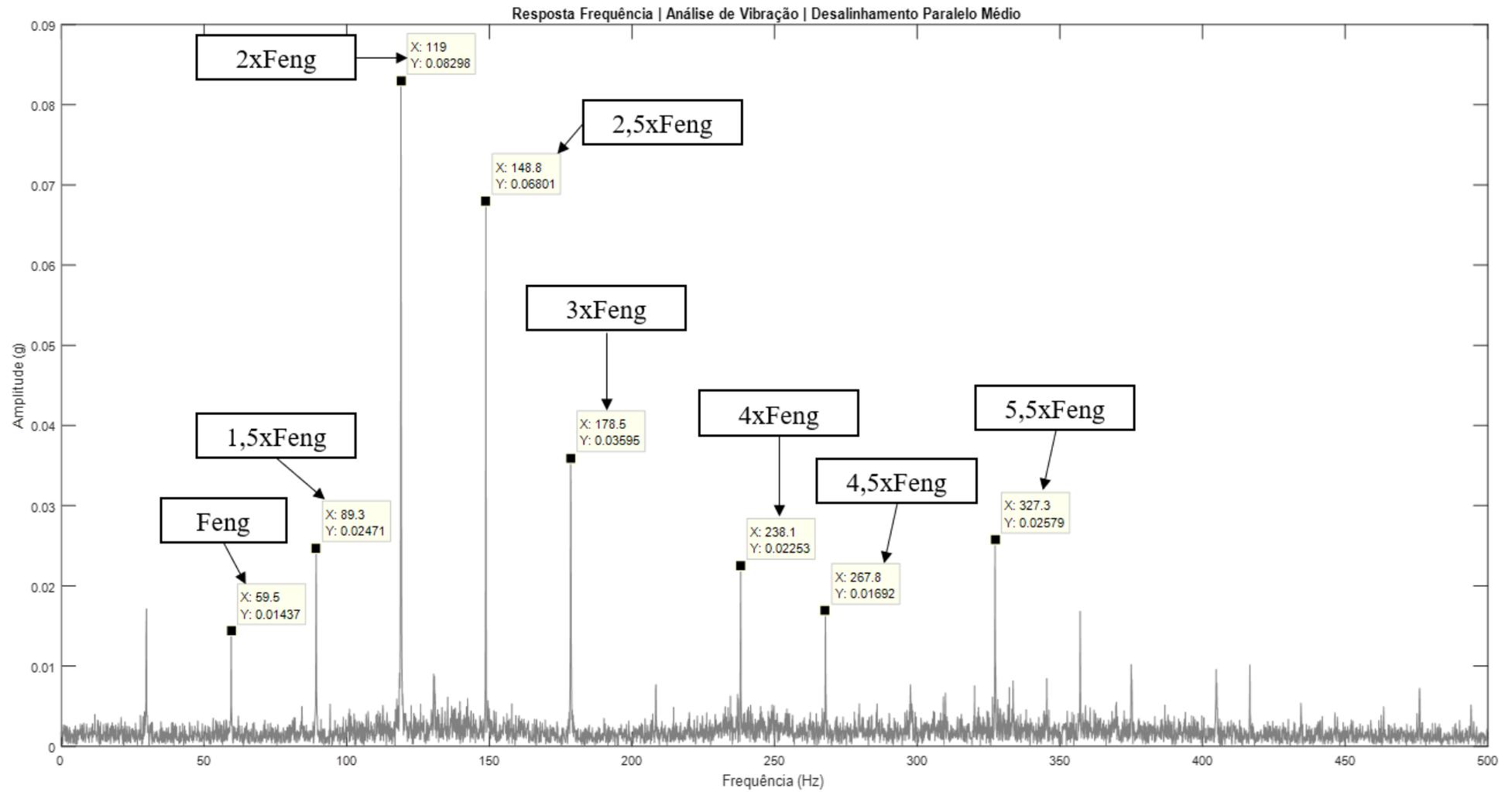
Assim como para a condição de sobrecarga, o comportamento dos harmônicos da frequência de engrenamento, principalmente da  $2xFeng$ , e o surgimento de bandas laterais também caracterizam fenômenos ligados à modulação de frequência decorrentes de problemas de excentricidade no conjunto rotativo, um dos motivos pode ser o surgimento de folgas inadequadas entre os dentes no momento em que se intensifica a má condição de funcionamento.

Figura 58 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desalinhamento paralelo leve



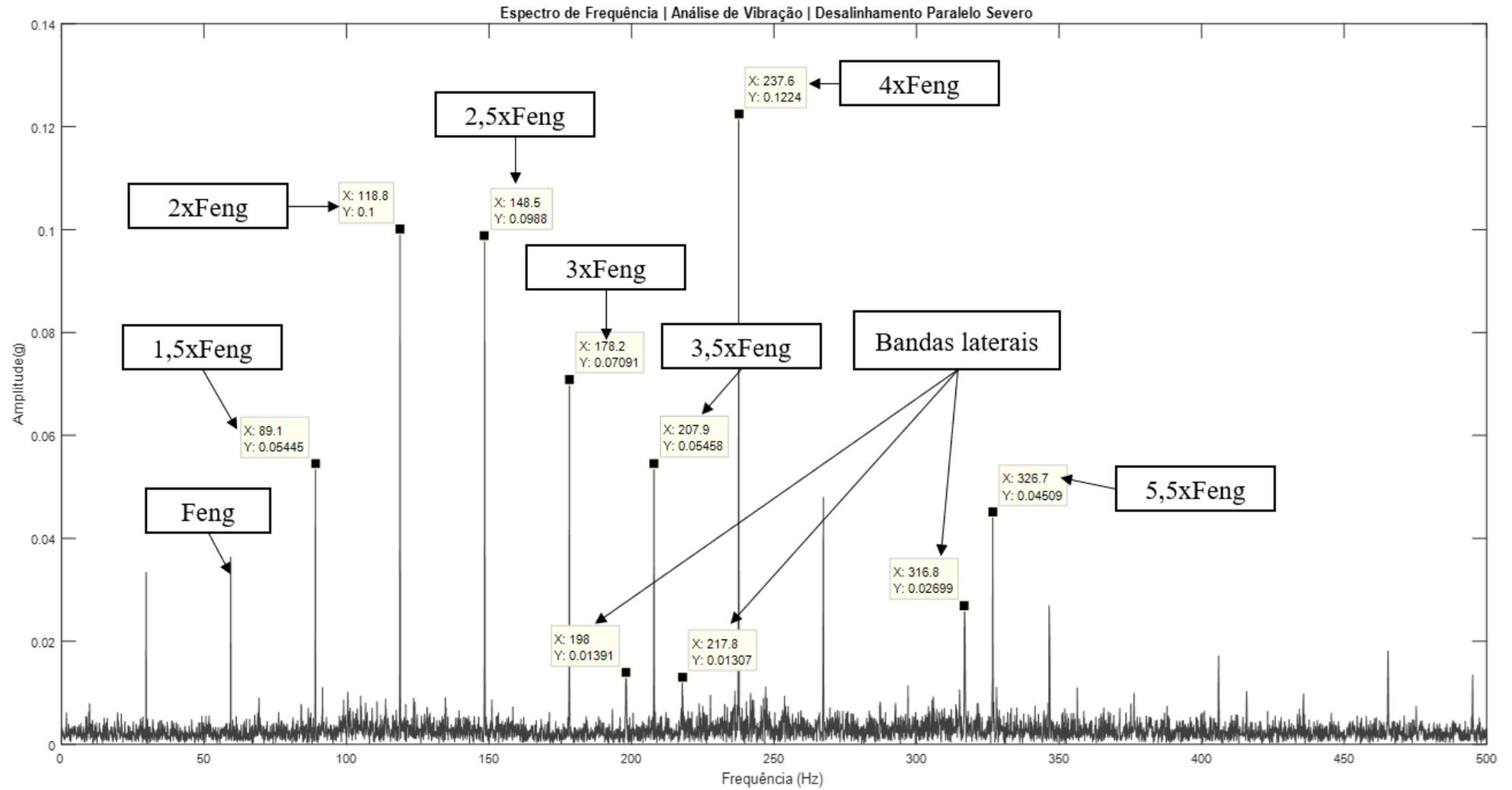
Fonte – Autoria própria

Figura 59 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desalinhamento paralelo intermediário



Fonte – Autoria própria

Figura 60 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desalinhamento paralelo severo



Fonte – Autoria própria

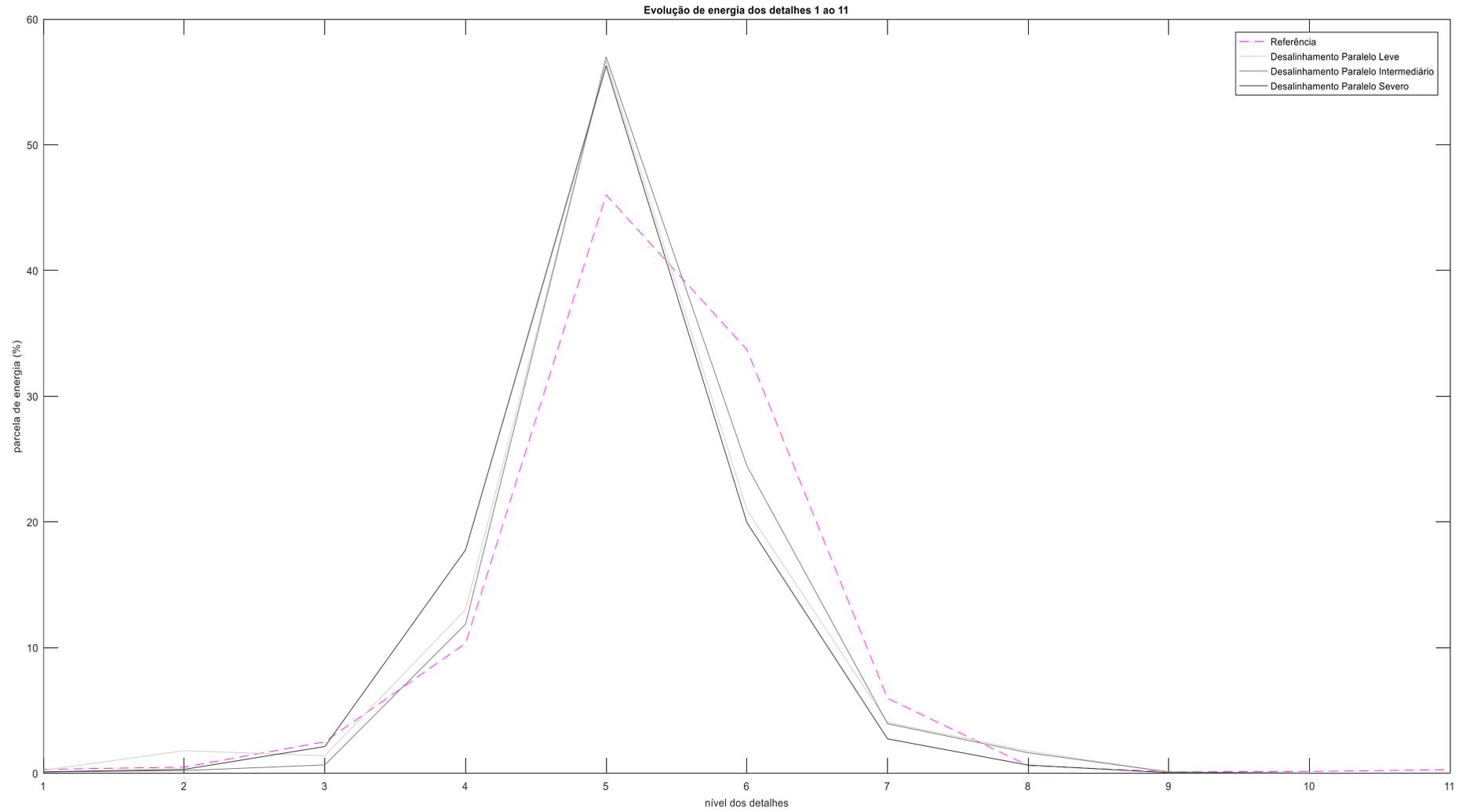
Tendo sido realizada a análise dos espectros de vibração, também se realizou a avaliação dos espectros sonoros. Para o espectro de potência *wavelet*, como pode ser observado na Figura 61, assim como para a condição de referência do equipamento de testes, a maior parcela de energia está localizada no D5 (690-1.379Hz), onde as condições de instabilidade se apresentam com uma maior parcela de energia nesse coeficiente quando comparadas à condição de referência, sendo que para todas as condições de funcionamento, os valores se apresentaram bem próximos. No D4 (1.379-2.757Hz), também se pôde visualizar a evolução da parcela de energia na medida em que se intensifica a condição de desalinhamento, de modo que a condição de desalinhamento severo assumiu uma maior parcela de energia que as demais. Para as condições de sobrecarga leve e intermediária, no D4, apresentam-se com valores de 13,03% e 11,87% da parcela de energia, já para a condição de sobrecarga severa, essa parcela evoluiu para aproximadamente 17,77%.

Verificou-se, conforme apresentado na Figura 62, assim como para a condição de sobrecarga, que as informações relevantes do espectro sonoro se localizam entre 0 – 3.000 Hz. Na medida em que se evolui a condição de desalinhamento paralelo, de forma clara, no espectro de frequência, se consegue visualizar o aumento da densidade espectral nos D4 e D5.

Na Figura 63, pode-se observar a análise dos sinais no domínio do tempo, onde constatou-se o aumento de amplitude nos sinais na medida em que se intensifica a condição de desalinhamento. Diferentemente do que houve para a condição de sobrecarga, para os sinais no domínio do tempo se evidenciou uma menor quantidade de pulsos, assim como no domínio da frequência uma menor quantidade de bandas laterais. O valor RMS em amplitude para a condição de referência ( $X_{rms}$ ) foi de 0,0147, onde para as condições de desalinhamento paralelo leve, intermediário e severo foram de respectivamente 0,0341, 0,0364 e 0,0597.

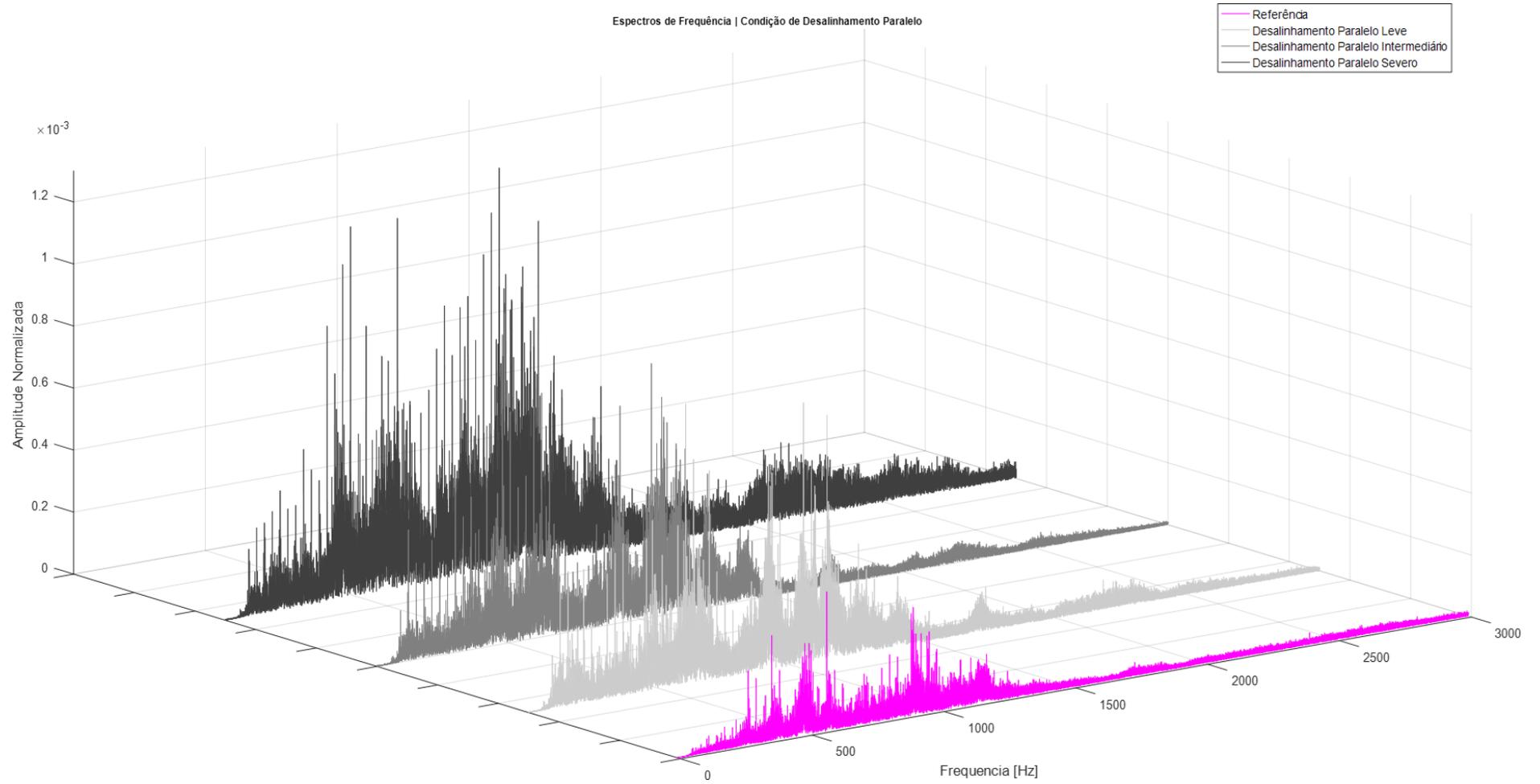
Esse aumento de energia na medida em que se intensifica a condição de desalinhamento, se dá, principalmente, devido ao aumento da amplitude dos harmônicos da frequência de engrenamento e da frequência de rotação, houve também o surgimento e o aumento da intensidade de bandas laterais, mas não na mesma magnitude que para a condição de sobrecarga. Na Figura 64, pode-se observar o espectro de frequência para a condição de desalinhamento severo, onde se apresentam altas amplitudes dos harmônicos das frequências de rotação e engrenamento, assim como o surgimento de algumas bandas laterais.

Figura 61 - Relação entre a energia dos sinais sonoros e os coeficientes de detalhe *wavelets* para condições de referência e desalinhamento paralelo



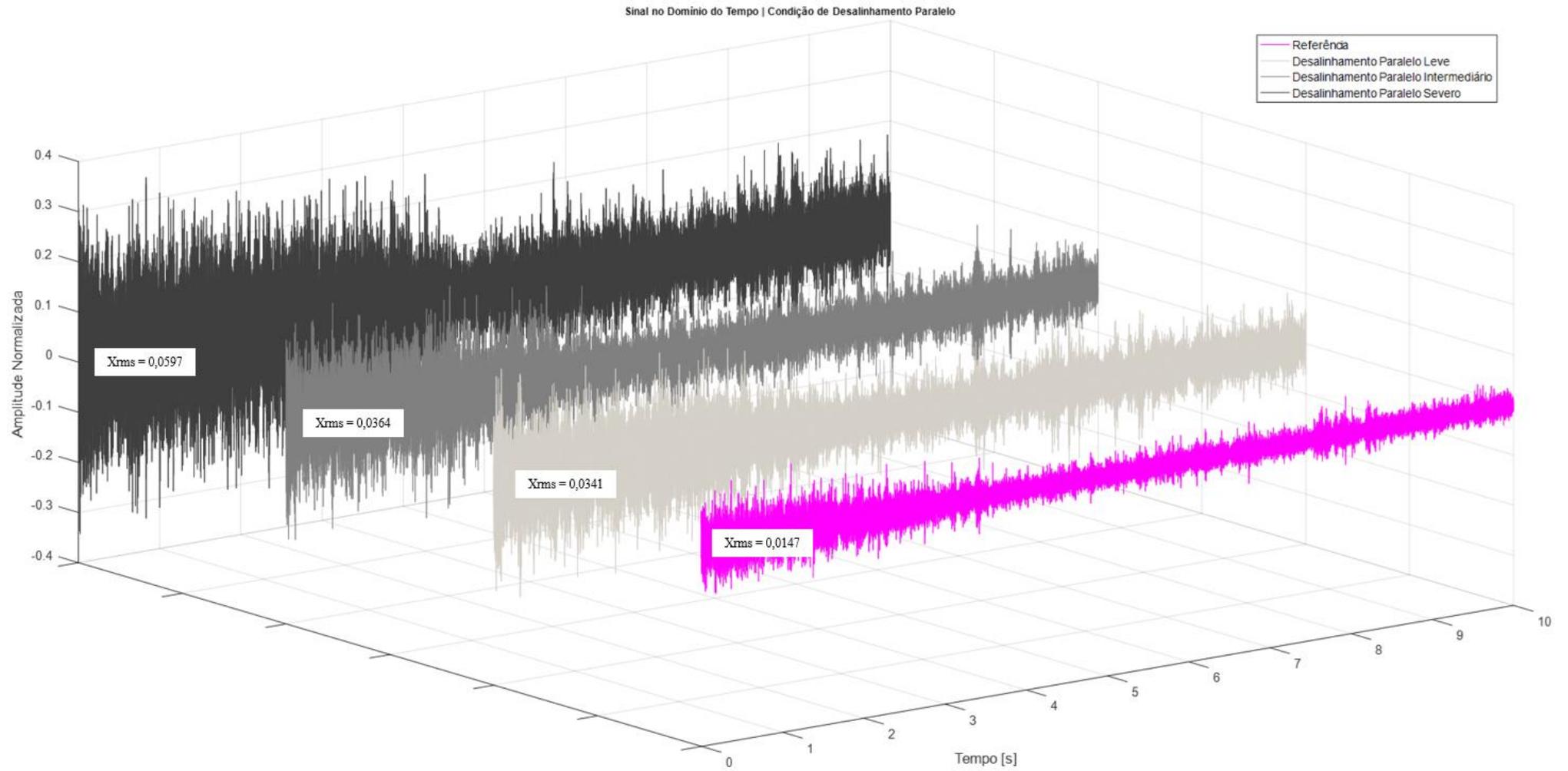
Fonte – Autoria própria

Figura 62 - Espectros de frequência sonoros 3D para as condições de referência e desalinhamento paralelo



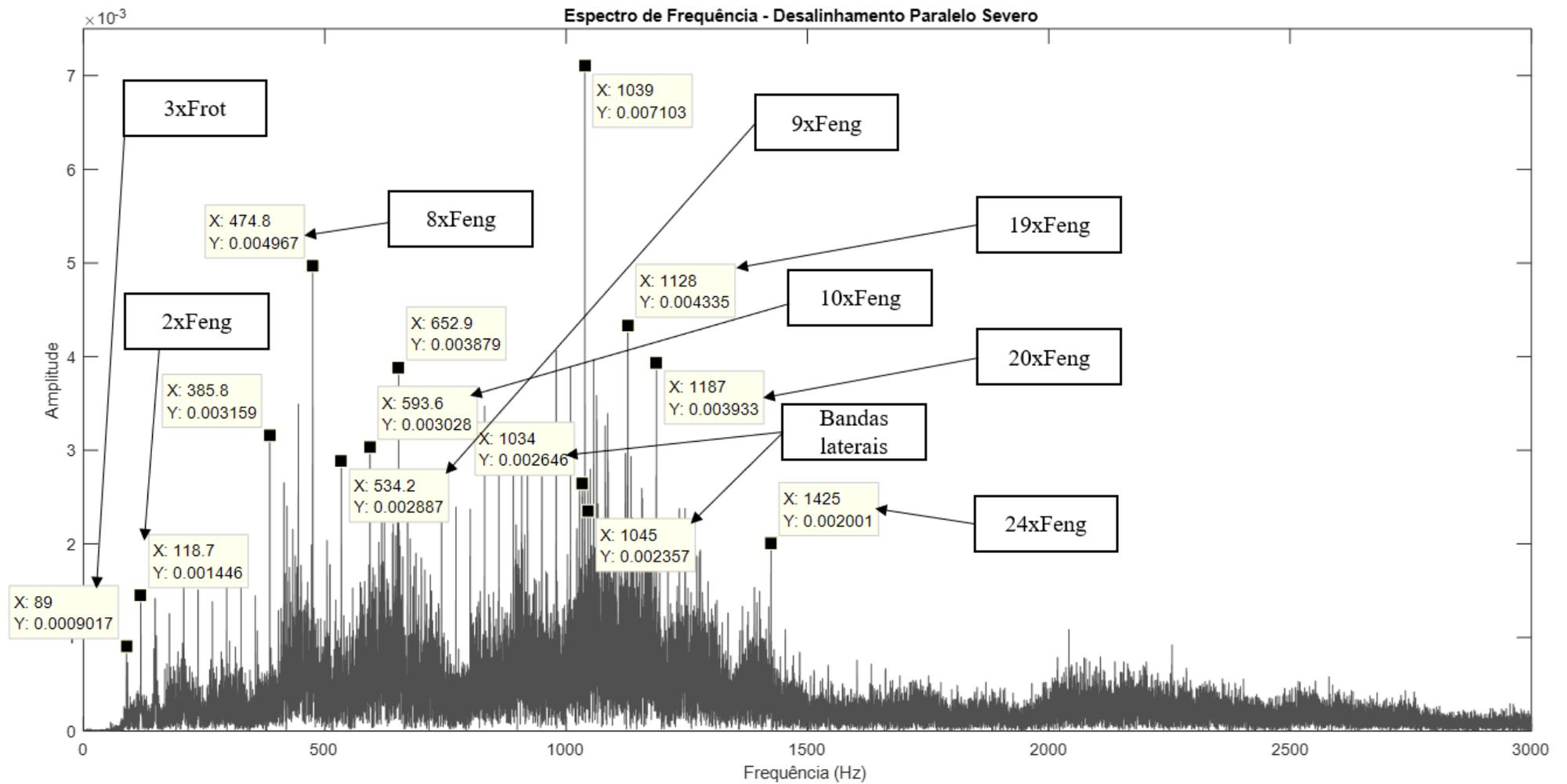
Fonte – Autoria própria

Figura 63 - Comparação dos sinais no domínio do tempo para as condições de referência e desalinhamento paralelo



Fonte – Autoria própria

Figura 64 - Espectro de frequência sonora para condição de desalinhamento paralelo com harmônicos da frequência de engrenamento e bandas laterais



Fonte – Autoria própria

### 5.1.3 Análise dos espectros de vibração e potência *wavelet* | condição de desalinhamento misto

Para a análise de vibração realizada nas condições de desalinhamento misto (Figuras 65, 66 e 67), se evidenciou um comportamento análogo à condição de desalinhamento paralelo, de modo que a sinal de vibração se apresentou menos ruidoso. Conferindo a presença de modulações no sistema rotativo na medida em que se evolui os desalinhamentos, nos espectros de vibração ainda se continua em destaque o aumento de amplitude da  $2x F_{eng}$ .

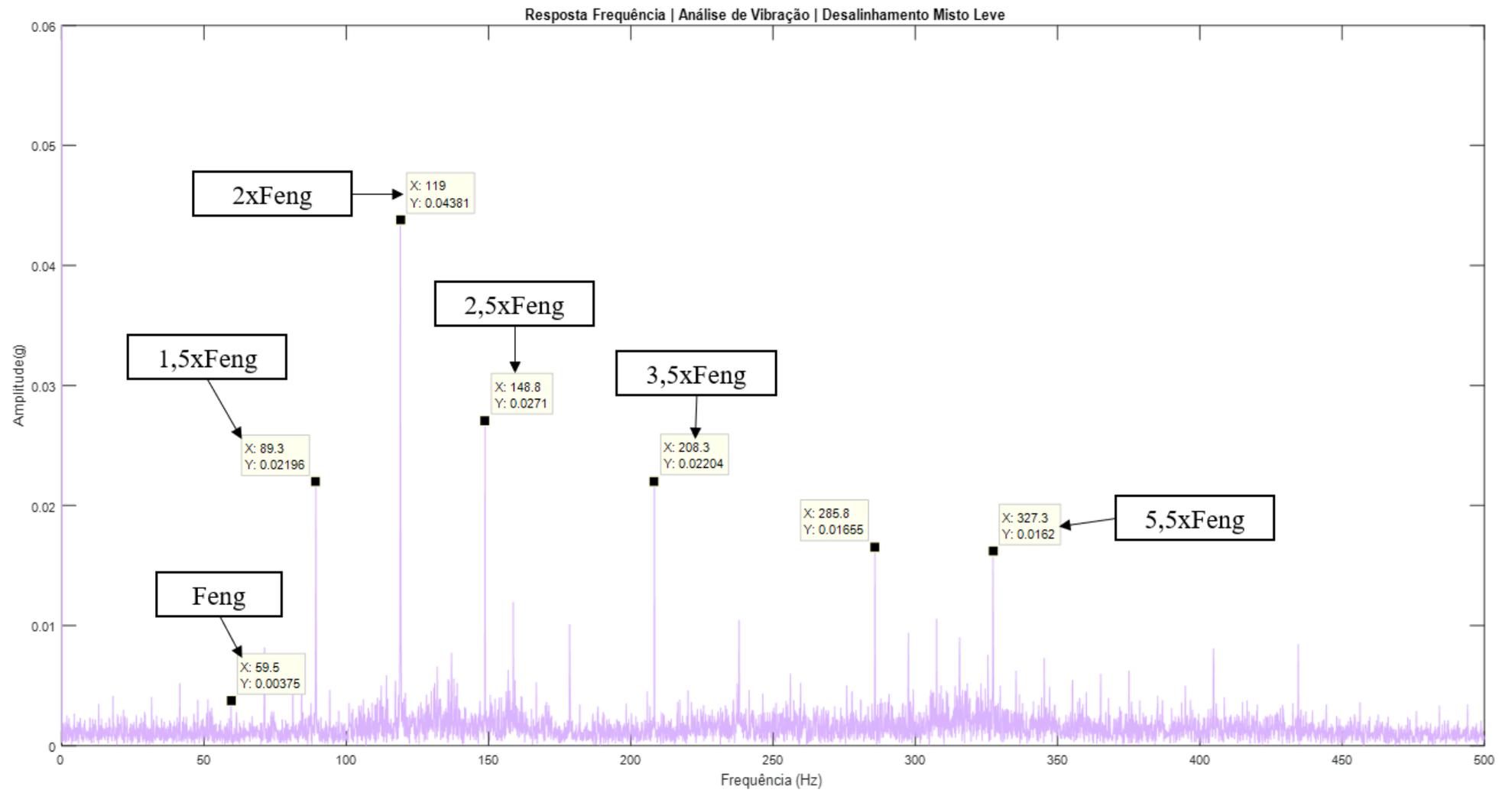
Houve uma particularidade para a condição de ensaios com desalinhamento misto, de modo que o equipamento de testes apresentou limitações técnicas, onde o desalinhamento angular, na medida em que se evoluía não agravava a severidade de funcionamento do equipamento na mesma proporção que o desalinhamento paralelo. O acoplamento flexível utilizado, na medida em que suas cubas se distanciavam angularmente, promovia um afastamento entre os eixos, que dificultava a evolução da condição de desalinhamento paralelo e limitava o contato entre os eixos para o movimento rotativo.

