

Universidade de Brasília - UnB  
Faculdade UnB Gama - FGA  
Engenharia Automotiva

# **Utilização de Lógica Fuzzy para detecção do desbalanceamento em sistema rotativo baseado em sinais de vibração.**

**Autor: Lucas Messias Cunha de Araújo**  
**Orientador: Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Maria Alzira de Araújo Nunes**

**Brasília, DF**  
**2023**



Lucas Messias Cunha de Araújo

**Utilização de Lógica Fuzzy para detecção do  
desbalanceamento em sistema rotativo baseado em sinais  
de vibração.**

Monografia submetida ao curso de graduação em Engenharia Automotivada Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Automotiva.

Universidade de Brasília - UnB

Faculdade UnB Gama - FGA

Orientador: Prof<sup>ª</sup>. Dr<sup>ª</sup>. Maria Alzira de Araújo Nunes

Brasília, DF

2023

---

Lucas Messias Cunha de Araújo

Utilização de Lógica Fuzzy para detecção do desbalanceamento em sistema rotativo baseado em sinais de vibração./ Lucas Messias Cunha de Araújo. – Brasília, DF, 2023-

80 p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Prof<sup>ª</sup>. Dr<sup>ª</sup>. Maria Alzira de Araújo Nunes

Trabalho de Conclusão de Curso – Universidade de Brasília - UnB  
Faculdade UnB Gama - FGA , 2023.

1. Lógica *Fuzzy*. 2. Desbalanceamento. I. Prof<sup>ª</sup>. Dr<sup>ª</sup>. Maria Alzira de Araújo Nunes. II. Universidade de Brasília. III. Faculdade UnB Gama. IV. Utilização de Lógica Fuzzy para detecção do desbalanceamento em sistema rotativo baseado em sinais de vibração.

CDU

---

Lucas Messias Cunha de Araújo

# **Utilização de Lógica Fuzzy para detecção do desbalanceamento em sistema rotativo baseado em sinais de vibração.**

Monografia submetida ao curso de graduação em Engenharia Automotiva Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Automotiva.

Trabalho aprovado. Brasília, DF, 04 de dezembro de 2023:

---

**Prof<sup>ª</sup>. Dr<sup>ª</sup>. Maria Alzira de Araújo  
Nunes**  
Orientador

---

**Prof<sup>ª</sup>. Dr<sup>ª</sup>. Suzana Moreira Avila**  
UnB - FGA

---

**Prof. Dr. Alessandro Borger de Sousa  
Oliveira**  
UnB - FGA

Brasília, DF  
2023

# Agradecimentos

Aos meus pais, pelo amor, educação e apoio incansável ao longo deste árduo processo.

À Universidade de Brasília, por proporcionar experiências enriquecedoras e oportunidades de participação em projetos. Destaco especialmente a minha participação na Equipe UnBaja, onde vivenciei um profundo aprendizado e fiz ótimos amigos.

Aos dedicados amigos e profissionais que generosamente compartilharam conhecimentos valiosos e experiências enriquecedoras durante a minha jornada.

À Lana Brandão, o grande amor da minha vida, que sempre me traz felicidade, auxílio incondicional e constante incentivo em todas as situações.

À Prof<sup>ª</sup> Dr<sup>ª</sup> Maria Alzira, pela oportunidade de orientar o desenvolvimento deste trabalho. Sua orientação foi fundamental para o sucesso deste projeto.

Minha gratidão a todos os que contribuíram de maneira significativa para esta etapa da minha vida.

# Resumo

A Lógica Fuzzy, um dos métodos de inteligência artificial, desempenha um papel fundamental ao facilitar a interpretação computacional da experiência humana, lidando com a incerteza relacionada à tomada de decisão humana em definições vagas. Os veículos possuem diversos sistemas rotativos, cuja rotação desses componentes gera vibrações devido a várias causas, como o desbalanceamento, por exemplo. Quando essas vibrações atingem níveis elevados, podem causar desconforto aos condutores. O desbalanceamento destaca-se como a principal causa de vibração em máquinas rotativas, sendo responsável por quase 90% dos problemas observados. Nesse contexto, o objetivo deste trabalho é estudar e utilizar a Lógica Fuzzy em uma bancada experimental para a detecção de desbalanceamento. Para alcançar esse fim, utilizou-se o Toolbox de Lógica Fuzzy em linhas de comando integrado ao software Matlab para efetuar a identificação. Além disso, o programa será utilizado para processar os sinais adquiridos na bancada experimental. O modelo escolhido para a identificação foi o Mamdani, com 32 regras de inferência e utiliza a Defuzzificação por Centroide. Quanto aos resultados, foram coletados sinais em diferentes situações, onde o sistema conseguiu identificar a severidade do desbalanceamento em cada cenário, além de identificar a progressão do desbalanceamento conforme adicionada massa e aplicado desalinhamento. Em suma, a metodologia e o sistema de inferência Fuzzy empregados para identificar o desbalanceamento tiveram resultados satisfatórios. O aprendizado em Lógica Fuzzy foi adquirido. A limitação principal foi alinhar a bancada para adquirir o sinal de base. Os resultados indicam que a técnica utilizada contribuiria significativamente no setor relacionado à manutenção preditiva.

**Palavras-chaves:** Vibração, Identificação, Desbalanceamento, Lógica *Fuzzy*.

# Abstract

Fuzzy Logic, one of the artificial intelligence methods, plays a crucial role in computationally interpreting human experience, dealing with the uncertainty associated with human decision-making in vague definitions. Vehicles have various rotating systems, and the rotation of these components generates vibrations due to various causes, such as imbalance, for example. When these vibrations reach high levels, they can cause discomfort to drivers. Imbalance stands out as the main cause of vibration in rotating machines, being responsible for almost 90% of observed problems. In this context, the aim of this work is to study and apply Fuzzy Logic in an experimental setup for detecting imbalance. To achieve this, the Fuzzy Logic Toolbox was used in command lines integrated into the Matlab software for identification. Additionally, the program will be used to process the signals acquired in the experimental setup. The chosen model for identification was Mamdani, with 32 inference rules and the use of Centroid Defuzzification. As for the results, signals were collected in different situations, where the system managed to identify the severity of imbalance in each scenario, as well as identify the progression of imbalance as mass was added and misalignment applied. In summary, the methodology and Fuzzy inference system employed to identify imbalance had satisfactory results. Learning in Fuzzy Logic was acquired. The main limitation was aligning the setup to acquire the baseline signal. The results indicate that the technique used would contribute significantly to the predictive maintenance sector.

**Key-words:** Vibration, Identification, Imbalance, Fuzzy Logic.

# Lista de ilustrações

Figura 1 – Sistema de transmissão (QuatroRodas, 2017). . . . .	15
Figura 2 – Bancada experimental (COSTA, 2011). . . . .	19
Figura 3 – Sistema massa-mola (AQUINO, 2011). . . . .	19
Figura 4 – Efeito da força centrífuga (SOUSA, 2005). . . . .	21
Figura 5 – Característica do gráfico no domínio da frequência relacionado ao desbalanceamento. . . . .	22
Figura 6 – Desbalanceamento estático (SOUSA, 2005). . . . .	22
Figura 7 – Desbalanceamento estático devido a massas iguais e equidistantes (SOUSA, 2005). . . . .	23
Figura 8 – Binário de Desbalanceamento (SOUSA, 2005). . . . .	23
Figura 9 – Desbalanceamento quase-estático (SOUSA, 2005). . . . .	24
Figura 10 – Combinação dos desbalanceamento (SOUSA, 2005). . . . .	24
Figura 11 – Desbalanceamento dinâmico (SOUSA, 2005). . . . .	25
Figura 12 – Desalinhamento paralelo (DESOUKI et al., 2020). . . . .	25
Figura 13 – Característica do espectro de vibração do desalinhamento paralelo (DESOUKI et al., 2020). . . . .	26
Figura 14 – Desalinhamento angular (DESOUKI et al., 2020). . . . .	26
Figura 15 – Característica do espectro de vibração do desalinhamento angular (DESOUKI et al., 2020). . . . .	26
Figura 16 – Exemplo de conjunto clássico. . . . .	28
Figura 17 – Conjunto Fuzzy. . . . .	28
Figura 18 – Subconjuntos Fuzzy. . . . .	29
Figura 19 – Partes da função de pertinência (PONCE-CRUZ et al., 1997). . . . .	30
Figura 20 – Formato gráfico da função triangular. . . . .	30
Figura 21 – Formato gráfico da função trapezoidal. . . . .	31
Figura 22 – Conjuntos. . . . .	31
Figura 23 – União de conjuntos Fuzzy. . . . .	32
Figura 24 – Interseção do conjuntos Fuzzy. . . . .	33
Figura 25 – Complemento de conjuntos Fuzzy. . . . .	33
Figura 26 – Função de pertinência <i>vibração</i> (COSTA, 2011). . . . .	34
Figura 27 – Diagrama Fuzzy (Adaptado de PONCE-CRUZ et al. (1997)). . . . .	35
Figura 28 – Fuzzificação. . . . .	36
Figura 29 – Regras Fuzzy (PONCE-CRUZ et al., 1997). . . . .	38
Figura 30 – Inferência Mamdani (PONCE-CRUZ et al., 1997). . . . .	39
Figura 31 – Fluxograma relacionado ao desenvolvimento do trabalho. . . . .	41
Figura 32 – Diagrama LabVIEW para aquisição dos dados. . . . .	42



Figura 33 – Sistema para calibração. . . . .	43
Figura 34 – Gráfico no domínio da frequência do sinal produzido pelo calibrador. . .	43
Figura 35 – Bancada didática para análise de vibração. . . . .	44
Figura 36 – Bancada com equipamento de alinhamento. . . . .	44
Figura 37 – Informação da bancada alinhada pelo equipamento de alinhamento. . .	45
Figura 38 – Disco com furo para aplicação da massa desbalanceadora. . . . .	45
Figura 39 – Base de sustentação do motor, onde é feito o desalinhamento. . . . .	46
Figura 40 – Característica dos domínios descritos. . . . .	48
Figura 41 – Sistema de Inferência <i>Fuzzy</i> para identificação do desbalanceamento. .	49
Figura 42 – Funções de pertinência relacionadas ao valor RMS dos sinais. . . . .	50
Figura 43 – Funções de pertinência associada as razões dos harmônicos. . . . .	51
Figura 44 – Funções de pertinência da saída que caracteriza e identifica a severidade do desbalanceamento. . . . .	52
Figura 45 – Espectros no domínio da frequência dos ensaios 1,2,3,4,5 e 6 da Tab.4.2.	55
Figura 46 – Espectros no domínio da frequência dos ensaios referente ao desalinha- mento de 0,5 mm representado pelos ensaios 7,8,9,10,11 e 12 da Tab.4.2.	56
Figura 47 – Espectros no domínio da frequência dos ensaios referente ao desali- nhamento de 1 mm representado pelos ensaios 13,14,15,16,17 e 18 da Tab.4.2. . . . .	57
Figura 48 – Posicionamento para os sensores. . . . .	73
Figura 49 – Configurações para determina as tolerância do sistema (FIXTURLA- SER, 2012). . . . .	74
Figura 50 – Valores das posições (FIXTURLASER, 2012). . . . .	75
Figura 51 – Layout para informa as posições do sensor e motor (FIXTURLASER, 2012). . . . .	76
Figura 52 – Informação mostrada para obtenção das medidas (FIXTURLASER, 2012). . . . .	76
Figura 53 – Resultado das medições (FIXTURLASER, 2012). . . . .	77
Figura 54 – Símbolos para determina a condição da máquina (FIXTURLASER, 2012). . . . .	77
Figura 55 – Passo para o alinhamento (FIXTURLASER, 2012). . . . .	77
Figura 56 – Alinhamento direção vertical (FIXTURLASER, 2012). . . . .	78
Figura 57 – Alinhamento direção horizontal (FIXTURLASER, 2012). . . . .	78
Figura 58 – Informação que o sistema está alinhado (FIXTURLASER, 2012). . . .	78

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Exemplo do operador união. . . . .	32
Tabela 2 – Exemplo do operador interseção. . . . .	33
Tabela 3 – Planejamento experimental referente ao processo de aquisições dos sinais. . . . .	47
Tabela 4 – Tipos de falha no sentido radial (HOLANDA, 2016). . . . .	51
Tabela 5 – Amplitude dos harmônico. . . . .	54
Tabela 6 – Entradas do sistema para identificação do desbalanceamento. . . . .	59
Tabela 7 – Saídas do sistema de identificação do desbalanceamento referente as situações descritas. . . . .	60
Tabela 8 – Regras Fuzzy do desbalanceamento no sentido radial. . . . .	79

# Lista de abreviaturas e siglas

Fig.	Figura
Tab.	Tabela
IA	Inteligência artificial
UnB	Universidade de Brasília
FGA	Faculdade UnB Gama
C-o-A	Centro da Área
C-o-M	Centro de Máximo
M-o-M	Média do Máximo
RMS	Raiz do valor quadrático médio

# Lista de símbolos

$e$	Excentricidade
$F_{cent}$	Força centrífuga
$Hz$	Hertz
$kW$	Quilowatt
$\mu$	Função de pertinência
$m$	Massa
$m/s^2$	Metro por segundo ao quadrado
$mm$	Milímetro
$mm/s$	Milímetro por segundo
$u_m$	m-ésimo elemento no universo de discurso
$\notin$	Não pertence
$M$	Número total de elementos
$\in$	Pertence
$\%$	Porcentagem
$\Sigma$	Somatório
$rpm$	Rotação por minuto
$\omega$	Velocidade angular
$U$	Universo de discurso

# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>14</b>
<b>1.1</b>	<b>Contextualização</b>	<b>14</b>
<b>1.2</b>	<b>Justificativa</b>	<b>16</b>
<b>1.3</b>	<b>Objetivo</b>	<b>16</b>
1.3.1	Objetivo Geral	16
1.3.2	Objetivos Específicos	16
<b>1.4</b>	<b>Organização do trabalho</b>	<b>17</b>
<b>2</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b>	<b>18</b>
<b>3</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>	<b>21</b>
<b>3.1</b>	<b>Desbalanceamento</b>	<b>21</b>
<b>3.2</b>	<b>Desalinhamento</b>	<b>25</b>
<b>3.3</b>	<b>Lógica Fuzzy</b>	<b>27</b>
3.3.1	Conjunto Fuzzy	27
3.3.2	Função de pertinência Fuzzy	29
3.3.2.1	Função triangular	30
3.3.2.2	Função trapezoidal	31
3.3.3	Operações Fuzzy	31
3.3.3.1	União	32
3.3.3.2	Interseção	32
3.3.3.3	Complemento	33
3.3.4	Variáveis linguísticas	34
3.3.5	Regras Lógica Fuzzy	34
3.3.6	Sistema inferência Fuzzy	35
3.3.6.1	Fuzzificação	35
3.3.6.2	Inferência de regras	36
3.3.6.3	Inferência Mamdani	39
3.3.6.4	Desfuzzificação	40
3.3.6.4.1	Desfuzzificação Centro da Área (COA)	40
3.3.6.4.2	Desfuzzificação Centro de Máximo (COM)	40
3.3.6.4.3	Desfuzzificação Médio do Máximo (MOM)	40
<b>4</b>	<b>METODOLOGIA</b>	<b>41</b>
<b>4.1</b>	<b>Processo metodológico</b>	<b>41</b>
<b>4.2</b>	<b>Etapa 1 - Aquisição dos Dados Experimentais</b>	<b>42</b>

4.3	Etapa 2 - Pós-processamento . . . . .	47
4.4	Etapa 3 - Identificar o Desbalanceamento . . . . .	49
5	RESULTADOS . . . . .	54
5.1	Resultados obtidos . . . . .	54
6	CONCLUSÃO . . . . .	61
	Referências . . . . .	63
	<b>APÊNDICES</b>	<b>66</b>
	<b>APÊNDICE A – CÓDIGO DO SISTEMA DE INFERÊNCIA <i>FUZZY</i></b>	<b>67</b>
	<b>APÊNDICE B – PROCEDIMENTO PARA CALIBRAÇÃO . . . . .</b>	<b>73</b>
	<b>APÊNDICE C – TABELA DE REGRAS . . . . .</b>	<b>79</b>

# 1 Introdução

Este capítulo tem como finalidade contextualizar o tema do trabalho, apresentar a justificativa para a realização do estudo e expor a metodologia e os objetivos que serão alcançados.

## 1.1 Contextualização

A inteligência artificial (IA) é uma das ferramentas de grande suporte no monitoramento de máquinas rotativas com um conjunto de técnicas que são específicos para determinadas áreas e problemas. A IA tem a finalidade de buscar o pensamento humano com o intuito de desenvolver sistemas inteligentes para solução de problemas difíceis (SOUZA et al., 2019). O diagnóstico pode-se caracterizar como um problema de reconhecimento de padrão aplicado ao contexto de máquinas rotativas, com isso é possível usar técnicas de inteligência artificial (SILVA, 2018).