Na Figura 65, pode-se observar o espectro de frequência obtido por análise de vibração para condição de desalinhamento misto leve, onde a frequência de engrenamento se apresentou com uma baixa amplitude, mas em contrapartida destacou-se a  $2x F_{eng}$  com amplitude em aproximadamente 0,044g. Outros harmônicos, tanto da frequência de rotação, como também da frequência de engrenamento recebem destaque nessa análise devido as altas amplitudes, como é o caso da  $1,5x F_{eng}$ ,  $2,5x F_{eng}$  e  $3,5x F_{eng}$ . Para essa condição de funcionamento, não se evidenciou o surgimento de bandas laterais.

Para a condição de desalinhamento misto intermediário, conforme se pode observar na Figura 66, a frequência de engrenamento se apresentou com uma maior amplitude do que a da condição anterior, evoluindo de 0,044g para aproximadamente 0,05g, assim como houve a elevação em amplitude da  $2x F_{eng}$  e  $3x F_{eng}$ . Nesta condição de ensaio se constatou a ocorrência discreta de bandas laterais no entorno da  $2x F_{eng}$ , onde seu espaçamento condiz com o valor da frequência moduladora (aproximadamente 2,5 Hz).

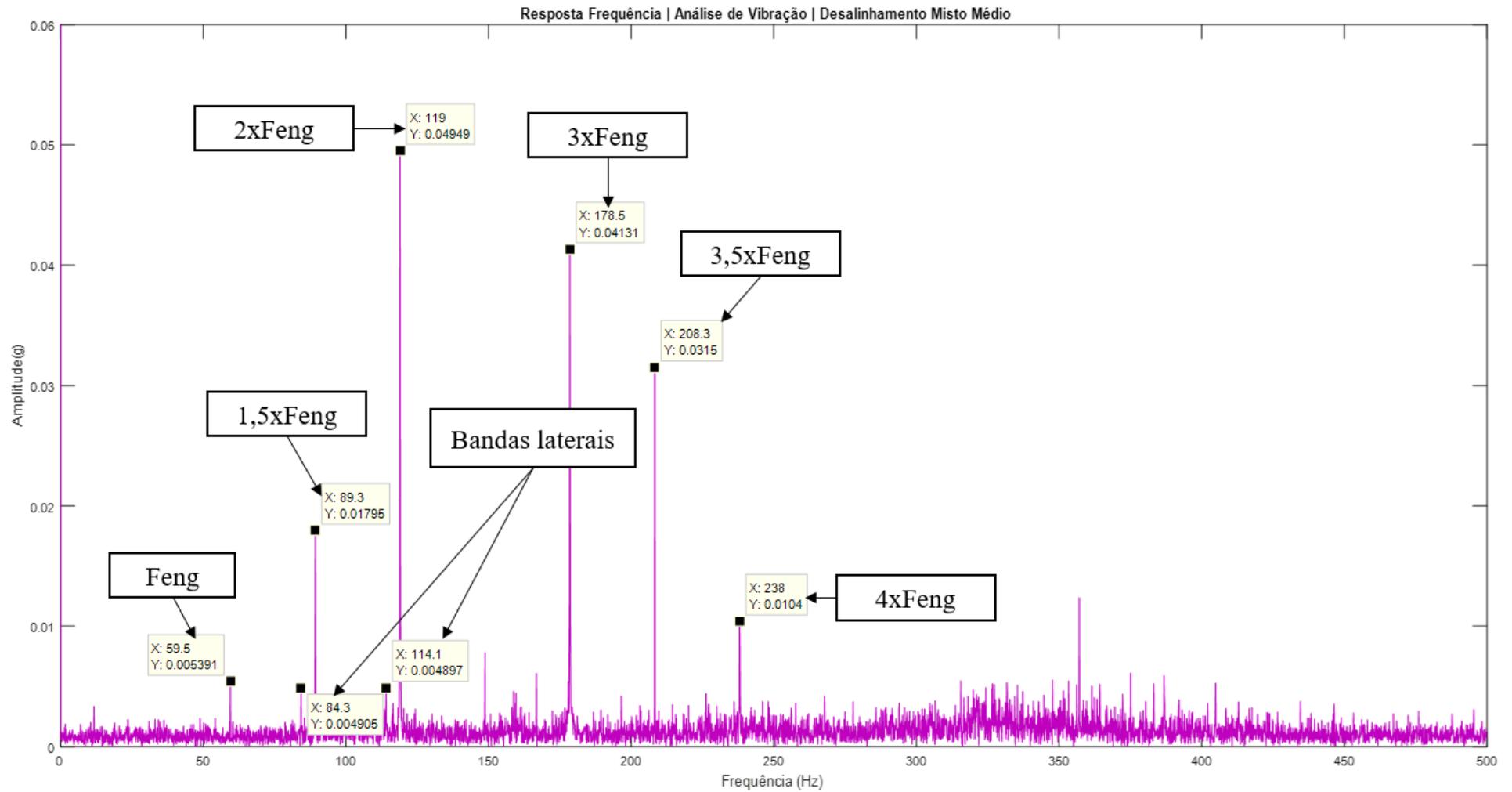
Na condição de desalinhamento paralelo misto severo, a amplitude na  $2x F_{eng}$  continuou por evoluir, estacionando em aproximadamente 0,072g, assim como a frequência de engrenamento e demais harmônicos evoluíram em amplitude. No espectro de frequência da Figura 67, pode ser observada uma maior incidência de bandas laterais, como por exemplo no entorno da frequência de engrenamento, em  $2x F_{eng}$ ,  $3x F_{eng}$  e  $4x F_{eng}$ , mas todas ainda com baixa amplitude.

Figura 65 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desalinhamento misto leve



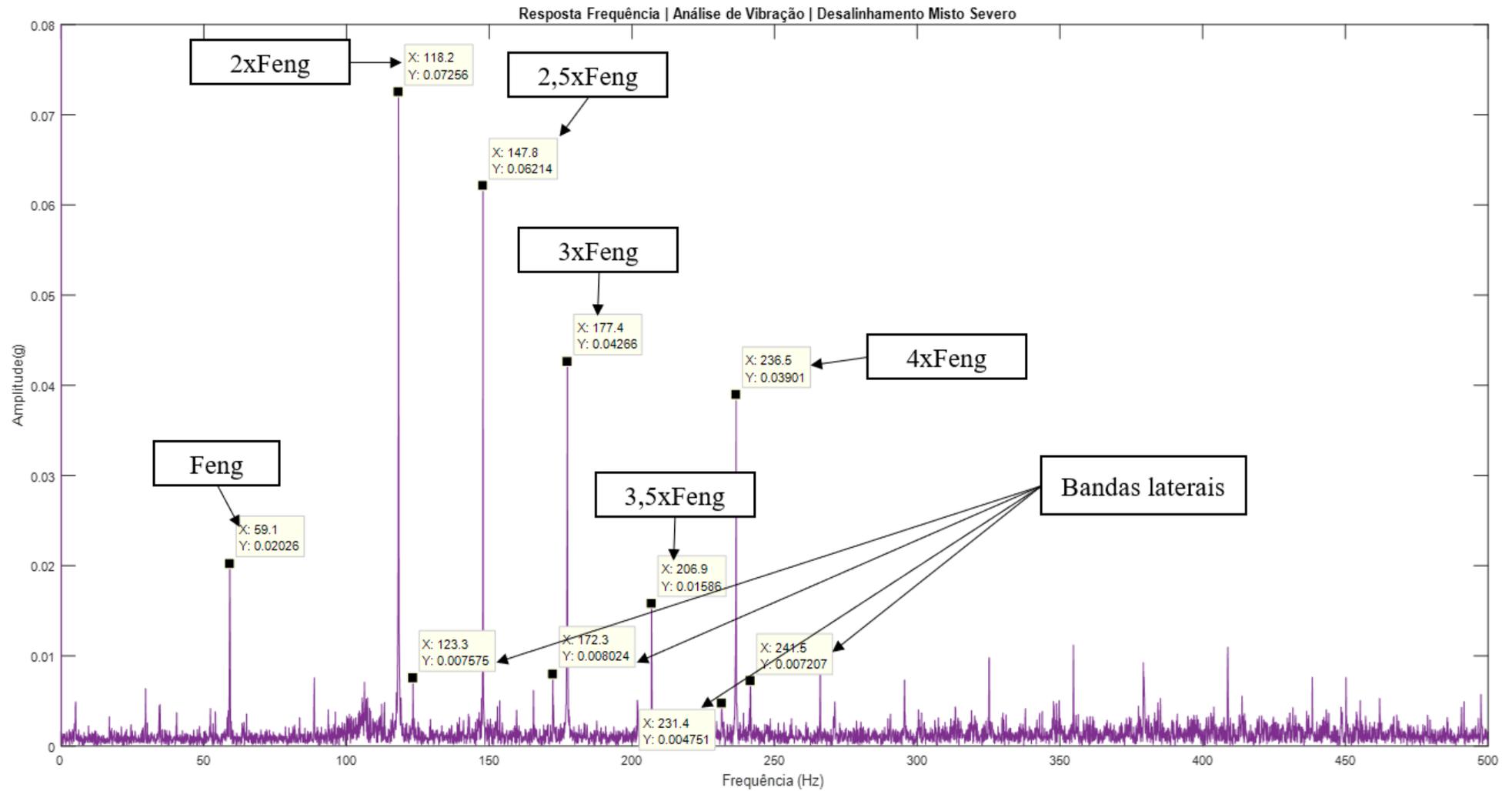
Fonte – Autoria própria

Figura 66 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desalinhamento misto intermediário



Fonte – Autoria própria

Figura 67 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desalinhamento misto severo



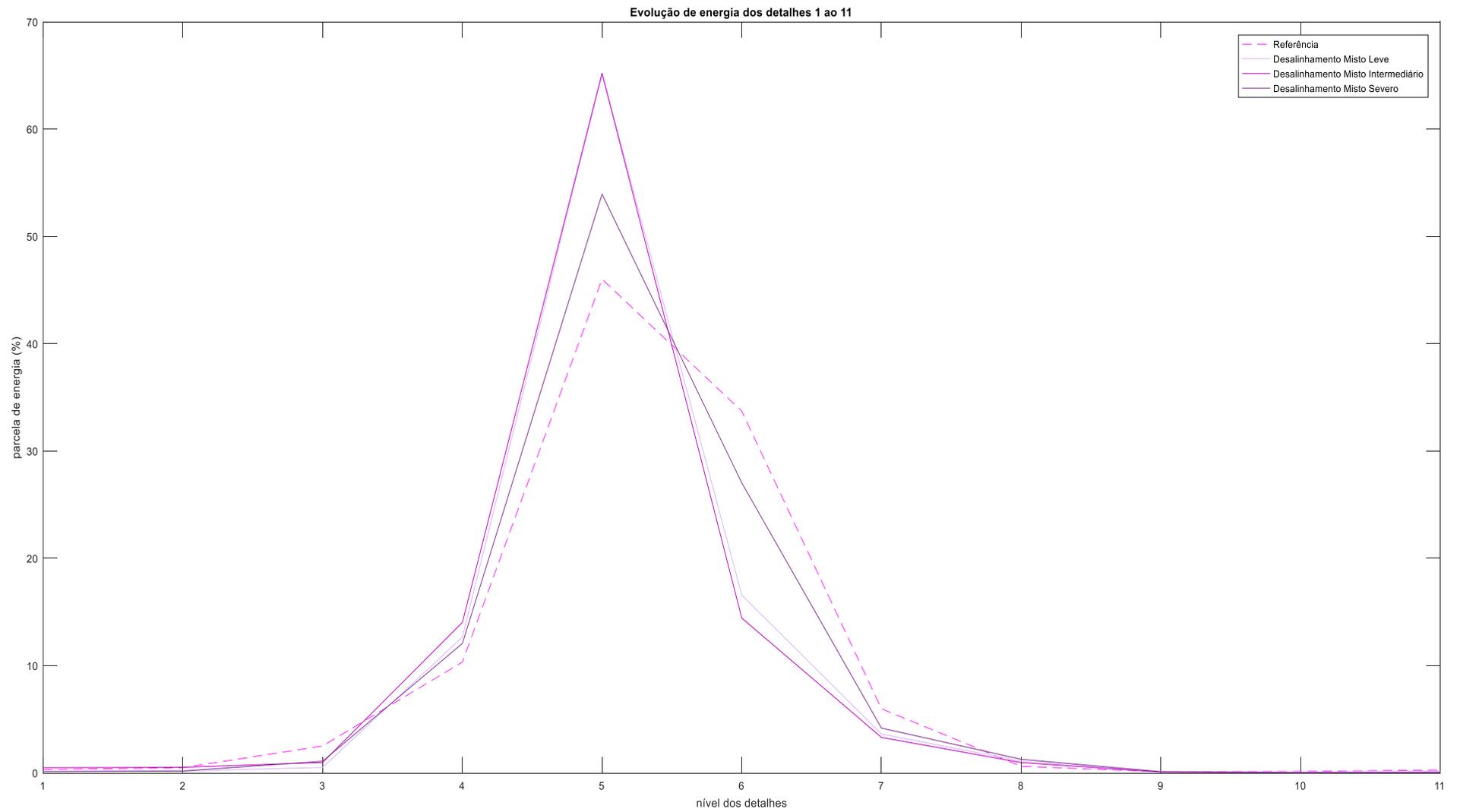
Fonte – Autoria própria

Após a análise dos espectros de vibração, também se realizou a avaliação dos espectros sonoros. Para o espectro de potência *wavelet*, como pode ser observado na Figura 68, assim como para a condição de referência do equipamento de testes, a maior parcela de energia está localizada no D5 (690-1.379Hz), onde as condições de instabilidade se apresentam com uma maior parcela nesse detalhe quando comparadas à condição de referência, sendo que as condições de desalinhamento intermediário e severo encontra-se com valores bem próximos (aproximadamente 65%). No D4 (1.379-2.757Hz), também se pôde visualizar a evolução da parcela de energia na medida em que se intensifica a condição de desalinhamento, de modo que a condição de desalinhamento severo assumiu uma maior parcela de energia do que as demais. Mesmo a condição mais severa assumindo uma parcela superior às demais, no D4 a parcela de energia para todas as condições de desalinhamento assumiram valores entre 12 e 15%.

Verificou-se, conforme apresentado na Figura 69, assim como para as condições de sobrecarga e desalinhamento paralelo, que as informações relevantes do espectro sonoro se localizam entre 0 – 3.000 Hz. Na medida em que se evolui a condição de desalinhamento misto, de forma clara, no espectro de frequência, se consegue visualizar o aumento da densidade espectral nos D4 e D5. Na comparação entre os espectros, assim como para as condições analisadas anteriormente, se consegue constatar uma maior densidade espectral ao longo da faixa de frequência escolhida para o gráfico.

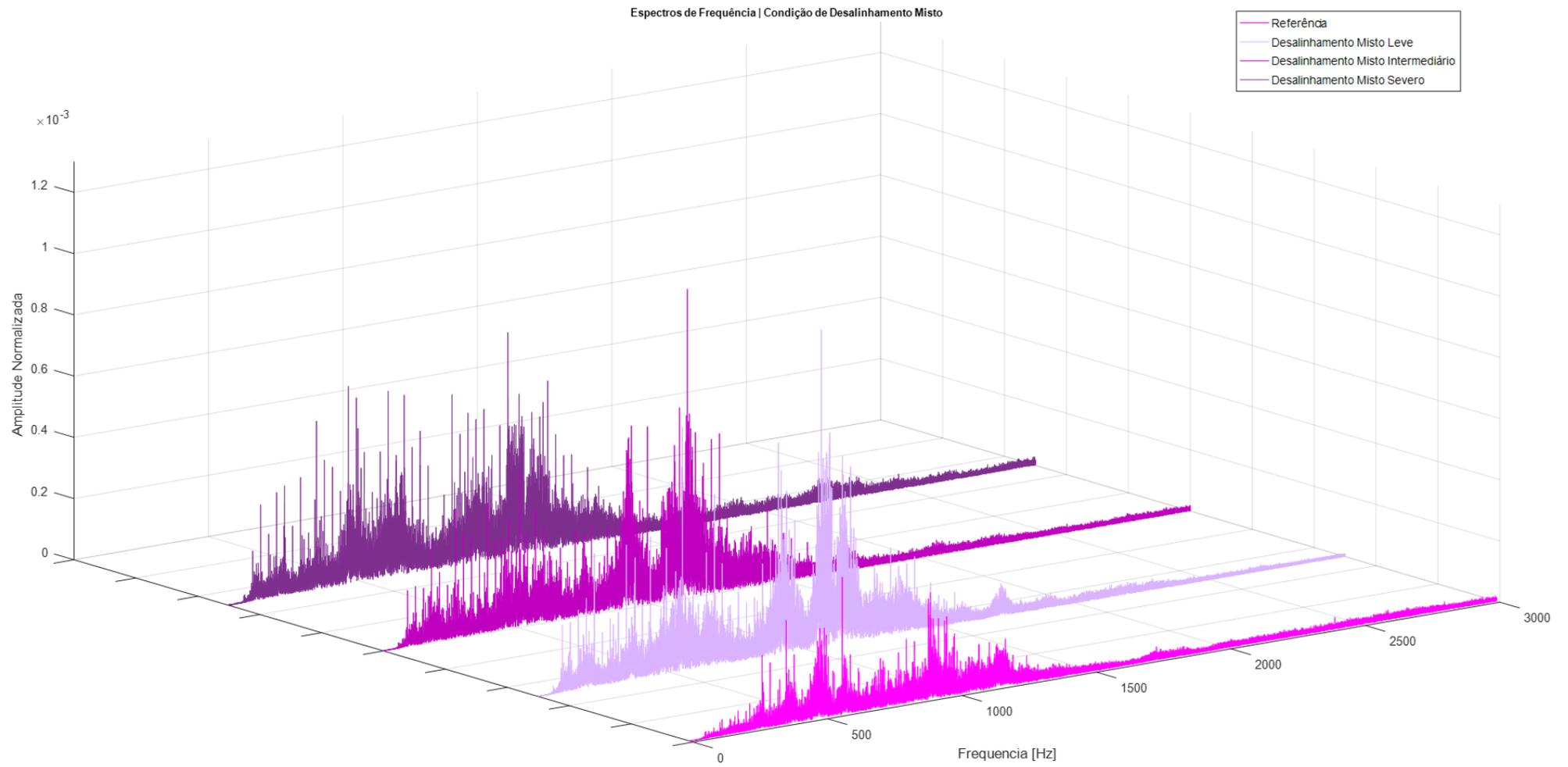
Na Figura 70, pode-se observar a análise dos sinais no domínio do tempo, onde constatou-se o aumento de amplitude para todas as condições de desalinhamento misto quando comparado à condição de referência. O valor RMS em amplitude para a condição de referência ( $X_{rms}$ ) foi de 0,0147, onde para as condições de desalinhamento misto leve, intermediário e severo foram de respectivamente 0,0330, 0,0310 e 0,0322.

Na Figura 71, pode-se observar a presença de vários harmônicos da frequência de engrenamento e de rotação que compõem a parcela de maior densidade do espectro de frequência sonoro. Para essa condição constatou-se o surgimento de bandas laterais menos evidentes que para as condições de maior severidade de sobrecarga e desalinhamento paralelo.

Figura 68 - Relação entre a energia dos sinais sonoros e os coeficientes de detalhe *wavelets* para condições de referência e desalinhamento misto

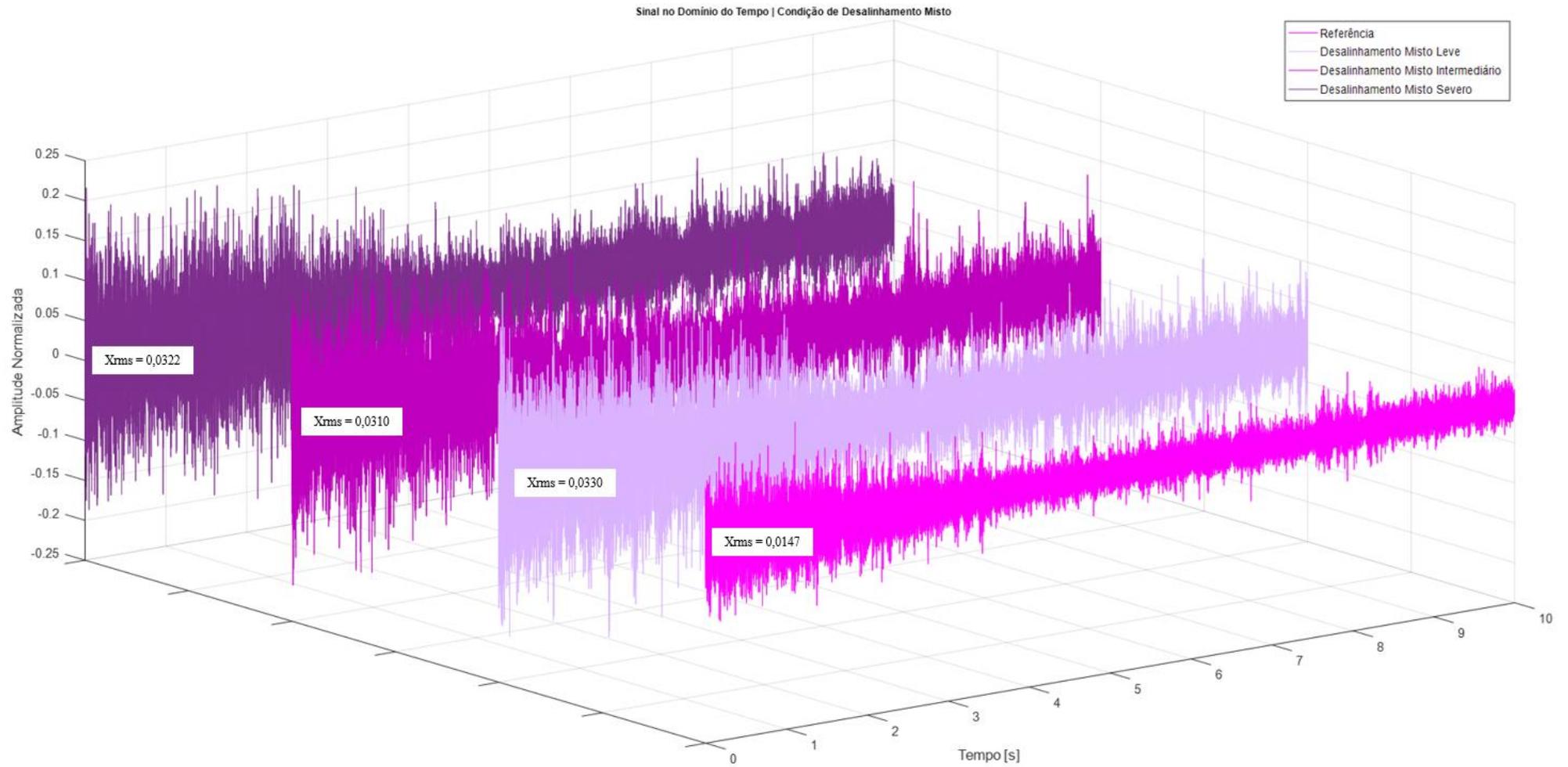
Fonte – Autoria própria

Figura 69 - Espectros de frequência sonora 3D para as condições de referência e desalinhamento misto



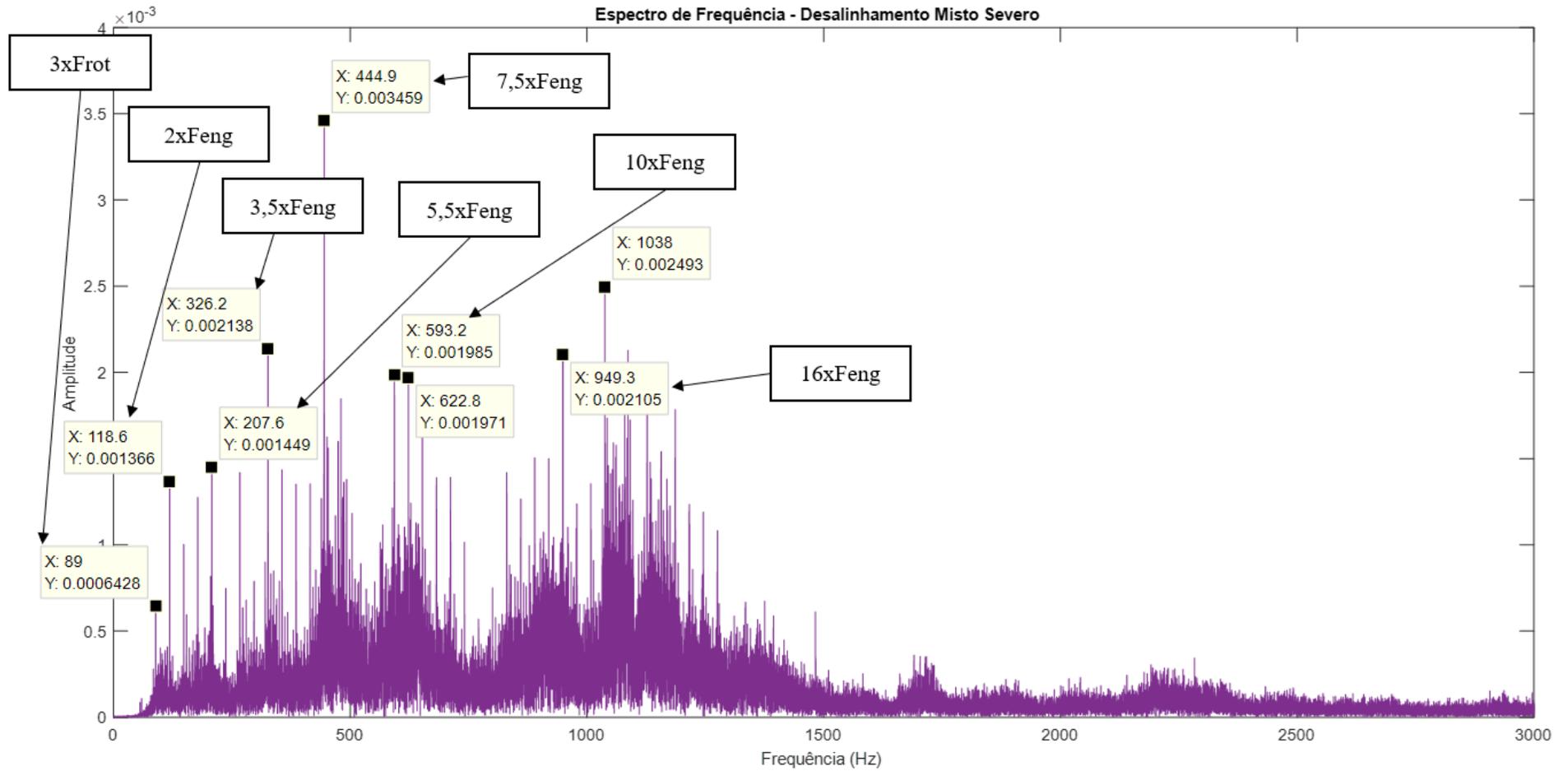
Fonte – Autoria própria

Figura 70 - Comparação dos sinais no domínio do tempo para as condições de referência e desalinhamento paralelo



Fonte – Autoria própria

Figura 71 - Espectro de frequência sonora para condição de desalinhamento misto com harmônicos da frequência de engrenamento e frequência de rotação



Fonte – Autoria própria

#### 5.1.4 Análise dos espectros de vibração e potência *wavelet* | condição de desbalanceamento

Para as condições de desbalanceamento, de uma forma geral, a partir do espectro obtido por análise de vibração, evidenciou-se em destaque a frequência de engrenamento e o seu terceiro harmônico ( $3x F_{eng}$ ).

Na Figura 72, onde analisou-se a condição de desbalanceamento estático, a frequência de engrenamento ganhou destaque com uma amplitude de 0,026g, amplitude essa um pouco superior às constatadas nas análises da condição de referência. A  $3x F_{eng}$  se apresentou com uma amplitude em aproximadamente 0,014g, estando na condição de desbalanceamento estático, menos expressiva que para as demais condições de desbalanceamento, e também com valor próximo ao obtido na condição de referência.

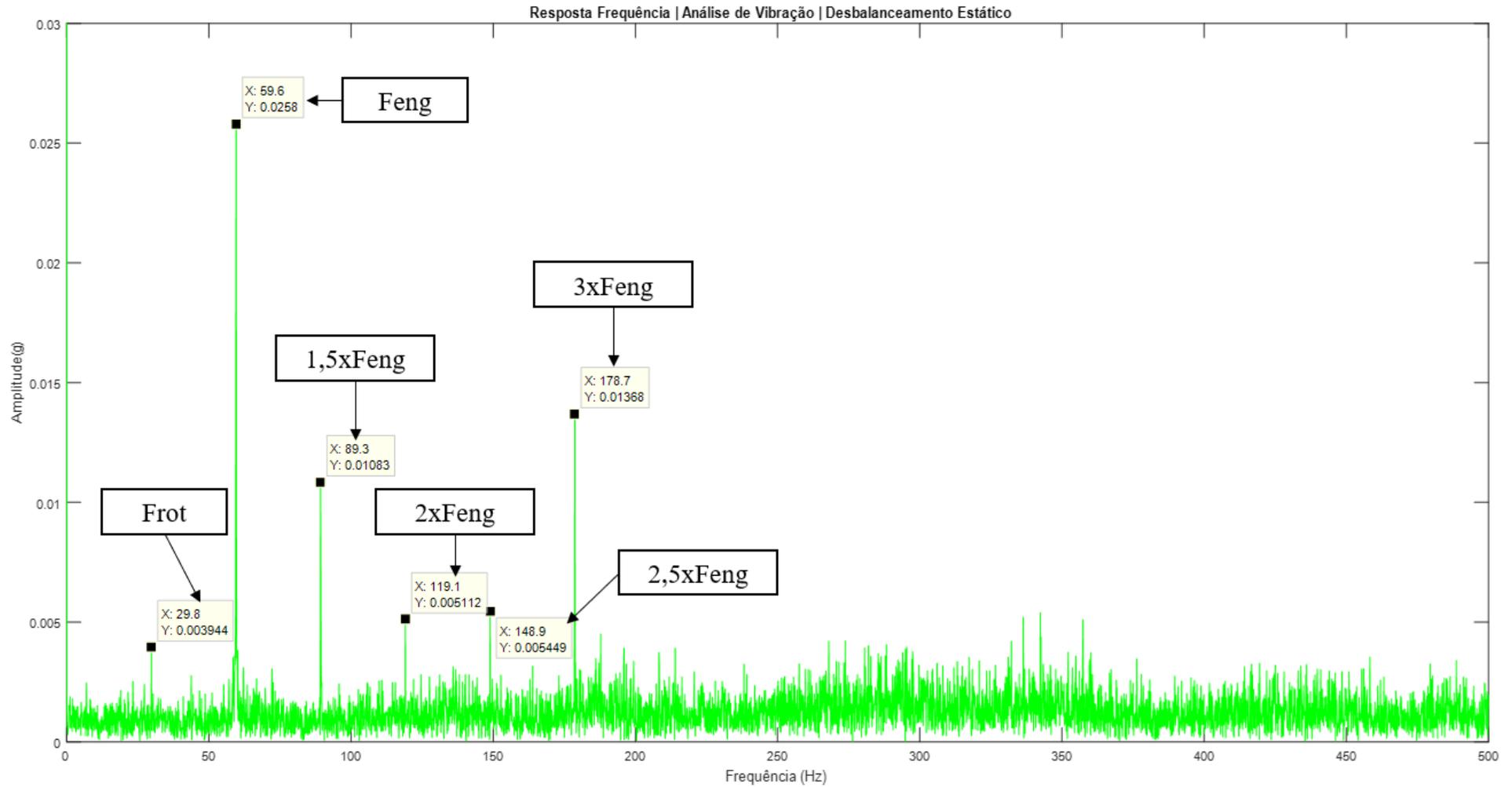
Na Figura 73, que se trata da condição de desbalanceamento acoplado, onde a frequência de engrenamento e a  $3x F_{eng}$  aparecem em destaque. A  $F_{eng}$  manteve-se com amplitude de 0,026g e a  $3x F_{eng}$  elevou-se para 0,03g. Para esta condição alguns outros harmônicos se apresentaram, mas de forma instável, ou seja, para todos os sinais coletados esses não se apresentavam de forma constante. Houve o surgimento de bandas laterais no entorno da  $3x F_{eng}$  correspondente ao valor de duas vezes a frequência moduladora.

Na condição de desbalanceamento dinâmico, como pode ser observado na Figura 74, manteve-se o mesmo padrão das condições anteriores, de modo que a frequência de engrenamento se apresentou com maior amplitude, aproximadamente 0,03g e a  $3x F_{eng}$  com 0,025g. Também se evidenciou o surgimento de bandas laterais no entorno da frequência de engrenamento.

Ao contrário das demais condições avaliadas, o desbalanceamento não apresentou instabilidade em mesmas proporções, por limitações técnicas do equipamento de testes. Mas algumas condições visualizadas no espectro de vibração caracterizam problemas relacionados a excentricidade, como o surgimento de bandas laterais e o aumento de amplitude da  $3x F_{eng}$ . Também informações que podem remeter a possíveis desgastes nos dentes, em virtude da evolução em amplitude da frequência de engrenamento e seus harmônicos, tendo em vista que os testes para desbalanceamento foram os últimos a serem realizados.

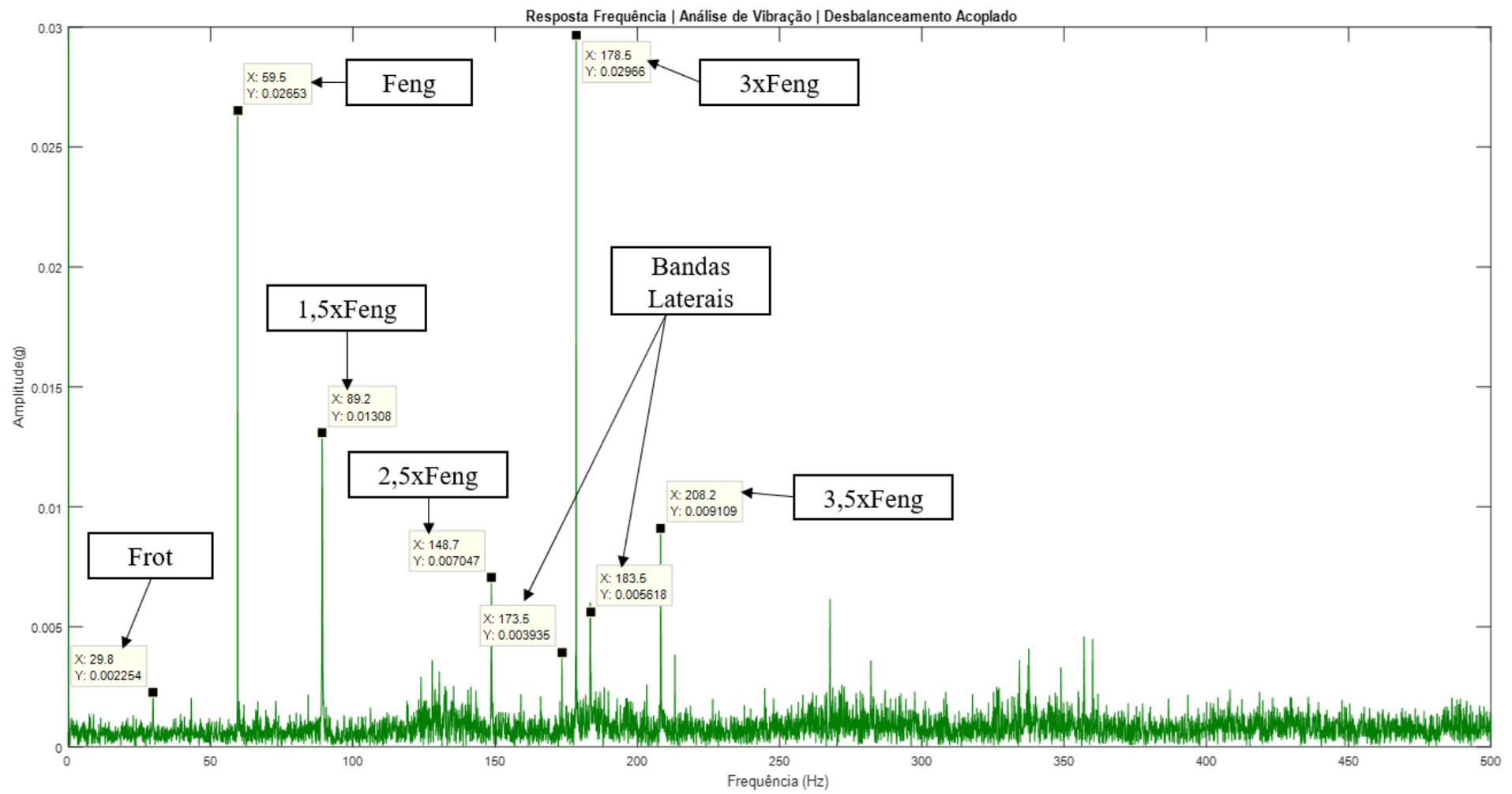
Mesmo com esses apontamentos de possíveis problemas no sistema rotativo, os valores obtidos por análise de vibração ainda se aproximam bastante do apresentado na condição de referência, o que também foi constatado visualmente no momento dos experimentos.

Figura 72 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desbalanceamento estático



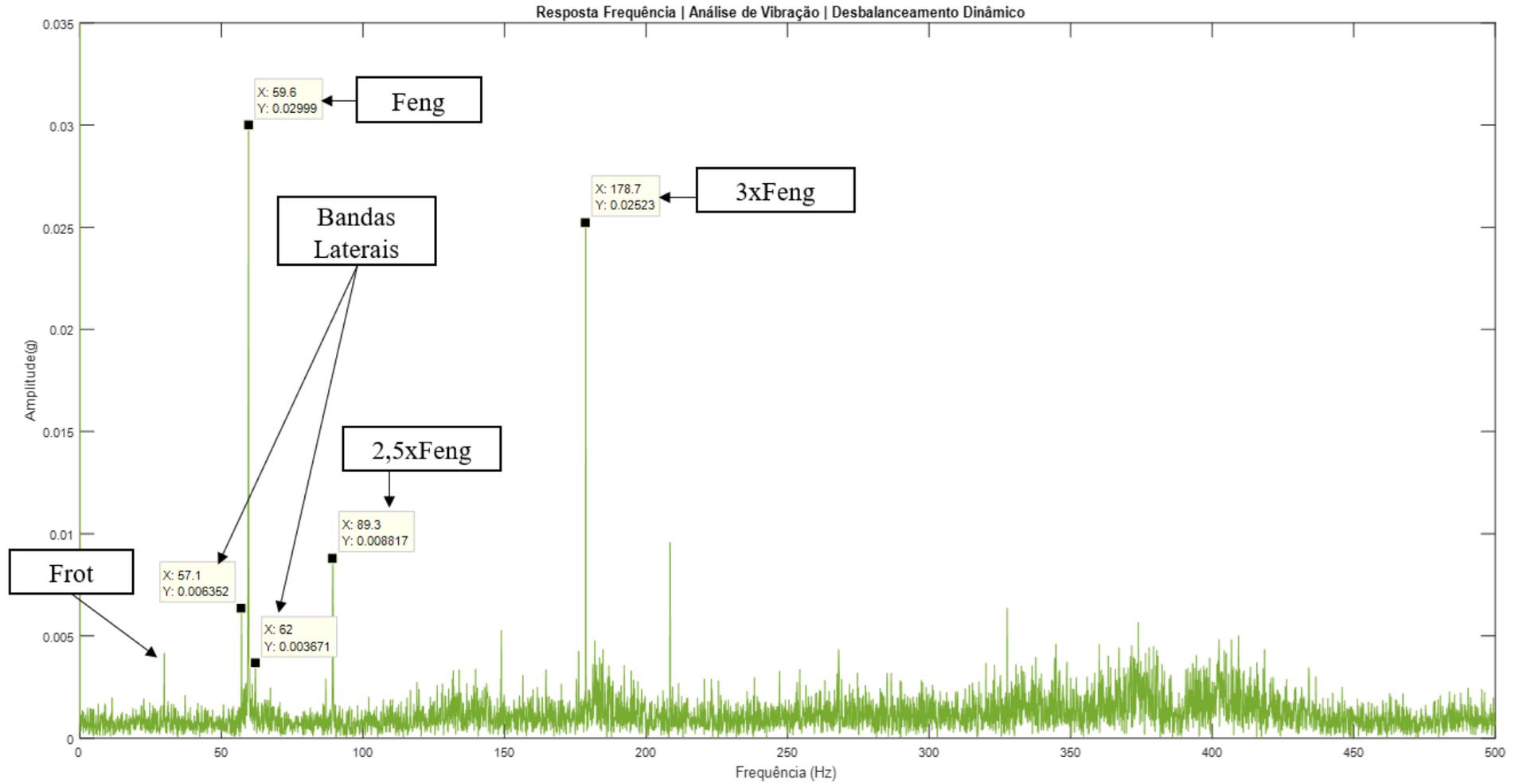
Fonte – Autoria própria

Figura 73 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desbalanceamento acoplado



Fonte – Autoria própria

Figura 74 - Espectro de frequência para análise de vibração em condição de desbalanceamento dinâmico



Fonte – Autoria própria

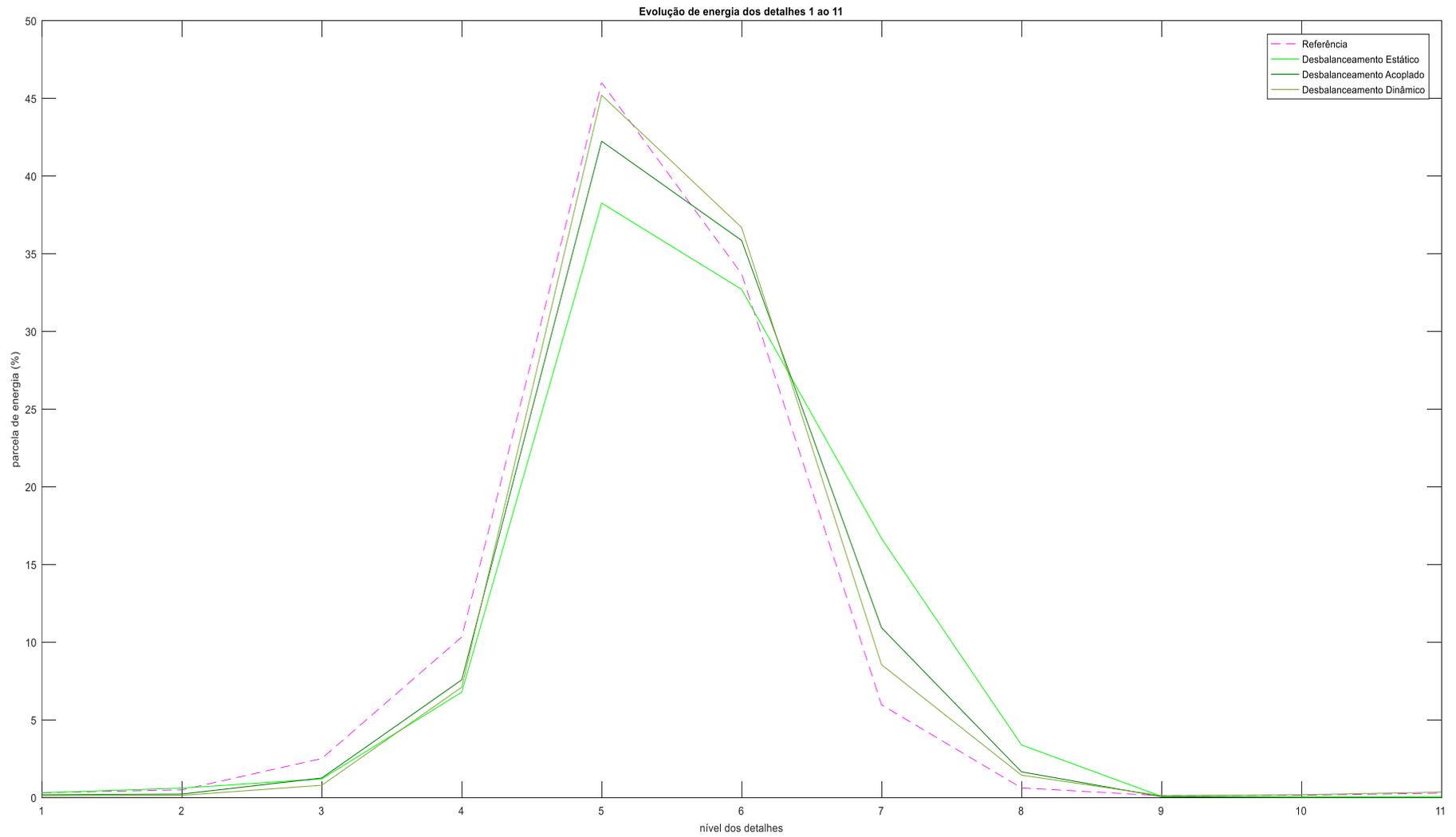
Para a análise do espectro de potência *wavelet* referente às condições de desbalanceamento, todas apresentaram-se com as parcelas de energia abaixo da condição de referência, tanto no D4 (1.379-2.757Hz | abaixo de 10%) como no D5 (590-1.379Hz | abaixo de 46%), conforme pode ser visualizado na Figura 75. Na análise de vibração se evidenciou que os valores de amplitude da frequência de engrenamento ficaram também próximos aos da condição de referência, bem como os valores em amplitude da frequência de rotação é muito baixa, em virtude também de que o acalorômetro foi instalado na caixa de redução e não no motor, sendo assim é de se esperar que a frequência de engrenamento se apresente com valores em amplitude superiores ao da frequência de rotação.

Avaliando os espectros de frequência sonoros apresentados na Figura 76, pode-se constatar que se apresentam com o comportamento, em densidade espectral, análogo ao da condição de referência.

Para a avaliação dos sinais no domínio do tempo, evidenciou-se que para as condições de desbalanceamento ocorre uma maior quantidade de pulsos, tendo em vista que as amplitudes são próximas da condição de referência, como pode ser visto na Figura 77. Esses pulsos em destaque caracterizam uma maior quantidade de energia concentrada em uma pequena faixa de frequência. O valor RMS em amplitude para a condição de referência ( $X_{rms}$ ) foi de 0,0147, onde para a as condições de desbalanceamento estático, acoplado e dinâmico foram de respectivamente 0,0231, 0,0178 e 0,0226. Foram os valores médios em que mais se aproximaram das condições de referência, quando se comparados às demais condições de funcionamento do equipamento de testes.

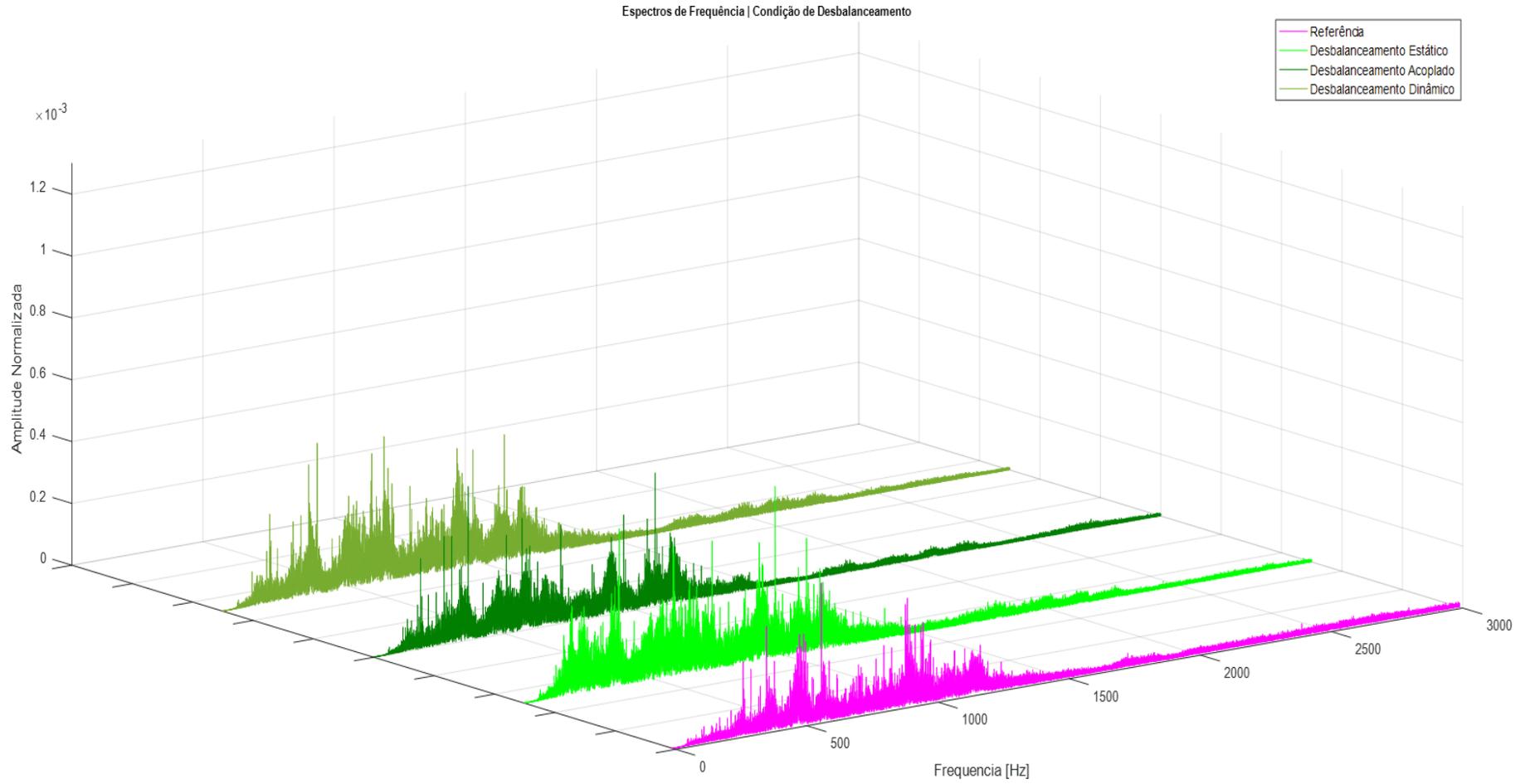
Na Figura 78, podem ser visualizadas as componentes dos harmônicos da frequência de engrenamento no espectro de frequência sonoro. Em termos de acompanhamento visual “*in loco*”, não foi notável a evolução do mau funcionamento da máquina para a condição de desbalanceamento quando se comparada às condições de sobrecarga e desalinhamentos, em virtude de limitações técnicas do equipamento de testes, as massas acopladas aos discos não foram suficientes para provocar desbalanceamentos em proporções de severidade análogas às condições levantadas anteriormente. Por análise de vibração, mesmo com as limitações supramencionadas, com base no aumento da Feng e da 3xFeng, assim como o surgimento de bandas laterais para algumas condições de funcionamento, como os desbalanceamento acoplado e dinâmico, se pôde constatar a presença de possíveis irregularidades no funcionamento do sistema rotativo a título de análise sonora. Em virtude da velocidade de rotação do eixo de saída ser baixa, contribui para a dificuldade na evolução do desbalanceamento, pois sua intensificação está relacionada ao aumento dessa velocidade.

Figura 75 - Relação entre a energia dos sinais sonoros e os coeficientes de detalhe *wavelets* para condições de referência e desbalanceamento



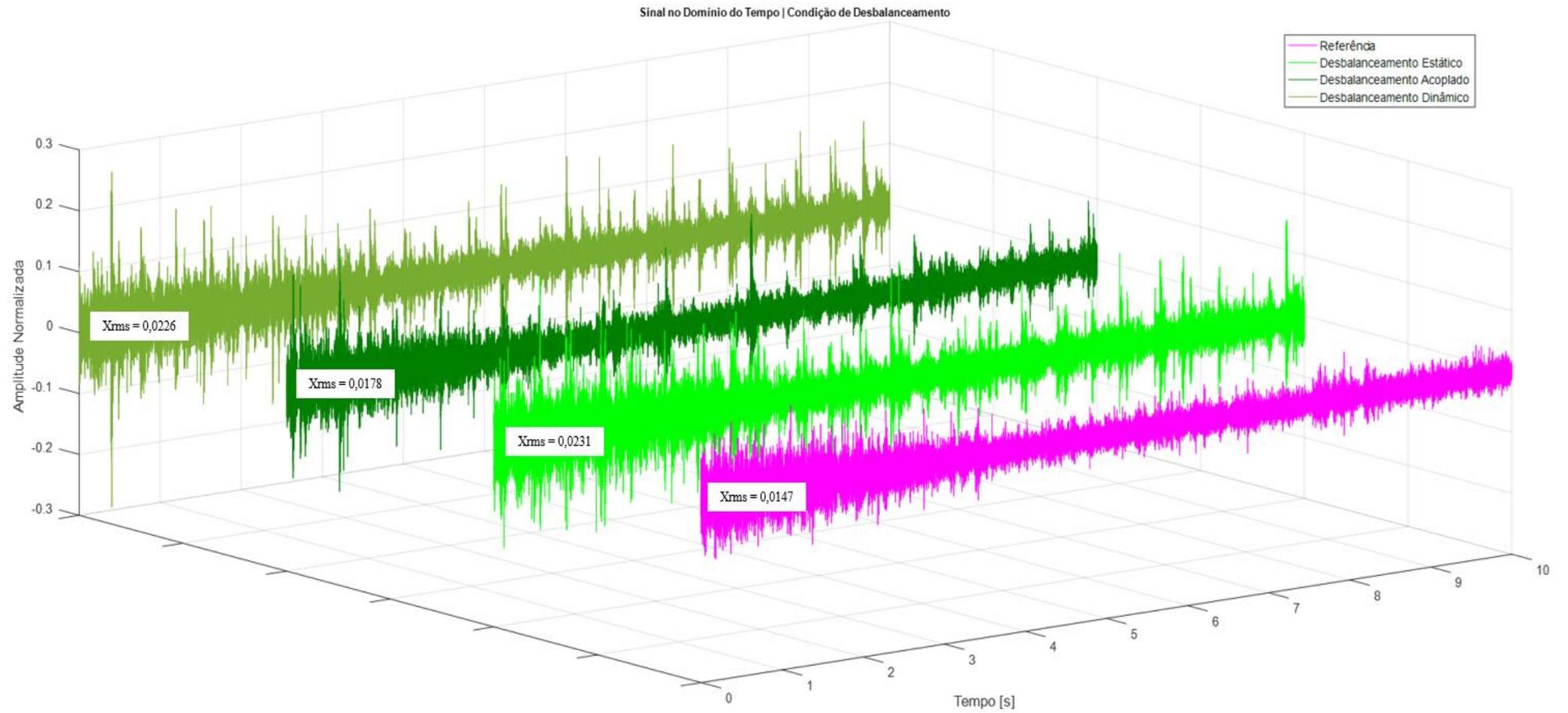
Fonte – Autoria própria

Figura 76 - Espectros de frequência sonoros 3D para as condições de referência e desbalanceamento



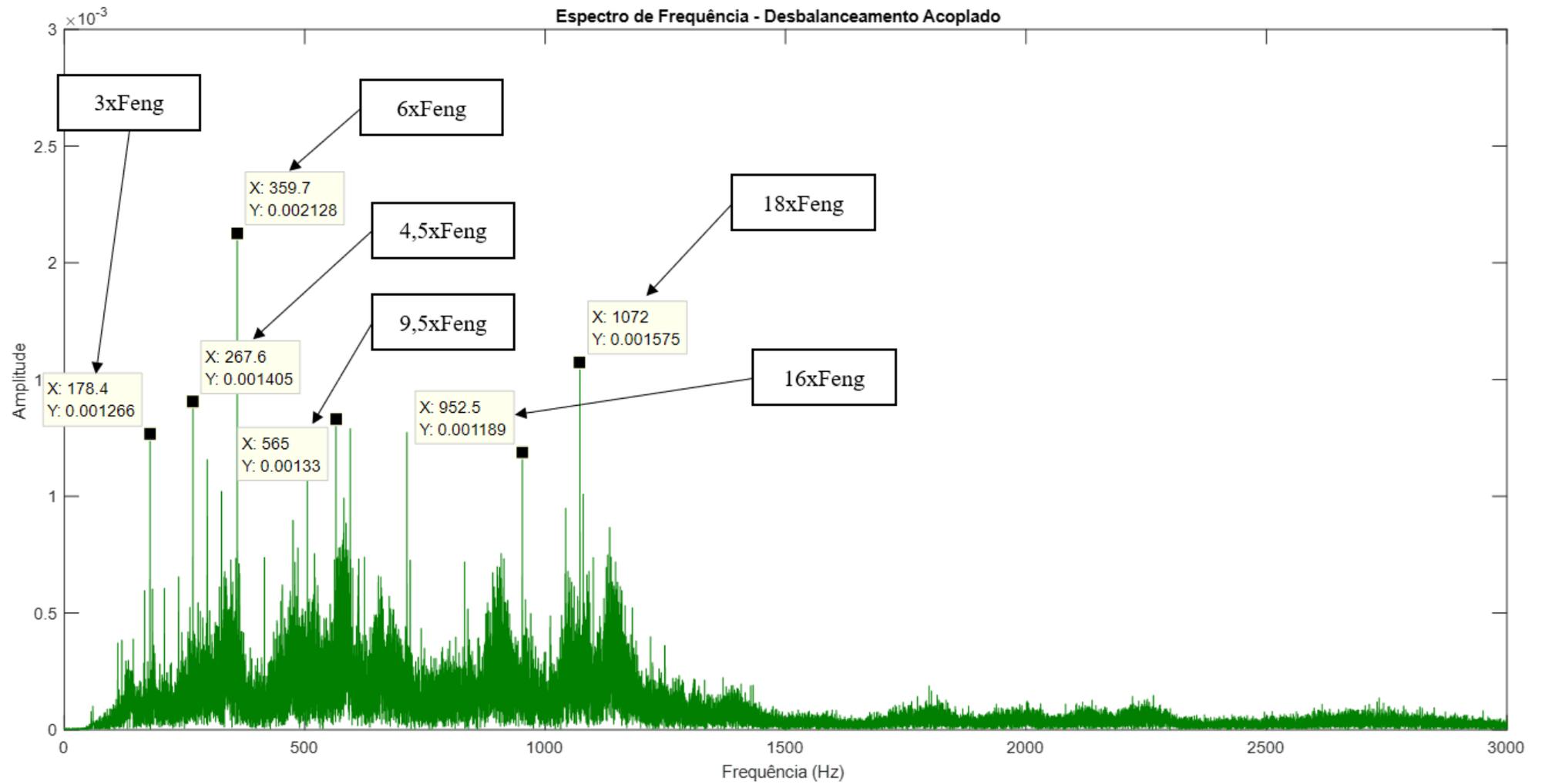
Fonte – Autoria própria

Figura 77 - Comparação dos sinais no domínio do tempo para as condições de referência e desbalanceamento



Fonte – Autoria própria

Figura 78 - Espectro de frequência sonoro para condição de desalinhamento misto com apontamento de alguns harmônicos da frequência de engrenamento



Fonte – Autoria própria

### 5.1.5 Resumo dos parâmetros avaliados por análise de vibração, análise sonora e espectro de potência *wavelet*

Na Tabela 7 são apresentados os principais parâmetros avaliados e discutidos, com base na análise de vibração, análise do sinal sonoro no domínio do tempo e dos espectros de potência *wavelet*, do redutor do tipo coroa sem-fim.