O monitoramento e identificação de vibração está relacionado à manutenção preditiva, com o intuito de verificar as condições das máquinas, com a finalidade de prever e evitar falhas e paradas na produção (LABRE, 2019). Com isso, obtém-se redução principalmente de custos, de falhas nas máquinas, de estoque de sobressalentes e, por consequência, aumento na vida útil das máquinas, produtividade e outros benefícios (MARÇAL and SANTOS, 2013). Ademais, o monitoramento e identificação consiste em um sistema simples, composto por sensores de proximidade, acelerômetros e transdutores de velocidade (SILVA, 2013).

Os veículos apresentam diversos sistemas rotativos exemplificados pelo sistema de transmissão (Fig. 1), o qual consiste em elementos rotativos, como o eixo cardan, semieixo e engrenagens na transmissão, além do diferencial, entre outros. A rotação desses componentes gera vibrações devido a inúmeras causas, tais como o desbalanceamento e o desalinhamento. É importante destacar que o desbalanceamento se apresenta como a principal causa de vibrações em máquinas rotativas (Mitchell, 1993 apud SENKO, 2013). Além disso, o desbalanceamento junto com o desalinhamento são considerados responsáveis por cerca de 90% das falhas observadas em máquinas rotativas (SANTOS, 2007 apud SOARES, 2014).

A vibração resulta em desconforto e perda de eficiência nos seres humanos (Rao, 2017). Outrossim, a exposição contínua às vibrações causam dano à saúde de trabalhadores, caso não haja controle dos riscos e proteção (ANAMT, 2018). Em relação a isso, a norma ISO 2631-1 define métodos para medição da vibração periódica, aleatória e transi-

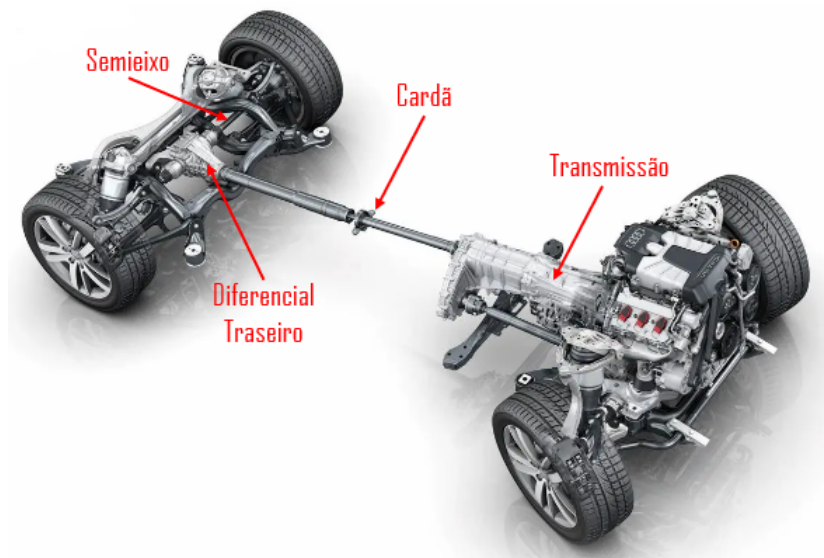


Figura 1 – Sistema de transmissão (QuatroRodas, 2017).

ente no corpo inteiro com o intuito de determinar a severidade através do nível de vibração, além de estimar vibrações em motoristas e passageiros (CARGNELUTTI et al., 2011).

A Lógica Fuzzy, ou Lógica Difusa, é um ramo da lógica que lida com o raciocínio que é aproximado em vez de preciso. Ela foi introduzida por Lotfi A. Zadeh em 1965 como uma extensão da lógica clássica, que é binária e baseada em valores verdadeiro/falso (0 ou 1). Em contraste, a Lógica Fuzzy permite que as variáveis tenham valores que variam de completamente verdadeiro (1) a completamente falso (0) com uma escala contínua de valores intermediários entre eles.

Na Lógica Clássica, uma afirmação é verdadeira ou falsa. Na Lógica Fuzzy, uma afirmação pode ter diferentes níveis de verdade, refletindo a incerteza ou imprecisão associada ao mundo real. Isso é especialmente útil ao lidar com conceitos vagos ou mal definidos.

Os conjuntos Fuzzy são uma parte fundamental da Lógica Fuzzy. Em vez de ter elementos que pertencem ou não a um conjunto de forma clara e distinta, os conjuntos Fuzzy atribuem graus de pertinência aos elementos. Isso permite lidar com a incerteza na classificação de elementos em conjuntos.

A Lógica Fuzzy é aplicada em uma variedade de campos, incluindo controle de sistemas, tomada de decisões, reconhecimento de padrões e inteligência artificial. Ela se destaca em situações onde a modelagem precisa lidar com a imprecisão e a ambiguidade presentes no mundo real.

Se um operador humano puder expressar sua estratégia de ação por meio de um conjunto de regras no formato "se... então", é possível desenvolver um algoritmo que pode ser implementado em um computador. O resultado é um sistema de inferência baseado em regras, onde a Teoria de Conjuntos Fuzzy e a Lógica Fuzzy oferecem o embasamento



matemático para lidar com essas regras linguísticas (TANSCHKEIT).

Com base no que foi descrito anteriormente, a Lógica Fuzzy será aplicada em uma bancada que simula desbalanceamento rotativo, a qual contém um eixo e um disco análogo à embreagem, conectado ao eixo de transmissão, ou um disco de freio conectado ao cubo de roda junto com o semi-eixo. O objetivo é verificar se a máquina está desbalanceada ou não. Para simular o desbalanceamento, massas excêntricas serão aplicadas na bancada, com a finalidade de avaliar o funcionamento do sistema e sua tomada de decisão.

## 1.2 Justificativa

A principal motivação do trabalho reside na aplicação prática do conhecimento adquirido sobre vibrações durante a graduação. Essa aplicação ocorrerá em uma bancada experimental, visando aprofundar a compreensão na interseção entre vibrações e inteligência artificial. Este enfoque se torna especialmente relevante, considerando o papel proeminente que a inteligência artificial desempenha nos dias de hoje.

Além disso, com o estudo na bancada experimental, é possível compreender melhor que, por meio da análise das vibrações, é viável identificar falhas que podem resultar em prejuízos futuros.

Com a intenção de investigar uma área menos explorada no contexto da graduação, escolheu-se focar o estudo na inteligência artificial, utilizando a Lógica Fuzzy. Este método desempenha um papel significativo na indústria e está se consolidando como uma tecnologia adicional para resolver desafios na engenharia de controle industrial, manufatura, interação homem-máquina e sistemas de tomada de decisão (MARÇAL, 2000).

Além do que foi mencionado anteriormente, a Lógica *Fuzzy* é um sistema altamente flexível que permite ajustes nas regras. A construção do sistema é simples e de fácil compreensão.

## 1.3 Objetivo

### 1.3.1 Objetivo Geral

Empregar a Lógica Fuzzy para a detecção do desbalanceamento em um sistema rotativo, utilizando sinais de vibração como principal indicador.

### 1.3.2 Objetivos Específicos

- Realizar um estudo abrangente na área de inteligência artificial, com um enfoque específico na Lógica *Fuzzy*, compreendendo seus princípios e aplicações.

- Desenvolver uma metodologia para a identificação do desbalanceamento, incluindo a avaliação da sua severidade, utilizando uma bancada experimental de vibração como cenário de estudo.

## 1.4 Organização do trabalho

Este trabalho está estruturado em seis capítulos. No Capítulo 1, "Introdução", são abordados os pré-requisitos essenciais que fornecem a base para o estudo. O Capítulo 2, "Revisão Bibliográfica", dedica-se à apresentação dos estudos relevantes que fundamentam e contextualizam a pesquisa, estabelecendo conexões com o conhecimento existente. No terceiro capítulo, "Fundamentação Teórica", são apresentadas as teorias aplicadas durante o desenvolvimento do trabalho, oferecendo um embasamento conceitual robusto. O Capítulo 4, "Metodologia", detalha o progresso e as ferramentas do método utilizadas para a obtenção dos resultados, garantindo a transparência e replicabilidade do processo. O Capítulo 5, intitulado "Resultados", concentra-se na apresentação e discussão aprofundada dos resultados obtidos, proporcionando uma análise crítica das descobertas. Por fim, o Capítulo 6, "Conclusão", encerra o trabalho ao destacar considerações relevantes e apontar possíveis direções para pesquisas futuras, consolidando, assim, o valor e a contribuição do estudo no campo específico de investigação.

## 2 Revisão bibliográfica

O monitoramento da condição e o diagnóstico de falhas em máquinas rotativas são tarefas trabalhosas e demoradas, mas são importantes em termos de economia e segurança. O uso da Lógica *Fuzzy* traz consigo o conhecimento linguístico e o raciocínio que reduzem a dependência da experiência pessoal durante o diagnóstico de falhas (XIAOJUN and PALAZZOLO, 2016).

Um diagnóstico rápido e confiável é necessário quando ocorre algum problema envolvendo vibração. Dessa maneira, a causa real pode ser identificada e corrigida o mais rápido possível. Além disso, o diagnóstico precoce ajuda a evitar que os danos na máquina se tornem mais graves, reduzindo o tempo de inatividade para reparo (SIU et al., 1997).

MARÇAL (2000) propôs um método para monitorar o estado de funcionamento de uma máquina rotativa, com o propósito de encontrar modificações incipientes, por meio do uso da Lógica *Fuzzy* e uma bancada didática de análise de vibração que simula falhas. As falhas no trabalho foram causadas pela adição de massas assimétricas. O diagnóstico oferece duas abordagens: qualitativa, com o objetivo de indicar o estado do sistema, e quantitativa, com a finalidade de acompanhar a evolução da falha no sistema, medida que seria o resultado referente ao diagnóstico *Fuzzy*.

De acordo com esses resultados, MARÇAL (2000) afirma que o método é útil para a detecção de falhas incipientes, o acompanhamento da evolução da severidade e o fornecimento de subsídios para o planejamento e a tomada de decisão sobre manutenção ou prevenção em máquinas rotativas.

COSTA (2011) realiza o diagnóstico de defeitos mecânicos em máquinas rotativas utilizando a Lógica *Fuzzy*, empregando o espectro completo de vibração. Também utiliza uma bancada didática experimental (Fig. 2) projetada para o estudo de rotores. Ele descreve que as informações contidas nas partes positiva e negativa das frequências determinam a direção de cada órbita para cada componente de frequência. Ou seja, é possível determinar se o movimento de precessão em uma determinada frequência é direta, reversa ou retrógrada.

Para o desenvolvimento do modelo proposto por COSTA (2011), utilizou a ferramenta de modelagem *Fuzzy* do software *Matlab*, na qual foram implementadas as regras para o diagnóstico dos defeitos, de acordo com o valor RMS da velocidade calculado, relacionado à norma NBR 10082. Isso permite avaliar as condições da máquina. Além disso, foi implementada a relação de frequência para determinar qual tipo de falha está presente no mecanismo.

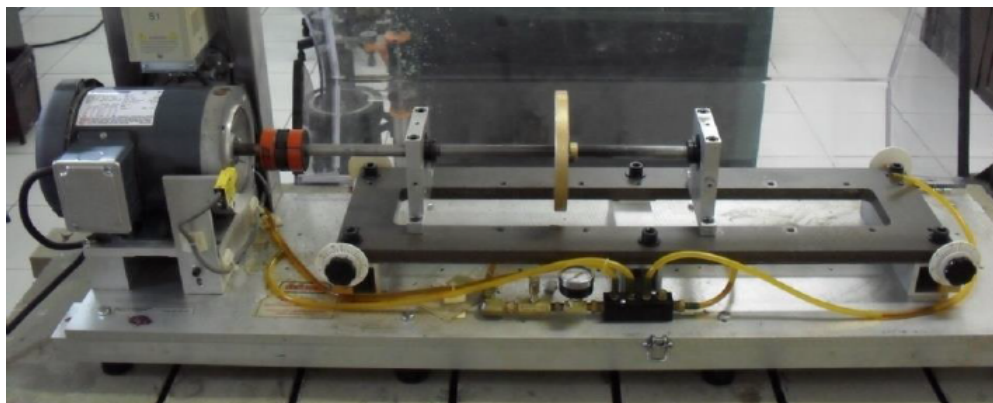


Figura 2 – Bancada experimental (COSTA, 2011).

AQUINO (2011) realizou a implementação de um controlador *Fuzzy* com o propósito de diminuir os níveis de vibração de um sistema massa-mola (Fig. 3), que possui semelhança com um rotor desbalanceado. Essa implementação utilizou um atuador feito de liga com memória de forma. O objetivo do controle das vibrações foi alterar a frequência natural do sistema através do aquecimento e resfriamento das molas, que eram compostas de ligas com memória de forma. Esse ajuste era realizado quando a frequência de excitação do equipamento se aproximava da frequência natural do sistema.



Figura 3 – Sistema massa-mola (AQUINO, 2011).

O estudo de DOURADO (2018) teve como objetivo avaliar a utilização da Lógica Fuzzy como ferramenta para a análise de incertezas, robustez e confiabilidade de sistemas mecânicos. Através dos resultados apresentados, ele demonstra que a Lógica Fuzzy é uma ferramenta adequada para analisar incertezas em sistemas rotativos. Essa abordagem tem a capacidade de obter respostas extremas do sistema, uma vez que as incertezas não são consideradas, tanto no domínio da frequência quanto no domínio do tempo.

Consideram-se dois cenários para obter os resultados. No primeiro cenário, realizou-se uma análise das funções de resposta de frequência, tendo em vista as incertezas que afetam o módulo de Young do eixo. Isso ocorre devido ao fato de que essa propriedade do material é determinada com precisão razoável por meio de procedimentos de teste de material padrão, o que resulta em pequenos valores incertos.

O autor ressalta ainda que essas pequenas variações podem afetar o comportamento dinâmico do sistema rotor, o que influencia seu desempenho, vida útil e confiabilidade. No segundo cenário incerto, realizou-se uma análise das órbitas e a resposta de desbalanceamento, com a introdução de variações nos coeficientes de rigidez.

MAZZOLENI et al. (2022) propõem um esquema de diagnóstico para o monitoramento de condições de componentes mecânicos, que combina algoritmos de detecção de anomalias, análise de envelope de dados de vibração e informações quantitativas sobre a máquina. Ademais, os indicadores de falha são obtidos por um sistema de inferência *Fuzzy*, utilizado para combinar as saídas dos algoritmos de diagnóstico e informações qualitativas.

Conforme este estudo, o sistema de inferência *Fuzzy* possui dois benefícios. Um deles é representar um sistema de decisão que lê entradas diferentes e toma decisões de acordo com as regras definidas pelo homem. O outro é que o sistema suaviza os resultados e fornece as saídas mais estáveis e confiáveis.

Relata-se que a metodologia sintetiza o estado de saúde da máquina em diferentes condições e auxilia os operadores na identificação da detecção de falhas. Também descrevem que um indicador de falha confiável permite explorar os equipamentos até o final de sua vida útil, otimizando o retorno e a reutilização de recursos.

Os trabalhos citados fornecem uma visão abrangente sobre o uso da Lógica Fuzzy no diagnóstico e monitoramento de máquinas rotativas, destacando abordagens para a detecção de falhas incipientes. O método proposto por MARÇAL (2000) e COSTA (2011) apresentam estratégias interessantes para avaliação do estado de funcionamento, utilizando análise de vibração e Lógica Fuzzy. Enquanto MARÇAL (2000) foca na detecção de falhas incipientes, COSTA (2011) aborda o diagnóstico de defeitos mecânicos por meio da análise do espectro completo de vibração.

Além disso, o estudo de MAZZOLENI et al. (2022) destaca a importância da combinação de algoritmos de detecção de anomalias com sistemas de inferência Fuzzy, proporcionando uma abordagem abrangente para monitoramento de condições de componentes mecânicos. A metodologia apresentada por MAZZOLENI et al. (2022) sintetiza informações qualitativas e quantitativas, fornecendo indicadores de falha confiáveis para auxiliar na identificação de problemas e na otimização do ciclo de vida dos equipamentos.

## 3 Fundamentação teórica

Neste capítulo, são apresentados os fundamentos teóricos que serão aplicados durante o desenvolvimento do sistema Fuzzy para a identificação do desbalanceamento.