Tabela 7 - Principais parâmetros avaliados por análise de vibração, análise de som e espectros de potência *wavelet*

Condição de funcionamento	Análise de vibração				Análise de som	Análise do espectro de potência <i>wavelet</i>	
	Amplitude Feng	Amplitude 2xFeng	Amplitude 3xFeng	Bandas laterais	Xrms	Parcela de energia no D4	Parcela de energia no D5
Referência	0,019g	0,019g	0,013g	Não	0,0147	10,33%	46,02%
Sobrecarga leve	0,029g	0,031g	0,025g	Sim	0,0293	12,03%	55,65%
Sobrecarga intermediária	0,034g	0,046g	-	Sim	0,0400	13,79%	59,39%
Sobrecarga severa	0,032g	0,046g	-	Sim	0,0526	19,69%	50,85%
Desalinhamento paralelo leve	0,012g	0,043g	0,021g	Não	0,0341	13,03%	56,66%
Desalinhamento paralelo intermediário	0,014g	0,083g	0,036g	Sim	0,0364	11,87%	56,98%
Desalinhamento paralelo severo	0,038g	0,100g	0,071g	Sim	0,0597	17,77%	56,27%
Desalinhamento misto leve	0,003g	0,044g	-	Não	0,0330	12,66%	65,17%
Desalinhamento misto intermediário	0,005g	0,050g	0,041	Sim	0,0310	14,04%	65,20%
Desalinhamento misto severo	0,020g	0,073g	0,043g	Sim	0,0322	12,06%	53,95%
Desbalanceamento estático	0,026g	-	0,014g	Não	0,0231	6,78%	38,26%
Desbalanceamento acoplado	0,027g	-	0,03g	Sim	0,0178	7,58%	42,25%
Desbalanceamento dinâmico	0,03g	-	0,025g	Sim	0,0226	7,10%	45,21%

Fonte – Autoria própria

De acordo com os parâmetros apresentados na Tabela 7, pode-se concluir que, pelos espectros de vibração para as condições de sobrecarga e desalinhamento, na medida em que se evolui a má condição de funcionamento, tem-se a evolução da amplitude na frequência de engrenamento e no seu segundo harmônico ( $2x_{Feng}$ ), assim como o surgimento de bandas laterais. Sobre o valor quadrático médio da amplitude ( $X_{rms}$ ) para o sinal no domínio do tempo, essa também evolui na medida em que se intensifica a má condição de funcionamento, como pode ser visto na Tabela 7, todos os valores se apresentaram superiores ao da condição de referência. Na análise do espectro de potência, se pode constatar que todas as más condições de funcionamento apresentaram uma parcela de energia maior do que a condição de referência, com exceção das condições de desbalanceamento. As condições de desalinhamento e sobrecarga, para o D4 sempre apresentaram sua parcela de energia acima de 11%, no D5 acima de 50%. Condições, onde visualmente geraram uma instabilidade mais severa ao equipamento, como a condição do sobrecarga e desalinhamento paralelo severos, evidenciou-se também uma parcela de energia mais acentuada no coeficiente D4 (entre 17% e 18%).

## 5.2 ANÁLISE ESTATÍSTICA

Além da análise de energia dos sinais sonoros por meio do espectro de potência *wavelet*, também se realizou a análise estatística desses. Os cálculos em utilização nessa análise foram os de desvio-padrão, variância e coeficiente de curtose.

A análise estatística foi realizada para o sinal sonoro bruto e no domínio do tempo, pois evidenciou-se que os resultados eram muito semelhantes para quando realizados exclusivamente com o coeficiente D4.

### 5.2.1 Desvio padrão e variância

Para cada condição de funcionamento do equipamento de testes, realizou-se o cálculo de desvio-padrão e variância, os resultados podem ser observados nas Figuras 79 e 80.

Para todas as formas de funcionamento pré-estabelecidas, exceto para a condição de desalinhamento misto, conseguiu-se evidenciar a evolução do desvio padrão na medida em que se intensifica a severidade das condições de mau funcionamento.

Sobre o desalinhamento misto, devido às limitações técnicas do equipamento, não se conseguiu evoluir a severidade dessa condição, da mesma forma que para a condição de sobrecarga e desalinhamento paralelo, conforme já mencionado. Mesmo com essa interferência

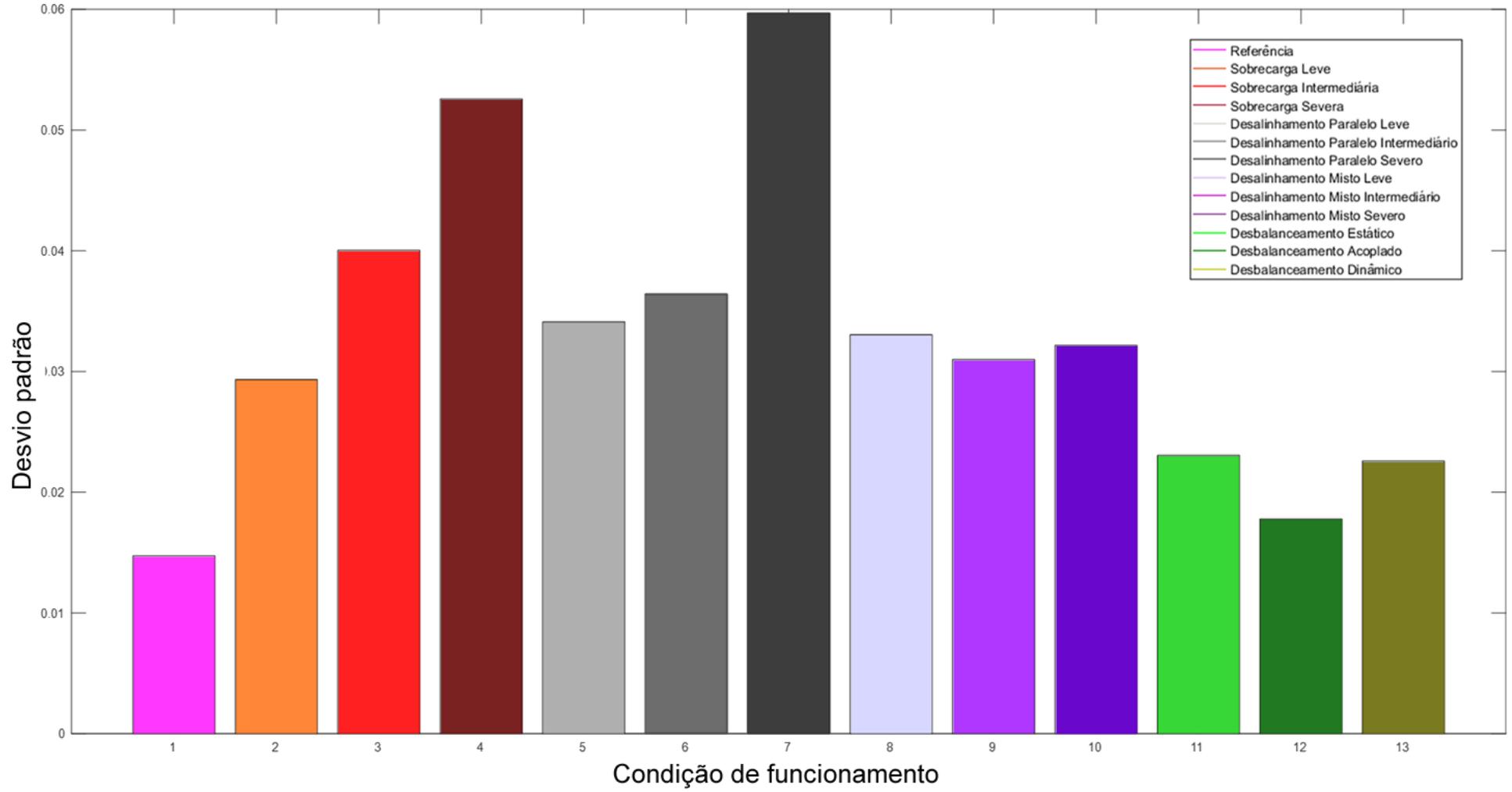
mínima, os indícios da problemática de desalinhamento são evidentes nos sinais, tanto como pôde ser visualizado via análise de vibração, como também pelo aumento da parcela de energia do sinal, comparando-se à condição de referência, conforme apresentado na seção anterior, assim como a própria evolução nos valores de desvio-padrão, variância e  $X_{rms}$ .

Sobre a condição de desbalanceamento, também não se pôde evidenciar o aumento nos valores de desvio padrão e variância, como aconteceu nas demais condições de funcionamento. Isso se deu pelo fato de que, em virtude de limitações técnicas do equipamento, o desbalanceamento inserido não foi suficiente para que, por meio da análise dos sinais sonoros, se conseguisse evidenciar alguma informação que corroborasse para a detecção de uma má condição de funcionamento, como ocorreu nos espectros obtidos por análise de vibração. A título de inspeção visual, o equipamento de testes, no momento das condições de trabalho com desbalanceamento, muito se aproximava da condição de referência.

Os valores obtidos para desvio-padrão e variância, em todas as demais condições de mau funcionamento do equipamento, se apresentaram acima do valor obtido para a condição de referência. Sendo comprovado que ao gerar determinada instabilidade na máquina, na medida que essa evolui, com o aumento da amplitude dos harmônicos da frequência de engrenamento e/ou rotação e o surgimento e evolução das bandas laterais, corrobora para que haja uma dispersão dos valores e esses se afastem do valor médio.

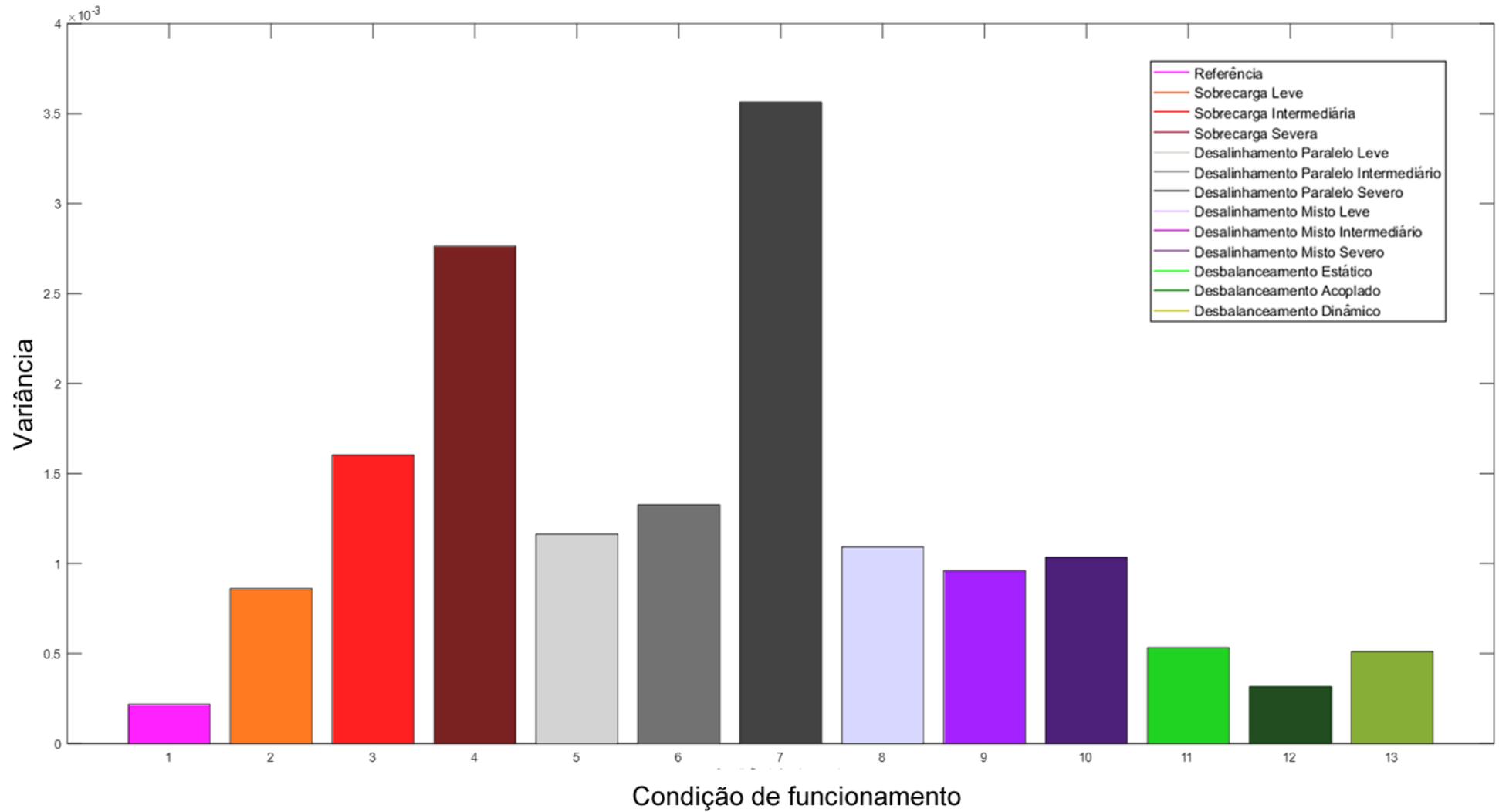
Em virtude de a variância ser o quadrado do desvio-padrão, pode-se evidenciar uma maior sensibilidade na evolução dos valores, conforme apresentado na Figura 80.

Figura 79 - Valores de desvio-padrão para as condições de funcionamento estabelecidas para o equipamento de testes



Fonte – Autoria própria

Figura 80 - Valores de variância para as condições de funcionamento estabelecidas para o equipamento de testes



Fonte – Autoria própria

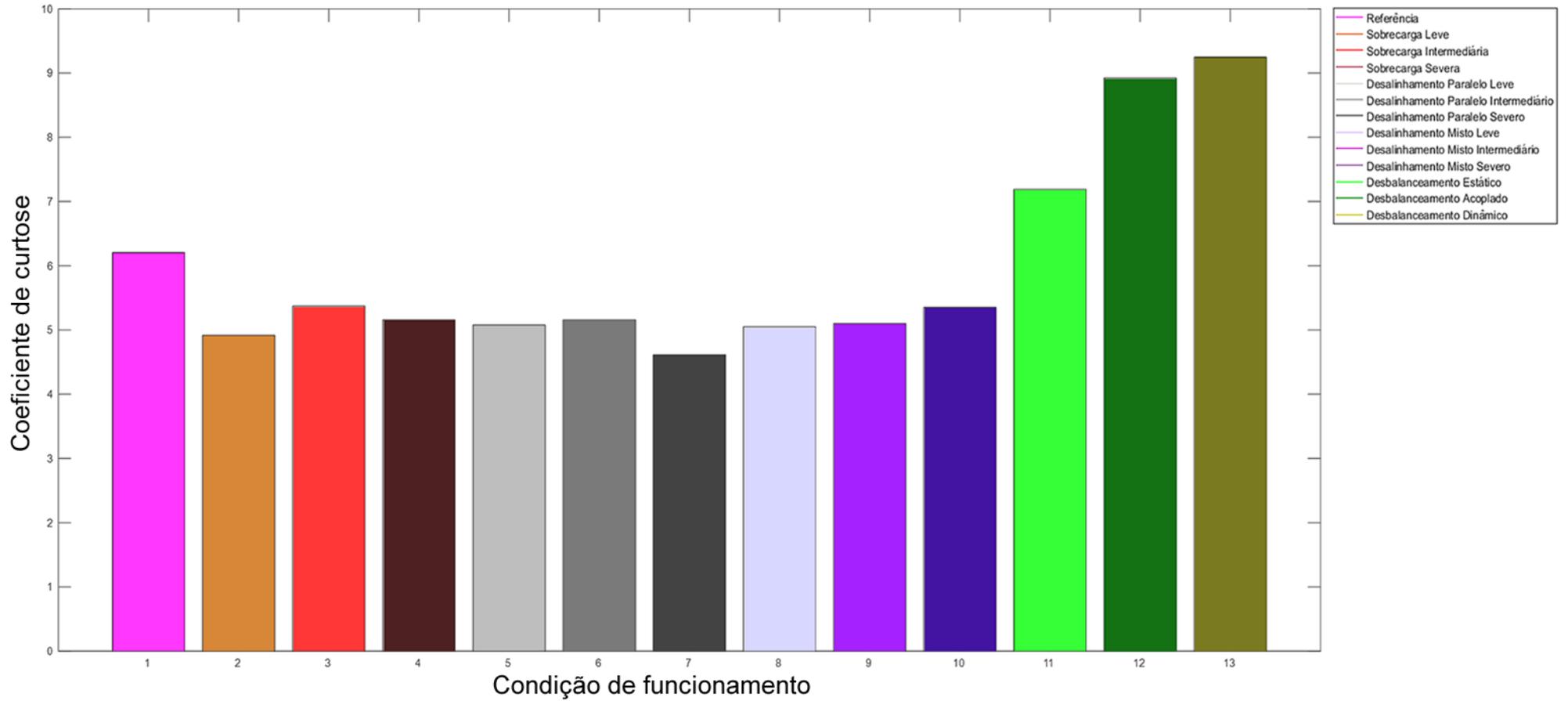
### 5.2.2 Curtose

Para a análise estatística via curtose, evidenciou-se que todos os valores obtidos dos coeficientes de curtose para as condições de funcionamento do equipamento foram maiores que 3, ou seja, a curva caracteriza-se como leptocúrtica. A Figura 81 ilustra o gráfico para os valores dos coeficientes de curtose para cada condição de funcionamento do equipamento.

Observando a Figura 76, pode-se constatar que as condições que apresentaram uma menor instabilidade de funcionamento, sendo as de referência e os desbalanceamentos, se destacaram por um maior valor do coeficiente de curtose. Esse feito se dá, pelo fato de que as caudas da distribuição são mais suaves, a frequência de ocorrência de pontos mais distantes da média é maior. Para condições menos severas, como as supramencionadas, a maior quantidade de energia ou densidade espectral se deposita em uma determinada faixa de frequência (de 20 a 1.500 Hz aproximadamente), valores esses que se distanciam muito da média e corrobora para o aumento do coeficiente de curtose.

Condições mais severas de funcionamento, tendem a apresentar uma densidade de energia mais uniforme ao longo do espectro, elevando o valor médio e estando mais próximos da média do que para condições menos severas, mas mesmo assim ainda se caracterizam como uma distribuição leptocúrticas para a análise realizada, como pode ser observado na Figura 80.

Figura 81 - Valores do coeficiente de curtose para as condições de funcionamento estabelecidas para o equipamento de testes



Fonte – Autoria própria

### 5.2.3 Resumo dos parâmetros avaliados por análise estatística

Na Tabela 8 são apresentados os valores obtidos de desvio-padrão, variância e coeficiente de curtose para as condições de funcionamento estabelecidas.

Tabela 8 - Valores de desvio padrão, variância e coeficiente de curtose obtidos para as condições de funcionamento estabelecidas ao equipamento de testes

Condição de funcionamento	Desvio padrão	Variância	Coefficiente de curtose
Referência	0,01470	0,00022	6,20580
Sobrecarga leve	0,02930	0,00086	4,91640
Sobrecarga intermediária	0,04000	0,00160	5,37260
Sobrecarga severa	0,05260	0,00280	5,15980
Desalinhamento paralelo leve	0,03410	0,00120	5,07820
Desalinhamento paralelo intermediário	0,03640	0,00130	5,15990
Desalinhamento paralelo severo	0,05970	0,00360	4,61090
Desalinhamento misto leve	0,03300	0,00100	5,04870
Desalinhamento misto intermediário	0,03100	0,00096	5,10200
Desalinhamento misto severo	0,03220	0,00100	5,35570
Desbalanceamento estático	0,02310	0,00053	7,19040
Desbalanceamento acoplado	0,01780	0,00032	8,92390
Desbalanceamento dinâmico	0,02260	0,00051	9,24900

Fonte – Autoria própria

## 5.3 RESULTADOS DO CLASSIFICADOR DE PADRÕES

### 5.3.1 Construção da arquitetura da RNA

Com base nos dados coletados e analisados, pode-se elaborar a arquitetura do classificador de padrões para reconhecimento da condição de severidade de funcionamento do equipamento.

Por meio da análise de densidade espectral, concluiu-se que o aumento da severidade da condição de funcionamento está vinculado ao aumento de energia no coeficiente de detalhe *wavelet* em seu nível 4 (D4). De acordo com a análise estatística, o aumento do desvio-padrão e variância aumentam na proporção em que se intensifica a severidade da má condição de funcionamento do equipamento. Por fim, para os coeficientes de curtose, verificou-se que se reduz na medida em que a severidade de funcionamento evolui.

Com base nas informações supra, são definidos como dados de entrada da RNA os valores da parcela de energia no coeficiente de detalhe D4, desvio-padrão, variância e coeficiente de curtose.

De uma forma geral, constatou-se que algumas condições de funcionamento são mais preocupantes, à título de severidade, como é o caso do desalinhamento paralelo e da sobrecarga severos. Outras condições apresentaram-se com uma severidade em níveis intermediários, quando comparados à condição de referência e às condições de desalinhamento paralelo e sobrecarga severos, enquanto outros valores muito se aproximaram da condição de referência da máquina, concluindo-se sobre as limitações do equipamento de testes, como foi o caso dos desbalanceamentos.

A classificação das três classes de reconhecimento de severidade (“leve”, “média” e “grave”), se deu não só pela avaliação do comportamento dos dados via análise sonora. Na análise de vibração, também se constatou que com o aumento da severidade da má condição de funcionamento, a frequência de engrenamento, assim como seus harmônicos e bandas laterais aumentam em amplitude e tornam-se mais evidentes. Com isso, foram estabelecidas condições limites para classificar as condições de funcionamento do equipamento, conforme pode-se observar no Quadro 10.

Conforme exposto no Quadro 10, as informações obtidas para determinação dos intervalos de delimitação das classes de funcionamento foi, para a análise de vibração, a evolução da amplitude do segundo harmônico da frequência de engrenamento ( $2 \times F_{eng}$ ), e para a análise sonora, baseando-se nos valores da análise de vibração, intervalos pré-definidos da parcela de energia no coeficiente D4, desvio-padrão, variância, coeficiente de curtose e valor médio de amplitude RMS do sinal sonoro no domínio do tempo.

Quadro 10 - Definição das classes de reconhecimento do classificador e mensagem de exibição para prescrição

Classe	Limites estabelecidos para análise de vibração	Limites estabelecidos para análise de som					Condição de funcionamento inseridas nos intervalos de severidade pré-estabelecidos	Mensagem exibida no classificador de padrão
	Amplitude 2xFeng	Parcela de energia no D4 (PD4)	Desvio-padrão (DP)	Variância (VAR)	Coefficiente De Curtose (K)	Amplitude do sinal sonoros (Xrms)		
<b>LEVE (I)</b>	$0,001g \leq \text{Feng} \leq 0,029g$	$0,01\% \leq \text{PD4} \leq 11\%$	$0,001 \leq \text{DP} \leq 0,028$	$0,000001 \leq \text{VAR} \leq 0,0008$	$6 \leq K$	$0,001 \leq \text{Xrms} \leq 0,030$	Referência Desbalanceamento dinâmico Desbalanceamento acoplado Desbalanceamento estático	<b>MÁQUINA EM CONDIÇÃO DE FUNCIONAMENTO DE BAIXA SEVERIDADE</b>  [Caso não haja evolução na severidade sobre a condição de funcionamento, verificar possíveis indícios de desalinhamento e/ou sobrecarga]
<b>MÉDIA (II)</b>	$0,030g \leq \text{Feng} \leq 0,078g$	$11\% \leq \text{PD4} \leq 16,5\%$	$0,028 \leq \text{DP} \leq 0,050$	$0,0008 \leq \text{VAR} \leq 0,0025$	$K \leq 6$	$0,030 \leq \text{Xrms} \leq 0,048$	Desalinhamento misto leve Desalinhamento misto médio Desalinhamento misto severo Desalinhamento paralelo leve Desalinhamento paralelo médio Sobrecarga leve Sobrecarga média	<b>MÁQUINA EM CONDIÇÃO DE FUNCIONAMENTO DE MÉDIA SEVERIDADE</b>  [Condição atual mostra evolução de determinadas anomalias de funcionamento, verificar princípios de desalinhamento e/ou sobrecarga]  <b>AÇÃO:</b> abrir ordem de serviço e promover parada da máquina em um PRAZO MÁXIMO de 24 horas.
<b>GRAVE (III)</b>	$0,079g \leq \text{Feng}$	$16,5\% \leq \text{PD4} \leq 100\%$	$0,050 \leq \text{DP}$	$0,0025 \leq \text{VAR}$	$K \leq 6$	$0,048 \leq \text{Xrms}$	Desalinhamento paralelo severo Sobrecarga severa	<b>MÁQUINA EM CONDIÇÃO DE FUNCIONAMENTO DE ALTA SEVERIDADE</b>  [Possíveis anomalias: sobrecarga e desalinhamentos]  <b>AÇÃO:</b> abrir ordem de serviço e promover parada IMEDIATA da máquina.

Fonte – Autoria própria

### 5.3.2 Treinamento, validação e testes da RNA

Conforme exposto na seção 4.2.6.4 da metodologia do presente trabalho, utilizou-se uma total de 51 amostras, onde 70% foram utilizadas para treinamento, 15% para validação e 15% para testes. A quantidade de neurônios na camada oculta foi definida em 10, tendo em vista que para esta decisão realizou-se testes com outras quantidades de neurônios na camada oculta, conforme apresentado na Tabela 9. Apesar de todos os valores apresentados estarem aproximados, atestando que mesmo variando a quantidade de neurônios a eficiência da rede ainda se apresenta alta (em quase 100%), definiu-se a arquitetura com a menor quantidade possível de neurônios na camada oculta com a intenção da redução de esforços computacionais.

Tabela 9 - Influência da quantidade de neurônios da camada oculta na eficiência da RNA

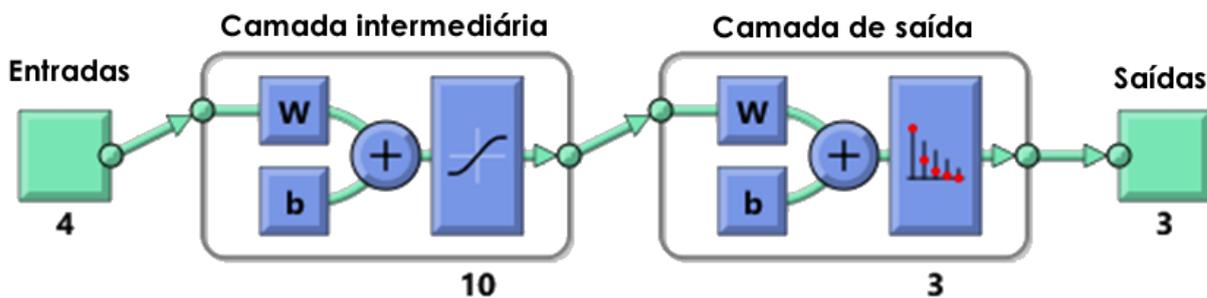
Neurônios na camada oculta	Treinamento	Validação	Teste	Total
5	100,00%	97,00%	100,00%	99,50%
<b>10</b>	<b>99,80%</b>	<b>99,00%</b>	<b>100,00%</b>	<b>99,70%</b>
15	99,80%	99,00%	100,00%	99,70%
20	99,80%	100,00%	99,00%	99,70%
25	99,80%	100,00%	99,00%	99,70%
30	99,80%	99,00%	100,00%	99,70%
35	99,80%	100,00%	99,00%	99,70%
40	99,80%	100,00%	99,00%	99,70%
45	99,80%	98,00%	100,00%	99,50%
50	100,00%	100,00%	98,00%	99,70%

Fonte – Autoria própria

Tendo sido definida a quantidade de neurônios da camada oculta, se estabeleceu a arquitetura final da rede, conforme ilustrado pela Figura 82, onde são quatro os dados de entrada (parcela de energia no coeficiente D4, desvio-padrão, variância e coeficiente de curtose) e três saídas, que são as três classes de funcionamento, definidas em: Leve (I), Média (II) e Severa (III).

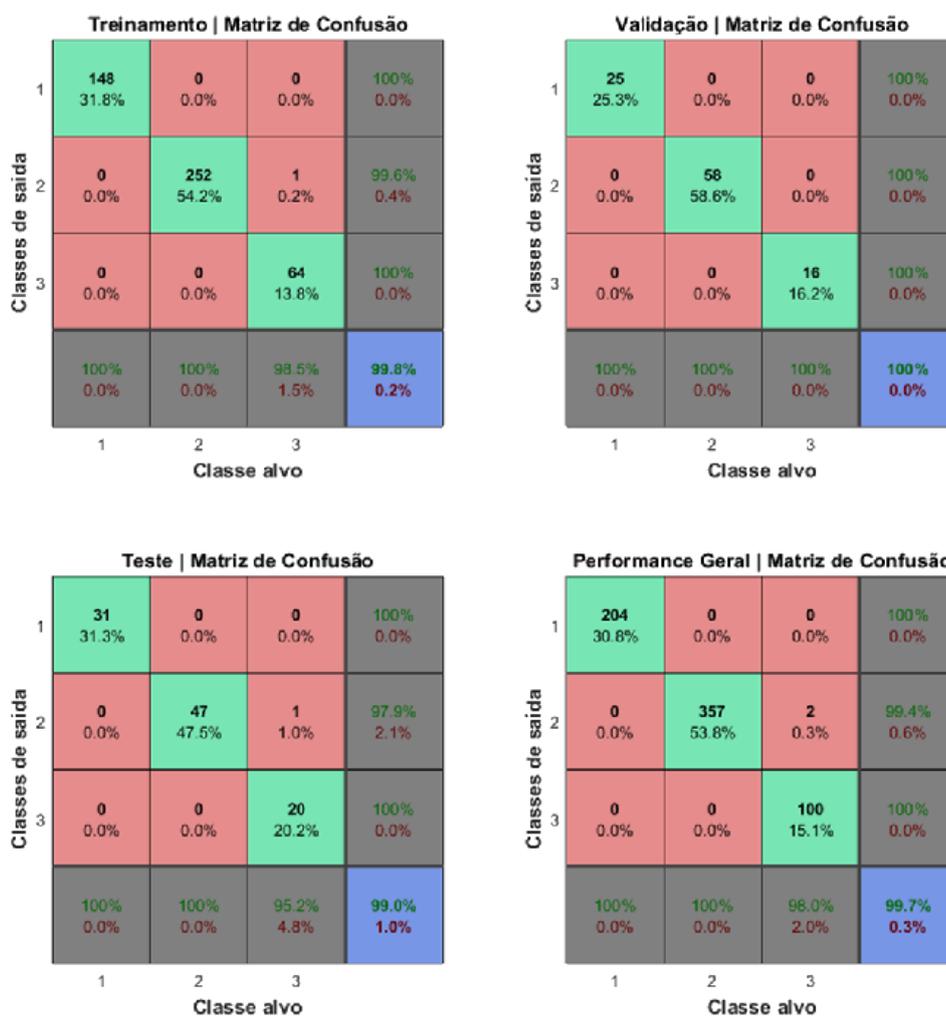
Com base nos resultados obtidos foi gerada a matriz de confusão exposta na Figura 83.

Figura 82 - Ilustração da arquitetura final da RNA



Fonte – Adaptado de *matlab* (2023)

Figura 83 - Matriz de confusão da RNA construída



Fonte – Adaptado de *matlab* (2023)

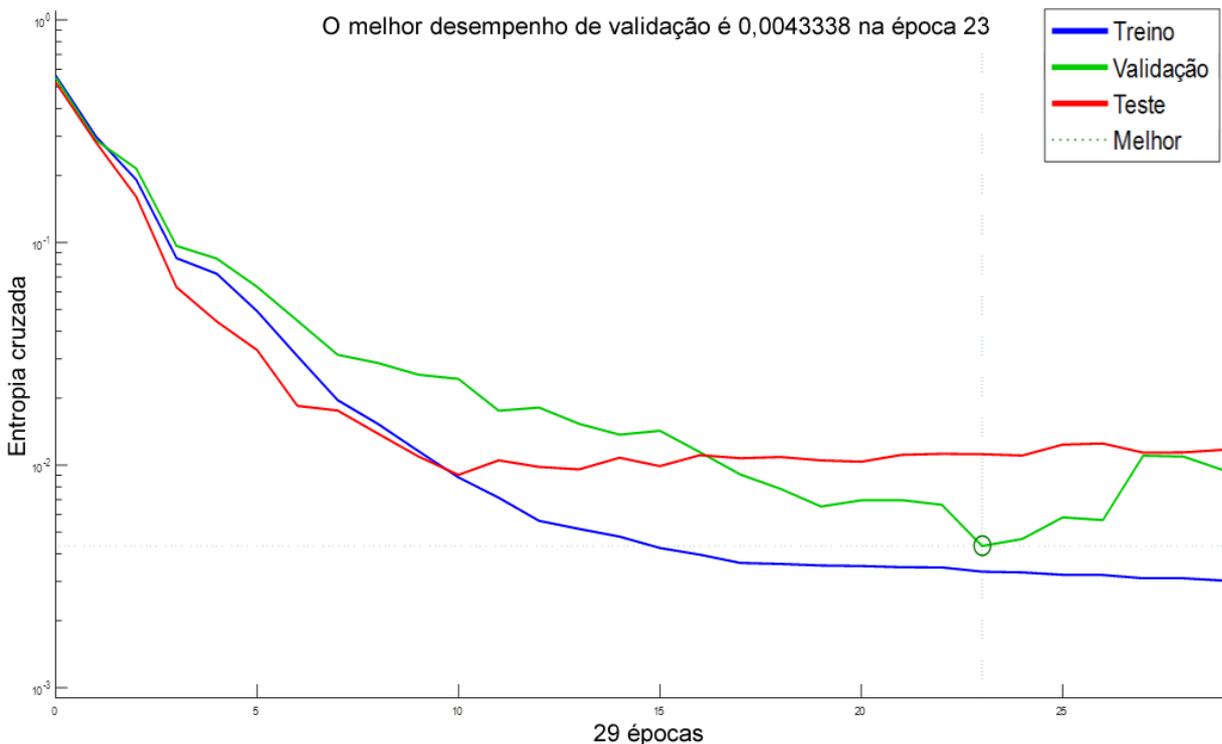
Na Figura 83, pode-se observar que não foram evidenciados falsos negativos no momento das fases de treinamento, validação e testes, mas sim poucos falsos positivos,

especificamente nas fases de treinamento e teste, onde apenas uma amostra em cada uma dessas fases apresentou uma predição incorreta, de modo em que a rede previu um determinado resultado na Classe II (condição de média severidade), que na verdade deveria ser detectado na Classe III (grave). De uma forma geral, o erro para a eficiência global da rede foi de 0,3%. Comparando-se a resultados expostos na literatura da Seção 3, o erro obtido pode ser classificado como muito baixo.

Mesmo com a constante eficiência da rede na medida em que se evolui a quantidade de neurônios na camada oculta, foi com 10 neurônios em que obteve-se o treinamento mais rápido, com o custo de 29 épocas, notando-se que com o aumento da quantidade de neurônios da camada oculta, mais épocas eram necessárias para o treinamento, validação e testes da rede.

O valor da entropia cruzada no melhor cenário de performance foi de 0,0043338, o que reforça a informação sobre o baixo erro entre as informações definidas para a alimentação do classificador, tendo em vista que as distribuições previstas se aproximam bastante da distribuição verdadeira, como pode ser visualizado no gráfico da Figura 84.

Figura 84 - Gráfico de performance para treinamento, validação e testes do classificador



Fonte – Adaptado de *matlab* (2023)

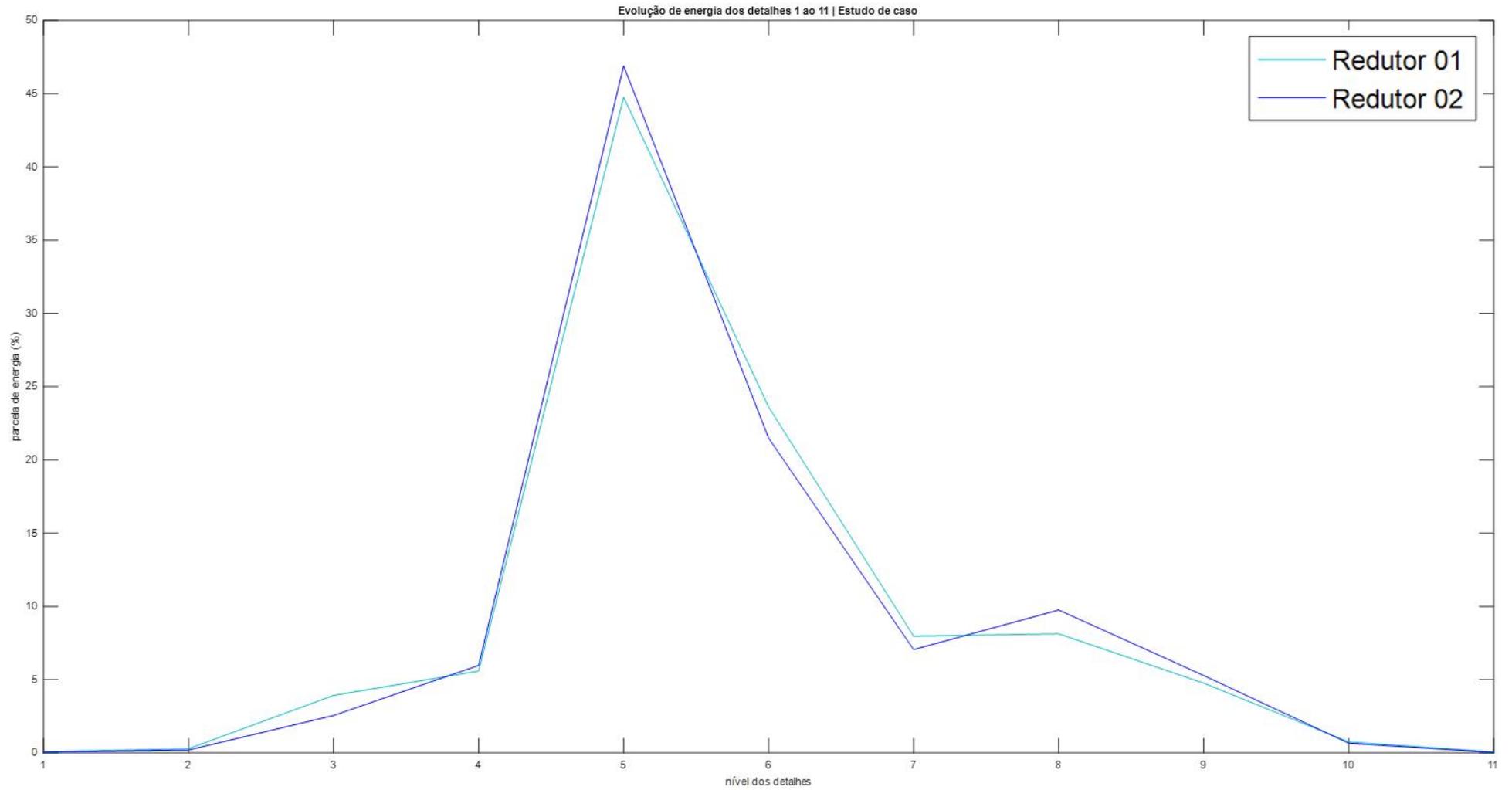
## 5.4 ESTUDO DE CASO

Com a intenção de validar o classificador de padrões desenvolvido, realizou-se um estudo de caso, de modo que o sistema proposto possa ser validado em um equipamento industrial que faça uso de um redutor do tipo coroa sem-fim com características semelhantes ao utilizado nos ensaios de laboratório. No momento em que as medições foram realizadas, outras máquinas estavam funcionando no galpão, como refrigeradores, máquinas de corte e compressores de ar.

Sendo assim, iniciou-se a coleta de sinais sonoros durante o funcionamento de dois redutores de uma esteira para transporte de garrafas plásticas acoplada a uma máquina sopradora de termoplástico. Por inspeção visual, verificou-se ausência de ruídos anormais ou vibrações indesejadas nos motoredutores avaliados. Segundo relatos da equipe responsável pelo equipamento, deve-se respeitar rigorosamente o cronograma de manutenção preventiva sugerido pelo fabricante do maquinário, e que os motoredutores em tela, ao longo de sua vida útil, não precisaram passar por manutenção corretiva.

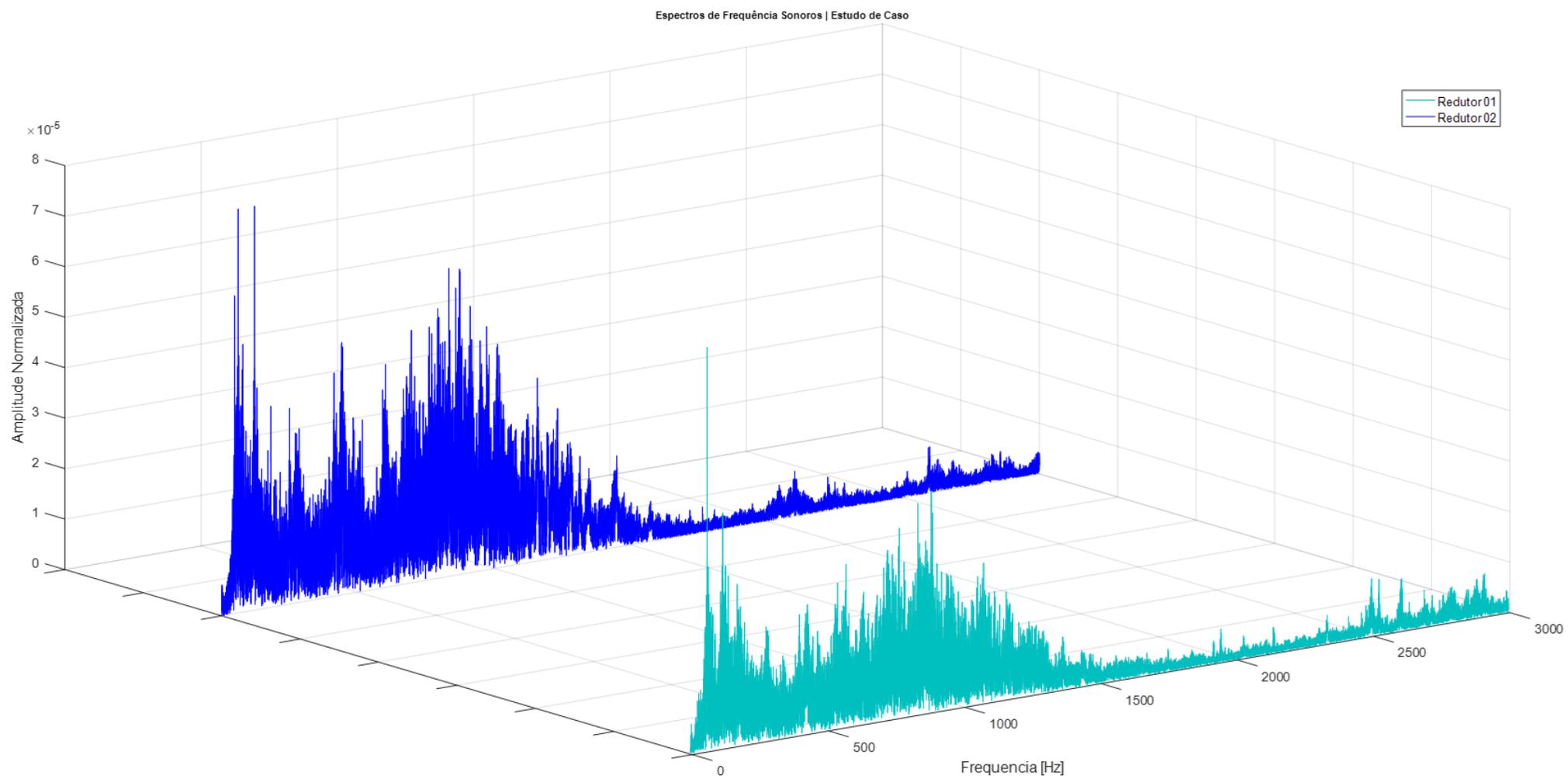
Ao testar a RNA desenvolvida para os sinais sonoros coletados durante o funcionamento dos redutores 01 e 02, verificou-se que o classificador identificou que a condição de funcionamento foi LEVE (I), ou seja, pelos dados avaliados, concluiu-se que o equipamento estava funcionando em condições aceitáveis e que se aproximam às condições de referência estabelecidas no presente trabalho.

Na Figura 85, pode-se verificar o espectro de potência do sinal sonoro, onde esse apresentou-se com um comportamento análogo aos obtidos experimentalmente. No coeficiente D4 a parcela de energia se apresentou com valores abaixo de 10%. Na Figura 86, onde é apresentado o espectro de frequência do sinal sonoro, pode-se perceber que apesar da distribuição da densidade espectral ser semelhante com as obtidas experimentalmente, as amplitudes são mais baixas, assim como para o sinal do domínio do tempo, como pode ser visto na Figura 87. O valor quadrático médio ( $X_{rms}$ ) para os sinais sonoros obtidos no domínio do tempo, para os redutor 01 e 02, respectivamente foram 0,0030 e 0,0041, valores bem abaixo dos estabelecidos para a condição de referência estabelecida no equipamento de testes. Sendo assim os valores da parcela de energia no coeficiente D4 e  $X_{rms}$  evidenciados se enquadram na condição estabelecida para a Classe I – Leve.

Figura 85 - Relação entre a energia dos sinais sonoros e os coeficientes de detalhe *wavelets* para condições de funcionamento dos redutores 01 e 02

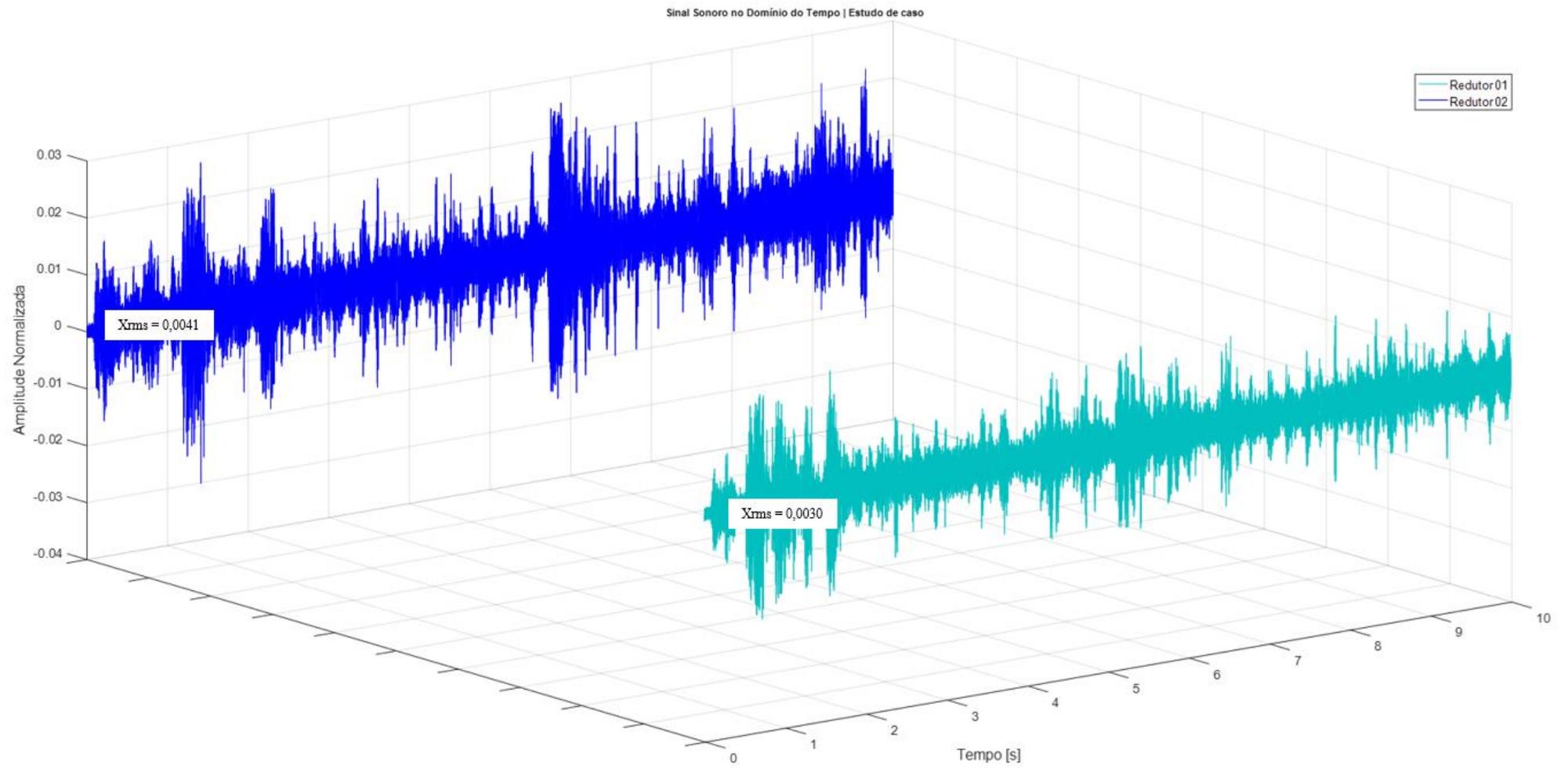
Fonte – Autoria própria

Figura 86 - Espectros de frequência sonora 3D para as condições de funcionamento dos redutores 01 e 02



Fonte – Autoria própria

Figura 87 - Comparação dos sinais no domínio do tempo para as condições de funcionamento dos redutores 01 e 02



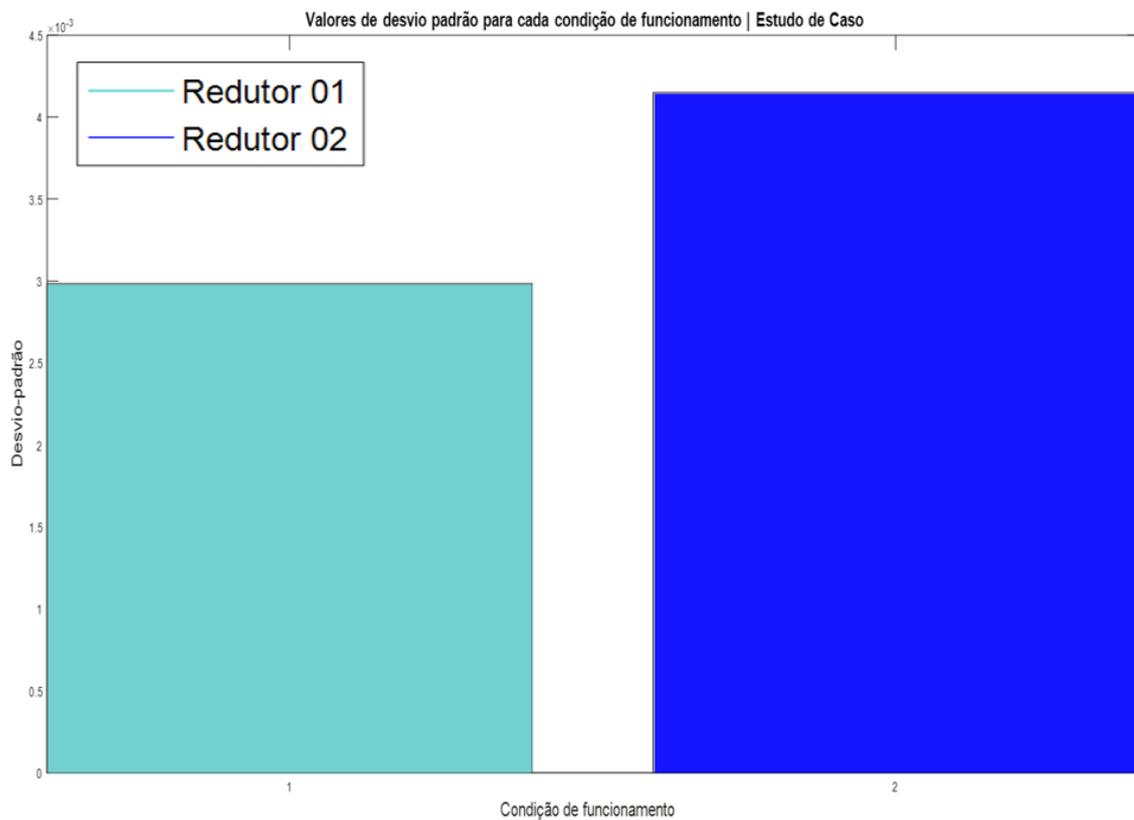
Fonte – Autoria própria

Os dados estatísticos coletados também se enquadram na Classe I – Leve, pois tanto o desvio-padrão, assim como a variância apresentaram valores que pertencem ao intervalo estabelecido para a Classe I, como pode ser visto nas Figuras 88 e 89.

Os valores do coeficiente de curtose também se apresentaram em acordo com o intervalo permitido para a Classe I de funcionamento, como pode ser visualizado na Figura 90.

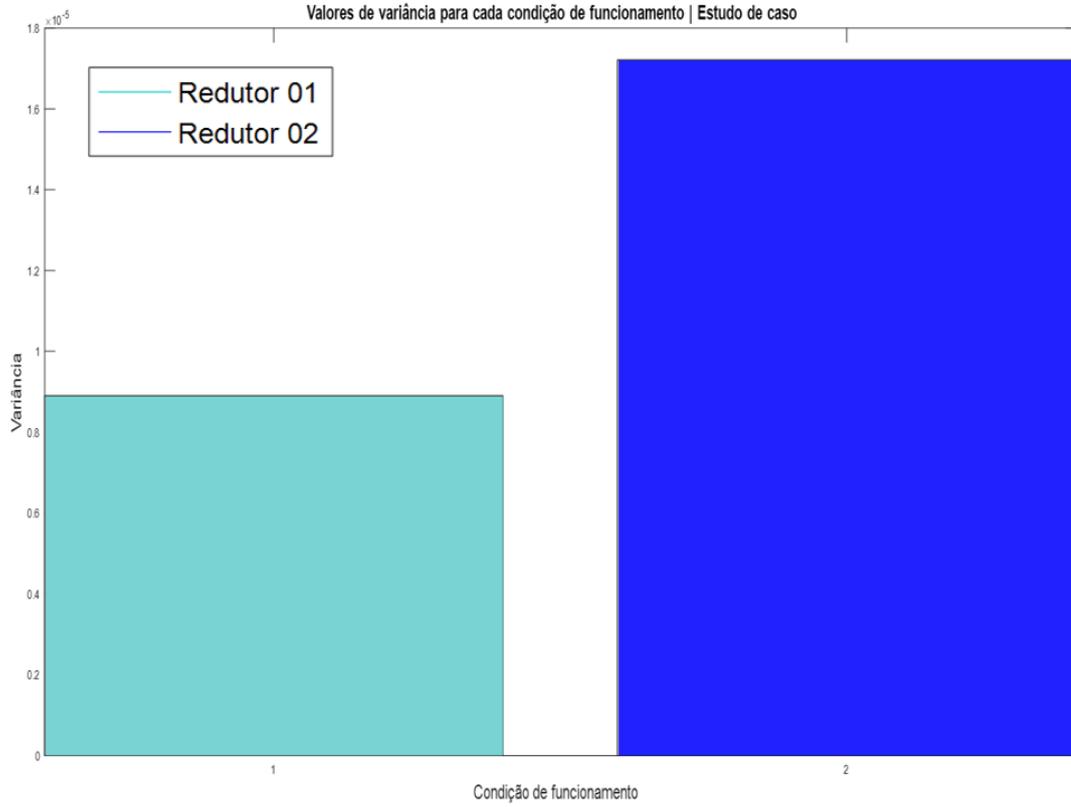
Na Tabela 10, podem ser visualizados os resultados da parcela de energia no coeficiente D4, desvio-padrão, variância, coeficiente de curtose e o valor quadrático médio ( $X_{rms}$ ) para os sinais sonoros coletados, assim como os intervalos entre valores que remetem à Classe I – Leve de funcionamento do redutor.