### 3.1 Desbalanceamento

O desbalanceamento está associado à distribuição não uniforme de massa, causada por fatores como assimetria, imperfeições no material, erros de montagem (excentricidade e desalinhamento) e defeitos operacionais, como desgaste, deformação, entre outros (LIMA, 2014). Essa desigualdade de massa resulta em uma força centrífuga ( $F_{cent}$ ) que causa vibração devido à excentricidade do centro de gravidade do rotor e à rotação (SOUSA, 2005). A força centrífuga pode ser representada pela Eq. 3.1.

$$F_{cent} = m \cdot e \cdot \omega^2 \quad (3.1)$$

em que,  $m$  é a massa do rotor,  $e$  é a excentricidade ou distância do centro de gravidade ao eixo de rotação, e  $\omega$  é a velocidade angular em radianos por segundo. A Figura 4 ilustra o efeito da força centrífuga.

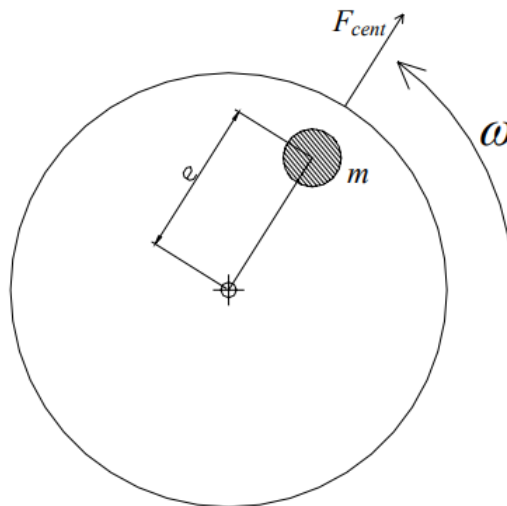


Figura 4 – Efeito da força centrífuga (SOUSA, 2005).

Uma máquina rotativa está sempre desbalanceada, mas esse problema poderá ser permissível ou não, o que é definido pela amplitude da vibração resultante do desbalanceamento e conforme essa amplitude aumenta o valor RMS da velocidade ou aceleração. A caracterização do desbalanceamento é mais facilmente realizada no domínio da frequência,

onde a característica principal é o pico na frequência de rotação do motor, conhecido como primeiro harmônico, conforme demonstrado na Fig. 5. Além disso, os sinais de vibração são coletados no plano radial devido ao impacto mais significativo da força centrífuga no sinal (MCMILLAN, 1994).

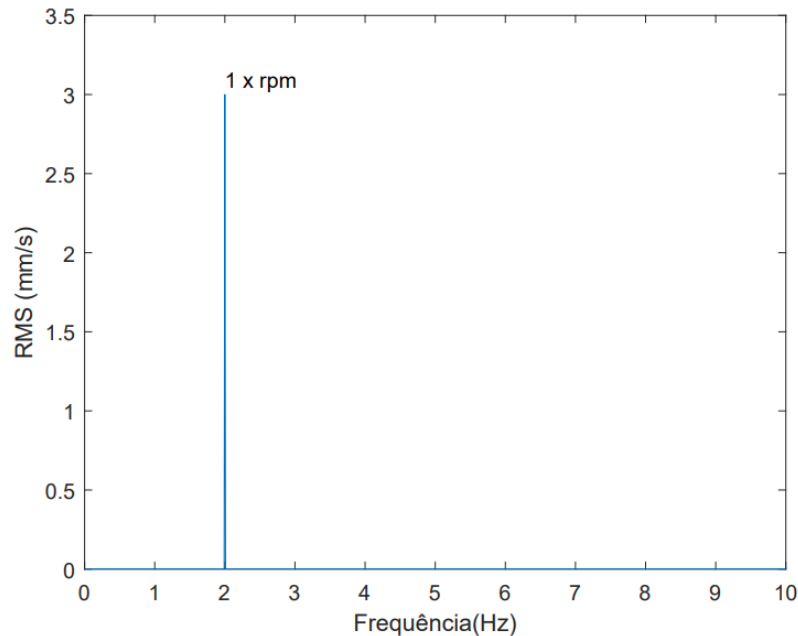


Figura 5 – Característica do gráfico no domínio da frequência relacionado ao desbalanceamento.

Diante do que foi descrito, existem quatro tipos de desbalanceamento que serão detalhados posteriormente.

Inicialmente, há o desbalanceamento estático (Fig. 6), definido como um desbalanceamento em que o eixo principal de inércia é deslocado paralelamente ao eixo de rotação do elemento rotativo (MCMILLAN, 1994).

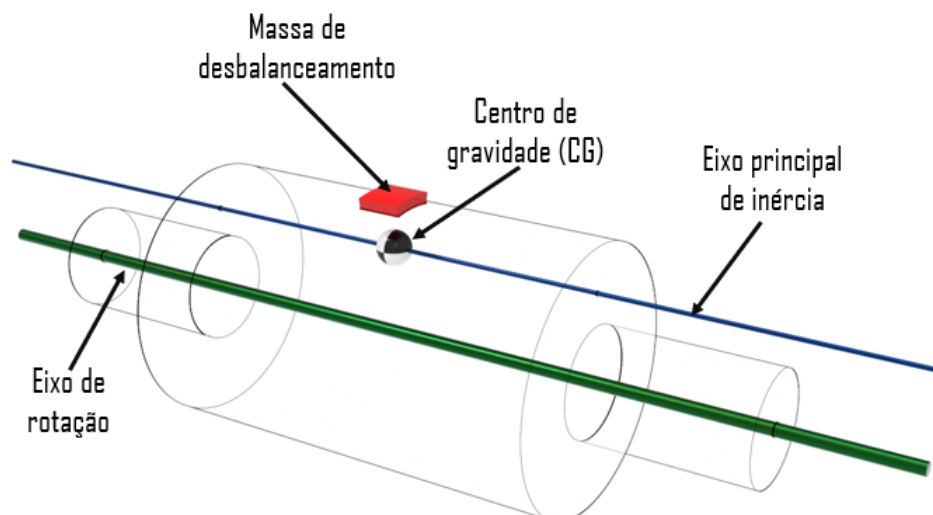


Figura 6 – Desbalanceamento estático (SOUSA, 2005).

Um rotor com duas massas de desbalanceamento iguais e equidistantes em relação ao CG (Fig. 7) também é considerado como desbalanceamento estático, uma vez que o efeito das massas é equivalente ao efeito de uma única massa no plano do CG (SOUSA, 2005).

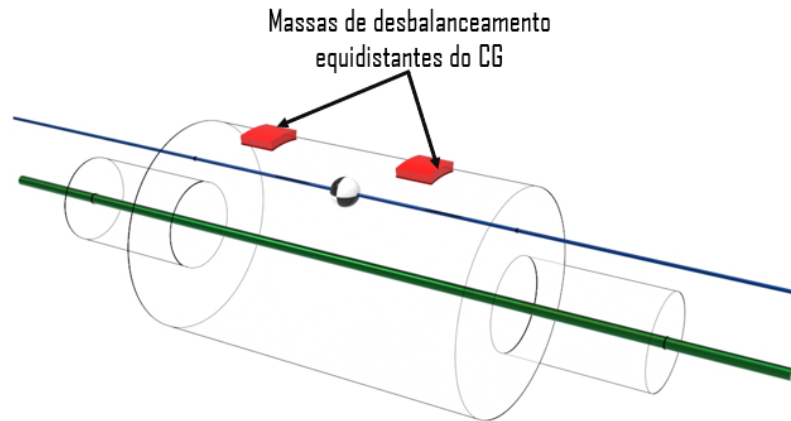


Figura 7 – Desbalanceamento estático devido a massas iguais e equidistantes (SOUSA, 2005).

O segundo tipo é o binário de desbalanceamento, que ocorre quando massas desbalanceadas causam duas forças centrífugas, conforme mostrado na Figura 8. Embora essas massas se anulem mutuamente em termos de força, geram um momento devido ao desalinhamento dos eixos. Assim, o eixo principal de inércia corta o eixo de rotação, onde o CG é o ponto intermediário entre eles. Essas massas não causam o deslocamento do CG, porém o eixo principal de inércia fica inclinado. Durante a rotação com essa falha, as extremidades vibram em direções opostas (SOUSA, 2005).

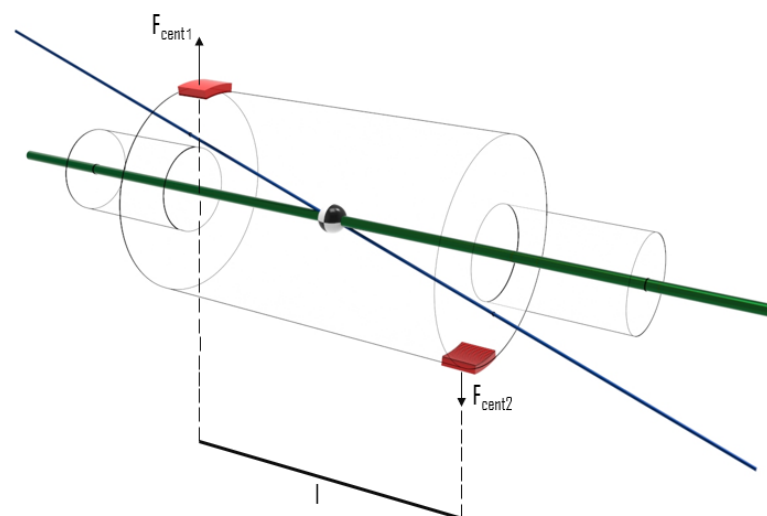


Figura 8 – Binário de Desbalanceamento (SOUSA, 2005).

Em seguida, encontra-se o desbalanceamento quase-estático, uma condição de desbalanceamento em que o eixo principal de inércia intercepta o eixo de rotação do elemento,



mas não no seu centro de gravidade (MCMILLAN, 1994), como mostrado na Fig. 9. Ademais, o desbalanceamento quase-estático pode ocorrer pela combinação dos desbalanceamentos estático e binário, como representado na Fig. 10 (SOUSA, 2005).

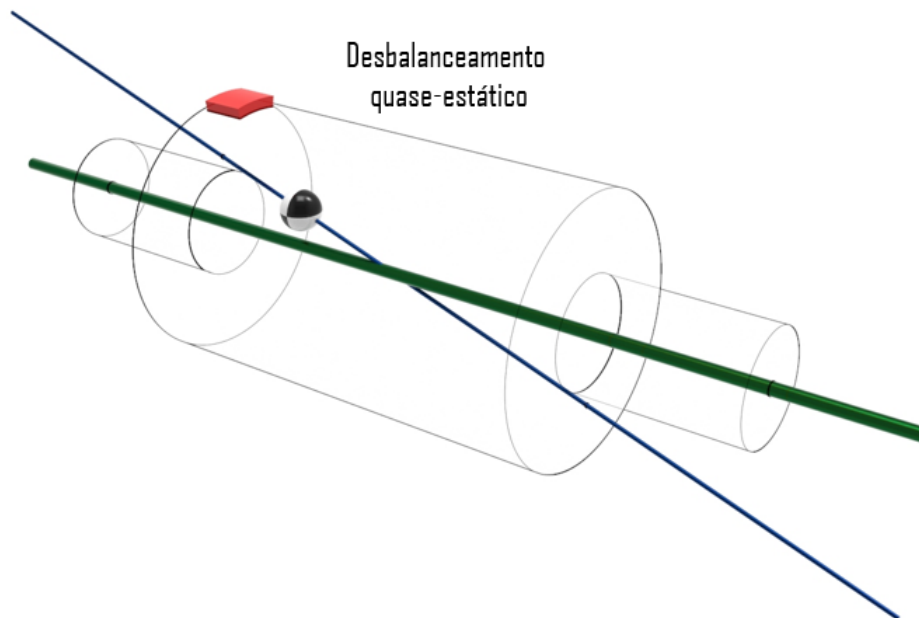


Figura 9 – Desbalanceamento quase-estático (SOUSA, 2005).

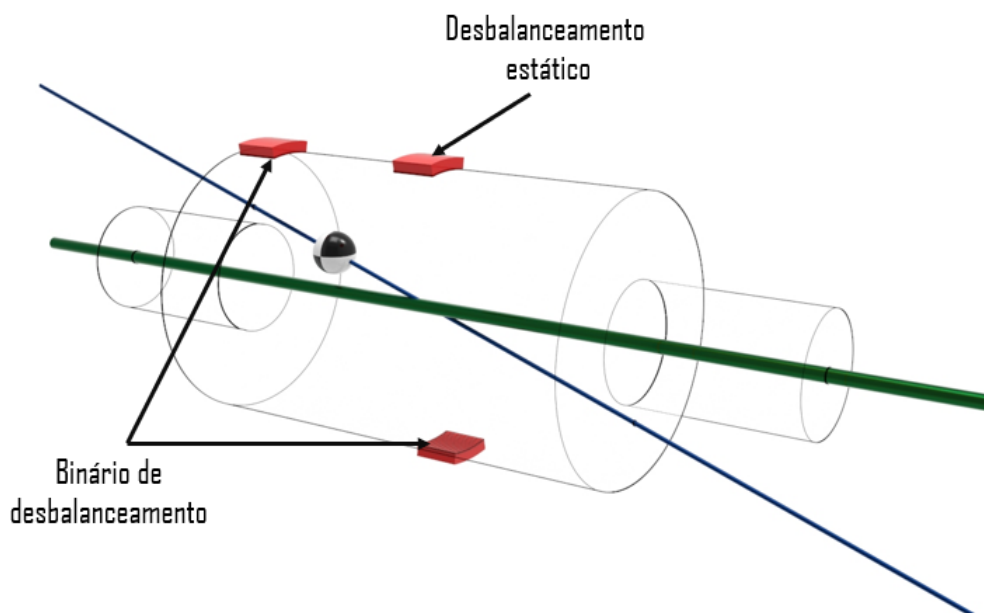


Figura 10 – Combinação dos desbalanceamento (SOUSA, 2005).

Por fim, o desbalanceamento dinâmico é o mais comum encontrado em máquinas. Ele é definido como um desbalanceamento em que o eixo principal de inércia não coincide ou não toca o eixo de rotação (MCMILLAN, 1994), como mostrado na Fig. 11.

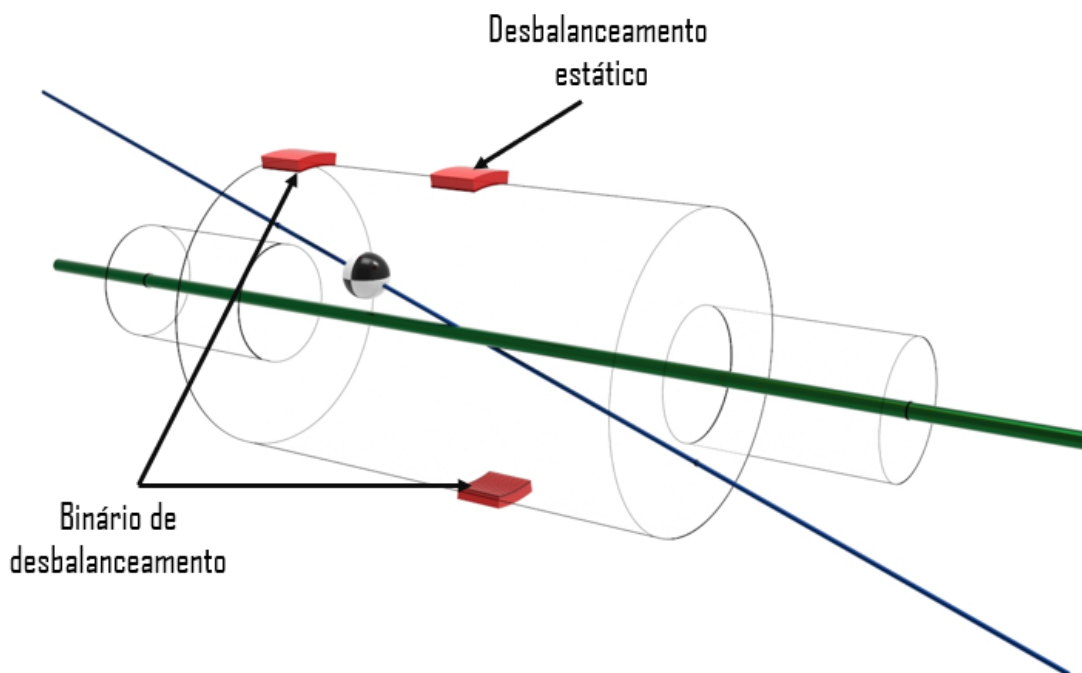


Figura 11 – Desbalanceamento dinâmico (SOUSA, 2005).