Figura 88 - Valores de desvio-padrão para as condições de funcionamento dos redutores 01 e 02



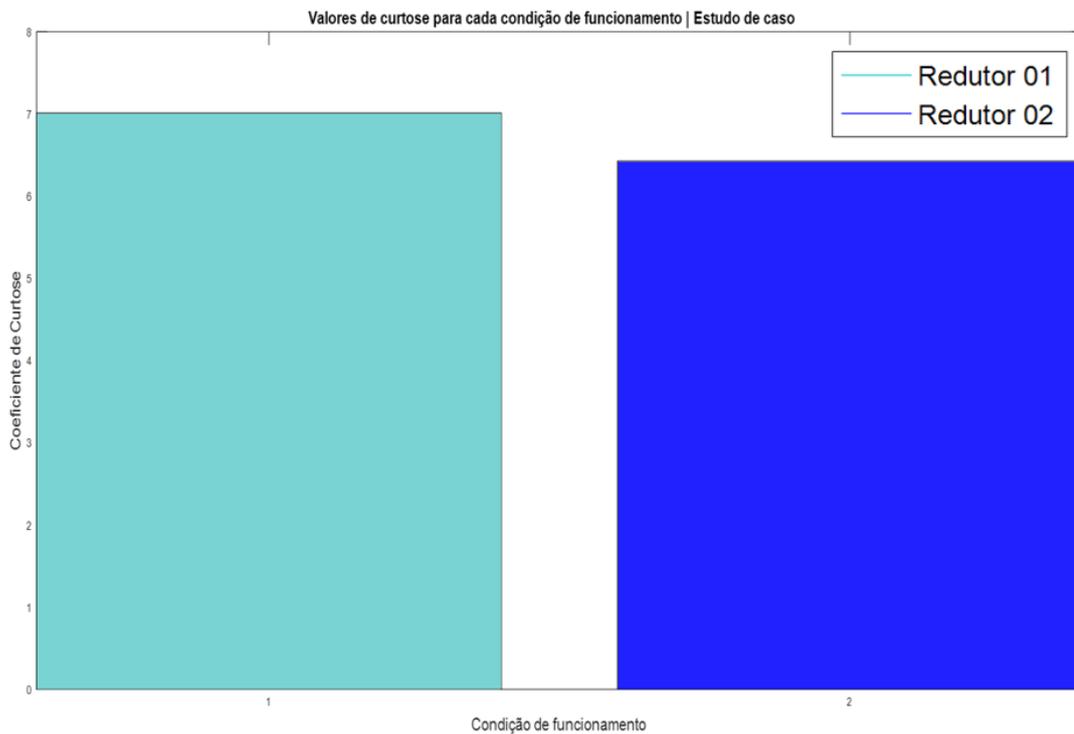
Fonte – Autoria própria

Figura 89 - Valores de variância para as condições de funcionamento dos redutores 01 e 02



Fonte – Autoria própria

Figura 90 - Valores de desvio-padrão para as condições de funcionamento dos redutores 01 e 02



Fonte – Autoria própria

Tabela 10 - Valores obtidos da parcela de energia no coeficiente D4, desvio-padrão, variância, coeficiente de curtose e Xrms para o funcionamento dos redutores 01 e 02

Equipamento	Redutor 01			
Parcela de energia no D4	Desvio-padrão	Variância	Coeficiente de Curtose	X <sub>rms</sub>
5,59%	0,003	0,000006	7,02	0,003
Equipamento	Redutor 02			
Parcela de energia no D4	Desvio-padrão	Variância	Coeficiente de Curtose	X <sub>rms</sub>
5,98%	0,004	0,00002	6,43	0,0041

**Limites estabelecidos para análise sonora – CLASSE I | Condição de funcionamento LEVE**

Parcela de energia no D4 (PD4)	Desvio-padrão (DP)	Variância (VAR)	Coeficiente De Curtose (K)	X <sub>rms</sub>
$0,01\% \leq PD4 \leq 11\%$	$0,001 \leq DP \leq 0,028$	$0,000001 \leq VAR \leq 0,0008$	$6 \leq K$	$0,001 \leq X_{rms} \leq 0,030$

Fonte – Autoria própria

Com base nos dados apresentados, pode-se avaliar que a condição de funcionamento dos redutores 01 e 02 não é preocupante, ou seja, más condições de funcionamento como desalinhamentos e/ou carregamentos indesejados, assim como a presença de problemas relacionados a excentricidade, folgas ou desgastes nas engrenagens são mínimos, corroborando com a informação que foi fornecida pela equipe responsável pela máquina.

Notou-se que o redutor 02 apresentou valores superiores, em todos os parâmetros, comparando-se ao redutor 01. Isso pode ser um indício de que o redutor 02 se apresenta com uma condição de funcionamento mais preocupante do que o redutor 01. No momento das avaliações constatou-se que o redutor 02 encontra-se mais próximo da máquina sopradora e de uma abertura para o ambiente externo, ficando mais suscetível a incidência de calor e umidade, podendo esses ser alguns dos motivos que corroboram para um desgaste mais rápido, tendo em vista que ambos – redutores 01 e 02 – trabalham de forma simultânea e possuem o mesmo tempo de operação.

## 6.0 CONCLUSÕES

Com o aparato de testes desenvolvido para realização dos ensaios experimentais, foi possível a aquisição de informações necessárias ao desenvolvimento de um classificador de padrões, sendo esse uma rede neural artificial capaz de identificar condições de severidade quanto ao funcionamento de um redutor do tipo coroa sem-fim, por meio de sinais sonoros.

A estrutura projetada para os ensaios, assim como o sistema de aquisição de dados foi suficiente para simular condições de funcionamento com diferentes níveis de severidade. Para as diferentes condições de falhas induzidas ao equipamento, foi conseguido estabelecer classes de severidade de acordo com os dados coletados por análise de vibração, análise de som e por meio do acompanhamento visual do equipamento de testes.

O estudo por meio de análise de vibração, foi realizado tendo por objetivo a validação de informações disponibilizadas na análise sonora. Sendo assim, verificou-se que os sinais sonoros no domínio da frequência (FFT) apresentavam harmônicos representativos quando comparados aos espectros da análise de vibração. Harmônicos da frequência de engrenamento, assim como o surgimento de bandas laterais foram evidenciados para as duas análises. A evolução em amplitude de harmônicos da frequência de engrenamento, assim como o surgimento de bandas laterais foram essenciais na determinação dos limites de severidade estabelecidos no presente trabalho.

Concluiu-se que o comportamento da energia nos sinais sonoros avaliados por meio do espectro de potência *wavelet*, no coeficiente de detalhe D4, e os cálculos estatísticos aplicados (valor quadrático médio – RMS, desvio-padrão, variância e coeficiente de curtose) foram suficientes para estabelecer informações que determinassem os níveis de severidade quanto ao funcionamento do equipamento de testes, tendo como referência valores coletados e avaliados por análise de vibração.

Foi possível o desenvolvimento de uma RNA com eficiência global de 99,7%, onde de acordo com a literatura consultada e exposta no Capítulo 3 do presente trabalho, um valor próximo a 100% é obtido, na maioria dos casos, para sinais provenientes de análise de vibração.

Com isso, tanto pela análise do protótipo de laboratório, como estudos realizados em máquinas industriais em operação, por meio de estudo de caso, pôde-se concluir que foi possível o desenvolvimento de um sistema inteligente capaz de diagnosticar condições de severidade de funcionamento de um redutor do tipo coroa sem-fim por meio da análise de sinais sonoros. O diagnóstico pode ser realizado classificando a condição de funcionamento como “leve”, “média” e “grave”.

## 6.1 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Mesmo os resultados obtidos sendo satisfatórios, se faz necessário o prosseguimento da pesquisa, sugerindo-se as seguintes atividades para trabalhos futuros:

- estudo do comportamento espectral de diferentes sistemas engrenados;
- realizar estudo com equipamentos de testes em que se consiga manter o mesmo nível de severidade sobre condições de mau funcionamento induzidas;
- verificar comportamento espectral com outros sistemas de redução, como por exemplo, polias e correias, correntes, etc.;
- aplicar mesma metodologia de desenvolvimento do sistema inteligente, onde ao invés do uso de sinais sonoros, utilizar sinais de vibração, de modo que o acelerômetro deve garantir uma faixa de medição em pelo menos de 0,01-10.000Hz;
- realizar análise dos sinais sonoros por meio do espectro de potência *wavelet*, desvio-padrão, variância e coeficiente de curtose para condições específicas de funcionamento do redutor, preferencialmente do tipo coroa sem-fim, como por exemplo, excentricidades, desgastes nos dentes, dente quebrado, eixo com engrenagem ovalizada, etc.;
- utilizar microfone com melhor sensibilidade a baixas frequências para estudo de sinais sonoros, objetivando identificar padrões de funcionamento em frequências mais baixas;
- intensificar a severidade nas condições de funcionamento e até inserir falhas e/ou danos no sistema rotativo para posterior avaliação do comportamento espectral referente ao coeficiente de detalhe *wavelet* D4;
- avaliar comportamento espectral por análise de som e análise de vibrações para condições específicas de excentricidade em sistemas rotativos; e
- desenvolver sistema inteligente específico para diagnóstico de problemas de excentricidade em sistemas rotativos.

## REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, F. C. L. DE. **DIAGNÓSTICO AUTOMÁTICO DE FALHAS EM GRUPOS GERADORES HIDROELÉTRICOS UTILIZANDO TÉCNICAS PREDITIVAS DE MANUTENÇÃO E REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS**. Dissertação de mestrado em Engenharia Mecânica, Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Ilha Solteira, 2008.
- ALMEIDA, L. F. DE. **REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS APLICADAS À MANUTENÇÃO BASEADA NA CONDIÇÃO**. Tese de doutorado em Engenharia Mecânica, Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá, Guaratinguetá, 2011.
- BAYDAR, N.; BALL, A. Detection of gear failures via vibration and acoustic signals using wavelet transform. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 17, n. 4, p. 787–804, 2003.
- BELSAK, A.; FLASKER, J. Determining cracks in gears using adaptive wavelet transform approach. **Engineering Failure Analysis**, v. 17, n. 3, p. 664–671, 2010.
- BUDYNAS, R. G.; J. KEITH, N. **Elementos de Máquinas de Shigley - Projeto de Engenharia Mecânica**. 8. ed. Porto Alegre: Bookman, 2011.
- CABRAL, C. M. **ACÚSTICA INDUSTRIAL : APLICAÇÃO DA ANÁLISE DE VIBRAÇÕES E RUÍDO À IDENTIFICAÇÃO DE FONTES DE RUÍDO EM AMBIENTE INDUSTRIAL**. Dissertação de mestrado em Engenharia do Ambiente, Universidade de Coimbra, Coimbra, 2012.
- FERNANDES, J. M. DE M. **CONTROLE INTELIGENTE DE SISTEMAS SUBATUADOS COM APLICAÇÕES EM PROBLEMAS DE MECÂNICA DO CONTATO**. Tese de doutorado em Engenharia Mecânica, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2017.
- GAO, L. et al. Study and application of acoustic emission testing in fault diagnosis of low-speed heavy-duty gears. **Sensors**, v. 11, n. 1, p. 599–611, 2011.
- GLOWACZ, A. Acoustic-based fault diagnosis of commutator motor. **Electronics (Switzerland)**, v. 7, n. 11, 2018.
- HALIM, E. B. et al. Time domain averaging across all scales: A novel method for detection of gearbox faults. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 22, n. 2, p. 261–278, 2008.
- HEYDARZADEH, M. et al. Gear fault diagnosis using discrete wavelet transform and deep neural networks. **IECON Proceedings (Industrial Electronics Conference)**, p. 1494–1500, 2016.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. ISO 20816-9: Mechanical vibration – measurement and evaluation of machine vibration – Part 9: Gear units. Genebra, ISO 2020.
- JÚNIOR, M. **Manutenção Prescritiva**. Disponível em: <[https://www.linkedin.com/posts/maurojunior-manutencaoeprocessos\\_prescritiva-manutenaexaeto-activity-6596717472622100480-m8Yi/](https://www.linkedin.com/posts/maurojunior-manutencaoeprocessos_prescritiva-manutenaexaeto-activity-6596717472622100480-m8Yi/)>. Acesso em: 6 set. 2019.
- KÄLLÉN, Bengt. **Statistics for Dummies**. 2. Ed. New Jersey: Hoboken, 2013.

KARABACAK, Y. E.; GÜRSEL ÖZMEN, N.; GÜMÜŞEL, L. Intelligent worm gearbox fault diagnosis under various working conditions using vibration. **Sound and Thermal features Applied Acoustics**, 2022.

LAGGAN, P. A. Vibration monitoring. **IEE Colloquium (Digest)**, n. 117, p. 9–19, 1999.

KHAZAEI, M. et al. Feature-level fusion based on wavelet transform and artificial neural network for fault diagnosis of planetary gearbox using acoustic and vibration signals. **Insight: Non-Destructive Testing and Condition Monitoring**, v. 55, n. 6, p. 323–330, 2013.

LI, C. et al. Gearbox fault diagnosis based on deep random forest fusion of acoustic and vibratory signals. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 76–77, p. 283–293, 2016.

LI, L.; QU, L.; LIAO, X. Haar wavelet for machine fault diagnosis. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 21, n. 4, p. 1773–1786, 2007.

LIMA, N. N. DA C. **MANUTENÇÃO PREDITIVA: UM ESTUDO SOBRE DETECÇÃO DE FALHAS EM ENGRENAGENS ATRAVÉS DE MEDIÇÕES E ANÁLISES DE SINAIS DE VIBRAÇÃO**. Tese de doutorado em Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Santa Catarina, Santa Catarina 1985.

LIU, B. et al. A Dynamic Prescriptive Maintenance Model Considering System Aging and Degradation. **IEEE Access**, v. 7, p. 94941–94943, 2019.

LYRA, G. J. **SISTEMA INTELIGENTE PARA DIAGNÓSTICO DE FALHAS EM ROLAMENTOS DE MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS VIA ANÁLISE SONORA**. Tese de doutorado em Engenharia Mecânica, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2019.

MALLAT, S. **A wavelet tour of signal processing**. 3. Ed. Oxford: Academic Press, 2008, v. 1

MARÇAL, R. F. M. **UM MÉTODO PARA DETECTAR FALHAS INCIPIENTES EM MÁQUINAS ROTATIVAS BASEADO EM ANÁLISE DE VIBRAÇÕES E LÓGICA FUZZY**. Tese de doutorado em Engenharia metalúrgica, de minas e dos materiais, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2000.

MARTIN, D (2020). **Monitoramento de vibração em caixa de engrenagem**, Material de aula.

MATHIAS, M. H. (2012). **Ferramenta de diagnóstico de máquinas**. Material de aula.

MATSUO, T. K. **MÉTODO DE ANÁLISE DE VIBRAÇÕES PARA IDENTIFICAÇÃO DE FALHAS EM MÁQUINAS ROTATIVAS DE GERAÇÃO DE ENERGIA**. Dissertação de mestrado em Engenharia Mecatrônica, Instituto Federal de Santa Catarina, Santa Catarina, 2017.

MATYAS, K. et al. A procedural approach for realizing prescriptive maintenance planning in manufacturing industries. **CIRP Annals - Manufacturing Technology**, v. 66, n. 1, p. 461–464, 2017.

MAURO SÁ. (2000). **Curso de Vibrações**. Apostila.

MELO, J. F. DE. **DESENVOLVIMENTO DE TÉCNICA DE PREDIÇÃO DE DEFEITOS EM MÁQUINAS ROTATIVAS POR MEIO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**. Tese de doutorado em Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2018.

NEPOMUCENO, Lauro Xavier. **Técnicas de Manutenção Preditiva**. São Paulo: Edgard Blucher Ltda., 1989.

NÓBREGA SOBRINHO, C. A. **ESTUDO COMPARATIVO DE TÉCNICAS PARA DIAGNÓTICO DE FALHAS EM MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS**. Tese de doutorado em Engenharia Mecânica, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2015.

NORTON, R. L. **Projetos de Máquinas: Uma Abordagem Integrada**. 4. ed. Porto Alegre: Bookman, 2013.

OLIVEIRA, H. M. DE. **Análise de Fourier e Análise Wavelet: Sinais estacionários e não Estacionários**. Recife: Editora Universitária, UFPE 2007a.

OLIVEIRA, H. M. DE. **Análise de Sinais para Engenheiros - Uma abordagem via Wavelets**. Rio de Janeiro: Brasport, 2007b.

OLIVEIRA NETO, J. M. DE et al. **Viabilidade da aplicação da transformada de Wavelet (DWT) com vistas a detectar condições de desalinhamento angular em um par engrenado através da análise sonora**. Capítulo 9. 1. ed. Belo Horizonte: Poisson, 2019.

OMAR, F. K.; GAOUUDA, A. M. Dynamic wavelet-based tool for gearbox diagnosis. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 26, n. 1, p. 190–204, 2012.

OSHA. **Manual Técnico da OSHA Section III : Chapter 5**, 2013.

ÖZTÜRK, H.; SABUNCU, M.; YESILYURT, I. Early detection of pitting damage in gears using mean frequency of scalogram. **JVC/Journal of Vibration and Control**, v. 14, n. 4, p. 469–484, 2008.

PAREY, A.; SINGH, A. Gearbox fault diagnosis using acoustic signals, continuous wavelet transform and adaptive neuro-fuzzy inference system. **Applied Acoustics**, v. 147, p. 133–140, 2019.

PENHA, R. M. L. DA. **ANÁLISE DE SINAIS EM REGIME TRANSIENTE APLICANDO A TÉCNICA DE WAVELET**. Dissertação de mestrado em Ciências, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1999.

PESTANA, M. S. **UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA AVALIAR O EFEITO DA TENSÃO MÉDIA NA FADIGA DO CABO CAL 1055 MCM**. Tese de doutorado em Engenharia Mecânica, Universidade de Brasília, Brasília, 2017.

RAFIEE, J. et al. Intelligent condition monitoring of a gearbox using artificial neural network. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 21, n. 4, p. 1746–1754, 2007.

RAFIEE, J. et al. A novel technique for selecting mother wavelet function using an intelligent fault diagnosis system. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 3 PART 1, p. 4862–4875, 2009.

PACHECO, J. R. S. **RECONHECIMENTO DE PADRÕES DE VIBRAÇÃO EM MÁQUINAS ROTATIVAS UTILIZANDO REDE NEURAL ARTIFICIAL**. Dissertação de mestrado em Engenharia Mecatrônica, Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2007.

SANT'ANA, F. **Engrenagem sem fim**. Disponível em: <<http://www.fresadorasantana.com.br/engrenagem-sem-fim.php>>. Acesso em: 9 jul. 2019.

SANZ, J.; PERERA, R.; HUERTA, C. Gear dynamics monitoring using discrete wavelet transformation and multi-layer perceptron neural networks. **Applied Soft Computing**

**Journal**, v. 12, n. 9, p. 2867–2878, 2012.

SARAVANAN, N.; RAMACHANDRAN, K. I. Incipient gear box fault diagnosis using discrete wavelet transform (DWT) for feature extraction and classification using artificial neural network (ANN). **Expert Systems with Applications**, v. 37, n. 6, p. 4168–4181, 2010.

SCHNEIDER ELECTRIC. **EcoStruxure Augmented Operator Advisor**. Disponível em: <<https://www.se.com/br/pt/>>. Acesso em: 6 jun. 2021.

SIGGA. **Manutenção prescritiva: entenda o que é e use o potencial na indústria**.

Disponível em: <<http://sigga.com.br/blog/manutencao-prescritiva/>>. Acesso em: 6 nov. 2019.

SILVA, A. A. **DETECÇÃO E ANÁLISE DINÂMICA DE FALHAS EM**

**ROLAMENTOS**. 1999. 208 p. Tese de Doutorado em Engenharia Mecânica. Departamento de Engenharia Mecânica, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos

SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes Neurais Artificiais Para Engenharia e Ciências Aplicadas**. São Paulo: Artliber, 2010.

SINGH, A.; PAREY, A. Gearbox fault diagnosis under non-stationary conditions with independent angular re-sampling technique applied to vibration and sound emission signals. **Applied Acoustics**, v. 144, p. 11–22, 2019.

RAO, S. S. **Vibrações Mecânicas**. 4ª ed. São Paulo: Pearson Universidades, 2008.

TANG, B.; LIU, W.; SONG, T. Wind turbine fault diagnosis based on Morlet wavelet transformation and Wigner-Ville distribution. **Renewable Energy**, v. 35, n. 12, p. 2862–2866, 2010.

TANG, X. et al. Intelligent fault diagnosis of helical gearboxes with compressive sensing based non-contact measurements. **ISA Transactions**, n. 20, 2022.

THAMBA, N. B. et al. Fault analysis of worm gear box using symlets wavelet. **Archives of Acoustics**, v. 45, n. 3, p. 521–540, 2020.

TORRENCE, C.; COMPO, G. P. Wavelet-Guide. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 79, n. 1, p. 61–78, 1995.

TRACTIAN. **Gestão inteligente de ativos**. Disponível em: <<https://tractian.com/>>. Acesso em 17 jul. 2021.

UE systems inc, 2018. **Inspeção e Lubrificação de Rolamentos**, Nova Iorque, [s.n.]. Disponível em: <<http://www.uesystems.eu/pt-pt/aplicacoes/inspecao-e-lubrificacao-de-rolamentos/>>. Acesso em fevereiro de 2019.

ÜMÜTLÜ, R. C. et al. Classification of pitting fault levels in a worm gearbox using vibration visualization and ANN. **Sadhana - Academy Proceedings in Engineering Sciences**, v. 45, n. 1, p. 1–13, 2020.

WANG, X. Y.; MAKIS, V.; YANG, M. A wavelet approach to fault diagnosis of a gearbox under varying load conditions. **Journal of Sound and Vibration**, v. 329, n. 9, p. 1570–1585, 2010.

WAQAR, T.; DEMETGUL, M. Thermal analysis MLP neural network based fault diagnosis on worm gears. **Measurement: Journal of the International Measurement Confederation**, v. 86, p. 56–66, 2016.

WEG. **Motores de indução alimentados por inversores de frequência PWM** Grupo WEG, 2016. Disponível em: <<http://ecatalog.weg.net/files/wegnet/WEG-motores-de-inducao-alimentados-por-inversores-de-frequencia-pwm-50029351-artigo-tecnico-portugues-br.pdf>>. Acesso em 07 mai. 2021.

WESTFALL, P. H. Kurtosis as Peakedness, 1905–2014. R.I.P. **American Statistician**, v. 68, n. 3, p. 191–195, 2014.

WIDODO, A. et al. Confirmation of Thermal Images and Vibration Signals for Intelligent Machine Fault Diagnostics. v. 2012, 2012.

WU, J. DA; CHAN, J. J. Faulted gear identification of a rotating machinery based on wavelet transform and artificial neural network. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 5, p. 8862–8875, 2009.

YAN, R.; GAO, R. X.; CHEN, X. Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications. **Signal Processing**, v. 96, n. PART A, p. 1–15, 2014.

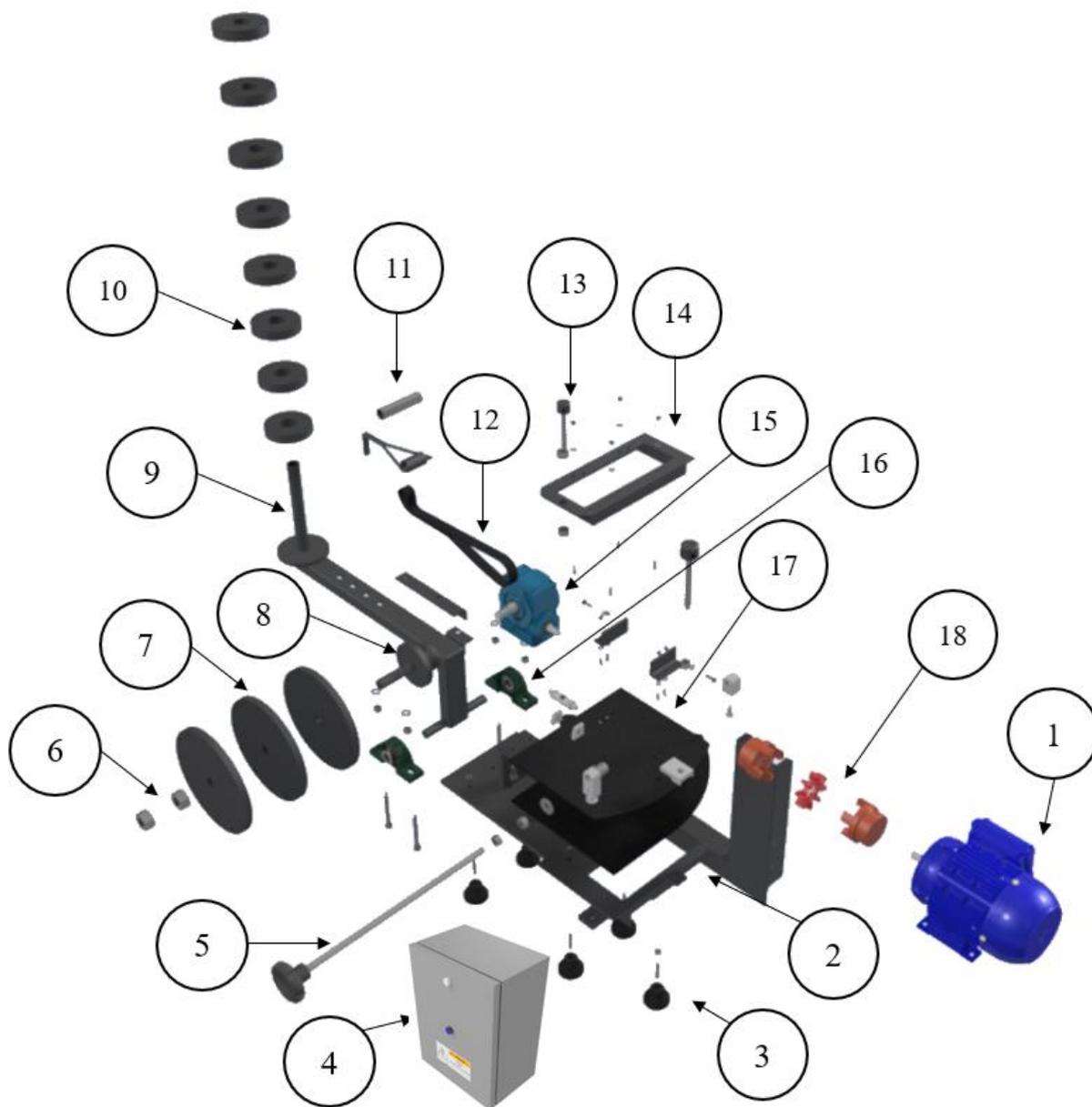
YANG, Y. et al. A gear fault diagnosis using Hilbert spectrum based on MODWPT and a comparison with EMD approach. **Measurement: Journal of the International Measurement Confederation**, v. 42, n. 4, p. 542–551, 2009.

YU, L. et al. Gear fault diagnosis through vibration and acoustic signal combination based on convolutional neural network. **Information (Switzerland)**, v. 11, n. 5, 2020.

## APÊNDICE A – DETALHAMENTO DOS COMPONENTES DA BANCADA EXPERIMENTAL

Na Figura 91, pode-se visualizar os principais componentes da banca experimental desenvolvida e utilizada na presente pesquisa.