## 3.2 Desalinhamento

O desalinhamento ocorre quando o eixo de acionamento rotativo e os eixos acoplados não giram em torno do mesmo eixo central. As principais causas desse fenômeno incluem erros na montagem, desgaste ou folgas no equipamento, bem como variações abruptas de carga. O desalinhamento pode resultar em esforços adicionais propagados por todo o equipamento, gerando vibrações e um aumento na temperatura, o que, por sua vez, leva a um desgaste prematuro (DESOUKI et al., 2020). Existem três tipos de desalinhamentos: paralelo, angular e a combinação dos dois. A identificação do desalinhamento é realizada através da análise no domínio da frequência, observando picos nas frequências de 1, 2 e 3 vezes os valores da frequência de rotação do motor e pelo aumento do valor RMS da velocidade ou aceleração do sinal.

O desalinhamento paralelo ocorre quando não há colinearidade entre os eixos de rotação e eles não se cruzam, como mostrado na Figura 12. Essa falha é caracterizada pelo pico no segundo harmônico no plano radial, conforme apresentado na Figura 13.

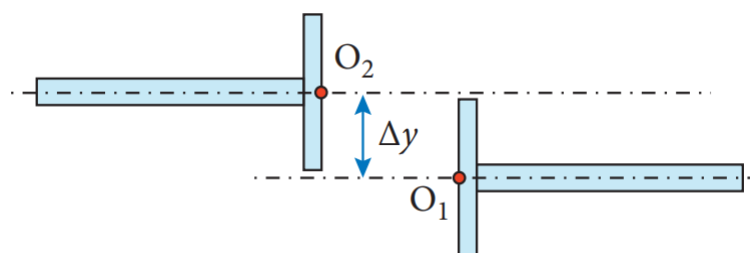


Figura 12 – Desalinhamento paralelo (DESOUKI et al., 2020).

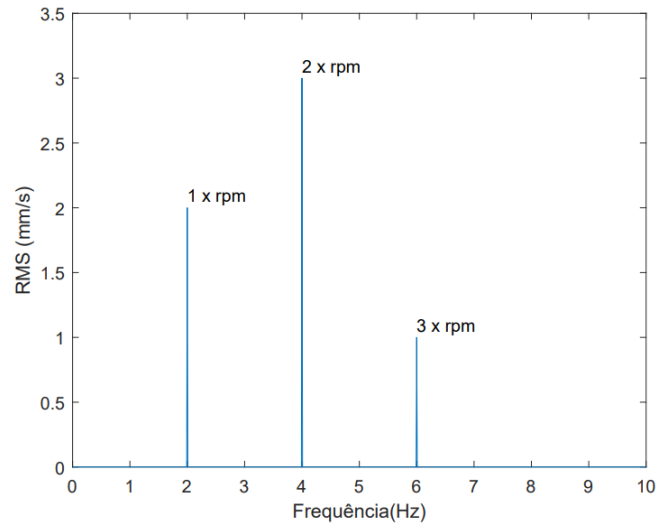


Figura 13 – Característica do espectro de vibração do desalinhamento paralelo (DESOUKI et al., 2020).

No caso do desalinhamento angular, ocorre quando os eixos de rotação não são colineares, mas as linhas centrais se cruzam, como mostrado na Figura 14. Esse tipo de desalinhamento é caracterizado por alta vibração no plano axial, com um pico significativo no primeiro harmônico, conforme representado na Figura 15.

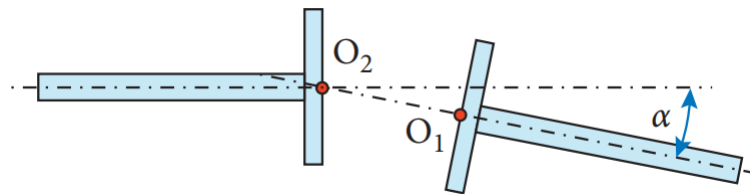


Figura 14 – Desalinhamento angular (DESOUKI et al., 2020).

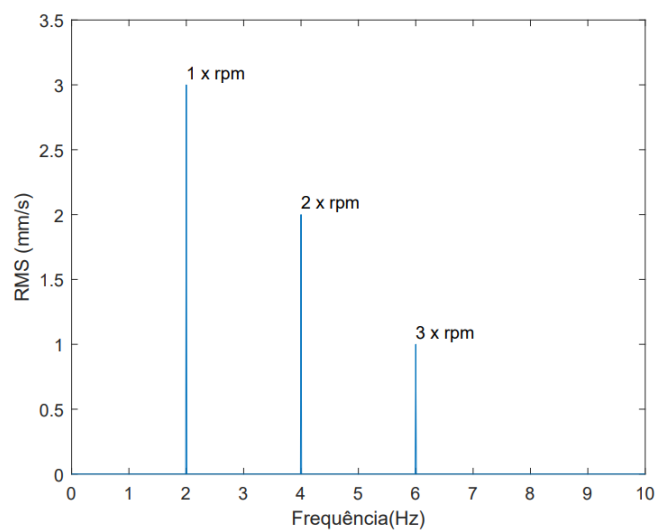


Figura 15 – Característica do espectro de vibração do desalinhamento angular (DESOUKI et al., 2020).

### 3.3 Lógica Fuzzy

A Lógica Fuzzy, também conhecida como Lógica Difusa, é considerada um dos ramos da inteligência artificial que trabalha com algoritmos de raciocínio para simular o pensamento humano e a tomada de decisão em máquinas. Esses algoritmos são utilizados com o propósito de processar dados que não se encontram em formato binário, com a intenção de interpretar declarações vagas de forma coerentes. A Lógica Fuzzy relaciona um nível a um intervalo de dados, atribuindo o valor 1 como o máximo e 0 o mínimo (BRYAN and BRYAN, 1997).

#### 3.3.1 Conjunto Fuzzy

As terminologias e notações utilizadas nos conjuntos clássicos também estão presentes nos conjuntos Fuzzy.

O processo que determina quais elementos do conjunto universo são ou não elementos de um conjunto clássico é definido como função característica (MEOLA, 2005). Supondo um universo de discurso  $U$  e um subconjunto  $A$  de  $U$ , a função característica de  $A$  é denotada pela Eq. 3.2.

$$I_A(\cdot) : U \rightarrow \{0, 1\}$$

$$I_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \in A \\ 0 & \text{se } x \notin A \end{cases} \quad (3.2)$$

onde,  $I_A$  é a função cujo domínio é  $U$  e cuja imagem está contida no conjunto  $\{0,1\}$ . Assim,  $I_A = 1$  indica que o elemento  $x$  pertence a  $A$ , enquanto  $I_A = 0$  denota que o elemento  $x$  não pertence a  $A$ .

Por meio disso, a função característica descreve o conjunto  $A$ , pois ela mostra quais elementos do conjunto universo  $U$  também fazem parte de  $A$  (Souza, 2010).

A Figura 16 representa um exemplo de conjunto clássico, onde se tem um conjunto  $A$  com um intervalo fechado de 1 até 4 ( $A=[1,4]$ ). Isso significa que se o valor estiver entre 1 e 4, o valor é atribuído como 1; e se for maior ou menor que esse intervalo o valor é atribuído como 0. Em outras palavras, um elemento de  $U$  pertence ou não pertence a  $A$ .

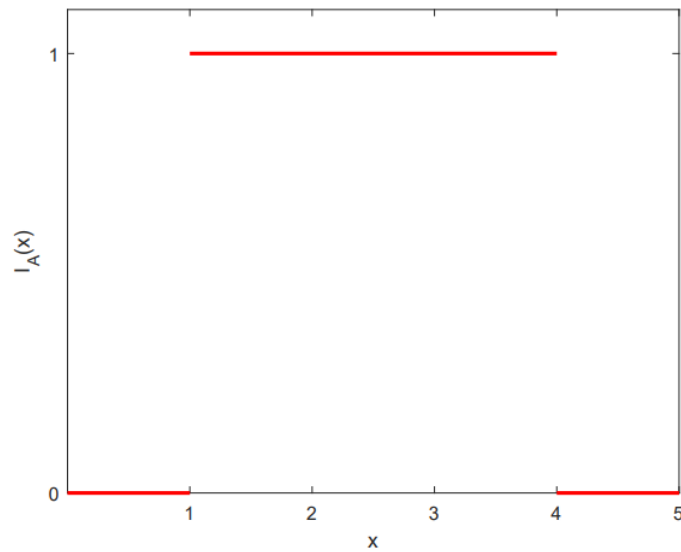


Figura 16 – Exemplo de conjunto clássico.

Os conjuntos Fuzzy são eficazes em lidar com problemas que contam com intervalos vagos nas fronteiras, devido às funções característica admitirem um grau de pertinência que pode variar em um intervalo real  $[0, 1]$  (Fig. 17), assumindo valor 0 quando o elemento não pertencer e 1 quando o elemento pertencer totalmente ao conjunto (MEOLA, 2005).

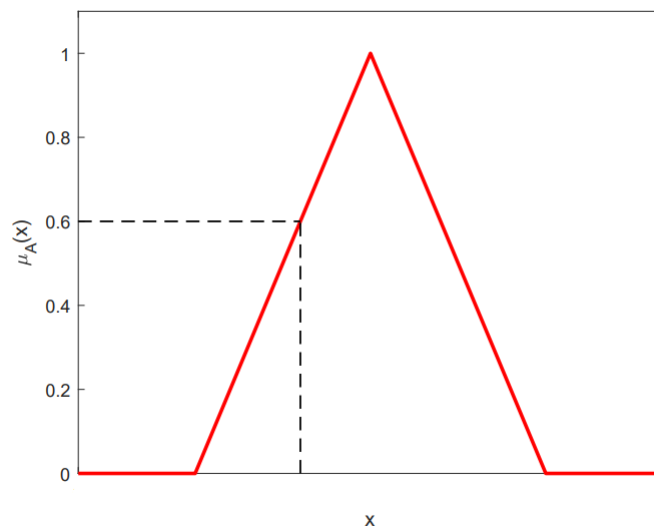


Figura 17 – Conjunto Fuzzy.

Um subconjunto Fuzzy  $A$  é caracterizado por sua função de pertinência na teoria dos conjuntos Fuzzy, que estabelece a relação entre os valores de um elemento e seu grau de pertinência  $\mu_A$  Eq.3.3 (MEOLA, 2005).

$$\mu_A(x) : U \Rightarrow [0, 1] \quad (3.3)$$

em que,  $U$  é o universo de discurso e o valor  $\mu_A(x)$  indica o grau que o elemento  $x$  de  $U$  está no conjunto Fuzzy  $A$ .

Um conjunto Fuzzy  $A$  em  $U$  pode ser caracterizado como um conjunto de pares ordenados de um elemento genérico  $x$  e seu grau de pertinência  $\mu_A$  (Eq. 3.4), essa caracterização é representado pelas linhas pontilhadas na Fig. 17.

$$A = \{(x, \mu_A(x)/x \in U)\} \quad (3.4)$$

Um elemento pode pertencer a mais de um subconjunto Fuzzy com diferentes graus de pertinência (COSTA, 2011), como mostrado na Fig. 18. Nesse caso, é apresentado um elemento  $x$  qualquer com grau de pertinência igual a 0,4 em um dos subconjuntos e 0,6 no outro.

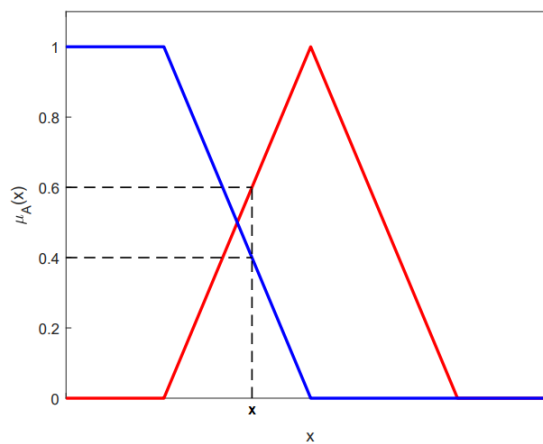


Figura 18 – Subconjuntos Fuzzy.

### 3.3.2 Função de pertinência Fuzzy

"Uma função de pertinência é uma função numérica gráfica ou tabulada que atribui valores de pertinência Fuzzy para valores discretos de uma variável, em seu universo de discurso" (SIMÕES and SHAW, 1999, p. 46).

Durante o início do processo Fuzzy, o sistema recebe os dados de entrada e os analisa de acordo com as funções de pertinências. Essas funções podem ter diferentes formas, dependendo de um dado ou um conjunto de dados, com base na experiência, na natureza do processo ou nas informações coletadas de um operador (SIMÕES and SHAW (1999) e BRYAN and BRYAN (1997)).

A função de pertinência do sistema Fuzzy é dividida em partes, conforme mostrado na Fig. 19. A primeira parte é o núcleo, que consiste nos elementos do conjunto  $A$  que tem o valor de pertinência igual a 1 ( $\mu(x) = 1$ ). A segunda parte são os limites, que possuem valores de pertinência diferente de 0 e 1. Por último, há o suporte, que é caracterizado por toda a região conjunto  $A$  em que o valor de pertinência é diferente de zero (PONCE-CRUZ et al., 1997).

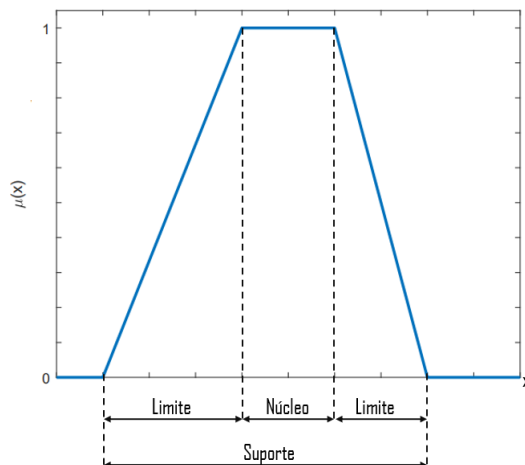


Figura 19 – Partes da função de pertinência (PONCE-CRUZ et al., 1997).

O grau de superposição entre as funções de pertinência Fuzzy deve conter um mínimo de 25% e um máximo de 75%, no qual foram testados experimentalmente como adequados e o valor 50% é considerado um compromisso razoável para os primeiros teste (SIMÕES and SHAW, 1999).

As funções de pertinência mais usadas são a triangulares e trapezoidais, conforme descrito a seguir.

### 3.3.2.1 Função triangular

A função triangular é definida pela Eq. 3.5 com relação a Figura 20.

$$f(x; a, b, c) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases} \quad (3.5)$$

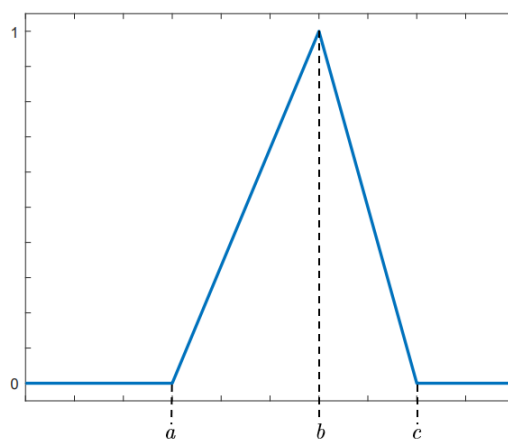


Figura 20 – Formato gráfico da função triangular.

### 3.3.2.2 Função trapezoidal

A função trapezoidal é definida pela Eq. 3.6 com relação a Figura 21.

$$f(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & d \leq x \end{cases} \quad (3.6)$$

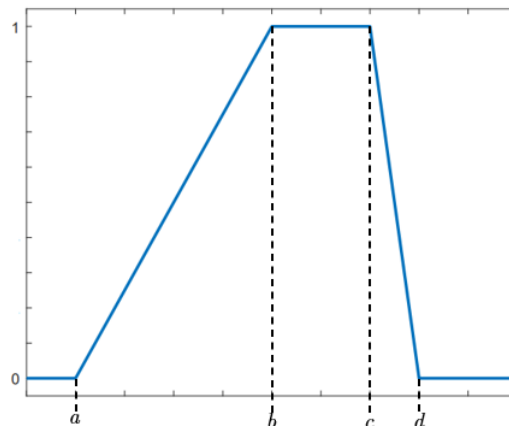


Figura 21 – Formato gráfico da função trapezoidal.

### 3.3.3 Operações Fuzzy

A teoria dos conjuntos Fuzzy possui três operações básicas: complemento, interseção e união (MORÉ, 2004). Para a descrição dessas operações, foram considerados dois conjuntos  $A$  e  $B$  no universo de discurso  $U$  (Fig. 22).

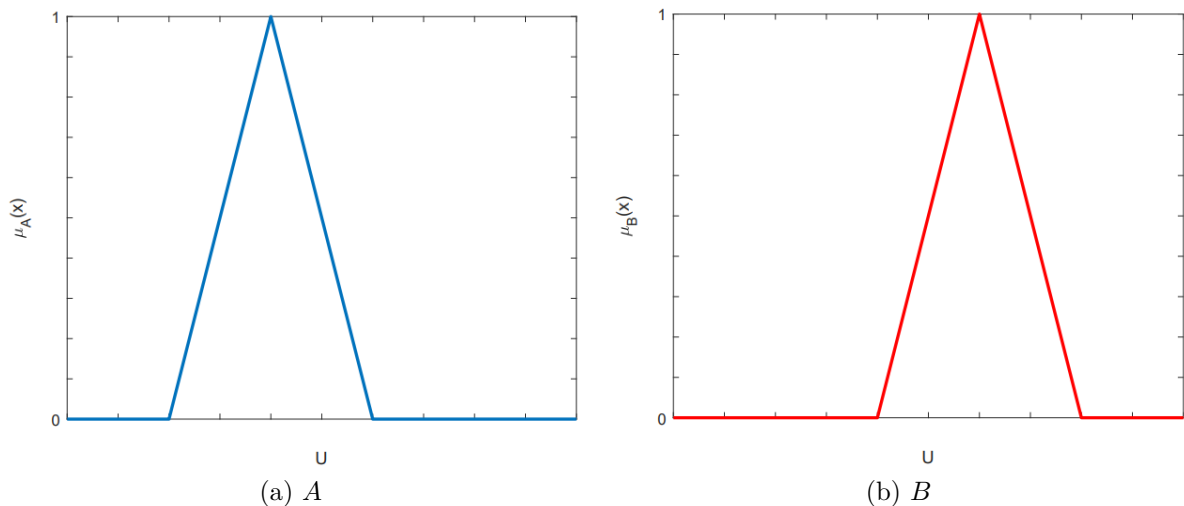


Figura 22 – Conjuntos.



### 3.3.3.1 União

A operação de união (Fig. 23) entre dois conjuntos Fuzzy  $A$  e  $B$  do universo  $U$  utiliza o operador  $max$  para obter o maior valor entre os valores comparados(COSTA (2011)). A função de pertinência para a operação de união é definida pela Eq. 3.7 e exemplificada na Tab. 1.

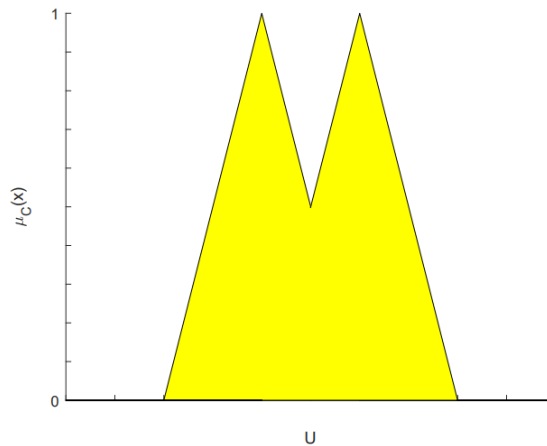


Figura 23 – União de conjuntos Fuzzy.

$$\mu_c(x) = \mu_{A \cup B} = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \tag{3.7}$$

Tabela 1 – Exemplo do operador união.

$\mu_A(x)$	$\mu_B(x)$	$\mu_{A \cup B} = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$
1	0	1
0	1	1
0,8	0,4	0,8
0,5	0,5	0,5
0,4	0,8	0,8

### 3.3.3.2 Interseção

A operação de interseção (Fig. 23) entre dois conjuntos Fuzzy  $A$  e  $B$  do universo  $U$  utiliza o operador  $min$  para obter o menor valor entre os valores comparados(COSTA (2011)). A função de pertinência para a operação de interseção é definida pela Eq. 3.8 e exemplificada na Tab. 2.

$$\mu_c(x) = \mu_{A \cap B} = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \tag{3.8}$$

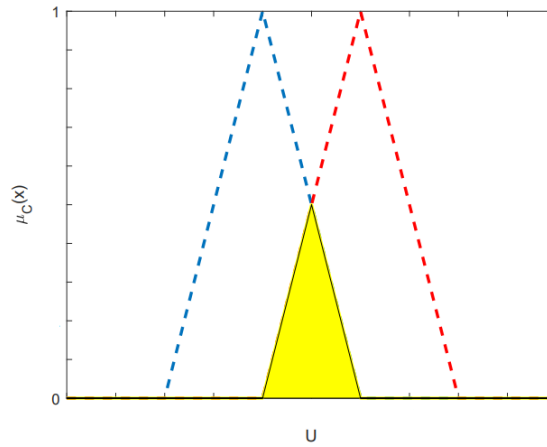


Figura 24 – Interseção do conjuntos Fuzzy.

Tabela 2 – Exemplo do operador interseção.

$\mu_A(x)$	$\mu_B(x)$	$\mu_{A \cap B} = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$
1	0	0
0	1	0
0,8	0,4	0,4
0,5	0,5	0,5
0,4	0,8	0,4

### 3.3.3.3 Complemento

O complemento  $\bar{A}$  de um conjunto Fuzzy  $A$  (Fig. 25) tem o sentido de negação, representado pela função de pertinência a seguir Eq. 3.9.

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \tag{3.9}$$

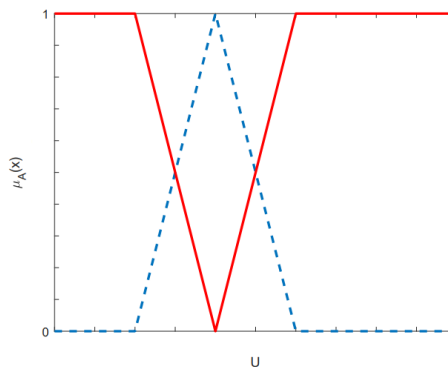


Figura 25 – Complemento de conjuntos Fuzzy.

### 3.3.4 Variáveis linguísticas

As variáveis em Fuzzy são denominadas linguísticas porque os valores não são precisos. Portanto, elas são definidas por intervalos de conjuntos (MEOLA, 2005). Uma variável linguística é caracterizada pelo nome da variável ( $N$ ), um conjunto de termos com valores linguístico relacionados ao nome da variável ( $T(N)$ ), o universo de discurso ( $U$ ), a regra sintática para gerar os valores do nome da variável ( $G$ ) e a regra semântica que associa a cada valor gerado pela regra sintática um conjunto Fuzzy ( $M$ ) (COSTA, 2011). No caso da Fig. 26, referente à variável "vibração", tem-se:

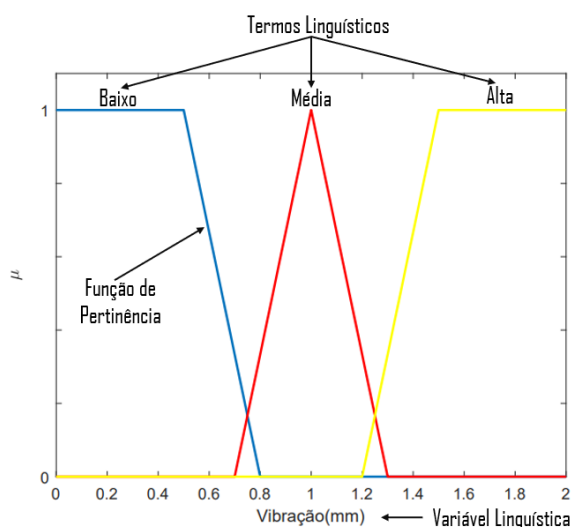


Figura 26 – Função de pertinência *vibração* (COSTA, 2011).

- $N$ : Vibração
- $T(N)$ : baixa, média, alta
- $U$ : 0 a 2mm
- $G$ : Vibração *nãobaixa* e *nãomuitoalta*.
- $M$ : Associa o valor mencionado a um conjunto Fuzzy, utilizando a função de pertinência para representar o seu significado.

### 3.3.5 Regras Lógica Fuzzy

As regras Fuzzy são um conceito importante na Lógica Fuzzy, que se baseia em afirmações linguísticas como " $X$  é grande". Nesse contexto, "grande" é um rótulo linguístico definido por um conjunto Fuzzy. Essas regras conectam variáveis a esses rótulos e podem ser usadas para estabelecer relações entre entradas e saídas em sistemas complexos. Essas regras são frequentemente expressas em forma de regras condicionais, como *se* (condição), *então* (ação). Elas são úteis para modelar conhecimento humano e são usadas

para analisar sistemas complexos, representando restrições na saída com base em condições de entrada, por meio de conjuntos Fuzzy e operadores linguísticos como *e*, *ou* e *senão* (PONCE-CRUZ et al., 1997). Uma regra Fuzzy pode ser definida como uma declaração condicional na forma:

Se  $x$  é  $A$  Então  $y$  é  $B$

Onde  $x$  é uma variável de entrada e  $A$  é um conjunto Fuzzy definido no domínio  $X$ ; por outro lado,  $y$  é uma variável de saída e  $B$  é seu conjunto Fuzzy correspondente definido no domínio  $Y$ .

### 3.3.6 Sistema inferência Fuzzy

O sistema de inferência Fuzzy é definido como processo de mapeamento de uma saída de uma determinada entrada usando grau de pertinência. A Figura. 27 representa um diagrama de bloco com todas etapas envolvidas na sistema de inferência da lógica Fuzzy (PONCE-CRUZ et al., 1997).

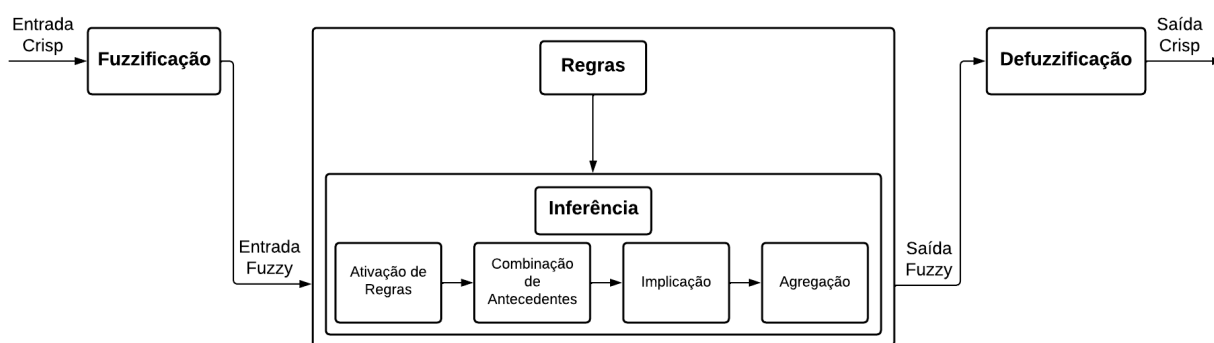


Figura 27 – Diagrama Fuzzy (Adaptado de PONCE-CRUZ et al. (1997)).

#### 3.3.6.1 Fuzzificação

A Fuzzificação é um mapeamento do domínio dos números reais para o domínio Fuzzy. Em outras palavras, ela mapeia as entradas *crisp*, que são números ou dados sem ambiguidade, para valores entre 0 e 1. O objetivo é lidar com a incerteza associada às informações, usando funções de pertinência (MEOLA (2005) e SIMÕES and SHAW (1999)). Isso pode ser observado no exemplo mostrado na Fig. 28.

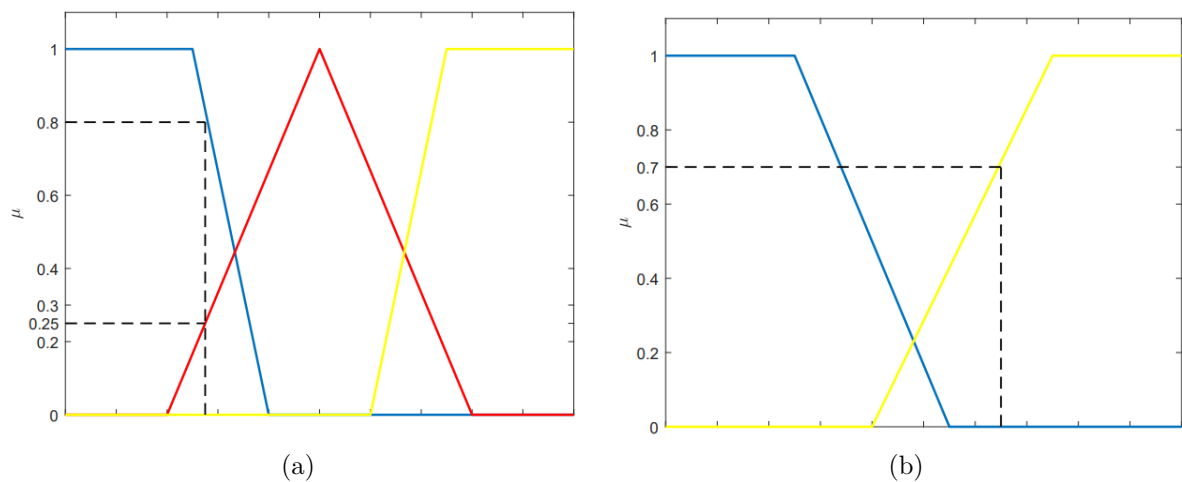


Figura 28 – Fuzzificação.

Como exemplo, considere duas entradas,  $x$  e  $y$ , descritas no universo por três e duas funções de pertinência, respectivamente (Fig. 28). Nesse caso, a Fuzzificação das entradas é a seguinte:

- $\mu_{A1}(x) = 0.8$
- $\mu_{A2}(x) = 0.25$
- $\mu_{B2}(x) = 0.7$

Através disso, conclui-se que a Fuzzificação se abrange em encontrar os valores de pertinência para cada variável de entrada.

### 3.3.6.2 Inferência de regras

Inferência é a avaliação das regras em um sistema Fuzzy. A inferência de regras é o processo pelo qual o sistema Fuzzy determina quais regras são ativadas com base nas entradas e, em seguida, avalia essas regras para calcular a saída do sistema Fuzzy. Em outras palavras, o sistema decide quais regras aplicar e como combinar as informações dessas regras para gerar a saída Fuzzy.

A primeira fase da inferência consiste na ativação das regras ou avaliação das regras, o processo pelo qual as regras Fuzzy são avaliadas e suas contribuições são determinada com base nos valores de entrada do sistema. Para cada regra do sistema Fuzzy, os antecedentes são avaliados.

A segunda fase é a combinação de antecedentes, na qual os valores das variáveis de entrada são combinadas com os graus de pertinência das regras ativadas para determinar o grau de ativação de cada regra. Isso é feito usando operadores lógicos Fuzzy que modelam

a relação entre as entradas e as regras de ativação. Os operadores mais comuns usados são o "e"(T-Norma) e o "ou"(T-conorma) (ROSS, 2010).

O operador "e" é usado para combinar os antecedentes, com o objetivo principal é determinar o grau de ativação da regra considerando as contribuições de cada entrada. Ele escolhe o menor valor de pertinência entre os antecedentes. A T-norma é aplicada para encontrar o valor mínimo dos graus de pertinência das entradas.

O operador "ou" é usado também para combinar os antecedentes, mas o objetivo principal é considerar a contribuição de múltiplas entradas na ativação de uma regra. O operador escolhe o maior valor de pertinência entre os antecedentes. A T-conorma é aplicada para encontrar o valor máximo dos graus de pertinência dos antecedentes.

Isso significa que a combinação de antecedentes envolve aplicar o operador lógico (e ou ou) aos graus de pertinência dos antecedentes. Isso resulta em um valor que indica o grau de ativação da regra, levando em consideração a influência dos antecedentes no contexto da regra. Esse valor de ativação é então usado na etapa subsequente de implicação para determinar o grau de influência da regra nas conclusões e saídas do sistema Fuzzy.

A terceira fase é a implicação, onde as regras Fuzzy são usadas para determinar como os valores de saída serão afetados com base nas regras e nos graus de ativação das regras. Ou seja, a implicação modifica os conjuntos Fuzzy de saída porque ocorre a atualização dos graus de pertinência nos conjuntos Fuzzy de saída. A implicação envolve as entradas (parte "Se" da regra), e o conseqüente (parte "Então" da regra). O antecedente contém os graus de ativação dos antecedentes das regras, enquanto o conseqüente contém os conjuntos Fuzzy de saída associados à regra (ROSS, 2010).

Existem vários métodos de implicação usados em sistemas fuzzy, e um dos métodos mais comuns é o método de implicação de Mamdani. Neste método, o grau de ativação da regra é utilizado para atualizar os conjuntos fuzzy de saída (PONCE-CRUZ et al., 1997).