Figura 91 – Vista explodida e indicação dos principais componentes da bancada experimental



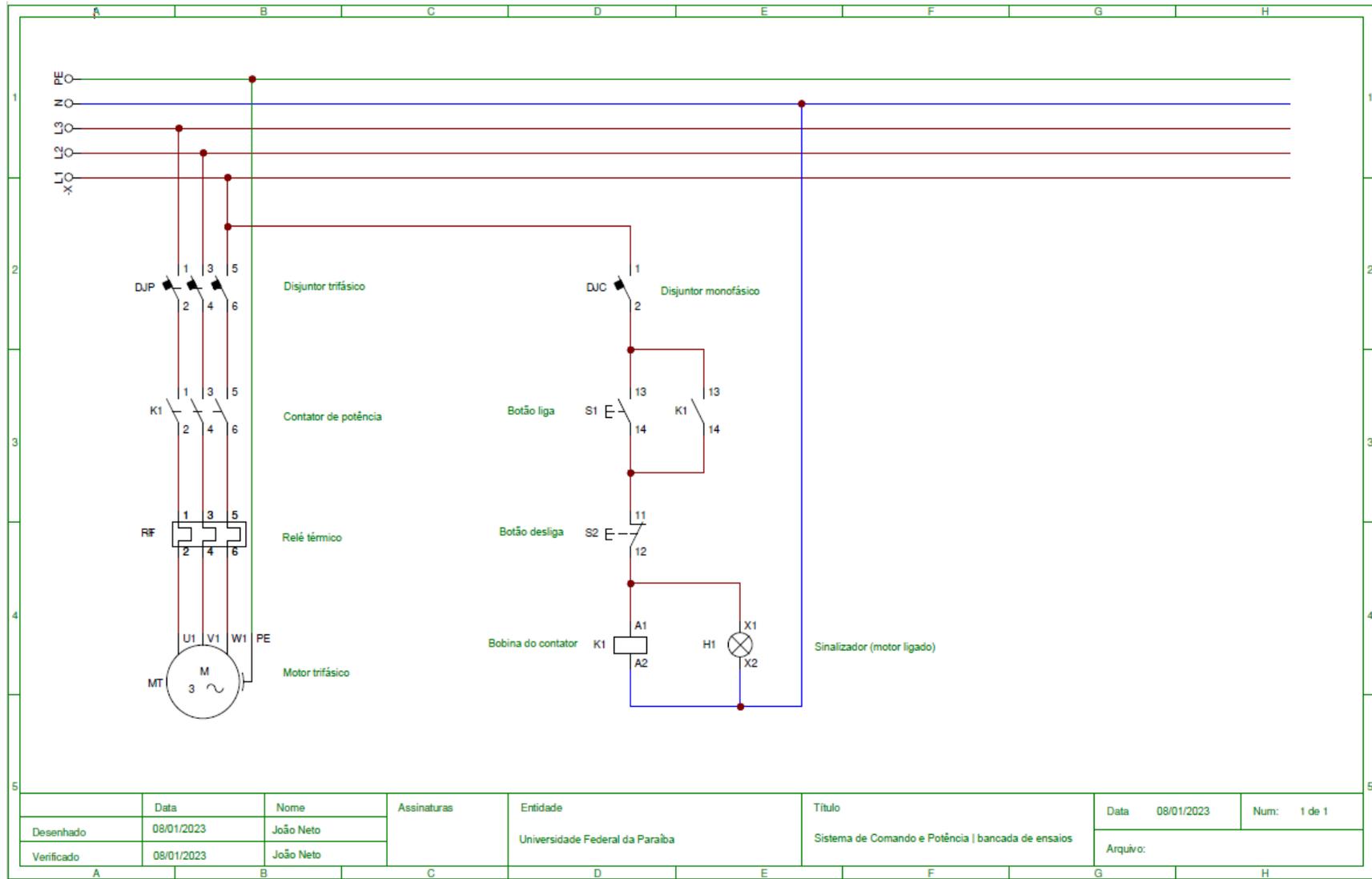
Numeração do componente	Descrição
1	Motor elétrico
2	Base de apoio
3	Vibra-stops
4	Painel elétrico de comando e potência
5	Parafuso de ajuste para simulação de desalinhamento angular
6	Porcas para fixação dos discos de carga
7	Discos de carga
8	Eixo flangeado acoplado ao eixo de saída do item 15 para posicionamento dos discos
9	Braço de alavanca para posicionamento de pesos mortos
10	Pesos mortos
11	Conjunto de fixação da correia entre os itens 8 e 9
12	Correia
13	Parafuso de ajuste para simulação de desalinhamento
14	Chapa para fixação do motor e movimentação referente ao desalinhamento paralelo
15	Redutor coroa sem-fim
16	Mancal com rolamento de esferas para mobilidade do item 9
17	Chapa para promover movimentação angular do conjunto
18	Acoplamento flexível

Fonte – Autoria própria

Com a utilização de um motor elétrico trifásico (1) associado a um sistema de potência de partida direta (4), com a utilização de um contator associado a relé térmico devidamente dimensionados para a capacidade do motor. O diagrama elétrico de ligação encontra-se no Apêndice B do presente trabalho. Para se aproximar mais ainda do funcionamento dinâmico de uma máquina rotativa industrial, adotou-se a utilização de 3 discos de carga (7) acoplados ao eixo de saída do redutor (15), com roscas em suas extremidades, de modo que a máquina não trabalhe “em vazio”, e também visando encaixar parafusos em diferentes posições de modo a simular vários tipos de desbalanceamento (estático, dinâmico e acoplado) com diferentes cargas (1, 2 ou 3 discos montados ao fim do comprimento do eixo de saída). Os vibra-stops (3) são utilizados para amortecer vibrações em excesso decorrentes do funcionamento do protótipo. Utilizou-se uma caixa de redução do tipo coroa sem-fim, com eixo flangeado (8) de aço carbono ( $\varnothing = 20$  mm) para conexão com os discos de carga, além de que esse eixo pode ser interligado, por meio de uma correia (12), com um braço de alavanca (9), que com a inserção de carga em sua extremidade tem por finalidade promover um sobretorque no eixo de saída do redutor,

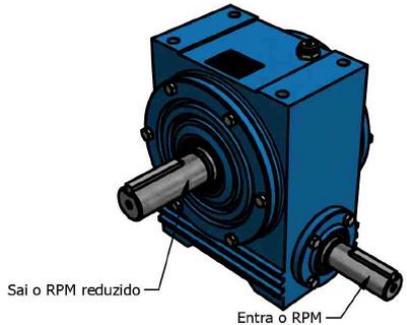
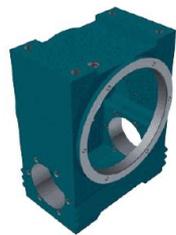
ilustrando uma situação de mau funcionamento relativo à sobrecarga do sistema mecânico por meio da ação de uma carga radial. Para a ligação entre o motor e o eixo de entrada do redutor adotou-se a utilização de um acoplamento flexível (18), para facilitar a simulação de movimentos relativos a desalinhamentos.

## APÊNDICE B – ESQUEMA ELÉTRICO DO SISTEMA DE PARTIDA DO MOTOR



	Data	Nome	Assinaturas	Entidade	Título	Data	Num:
Desenhado	08/01/2023	João Neto				Universidade Federal da Paraíba	Sistema de Comando e Potência   bancada de ensaios
Verificado	08/01/2023	João Neto				Arquivo:	

## APÊNDICE C – CARACTERÍSTICAS TÉCNICAS DO REDUTOR

<b>Dados técnicos do redutor</b>	
Redução	12:1
Posição de instalação no motor	 <p style="text-align: center;">Sai o RPM reduzido — Entra o RPM —</p>
Potência do motor a ser utilizado acoplado no redutor	0,5 cv
Quantidade de polos do motor a trabalhar com o redutor	4 polos
Quantidade de dentes da coroa	24
Rotação na entrada do redutor	1720 RPM
Rotação na saída do redutor	143 RPM
Torque na saída do redutor	16,3 N.m
Carga radial que pode ser suportada pelo redutor	160 kg
Carga axial que pode ser suportada pelo redutor	80 kg
Fator de serviço	1,4
Quantidade de óleo	0,15 L
Rendimento	0,66
Peso aproximado do redutor	5 kg
<b>Descrição sobre as principais partes que compõem o redutor</b>	
Caixa do redutor	
	Caixa de redução produzida em ferro fundido cinzento de construção rígida, proporciona uma melhor dissipação de calor no interior da caixa de redução e uma boa lubrificação para os elementos internos.
Coroa vazada	
	Coroa fabricada em liga de bronze em formato globoidal, com dentes fresados em forma de ampulheta visando um melhor contato com os filetes da roca sem fim, proporcionando um melhor rendimento.
Rosca sem-fim	
	A rosca sem-fim é fabricada em aço carbono com dimensões rigorosamente controladas.

ANEXO I – FOLHA DE DADOS DO ACELERÔMETRO ADXL202



Low Cost  $\pm 2 g/\pm 10 g$  Dual Axis  
iMEMS<sup>®</sup> Accelerometers  
with Digital Output

ADXL202/ADXL210

FEATURES

- 2-Axis Acceleration Sensor on a Single IC Chip
- Measures Static Acceleration as Well as Dynamic Acceleration
- Duty Cycle Output with User Adjustable Period
- Low Power <0.6 mA
- Faster Response than Electrolytic, Mercury or Thermal Tilt Sensors
- Bandwidth Adjustment with a Single Capacitor Per Axis
- 5 mg Resolution at 60 Hz Bandwidth
- +3 V to +5.25 V Single Supply Operation
- 1000 g Shock Survival

APPLICATIONS

- 2-Axis Tilt Sensing
- Computer Peripherals
- Inertial Navigation
- Seismic Monitoring
- Vehicle Security Systems
- Battery Powered Motion Sensing

GENERAL DESCRIPTION

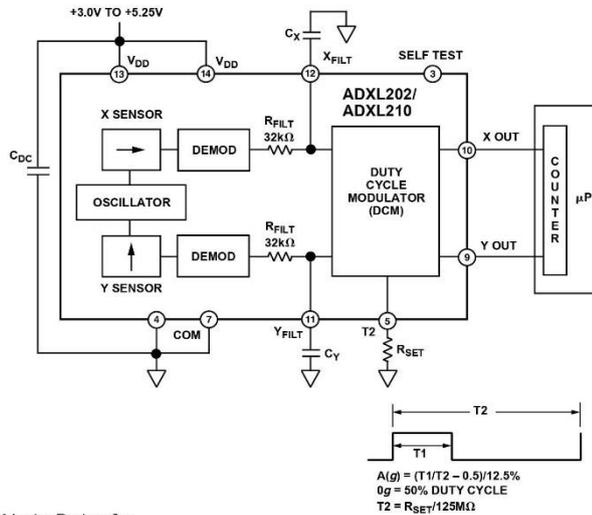
The ADXL202/ADXL210 are low cost, low power, complete 2-axis accelerometers with a measurement range of either  $\pm 2 g/\pm 10 g$ . The ADXL202/ADXL210 can measure both dynamic acceleration (e.g., vibration) and static acceleration (e.g., gravity).

The outputs are digital signals whose duty cycles (ratio of pulse-width to period) are proportional to the acceleration in each of the 2 sensitive axes. These outputs may be measured directly with a microprocessor counter, requiring no A/D converter or glue logic. The output period is adjustable from 0.5 ms to 10 ms via a single resistor ( $R_{SET}$ ). If a voltage output is desired, a voltage output proportional to acceleration is available from the  $X_{FILT}$  and  $Y_{FILT}$  pins, or may be reconstructed by filtering the duty cycle outputs.

The bandwidth of the ADXL202/ADXL210 may be set from 0.01 Hz to 5 kHz via capacitors  $C_X$  and  $C_Y$ . The typical noise floor is  $500 \mu g/\sqrt{Hz}$  allowing signals below 5 mg to be resolved for bandwidths below 60 Hz.

The ADXL202/ADXL210 is available in a hermetic 14-lead Surface Mount CERPAK, specified over the  $0^\circ C$  to  $+70^\circ C$  commercial or  $-40^\circ C$  to  $+85^\circ C$  industrial temperature range.

FUNCTIONAL BLOCK DIAGRAM



iMEMS is a registered trademark of Analog Devices, Inc.

REV. B

Information furnished by Analog Devices is believed to be accurate and reliable. However, no responsibility is assumed by Analog Devices for its use, nor for any infringements of patents or other rights of third parties which may result from its use. No license is granted by implication or otherwise under any patent or patent rights of Analog Devices.

One Technology Way, P.O. Box 9106, Norwood, MA 02062-9106, U.S.A.  
Tel: 781/329-4700 World Wide Web Site: <http://www.analog.com>  
Fax: 781/326-8703 © Analog Devices, Inc., 1999

## ADXL202/ADXL210—SPECIFICATIONS ( $T_A = T_{MIN}$ to $T_{MAX}$ , $T_A = +25^\circ\text{C}$ for J Grade only, $V_{DD} = +5\text{ V}$ , $R_{SET} = 125\text{ k}\Omega$ , Acceleration = $0\text{ g}$ , unless otherwise noted)

Parameter	Conditions	ADXL202/JQC/AQC			ADXL210/JQC/AQC			Units
		Min	Typ	Max	Min	Typ	Max	
<b>SENSOR INPUT</b>	Each Axis							
Measurement Range <sup>1</sup>		$\pm 1.5$	$\pm 2$		$\pm 8$	$\pm 10$		<i>g</i>
Nonlinearity	Best Fit Straight Line		0.2			0.2		% of FS
Alignment Error <sup>2</sup>			$\pm 1$			$\pm 1$		Degrees
Alignment Error	X Sensor to Y Sensor		$\pm 0.01$			$\pm 0.01$		Degrees
Transverse Sensitivity <sup>3</sup>			$\pm 2$			$\pm 2$		%
<b>SENSITIVITY</b>	Each Axis							
Duty Cycle per <i>g</i>	T1/T2 @ $+25^\circ\text{C}$	10	12.5	15	3.2	4.0	4.8	%/ <i>g</i>
Sensitivity, Analog Output	At Pins $X_{FILT}$ , $Y_{FILT}$		312			100		mV/ <i>g</i>
Temperature Drift <sup>4</sup>	$\Delta$ from $+25^\circ\text{C}$		$\pm 0.5$			$\pm 0.5$		% R <i>dg</i>
<b>ZERO <i>g</i> BIAS LEVEL</b>	Each Axis							
0 <i>g</i> Duty Cycle	T1/T2	25	50	75	42	50	58	%
Initial Offset			$\pm 2$			$\pm 2$		<i>g</i>
0 <i>g</i> Duty Cycle vs. Supply			1.0	4.0		1.0	4.0	%/V
0 <i>g</i> Offset vs. Temperature <sup>4</sup>	$\Delta$ from $+25^\circ\text{C}$		2.0			2.0		m <i>g</i> /°C
<b>NOISE PERFORMANCE</b>								
Noise Density <sup>5</sup>	@ $+25^\circ\text{C}$		500	1000		500	1000	$\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$
<b>FREQUENCY RESPONSE</b>								
3 dB Bandwidth	Duty Cycle Output		500			500		Hz
3 dB Bandwidth	At Pins $X_{FILT}$ , $Y_{FILT}$		5			5		kHz
Sensor Resonant Frequency			10			14		kHz
<b>FILTER</b>								
$R_{FILT}$ Tolerance	32 k $\Omega$ Nominal		$\pm 15$			$\pm 15$		%
Minimum Capacitance	At $X_{FILT}$ , $Y_{FILT}$	1000			1000			pF
<b>SELF TEST</b>								
Duty Cycle Change	Self-Test "0" to "1"		10			10		%
<b>DUTY CYCLE OUTPUT STAGE</b>								
$F_{SET}$			125 M $\Omega$ / $R_{SET}$			125 M $\Omega$ / $R_{SET}$		
$F_{SET}$ Tolerance	$R_{SET} = 125\text{ k}\Omega$	0.7		1.3	0.7		1.3	kHz
Output High Voltage	$I = 25\ \mu\text{A}$	$V_S - 200\text{ mV}$			$V_S - 200\text{ mV}$			mV
Output Low Voltage	$I = 25\ \mu\text{A}$			200			200	mV
T2 Drift vs. Temperature			35			35		ppm/°C
Rise/Fall Time			200			200		ns
<b>POWER SUPPLY</b>								
Operating Voltage Range		3.0		5.25	2.7		5.25	V
Specified Performance		4.75		5.25	4.75		5.25	V
Quiescent Supply Current			0.6	1.0		0.6	1.0	mA
Turn-On Time <sup>6</sup>	To 99%	160 $C_{FILT} + 0.3$			160 $C_{FILT} + 0.3$			ms
<b>TEMPERATURE RANGE</b>								
Operating Range	JQC	0		+70	0		+70	°C
Specified Performance	AQC	-40		+85	-40		+85	°C

### NOTES

<sup>1</sup>For all combinations of offset and sensitivity variation.

<sup>2</sup>Alignment error is specified as the angle between the true and indicated axis of sensitivity.

<sup>3</sup>Transverse sensitivity is the algebraic sum of the alignment and the inherent sensitivity errors.

<sup>4</sup>Specification refers to the maximum change in parameter from its initial at  $+25^\circ\text{C}$  to its worst case value at  $T_{MIN}$  to  $T_{MAX}$ .

<sup>5</sup>Noise density ( $\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$ ) is the average noise at any frequency in the bandwidth of the part.

<sup>6</sup> $C_{FILT}$  in  $\mu\text{F}$ . Addition of filter capacitor will increase turn on time. Please see the Application section on power cycling.

All min and max specifications are guaranteed. Typical specifications are not tested or guaranteed.

Specifications subject to change without notice.

## ADXL202/ADXL210

**ABSOLUTE MAXIMUM RATINGS\***

Acceleration (Any Axis, Unpowered for 0.5 ms)	.....	1000 g
Acceleration (Any Axis, Powered for 0.5 ms)	.....	500 g
+V <sub>S</sub>	.....	-0.3 V to +7.0 V
Output Short Circuit Duration (Any Pin to Common)	.....	Indefinite
Operating Temperature	.....	-55°C to +125°C
Storage Temperature	.....	-65°C to +150°C

\*Stresses above those listed under Absolute Maximum Ratings may cause permanent damage to the device. This is a stress rating only; the functional operation of the device at these or any other conditions above those indicated in the operational sections of this specification is not implied. Exposure to absolute maximum rating conditions for extended periods may affect device reliability.

Drops onto hard surfaces can cause shocks of greater than 1000 g and exceed the absolute maximum rating of the device. Care should be exercised in handling to avoid damage.

**PIN FUNCTION DESCRIPTIONS**

Pin	Name	Description
1	NC	No Connect
2	V <sub>TP</sub>	Test Point, Do Not Connect
3	ST	Self Test
4	COM	Common
5	T2	Connect R <sub>SET</sub> to Set T2 Period
6	NC	No Connect
7	COM	Common
8	NC	No Connect
9	Y <sub>OUT</sub>	Y Axis Duty Cycle Output
10	X <sub>OUT</sub>	X Axis Duty Cycle Output
11	Y <sub>FILT</sub>	Connect Capacitor for Y Filter
12	X <sub>FILT</sub>	Connect Capacitor for X Filter
13	V <sub>DD</sub>	+3 V to +5.25 V, Connect to 14
14	V <sub>DD</sub>	+3 V to +5.25 V, Connect to 13

**PACKAGE CHARACTERISTICS**

Package	θ <sub>JA</sub>	θ <sub>JC</sub>	Device Weight
14-Lead CERPAK	110°C/W	30°C/W	5 Grams

**PIN CONFIGURATION**

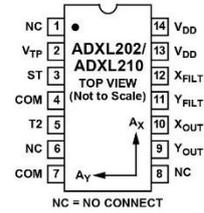


Figure 1 shows the response of the ADXL202 to the Earth's gravitational field. The output values shown are nominal. They are presented to show the user what type of response to expect from each of the output pins due to changes in orientation with respect to the Earth. The ADXL210 reacts similarly with output changes appropriate to its scale.

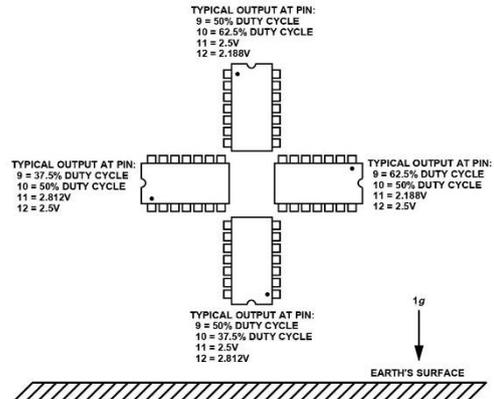


Figure 1. ADXL202/ADXL210 Nominal Response Due to Gravity

**ORDERING GUIDE**

Model	g Range	Temperature Range	Package Description	Package Option
ADXL202JQC	±2	0°C to +70°C	14-Lead CERPAK	QC-14
ADXL202AQC	±2	-40°C to +85°C	14-Lead CERPAK	QC-14
ADXL210JQC	±10	0°C to +70°C	14-Lead CERPAK	QC-14
ADXL210AQC	±10	-40°C to +85°C	14-Lead CERPAK	QC-14

**CAUTION**

ESD (electrostatic discharge) sensitive device. Electrostatic charges as high as 4000 V readily accumulate on the human body and test equipment and can discharge without detection. Although the ADXL202/ADXL210 features proprietary ESD protection circuitry, permanent damage may occur on devices subjected to high energy electrostatic discharges. Therefore, proper ESD precautions are recommended to avoid performance degradation or loss of functionality.



# ADXL202/ADXL210

## TYPICAL CHARACTERISTICS (@ +25°C R<sub>SET</sub> = 125 kΩ, V<sub>DD</sub> = +5 V, unless otherwise noted)

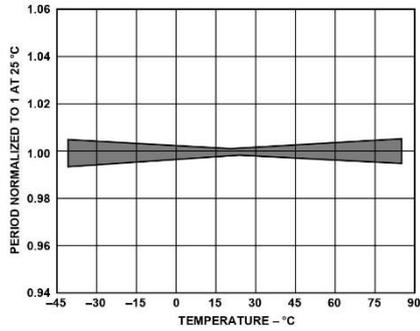


Figure 2. Normalized DCM Period (T<sub>2</sub>) vs. Temperature

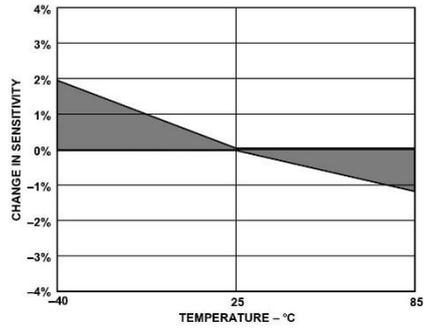


Figure 5. Typical X Axis Sensitivity Drift Due to Temperature

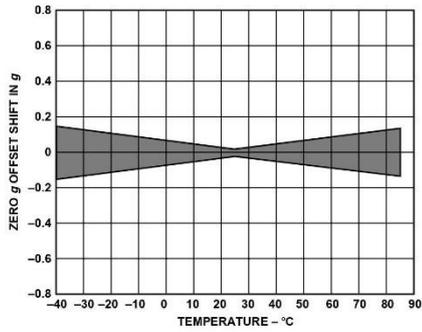


Figure 3. Typical Zero g Offset vs. Temperature

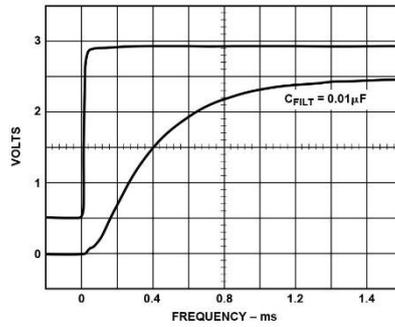


Figure 6. Typical Turn-On Time

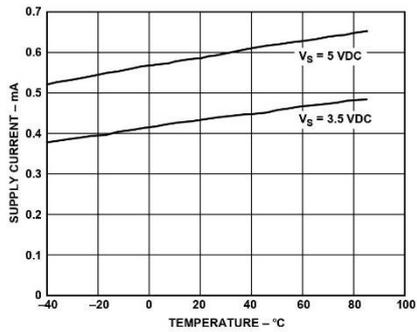


Figure 4. Typical Supply Current vs. Temperature

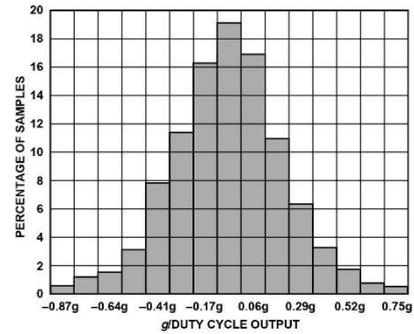


Figure 7. Typical Zero g Distribution at +25°C

**ADXL202/ADXL210**

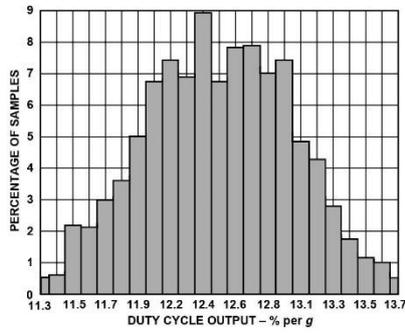


Figure 8. Typical Sensitivity per g at +25°C

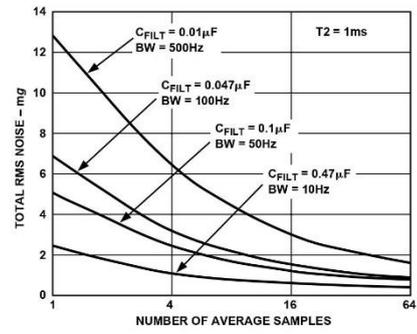


Figure 10. Typical Noise at Digital Outputs

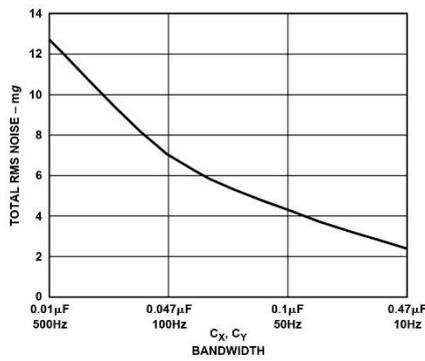


Figure 9. Typical Noise at  $X_{FILT}$  Output

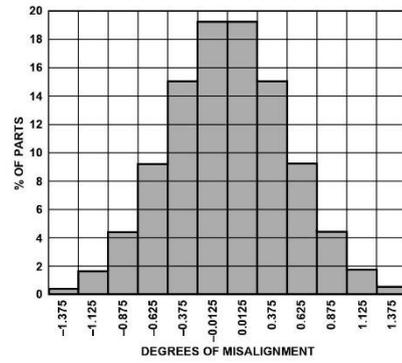


Figure 11. Rotational Die Alignment

## ADXL202/ADXL210

### DEFINITIONS

T1	Length of the “on” portion of the cycle.
T2	Length of the total cycle.
Duty Cycle	Ratio of the “on” time (T1) of the cycle to the total cycle (T2). Defined as T1/T2 for the ADXL202/ADXL210.
Pulsewidth	Time period of the “on” pulse. Defined as T1 for the ADXL202/ADXL210.

### THEORY OF OPERATION

The ADXL202/ADXL210 are complete dual axis acceleration measurement systems on a single monolithic IC. They contain a polysilicon surface-micromachined sensor and signal conditioning circuitry to implement an open loop acceleration measurement architecture. For each axis, an output circuit converts the analog signal to a duty cycle modulated (DCM) digital signal that can be decoded with a counter/timer port on a microprocessor. The ADXL202/ADXL210 are capable of measuring both positive and negative accelerations to a maximum level of  $\pm 2 g$  or  $\pm 10 g$ . The accelerometer measures static acceleration forces such as gravity, allowing it to be used as a tilt sensor.

The sensor is a surface micromachined polysilicon structure built on top of the silicon wafer. Polysilicon springs suspend the structure over the surface of the wafer and provide a resistance against acceleration forces. Deflection of the structure is measured using a differential capacitor that consists of independent fixed plates and central plates attached to the moving mass. The fixed plates are driven by  $180^\circ$  out of phase square waves. An acceleration will deflect the beam and unbalance the differential capacitor, resulting in an output square wave whose amplitude is proportional to acceleration. Phase sensitive demodulation techniques are then used to rectify the signal and determine the direction of the acceleration.

The output of the demodulator drives a duty cycle modulator (DCM) stage through a  $32 k\Omega$  resistor. At this point a pin is available on each channel to allow the user to set the signal bandwidth of the device by adding a capacitor. This filtering improves measurement resolution and helps prevent aliasing.

After being low-pass filtered, the analog signal is converted to a duty cycle modulated signal by the DCM stage. A single resistor sets the period for a complete cycle (T2), which can be set between 0.5 ms and 10 ms (see Figure 12). A 0 g acceleration produces a nominally 50% duty cycle. The acceleration signal can be determined by measuring the length of the T1 and T2 pulses with a counter/timer or with a polling loop using a low cost microcontroller.

An analog output voltage can be obtained either by buffering the signal from the X<sub>FILT</sub> and Y<sub>FILT</sub> pin, or by passing the duty cycle signal through an RC filter to reconstruct the dc value.

The ADXL202/ADXL210 will operate with supply voltages as low as 3.0 V or as high as 5.25 V.