A Figura 29 mostra as fases descritas anteriormente.

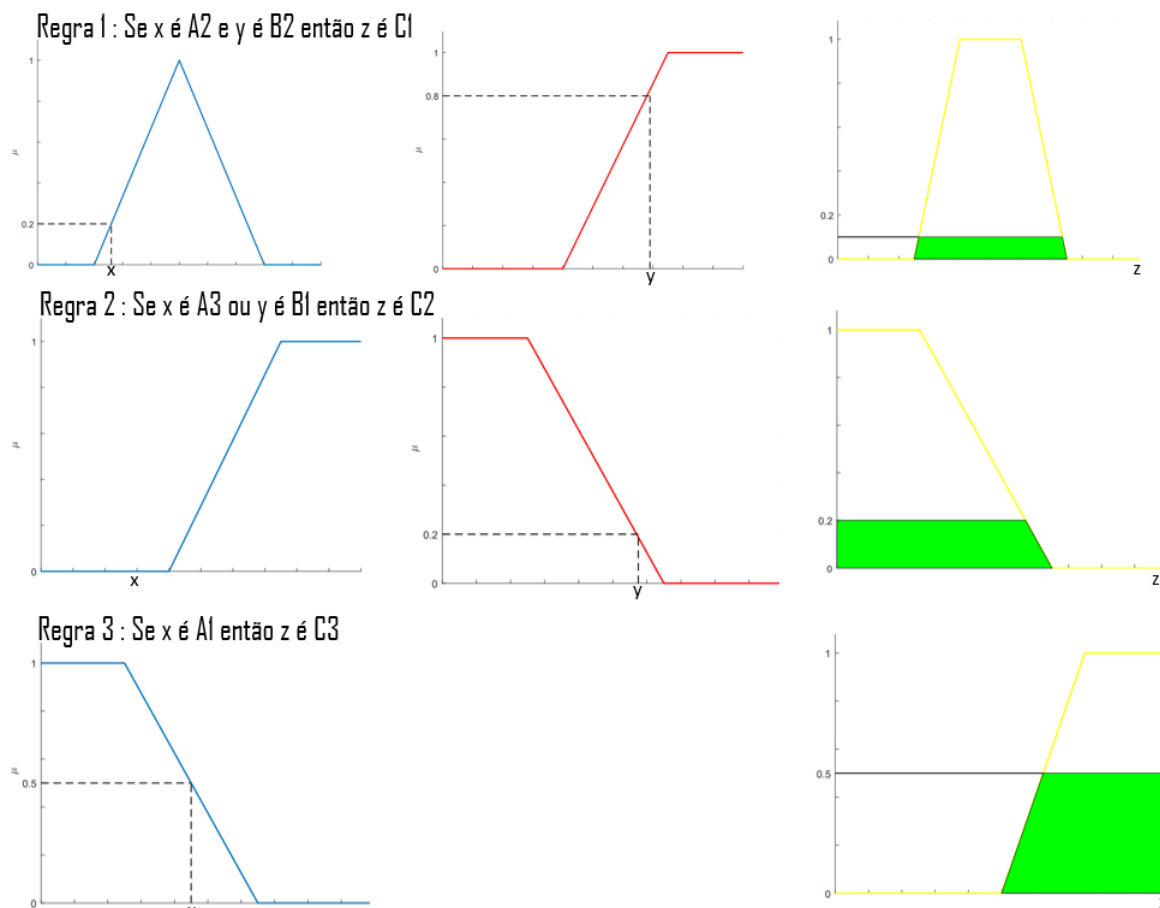


Figura 29 – Regras Fuzzy (PONCE-CRUZ et al., 1997).

A última fase é a agregação, que é o processo de combinar as funções de pertinência dos antecedentes de todas as regras que foram ativadas para uma dada entrada. Essa combinação resulta em uma função de pertinência agregada que representa a contribuição de todas as regras ativadas para saída do sistema (PONCE-CRUZ et al., 1997).

Durante a agregação, os operadores "*min*" e "*max*" são aplicados para calcular os valores mínimos e máximos das funções de pertinência dos antecedentes, respectivamente. O operador "*min*" é usado para calcular a interseção, isto é, ele é utilizado para encontrar o grau de pertinência mínimo entre as funções de pertinência das entradas. O operador "*max*" é usado para calcular a união, o que significa encontrar o grau de pertinência máximo (MEOLA, 2005).

Depois de realizar a agregação usando esses operadores, a função de pertinência resultante representa a contribuição conjunta de todas as regras ativadas para a saída (PONCE-CRUZ et al., 1997). Essa função de pertinência agregada é então usada na etapa de desfuzzificação para calcular o valor numérico da saída do sistema de inferência Fuzzy.

## 3.3.6.3 Inferência Mamdani

Neste método, as implicações são modeladas pelo operador "*min*" e as regras são agregadas através do operador de união "*max*", também denominado de método composicional de inferência *min* – *max* (MEOLA, 2005). A Figura 30 a seguir demonstra o processo de inferência Mamdani.

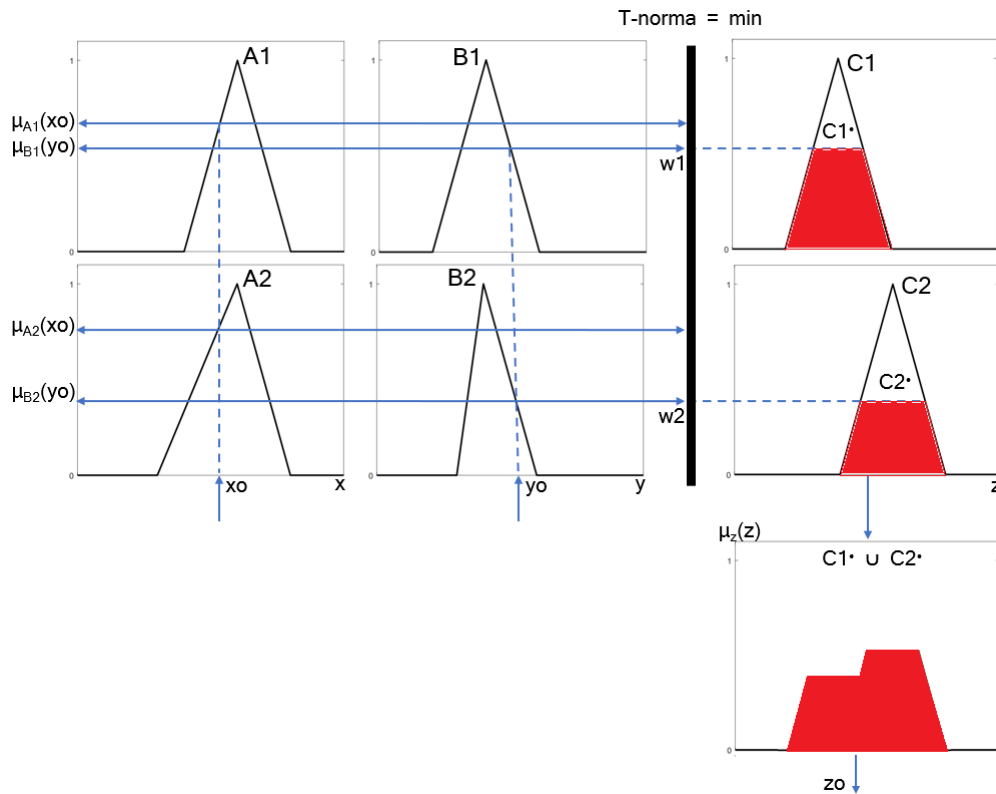


Figura 30 – Inferência Mamdani (PONCE-CRUZ et al., 1997).

O modelo anterior (Fig. 30) é aplicado a duas entradas ( $x_0$  e  $y_0$ ), e tem a ativação de duas regras:

**Se  $x$  é  $A_1$  e  $y$  é  $B_1$  então  $z$  é  $C_1$**

**Se  $x$  é  $A_2$  e  $y$  é  $B_2$  então  $z$  é  $C_2$**

Em seguida, a combinação dos antecedentes é feita utilizando o operador "*e*":

$$w_1 = \min\{\mu_{A_1}(x_0), \mu_{B_1}(y_0)\}$$

$$w_2 = \min\{\mu_{A_2}(x_0), \mu_{B_2}(y_0)\}$$

Na próxima etapa, a implicação ajusta as funções de consequência ( $C_1$  e  $C_2$ ). Após isso, a agregação é feita pela união de  $C_1$  e  $C_2$ , correspondendo à saída Fuzzy.

$$z_0 = C_1 \cup C_2$$

Após todo esse processo, a saída é *desfuzzificada*.



### 3.3.6.4 Desfuzzificação

Desfuzzificação é transformada inversa que traduz a saída do domínio Fuzzy para o domínio discreto, convertendo uma saída Fuzzy em um valor numérico ou "*crisp*". Isso significa que a desfuzzificação converte a incerteza presente na saída Fuzzy em uma decisão ou valor concreto. Existem três métodos amplamente utilizados para desfuzzificação: Centro da Área (COA), Centro de Máximo (COM), e Média do Máximo (MOM) (SIMÕES and SHAW, 1999).

#### 3.3.6.4.1 Desfuzzificação Centro da Área (COA)

O método do Centro da Área, também conhecido como método do Centro de Gravidade, calcula o centroide da área que representa o termo de saída Fuzzy. Essa é a técnica mais utilizada. O valor resultante é o ponto médio onde a maioria da pertinência está concentrada (SIMÕES and SHAW, 1999). O cálculo do centroide da área é definido pela Eq. 3.10.

$$u^* = \frac{\sum_{j=1}^N u_j \mu_{saída}(u_j)}{\sum_{j=1}^N \mu_{saída}(u_j)} \quad (3.10)$$

#### 3.3.6.4.2 Desfuzzificação Centro de Máximo (COM)

O método Centro do Máximo, também chamado de desfuzzificação pelas alturas, utiliza os picos das funções de pertinência. Ele calcula a saída discreta como uma média ponderada dos máximos, cujos pesos são determinados através da Eq.3.11 (SIMÕES and SHAW, 1999).

$$u^* = \frac{\sum_{i=1}^N u_i \sum_{k=1}^N u_k \mu_{saída}(u_k)}{\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^N \mu_{saída}(u_k)} \quad (3.11)$$

#### 3.3.6.4.3 Desfuzzificação Médio do Máximo (MOM)

O método Médio do Máximo é utilizado para reconhecimento de padrões e suporte à decisão. Também é conhecido como a solução mais plausível, devido à desconsideração do formato das funções de pertinência de saída (SIMÕES and SHAW, 1999). O valor de saída é obtido pela média dos valores que apresentam o máximo valor de pertinência (COSTA, 2011). O cálculo desta desfuzzificação é representado pela Eq. 3.12.

$$u^* = \sum_{M}^{m=1} \frac{u_m}{M} \quad (3.12)$$

onde  $u_m$  é o  $m$ -ésimo elemento no universo de discurso e  $M$  é o número total desses elementos.

## 4 Metodologia

Neste capítulo, apresentaremos os princípios metodológicos que irão orientar a implementação do sistema Fuzzy para a identificação de desbalanceamento.

### 4.1 Processo metodológico

Uma metodologia foi desenvolvida para identificar o desbalanceamento da bancada experimental composta de um motor, eixo e disco e efetuar diagnósticos com eficácia por meio do sistema de inferência Fuzzy. O trabalho é dividido em três etapas: a primeira etapa envolve a aquisição dos sinais de vibração, a segunda diz respeito ao pós-processamento dos dados experimentais, e a terceira consiste na identificação e diagnóstico do desbalanceamento utilizando Lógica Fuzzy. A Figura 31 apresenta o fluxograma do trabalho.

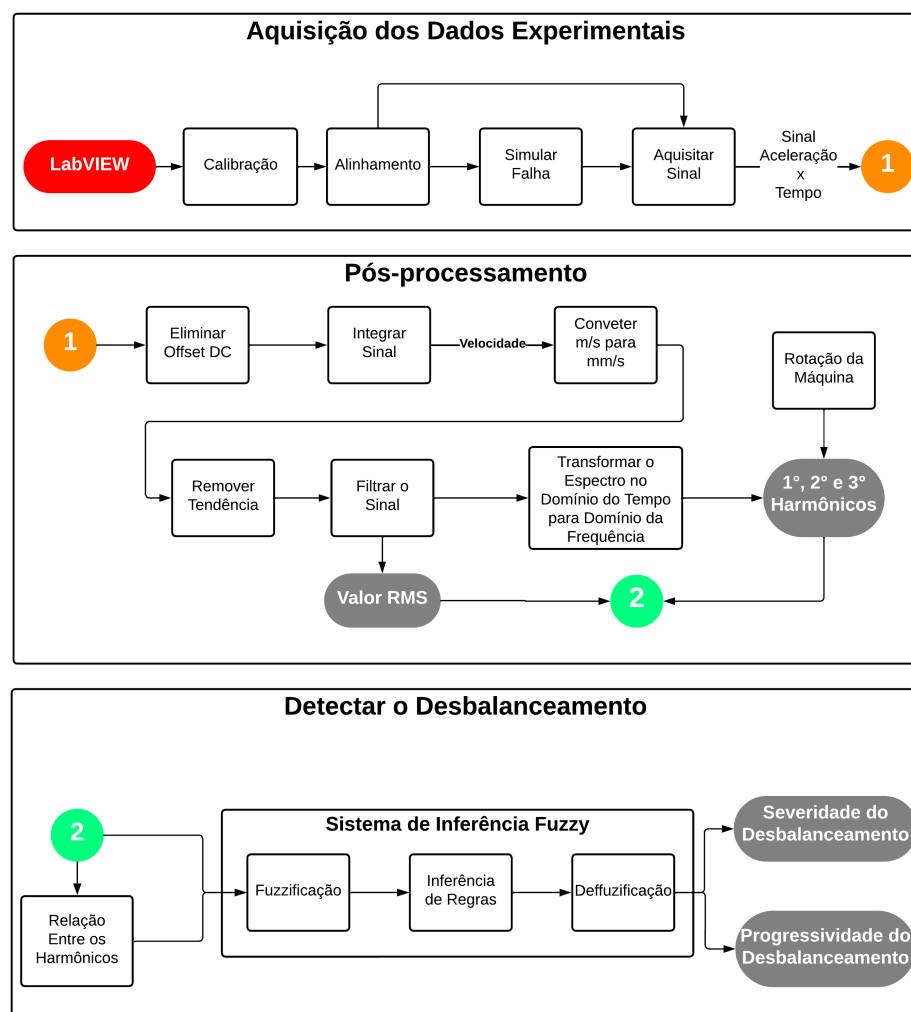


Figura 31 – Fluxograma relacionado ao desenvolvimento do trabalho.

## 4.2 Etapa 1 - Aquisição dos Dados Experimentais

Para a coleta dos sinais, utilizou-se o programa LabVIEW, uma ferramenta capaz de realizar monitoração, simulação de atividades, controle de sistemas, aquisição, processamento e análise de sinais em um único ambiente de programação (AZEVEDO, 2017). A Figura 32 exibe o diagrama utilizado para adquirir os sinais e salvá-los em um arquivo .txt, no qual a primeira coluna representa a aceleração em  $m/s^2$ , enquanto a segunda coluna representa o tempo em segundos.

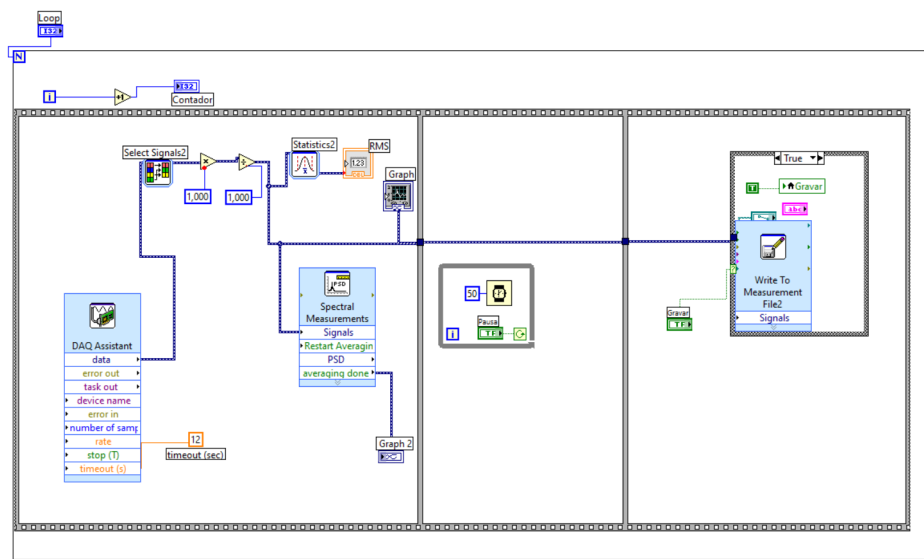


Figura 32 – Diagrama LabVIEW para aquisição dos dados.

Dentro desse diagrama, a janela "DAQ Assistant" é usada para inserir os dados do sensor e da placa de aquisição. O sensor utilizado para as aquisições foi um acelerômetro da marca *Endevco Isotron* modelo 10901, com uma sensibilidade de  $104.9 \text{ mVolts/g}$ . A placa de aquisição utilizada foi a *National Instruments* modelo 9234, com uma taxa de amostragem de 2048 Hz e um número total de amostras de 20480.

Inicialmente, verifica-se a calibração do sistema de aquisição, cujo objetivo é identificar se o de aquisição de dados está funcionando adequadamente. Para a identificação de calibração, foi utilizado um calibrador da marca *PCB Piezotronics* com uma frequência de  $159,2 \text{ Hz}$  e  $1 \text{ G}$  de aceleração, conforme especificado no manual do fabricante, onde  $G$  equivale a  $9,8 \text{ m/s}^2$ . O procedimento envolveu a fixação do acelerômetro no calibrador, usando cera de abelha ou outro fixador. Em seguida, o sensor capturou o espectro de vibração no domínio do tempo. A Figura 33, apresenta o sistema de aquisição de dados.

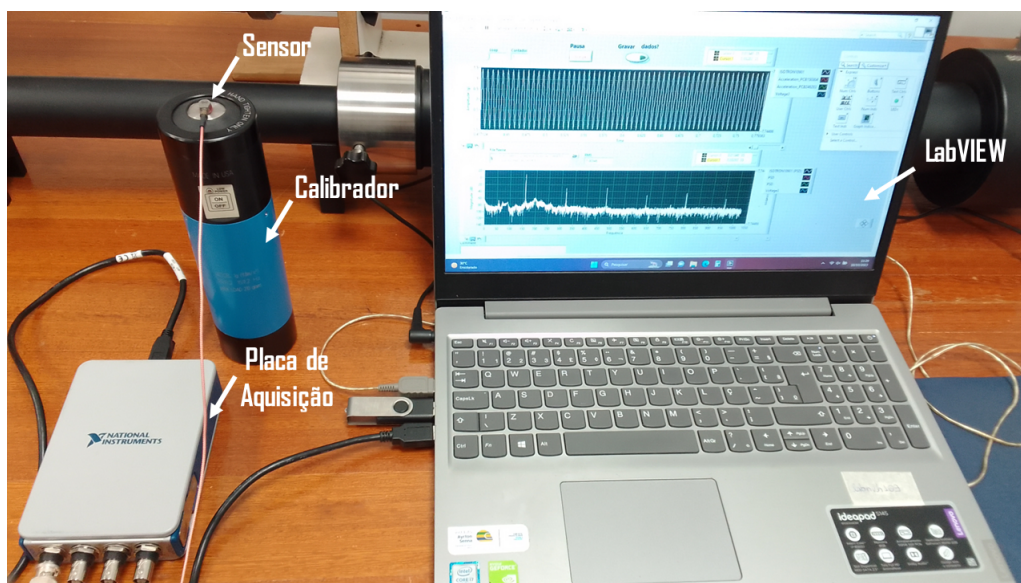


Figura 33 – Sistema para calibração.

Após o procedimento anterior, o espectro foi convertido para o domínio da frequência (Fig. 34), a fim de verificar se há um pico de amplitude correspondente à frequência do calibrador, que é de  $159,2 \text{ Hz}$ . Além disso, foi calculado o valor RMS do sinal, na qual foi constado o valor próximo de  $1 \text{ G}$ , assim o sistema está calibrado.

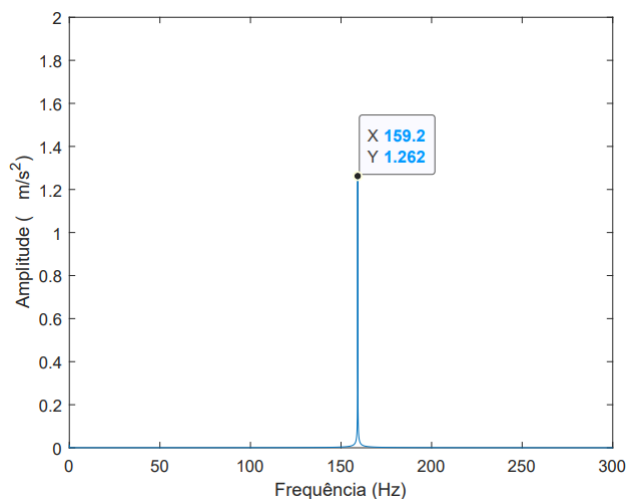


Figura 34 – Gráfico no domínio da frequência do sinal produzido pelo calibrador.

A bancada didática para análise de vibração que será utilizada para as aquisições dos dados a serem empregados no sistema *Fuzzy* está localizada no LabNVH no prédio LDTEA da Universidade de Brasília Campus Gama. Ela possui um motor de 3520 RPM sobre uma plataforma, que é usada para simular falhas de desalinhamento e facilitar o alinhamento. No eixo do motor, outro eixo é acoplado e sustentado por dois mancais, e entre os eixos há um disco que tem a finalidade de simular o desbalanceamento. A Figura 35 apresenta a bancada.

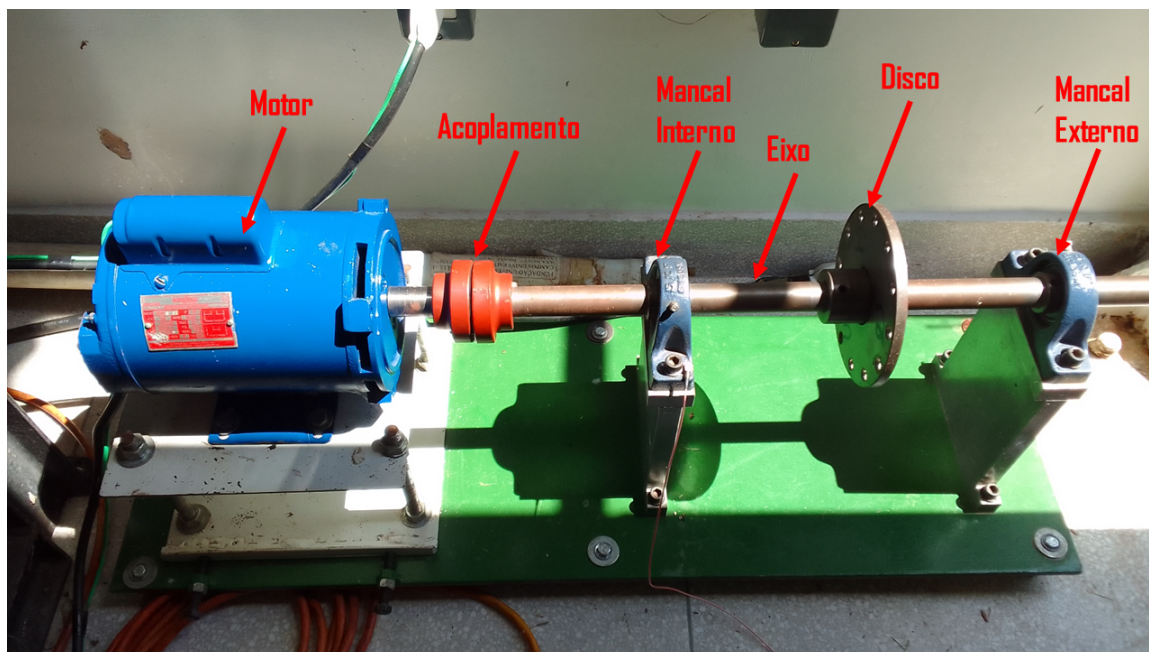


Figura 35 – Bancada didática para análise de vibração.

Antes de iniciar as aquisições na bancada, é realizado o alinhamento para eliminar possíveis falhas e garantir que a máquina esteja em condições quase ideais. Isso é importante para evitar influências indesejadas nos sinais durante a análise e para obter um sinal sem falhas como base para análises subsequentes.

Para o alinhamento da bancada realizado no SENAI, utilizou-se o alinhador laser da *Fixturlaser* (Fig. 36), sob a supervisão do professor Adrian, assegurando que o alinhamento estivesse dentro da tolerância sugerida pelo manual e pelo próprio equipamento (Fig. 37), no Apêndice B informa o procedimento utilizado.

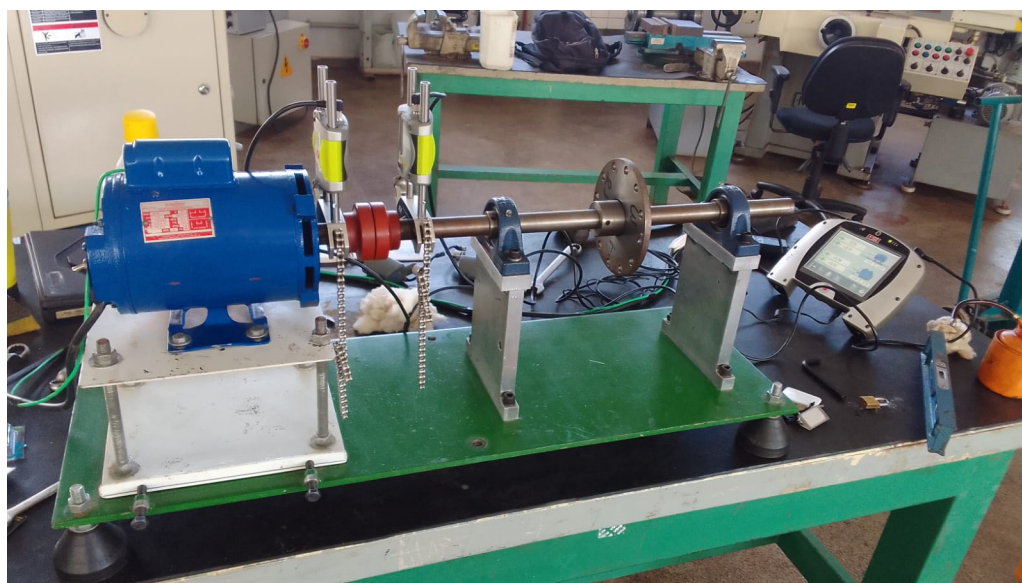


Figura 36 – Bancada com equipamento de alinhamento.



Figura 37 – Informação da bancada alinhada pelo equipamento de alinhamento.

Após alinhar a máquina e capturar o sinal quando o disco está sem adição de massa, condição que será considerada balanceada, embora exista presença de um desbalanceamento residual decorrente do processo de fabricação das peças, procedemos à simulação de dois tipos de falhas. A primeira consiste no desbalanceamento, sendo simulada pela adição de uma massa desbalanceadora no volante sempre no mesmo furo, conforme ilustrado na Figura 38.

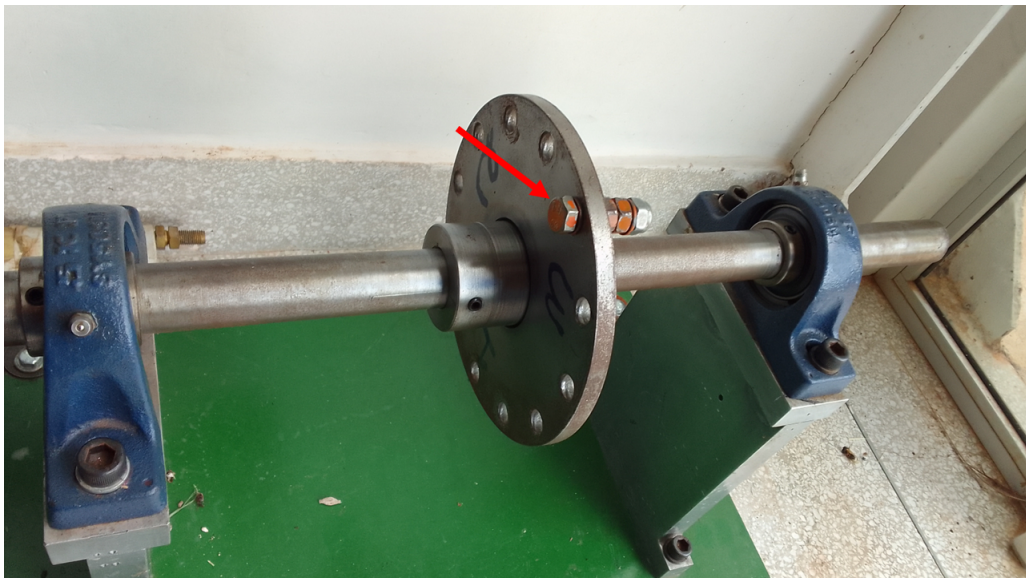


Figura 38 – Disco com furo para aplicação da massa desbalanceadora.

A segunda falha é o desalinhamento, simulado aplicando um deslocamento na base do motor por meio das quatro porcas, como demonstrado na Fig 39. Também será realizado um teste combinando desbalanceamento e desalinhamento para avaliar o comportamento do desbalanceamento com a presença de outro tipo de falha no sinal. Além disso, serão aplicados pesos e deslocamentos diferentes nas análises, apresentados na Tab. 3.

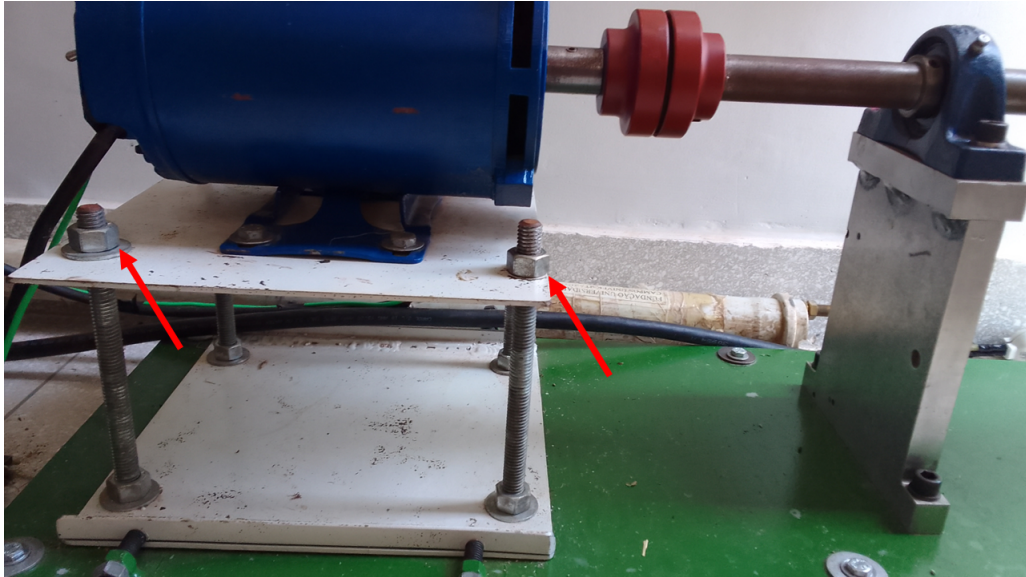


Figura 39 – Base de sustentação do motor, onde é feito o desalinhamento.

Após cada simulação de falha, realizou-se a aquisição de sinal correspondente a cada falha. Os sinais para o monitoramento de cada falha foram captados no sentido radial, por causa da força centrífuga, apresentando-se no domínio do tempo.

Para validar a metodologia empregada nesse capítulo, foram registrados dezoito sinais no mancal interno da bancada. Para facilitar a compreensão do processo de aquisição dos dados, a Tabela 3 apresenta o planejamento experimental com os valores das massas desbalanceadoras e o desalinhamento empregado.

Tabela 3 – Planejamento experimental referente ao processo de aquisições dos sinais.

Nº Ensaio	Massa desbalanceadora (g)	Deslocamento (mm)
1	0	0
2	1,4	0
3	2,7	0
4	3,6	0
5	8,5	0
6	20	0
7	0	0,5
8	1,4	0,5
9	2,7	0,5
10	3,6	0,5
11	8,5	0,5
12	20	0,5
13	0	1
14	1,4	1
15	2,7	1
16	3,6	1
17	8,5	1
18	20	1

### 4.3 Etapa 2 - Pós-processamento

Para esta etapa e a próxima, foi utilizado o software MATLAB versão R2020a, uma ferramenta para análise de dados, desenvolvimento de algoritmos e criação de modelos. As linhas de comando podem ser encontradas no Apêndice A.

O processo de tratamento dos sinais começa com a eliminação do deslocamento da corrente contínua (Offset DC). Esse deslocamento ocorre devido à tensão constante presente no sinal, o que faz com que o valor médio do sinal se afaste de zero. A não eliminação do Offset pode resultar em resultados incorretos.