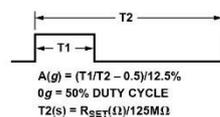


Figure 12. Typical Output Duty Cycle

### APPLICATIONS

#### POWER SUPPLY DECOUPLING

For most applications a single 0.1  $\mu$ F capacitor, C<sub>DC</sub>, will adequately decouple the accelerometer from signal and noise on the power supply. However, in some cases, especially where digital devices such as microcontrollers share the same power supply, digital noise on the supply may cause interference on the ADXL202/ADXL210 output. This is often observed as a slowly undulating fluctuation of voltage at X<sub>FILT</sub> and Y<sub>FILT</sub>. If additional decoupling is needed, a 100  $\Omega$  (or smaller) resistor or ferrite beads, may be inserted in the ADXL202/ADXL210's supply line.

#### DESIGN PROCEDURE FOR THE ADXL202/ADXL210

The design procedure for using the ADXL202/ADXL210 with a duty cycle output involves selecting a duty cycle period and a filter capacitor. A proper design will take into account the application requirements for bandwidth, signal resolution and acquisition time, as discussed in the following sections.

#### V<sub>DD</sub>

The ADXL202/ADXL210 have two power supply (V<sub>DD</sub>) Pins: 13 and 14. These two pins should be connected directly together.

#### COM

The ADXL202/ADXL210 have two commons, Pins 4 and 7. These two pins should be connected directly together and Pin 7 grounded.

#### V<sub>TP</sub>

This pin is to be left open; make no connections of any kind to this pin.

#### Decoupling Capacitor C<sub>DC</sub>

A 0.1  $\mu$ F capacitor is recommended from V<sub>DD</sub> to COM for power supply decoupling.

#### ST

The ST pin controls the self-test feature. When this pin is set to V<sub>DD</sub>, an electrostatic force is exerted on the beam of the accelerometer. The resulting movement of the beam allows the user to test if the accelerometer is functional. The typical change in output will be 10% at the duty cycle outputs (corresponding to 800 mg). This pin may be left open circuit or connected to common in normal use.

#### Duty Cycle Decoding

The ADXL202/ADXL210's digital output is a duty cycle modulator. Acceleration is proportional to the ratio T1/T2. The nominal output of the ADXL202 is:

$$0 g = 50\% \text{ Duty Cycle}$$

$$\text{Scale factor is } 12.5\% \text{ Duty Cycle Change per } g$$

The nominal output of the ADXL210 is:

$$0 g = 50\% \text{ Duty Cycle}$$

$$\text{Scale factor is } 4\% \text{ Duty Cycle Change per } g$$

These nominal values are affected by the initial tolerance of the device including zero g offset error and sensitivity error.

T2 does not have to be measured for every measurement cycle. It need only be updated to account for changes due to temperature, (a relatively slow process). Since the T2 time period is shared by both X and Y channels, it is necessary only to measure it on one channel of the ADXL202/ADXL210. Decoding algorithms for various microcontrollers have been developed. Consult the appropriate Application Note.

**ADXL202/ADXL210**

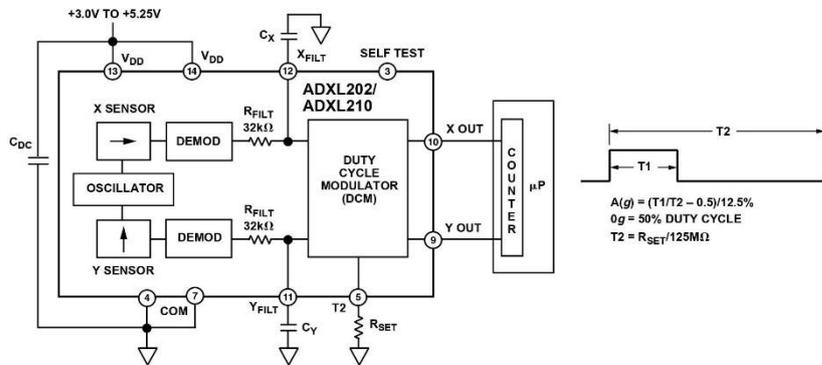


Figure 13. Block Diagram

**Setting the Bandwidth Using  $C_X$  and  $C_Y$**

The ADXL202/ADXL210 have provisions for bandlimiting the  $X_{FILT}$  and  $Y_{FILT}$  pins. Capacitors must be added at these pins to implement low-pass filtering for antialiasing and noise reduction. The equation for the 3 dB bandwidth is:

$$F_{-3dB} = \frac{1}{2 \parallel (32 \text{ k}\Omega) \times C_{(x,y)}}$$

or, more simply,  $F_{-3dB} = \frac{5 \parallel F}{C_{(x,y)}}$

The tolerance of the internal resistor ( $R_{FILT}$ ), can vary as much as  $\pm 25\%$  of its nominal value of 32 k $\Omega$ ; so the bandwidth will vary accordingly. A minimum capacitance of 1000 pF for  $C_{(X, Y)}$  is required in all cases.

**Table I. Filter Capacitor Selection,  $C_X$  and  $C_Y$**

Bandwidth	Capacitor Value
10 Hz	0.47 $\mu$ F
50 Hz	0.10 $\mu$ F
100 Hz	0.05 $\mu$ F
200 Hz	0.027 $\mu$ F
500 Hz	0.01 $\mu$ F
5 kHz	0.001 $\mu$ F

**Setting the DCM Period with  $R_{SET}$**

The period of the DCM output is set for both channels by a single resistor from  $R_{SET}$  to ground. The equation for the period is:

$$T2 = \frac{R_{SET} (\parallel)}{125 \text{ M}\Omega}$$

A 125 k $\Omega$  resistor will set the duty cycle repetition rate to approximately 1 kHz, or 1 ms. The device is designed to operate at duty cycle periods between 0.5 ms and 10 ms.

**Table II. Resistor Values to Set  $T2$**

$T2$	$R_{SET}$
1 ms	125 k $\Omega$
2 ms	250 k $\Omega$
5 ms	625 k $\Omega$
10 ms	1.25 M $\Omega$

Note that the  $R_{SET}$  should always be included, even if only an analog output is desired. Use an  $R_{SET}$  value between 500 k $\Omega$  and 2 M $\Omega$  when taking the output from  $X_{FILT}$  or  $Y_{FILT}$ . The  $R_{SET}$  resistor should be placed close to the T2 Pin to minimize parasitic capacitance at this node.

**Selecting the Right Accelerometer**

For most tilt sensing applications the ADXL202 is the most appropriate accelerometer. Its higher sensitivity (12.5%/g allows the user to use a lower speed counter for PWM decoding while maintaining high resolution. The ADXL210 should be used in applications where accelerations of greater than  $\pm 2 g$  are expected.

**MICROCOMPUTER INTERFACES**

The ADXL202/ADXL210 were specifically designed to work with low cost microcontrollers. Specific code sets, reference designs, and application notes are available from the factory. This section will outline a general design procedure and discuss the various trade-offs that need to be considered.

The designer should have some idea of the required performance of the system in terms of:

*Resolution:* the smallest signal change that needs to be detected.

*Bandwidth:* the highest frequency that needs to be detected.

*Acquisition Time:* the time that will be available to acquire the signal on each axis.

These requirements will help to determine the accelerometer bandwidth, the speed of the microcontroller clock and the length of the  $T2$  period.

When selecting a microcontroller it is helpful to have a counter timer port available. The microcontroller should have provisions for software calibration. While the ADXL202/ADXL210 are highly accurate accelerometers, they have a wide tolerance for

## ADXL202/ADXL210

initial offset. The easiest way to null this offset is with a calibration factor saved on the microcontroller or by a user calibration for zero *g*. In the case where the offset is calibrated during manufacture, there are several options, including external EEPROM and microcontrollers with “one-time programmable” features.

### DESIGN TRADE-OFFS FOR SELECTING FILTER CHARACTERISTICS: THE NOISE/BW TRADE-OFF

The accelerometer bandwidth selected will determine the measurement resolution (smallest detectable acceleration). Filtering can be used to lower the noise floor and improve the resolution of the accelerometer. Resolution is dependent on both the analog filter bandwidth at  $X_{FILT}$  and  $Y_{FILT}$  and on the speed of the microcontroller counter.

The analog output of the ADXL202/ADXL210 has a typical bandwidth of 5 kHz, much higher than the duty cycle stage is capable of converting. The user must filter the signal at this point to limit aliasing errors. To minimize DCM errors the analog bandwidth should be less than 1/10 the DCM frequency. Analog bandwidth may be increased to up to 1/2 the DCM frequency in many applications. This will result in greater dynamic error generated at the DCM.

The analog bandwidth may be further decreased to reduce noise and improve resolution. The ADXL202/ADXL210 noise has the characteristics of white Gaussian noise that contributes equally at all frequencies and is described in terms of  $\mu g$  per root Hz; i.e., the noise is proportional to the square root of the bandwidth of the accelerometer. It is recommended that the user limit bandwidth to the lowest frequency needed by the application, to maximize the resolution and dynamic range of the accelerometer.

With the single pole roll-off characteristic, the typical noise of the ADXL202/ADXL210 is determined by the following equation:

$$Noise (rms) = \sqrt{500 \mu g/\sqrt{Hz}} \times \sqrt{BW \times 1.5}$$

At 100 Hz the noise will be:

$$Noise (rms) = \sqrt{500 \mu g/\sqrt{Hz}} \times \sqrt{100 \times (1.5)} = 6.12 \text{ mg}$$

Often the peak value of the noise is desired. Peak-to-peak noise can only be estimated by statistical methods. Table III is useful for estimating the probabilities of exceeding various peak values, given the rms value.

**Table III. Estimation of Peak-to-Peak Noise**

Nominal Peak-to-Peak Value	% of Time that Noise Will Exceed Nominal Peak-to-Peak Value
2.0 × rms	32%
4.0 × rms	4.6%
6.0 × rms	0.27%
8.0 × rms	0.006%

The peak-to-peak noise value will give the best estimate of the uncertainty in a single measurement.

Table IV gives typical noise output of the ADXL202/ADXL210 for various  $C_X$  and  $C_Y$  values.

**Table IV. Filter Capacitor Selection,  $C_X$  and  $C_Y$**

Bandwidth	$C_X, C_Y$	rms Noise	Peak-to-Peak Noise Estimate 95% Probability (rms × 4)
10 Hz	0.47 $\mu$ F	1.9 mg	7.6 mg
50 Hz	0.10 $\mu$ F	4.3 mg	17.2 mg
100 Hz	0.05 $\mu$ F	6.1 mg	24.4 mg
200 Hz	0.027 $\mu$ F	8.7 mg	35.8 mg
500 Hz	0.01 $\mu$ F	13.7 mg	54.8 mg

### CHOOSING T2 AND COUNTER FREQUENCY: DESIGN TRADE-OFFS

The noise level is one determinant of accelerometer resolution. The second relates to the measurement resolution of the counter when decoding the duty cycle output.

The ADXL202/ADXL210's duty cycle converter has a resolution of approximately 14 bits; better resolution than the accelerometer itself. The actual resolution of the acceleration signal is, however, limited by the time resolution of the counting devices used to decode the duty cycle. The faster the counter clock, the higher the resolution of the duty cycle and the shorter the T2 period can be for a given resolution. The following table shows some of the trade-offs. It is important to note that this is the resolution due to the microprocessors's counter. It is probable that the accelerometer's noise floor may set the lower limit on the resolution, as discussed in the previous section.

**Table V. Trade-Offs Between Microcontroller Counter Rate, T2 Period and Resolution of Duty Cycle Modulator**

T2 (ms)	R <sub>SET</sub> (k $\Omega$ )	ADXL202/ADXL210 Sample Rate	Counter-Clock Rate (MHz)	Counts per T2 Cycle	Counts per <i>g</i>	Resolution (mg)
1.0	124	1000	2.0	2000	250	4.0
1.0	124	1000	1.0	1000	125	8.0
1.0	124	1000	0.5	500	62.5	16.0
5.0	625	200	2.0	10000	1250	0.8
5.0	625	200	1.0	5000	625	1.6
5.0	625	200	0.5	2500	312.5	3.2
10.0	1250	100	2.0	20000	2500	0.4
10.0	1250	100	1.0	10000	1250	0.8
10.0	1250	100	0.5	5000	625	1.6

**ADXL202/ADXL210**

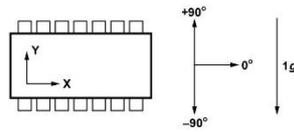
**STRATEGIES FOR USING THE DUTY CYCLE OUTPUT WITH MICROCONTROLLERS**

Application notes outlining various strategies for using the duty cycle output with low cost microcontrollers are available from the factory.

**USING THE ADXL202/ADXL210 AS A DUAL AXIS TILT SENSOR**

One of the most popular applications of the ADXL202/ADXL210 is tilt measurement. An accelerometer uses the force of gravity as an input vector to determine orientation of an object in space.

An accelerometer is most sensitive to tilt when its sensitive axis is perpendicular to the force of gravity, i.e., parallel to the earth's surface. At this orientation its sensitivity to changes in tilt is highest. When the accelerometer is oriented on axis to gravity, i.e., near its +1 g or -1 g reading, the change in output acceleration per degree of tilt is negligible. When the accelerometer is perpendicular to gravity, its output will change nearly 17.5 mg per degree of tilt, but at 45° degrees it is changing only at 12.2 mg per degree and resolution declines. The following table illustrates the changes in the X and Y axes as the device is tilted ±90° through gravity.



X AXIS ORIENTATION TO HORIZON (°)	X OUTPUT		Y OUTPUT (g)	
	X OUTPUT (g)	Δ PER DEGREE OF TILT (mg)	Y OUTPUT (g)	Δ PER DEGREE OF TILT (mg)
-90	-1.000	-0.2	0.000	17.5
-75	-0.966	4.4	0.259	16.9
-60	-0.866	8.6	0.500	15.2
-45	-0.707	12.2	0.707	12.4
-30	-0.500	15.0	0.866	8.9
-15	-0.259	16.8	0.966	4.7
0	0.000	17.5	1.000	0.2
15	0.259	16.9	0.966	-4.4
30	0.500	15.2	0.866	-8.6
45	0.707	12.4	0.707	-12.2
60	0.866	8.9	0.500	-15.0
75	0.966	4.7	0.259	-16.8
90	1.000	0.2	0.000	-17.5

Figure 14. How the X and Y Axes Respond to Changes in Tilt

**A DUAL AXIS TILT SENSOR: CONVERTING ACCELERATION TO TILT**

When the accelerometer is oriented so both its X and Y axes are parallel to the earth's surface it can be used as a two axis tilt sensor with a roll and a pitch axis. Once the output signal from the accelerometer has been converted to an acceleration that varies between -1 g and +1 g, the output tilt in degrees is calculated as follows:

$$\text{Pitch} = \text{ASIN} (Ax/1 g)$$

$$\text{Roll} = \text{ASIN} (Ay/1 g)$$

Be sure to account for overranges. It is possible for the accelerometers to output a signal greater than ±1 g due to vibration, shock or other accelerations.

**MEASURING 360° OF TILT**

It is possible to measure a full 360° of orientation through gravity by using two accelerometers oriented perpendicular to one another (see Figure 15). When one sensor is reading a maximum change in output per degree, the other is at its minimum.

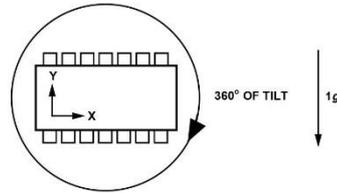


Figure 15. Using a Two-Axis Accelerometer to Measure 360° of Tilt

## ADXL202/ADXL210

### USING THE ANALOG OUTPUT

The ADXL202/ADXL210 was specifically designed for use with its digital outputs, but has provisions to provide analog outputs as well.

#### Duty Cycle Filtering

An analog output can be reconstructed by filtering the duty cycle output. This technique requires only passive components. The duty cycle period ( $T_2$ ) should be set to 1 ms. An RC filter with a 3 dB point at least a factor of 10 less than the duty cycle frequency is connected to the duty cycle output. The filter resistor should be no less than 100 k $\Omega$  to prevent loading of the output stage. The analog output signal will be ratiometric to the supply voltage. The advantage of this method is an output scale factor of approximately double the analog output. Its disadvantage is that the frequency response will be lower than when using the  $X_{FILT}$ ,  $Y_{FILT}$  output.

#### $X_{FILT}$ , $Y_{FILT}$ Output

The second method is to use the analog output present at the  $X_{FILT}$  and  $Y_{FILT}$  pin. Unfortunately, these pins have a 32 k $\Omega$  output impedance and are not designed to drive a load directly. An op amp follower may be required to buffer this pin. The advantage of this method is that the full 5 kHz bandwidth of the accelerometer is available to the user. A capacitor still must be added at this point for filtering. The duty cycle converter should be kept running by using  $R_{SET} < 10 \text{ M}\Omega$ . Note that the accelerometer offset and sensitivity are ratiometric to the supply voltage. The offset and sensitivity are nominally:

$$\begin{aligned} 0 \text{ g Offset} &= V_{DD}/2 && 2.5 \text{ V at } +5 \text{ V} \\ \text{ADXL202 Sensitivity} &= (60 \text{ mV} \times V_S)/g && 300 \text{ mV/g at } +5 \text{ V, } V_{DD} \\ \text{ADXL210 Sensitivity} &= (20 \text{ mV} \times V_S)/g && 100 \text{ mV/g at } +5 \text{ V, } V_{DD} \end{aligned}$$

### USING THE ADXL202/ADXL210 IN VERY LOW POWER APPLICATIONS

An application note outlining low power strategies for the ADXL202/ADXL210 is available. Some key points are presented here. It is possible to reduce the ADXL202/ADXL210's average current from 0.6 mA to less than 20  $\mu$ A by using the following techniques:

1. Power Cycle the accelerometer.
2. Run the accelerometer at a Lower Voltage, (Down to 3 V).

#### Power Cycling with an External A/D

Depending on the value of the  $X_{FILT}$  capacitor, the ADXL202/ADXL210 is capable of turning on and giving a good reading in 1.6 ms. Most microcontroller based A/Ds can acquire a reading in another 25  $\mu$ s. Thus it is possible to turn on the ADXL202/ADXL210 and take a reading in <2 ms. If we assume that a 20 Hz sample rate is sufficient, the total current required to take 20 samples is  $2 \text{ ms} \times 20 \text{ samples/s} \times 0.6 \text{ mA} = 24 \text{ }\mu\text{A}$  average current. Running the part at 3 V will reduce the supply current from 0.6 mA to 0.4 mA, bringing the average current down to 16  $\mu$ A.

The A/D should read the analog output of the ADXL202/ADXL210 at the  $X_{FILT}$  and  $Y_{FILT}$  pins. A buffer amplifier is recommended, and may be required in any case to amplify the analog output to give enough resolution with an 8-bit to 10-bit converter.

#### Power Cycling When Using the Digital Output

An alternative is to run the microcontroller at a higher clock rate and put it into shutdown between readings, allowing the use of the digital output. In this approach the ADXL202/ADXL210 should be set at its fastest sample rate ( $T_2 = 0.5 \text{ ms}$ ), with a 500 Hz filter at  $X_{FILT}$  and  $Y_{FILT}$ . The concept is to acquire a reading as quickly as possible and then shut down the ADXL202/ADXL210 and the microcontroller until the next sample is needed.

In either of the above approaches, the ADXL202/ADXL210 can be turned on and off directly using a digital port pin on the microcontroller to power the accelerometer without additional components. The port should be used to switch the common pin of the accelerometer so the port pin is "pulling down."

#### CALIBRATING THE ADXL202/ADXL210

The initial value of the offset and scale factor for the ADXL202/ADXL210 will require calibration for applications such as tilt measurement. The ADXL202/ADXL210 architecture has been designed so that these calibrations take place in the software of the microcontroller used to decode the duty cycle signal. Calibration factors can be stored in EEPROM or determined at turn-on and saved in dynamic memory.

For low  $g$  applications, the force of gravity is the most stable, accurate and convenient acceleration reference available. A reading of the 0  $g$  point can be determined by orientating the device parallel to the earth's surface and then reading the output.

A more accurate calibration method is to make measurements at +1  $g$  and -1  $g$ . The sensitivity can be determined by the two measurements.

To calibrate, the accelerometer's measurement axis is pointed directly at the earth. The 1  $g$  reading is saved and the sensor is turned 180 $^\circ$  to measure -1  $g$ . Using the two readings, the sensitivity is:

$$\begin{aligned} \text{Let } A &= \text{Accelerometer output with axis oriented to } +1 \text{ g} \\ \text{Let } B &= \text{Accelerometer output with axis oriented to } -1 \text{ g then:} \\ \text{Sensitivity} &= [A - B]/2 \text{ g} \end{aligned}$$

For example, if the +1  $g$  reading (A) is 55% duty cycle and the -1  $g$  reading (B) is 32% duty cycle, then:

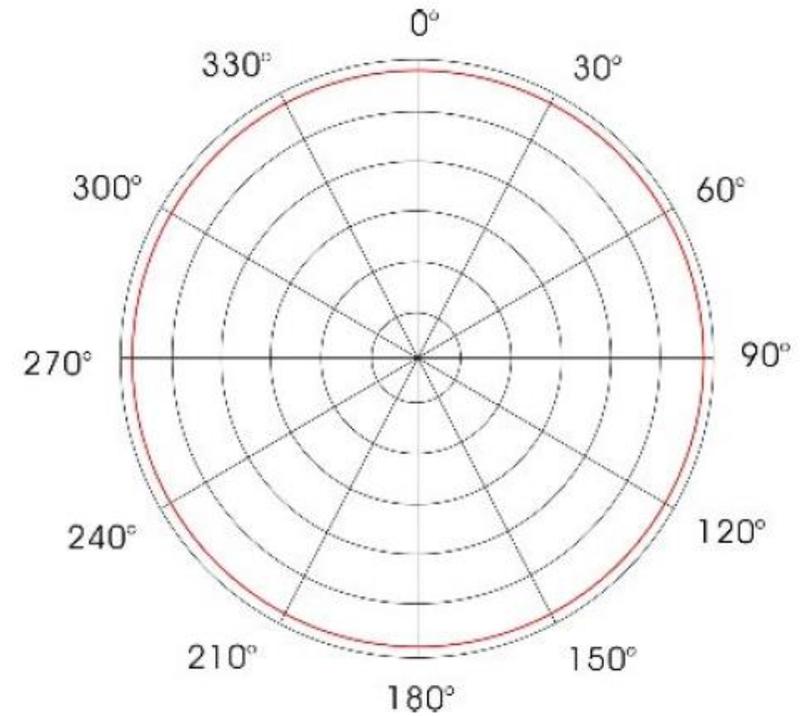
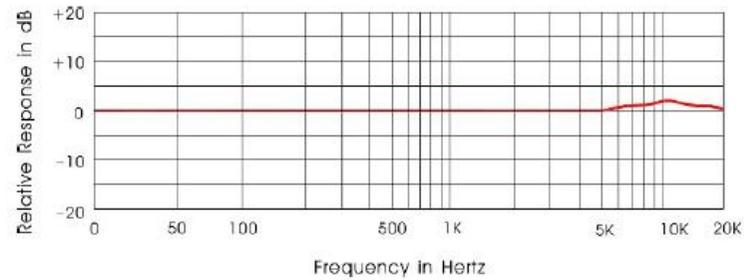
$$\text{Sensitivity} = [55\% - 32\%]/2 \text{ g} = 11.5\%/g$$

These equations apply whether the output is analog, or duty cycle.

Application notes outlining algorithms for calculating acceleration from duty cycle and automated calibration routines are available from the factory.

## ANEXO II – FOLHA DE DADOS DO MICROFONE

**dbx** RTA-M



The RTA-M is an omni-directional, flat frequency measurement microphone specially designed for the Driverack series to pick up all frequencies from 20 Hz to 20 kHz, ensuring accurate "pinking"/real-time analysis of your audio. It runs on phantom power (supplied by the Driverack units) and comes with a clip and case.

**Features:**

Polar Pattern : omni-directional  
 Element : back electret-Condenser  
 Frequency Response : 20 Hz - 20 kHz  
 Impedance : 250 +/-30% (at 1.000Hz)  
 Sensitivity : -63 dB +/-3 dB ( 0 dB=1V/ microbar 1.000 Hz indicated by open circuit )  
 Operating Voltage : phantom power 9V-52VDC

### ANEXO III – FOLHA DE DADOS DO ACELERÔMETRO 352B10

Model Number <b>352B10</b>	<b>ICP® ACCELEROMETER</b>		Revision: E ECN #: 42197		
<b>Performance</b>	<u>ENGLISH</u>	<u>SI</u>	<b>OPTIONAL VERSIONS</b> Optional versions have identical specifications and accessories as listed for the standard model except where noted below. More than one option may be used.  <b>HT</b> - High temperature, extends normal operation temperatures Temperature Range(Operating)                      -85 to 325 °F                      -54 to 163 °C  <b>W</b> - Water Resistant Cable Temperature Range(Operating)                      -20 to 220 °F                      -29 to 104 °C Electrical Connector                      Sealed Integral Cable                      Sealed Integral Cable Cable Type                      018 Coaxial                      018 Coaxial		
Sensitivity(± 10 %)	10 mV/g	1.02 mV/(m/s <sup>2</sup> )			
Measurement Range	± 500 g pk	± 4905 m/s <sup>2</sup> pk			
Frequency Range(± 5 %)	2 to 10,000 Hz	2 to 10,000 Hz			
Frequency Range(± 10 %)	1 to 17,000 Hz	1 to 17,000 Hz			
Resonant Frequency	≥ 65 kHz	≥ 65 kHz			
Broadband Resolution(1 to 10,000 Hz)	0.003 g rms	0.03 m/s <sup>2</sup> rms			
Non-Linearity	≤ 1 %	≤ 1 %			
Transverse Sensitivity	≤ 5 %	≤ 5 %			
<b>Environmental</b>					
Overload Limit(Shock)	± 10,000 g pk	± 98,100 m/s <sup>2</sup> pk			
Temperature Range(Operating)	-85 to +250 °F	-54 to +121 °C			
Temperature Response	See Graph	See Graph			
<b>Electrical</b>					
Excitation Voltage	18 to 30 VDC	18 to 30 VDC			
Constant Current Excitation	2 to 20 mA	2 to 20 mA			
Output Impedance	≤ 200 Ohm	≤ 200 Ohm			
Output Bias Voltage	7 to 12 VDC	7 to 12 VDC			
Discharge Time Constant	0.3 to 1.0 sec	0.3 to 1.0 sec			
Settling Time(within 10% of bias)	<3 sec	<3 sec			
Spectral Noise(1 Hz)	1000 µg/√Hz	9810 (µm/sec <sup>2</sup> )/√Hz			
Spectral Noise(10 Hz)	300 µg/√Hz	2943 (µm/sec <sup>2</sup> )/√Hz			
Spectral Noise(100 Hz)	80 µg/√Hz	785 (µm/sec <sup>2</sup> )/√Hz			
Spectral Noise(1 kHz)	25 µg/√Hz	308 (µm/sec <sup>2</sup> )/√Hz			
<b>Physical</b>					
Size (Diameter x Height)	0.24 in x 0.32 in	6.1 mm x 8.1 mm			
Weight	0.03 oz	0.7 gm			
Sensing Element	Ceramic	Ceramic			
Sensing Geometry	Shear	Shear			
Housing Material	Titanium	Titanium			
Sealing	Hermetic	Hermetic			
Electrical Connector	Solder pins with attached cable	Solder pins with attached cable			
Electrical Connection Position	Top	Top			
Cable Termination	10-32 Coaxial Plug	10-32 Coaxial Plug			
Cable Length	10 ft	3 m			
Cable Type	030 Coaxial	030 Coaxial			
Mounting	Adhesive	Adhesive			
	<p style="text-align: center;">Typical Sensitivity Deviation vs Temperature</p> <p style="text-align: center;">Sensitivity Deviation(%)</p> <p style="text-align: center;">Temperature (°F)</p>				
All specifications are at room temperature unless otherwise specified. In the interest of constant product improvement, we reserve the right to change specifications without notice. ICP® is a registered trademark of PCB Group, Inc.			<b>NOTES:</b> [1] Typical. [2] 250° F to 325° F data valid with HT option only. [3] Zero-based, least-squares, straight line method. [4] See PCB Declaration of Conformance PS023 for details.		
			<b>SUPPLIED ACCESSORIES:</b> Model 080A109 Petro Wax (1) Model 080A90 Quick Bonding Gel (1) Model ACS-1 NIST traceable frequency response (10 Hz to upper 5% point). (1)		
Entered: AP		Engineer: JJB	Sales: WDC	Approved: JJB	Spec Number:
Date: 11/8/2013		Date: 11/8/2013	Date: 11/8/2013	Date: 11/8/2013	<b>15312</b>
			Phone: 716-684-0001 Fax: 716-684-0987 E-Mail: info@pcb.com		
3425 Walden Avenue, Depew, NY 14043					

ANEXO IV – GRÁFICO DAS CURVAS DE RESPOSTA PARA SELEÇÃO DAS FORÇAS DE IMPULSO DO MARTELO DE IMPACTO MODELO 086C03

086C02, C03, C04, C40 Family Impulse Hammer Response Curves