Após o procedimento anterior, realiza-se a integração do sinal de aceleração para transformar o sinal em velocidade, uma vez que essa grandeza melhor representa as amplitudes dos harmônicos. Além disso, ocorre a conversão da unidade de  $m/s$  para  $mm/s$  para facilitar as análises das amplitudes. Além disso, é importante observar que referências bibliográficas, como a NBR 10082, adotam essa unidade ao abordar a velocidade.



Posteriormente, é realizada a eliminação da tendência do sinal devido ao processo de integração. Isso ocorre porque, ao integrar um sinal, ocorre a soma dos valores instantâneos ao longo do tempo, levando ao aumento dos valores acumulados.

Em seguida, o sinal passa por um filtro passa-banda entre 58,6 Hz e 176,1 Hz, abrangendo do primeiro ao terceiro harmônico, com dois filtros para-banda entre 58,8 Hz e 117,3 Hz, e entre 117,5 Hz 176 Hz. Essa filtragem é realizada com o intuito de isolar as entradas do sistema, garantindo que frequências não essenciais não influenciem no cálculo do valor RMS. Além disso, essa abordagem contribui para eliminar outros tipos de falhas, como, por exemplo, defeitos na pista de rolamento.

O filtro utilizado é do tipo FIR (Finite Impulse Response), que têm uma resposta ao impulso de duração finita. Os filtros FIR são conhecidos por sua estabilidade, tornando-os ideais para aplicações de processamento de sinais no domínio da frequência, como as transformadas de Fourier (DINIZ et al., 2014).

Após todos os processos anteriores, obtém-se o valor *RMS* (Root-Mean-Square) ou valor eficaz da velocidade, que será utilizado posteriormente para determinar a severidade do desbalanceamento.

Continuando o processo, o domínio do tempo é transformado para o domínio da frequência. Isso é feito porque no domínio da frequência é possível decompor um sinal de vibração em suas componentes de frequência individuais. Tal processo permite a identificação e análise de fontes de vibração específicas em sistemas complexos.

A análise no domínio da frequência permite determinar as frequências naturais de ressonância, frequências de falha, modos de vibração e outras informações importantes. Além disso, permite identificar frequências específicas associadas a problemas de vibração, como frequências de ressonância críticas ou frequências de defeito em máquinas. Esse processo é ilustrado na Fig. 40.

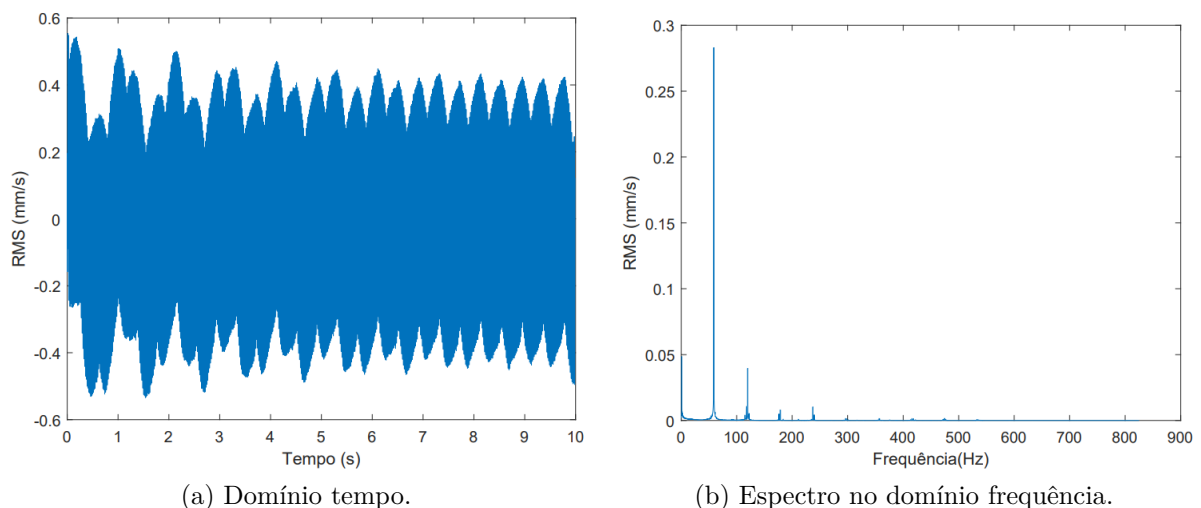


Figura 40 – Característica dos domínios descritos.

Para realizar a conversão do sinal para o domínio da frequência, empregou-se a Transformada rápida de Fourier (Fast Fourier Transform, FFT) do MATLAB, uma técnica utilizada para representar sinais não periódicos de tempo contínuo como uma combinação de senoides complexas (HAYKIN and VEEN, 2001).

Através do processo anterior e ao determinar a rotação da máquina para conhecer a frequência de operação, é possível obter os valores das amplitudes dos três primeiros harmônicos, que serão usados mais adiante.

#### 4.4 Etapa 3 - Identificar o Desbalanceamento

Como mencionado anteriormente, utilizou-se *Toolbox* de Lógica *Fuzzy* da versão R2020a do software Matlab para monitorar e identificar desbalanceamentos. Essa ferramenta foi empregada na construção do sistema.

O sistema *Fuzzy* é aplicado para avaliar a presença de desbalanceamento no sistema, determinando sua progressividade por meio do valor RMS da velocidade. Quatro entradas e uma saída foram aplicadas, conforme o modelo *Fuzzy* apresentado na Fig. 41.

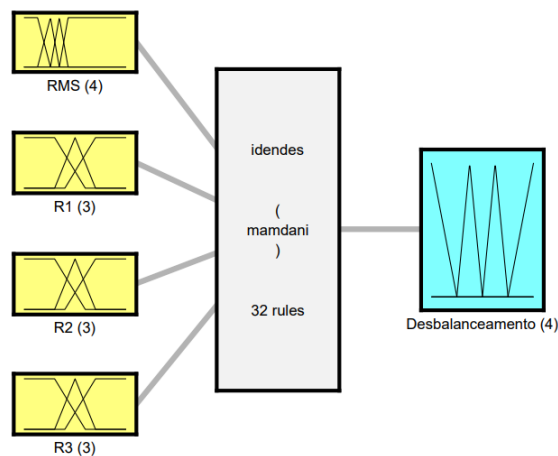


Figura 41 – Sistema de Inferência *Fuzzy* para identificação do desbalanceamento.

Nas quatro variáveis de entrada (RMS, R1, R2 e R3), a primeira representa o valor global de vibração RMS da velocidade. Utilizou-se o sinal da máquina em condição quase ideal (baseline) para definir as faixas de cada função de pertinência. Os subconjuntos *Fuzzy* das variáveis de entrada RMS estão apresentados na Fig. 42, sendo constituídos por:

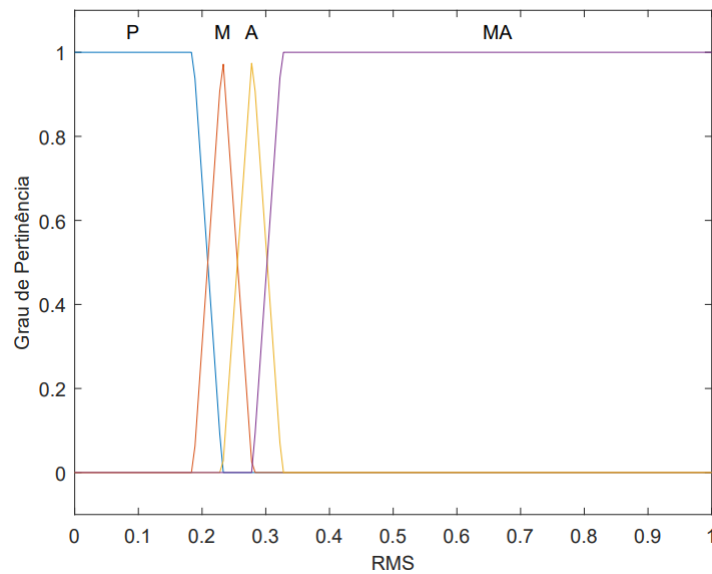


Figura 42 – Funções de pertinência relacionadas ao valor RMS dos sinais.

- P: função de pertinência com valor RMS pequeno, indicando boas condições da máquina. O maior grau de pertinência está na faixa menor que o valor RMS de 0,133, que é o valor base para a máquina sem falha.
- M: função de pertinência com valor RMS médio, indicando um pequeno nível de falha que não interfere consideravelmente na funcionalidade da máquina, mas pode reduzir a vida útil do equipamento. O maior ponto do grau de pertinência é 50%, referente ao RMS de base.
- A: função de pertinência com valor RMS alto, caracterizando a faixa que contém uma falha que afeta o funcionamento da máquina e requer manutenção rápida. O maior ponto do grau de pertinência é 100%, referente ao RMS de base.
- MA: função de pertinência com valor RMS muito alto, definindo a faixa onde pode ocorrer uma catástrofe. O maior grau de pertinência é na faixa maior que 150%, referente ao RMS de base.

Na Tabela 4, são apresentados alguns tipos de falha no sentido radial. Observa-se que em todas as falhas, as principais frequências são 1, 2 e 3 vezes a rotação por minuto (rpm), sendo utilizadas para identificar se o sistema está desbalanceado.

Tabela 4 – Tipos de falha no sentido radial (HOLANDA, 2016).

Tipos de falha	Frequência predominante
Desalinhamento paralelo	1, 2 e 3 x rpm
Folgas mecânicas	1, 2, 3, 4, 5 ... x rpm
Roçamento	1/2, 1, 3/2, 2, 3/2, 5/2, 3 e 7/2 x rpm

Através do que foi informado anteriormente, as outras três variáveis são uma relação percentual das amplitudes pertencentes às frequências de rotação  $R_n$ , ou seja, uma divisão do valor de algum dos harmônicos  $H_n$  pelo somatório dos 3 harmônicos ( $H1 + H2 + H3$ ), conforme a Eq. 4.1.

$$R_n = \left( \frac{H_n}{H1 + H2 + H3} \right) * 100 \quad (4.1)$$

A finalidade dessa relação é diferenciar os harmônicos entre si e, juntamente com as regras, caracterizar as falhas e determinar o desbalanceamento. Para isso, foi criado um conjunto *Fuzzy* de acordo com essa relação, representado na Fig. 43, com as funções pensadas da seguinte forma:

- RSP: relação que é a menor ao comparar com as outras duas.
- RSM: relação que fica entre as outras duas.
- RSA: relação que é a maior ao comparar com as outras duas.

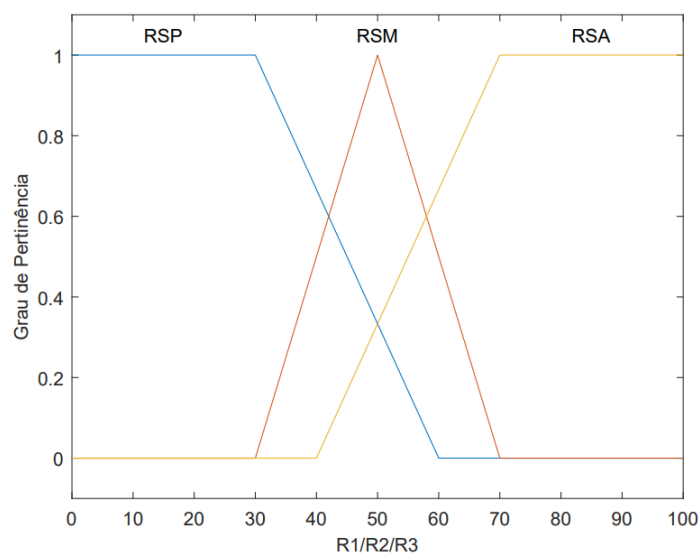


Figura 43 – Funções de pertinência associada as razões dos harmônicos.

Como mencionado anteriormente, o sistema possui uma saída (Fig. 44), composta por quatro funções de pertinência. Essas funções foram desenvolvidas como estratégia para identificar a progressividade e a severidade do desbalanceamento, assim como para indicar a transição da condição de falha. Os termos linguísticos são apresentados a seguir:

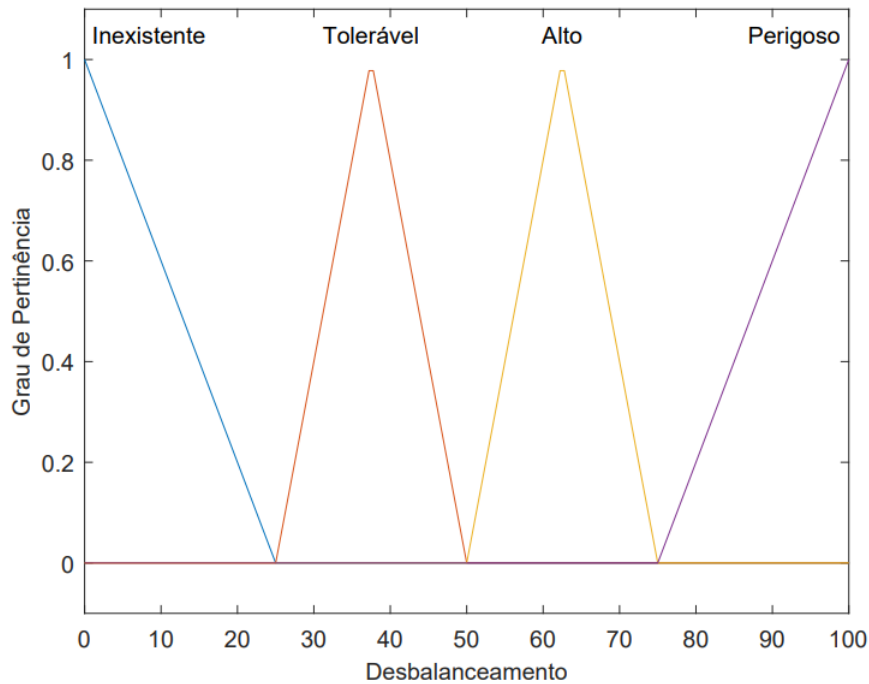


Figura 44 – Funções de pertinência da saída que caracteriza e identifica a severidade do desbalanceamento.

- Inexistente: saída que informa a inexistência de desbalanceamento, indicando que as vibrações na máquina são baixas.
- Tolerável: saída que indica desbalanceamento tolerável, ou seja, vibrações provenientes da máquina são médias, representando uma situação em que há uma falha, mas que não interfere na produção ou no desempenho de algum processo.
- Alto: função que informa quando há desbalanceamento alto, indicando a necessidade de manutenção do sistema, pois está interferindo na produção ou no desempenho de algum processo.
- Perigoso: saída correspondente a desbalanceamento perigoso, indicando vibrações muito altas que podem prejudicar outros componentes ou resultar em acidentes.

Com base nas informações anteriores, foram estabelecidas regras no Apêndice A para implementação no modelo, visando obter uma saída mais eficiente para o diagnóstico do desbalanceamento (Tab. C).

O modelo utilizado foi o de Mamdani, com a *Defuzzificação* escolhida sendo o Centroide, pois possibilita a identificação da progressividade do desbalanceamento. A implicação foi mínima, e a agregação foi máxima.

Através da *Defuzzificação*, obtém-se um valor que, se estiver entre 0 e 25, indica desbalanceamento baixo ou inexistente. Entre 25 e 50, o desbalanceamento é tolerável; entre 50 e 75, é alto; e acima de 75, é perigoso. Esse valor também permite avaliar a progressividade do desbalanceamento.

## 5 Resultados

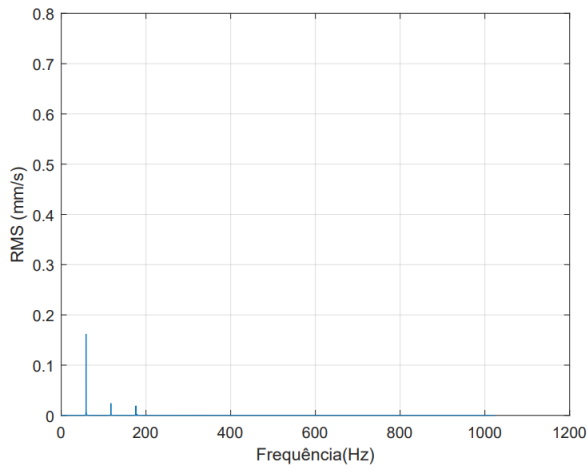
Este capítulo apresenta e discute os resultados obtidos, utilizando como base os valores adquiridos nos ensaios e os resultados obtidos através das saídas do sistema de inferência Fuzzy.

### 5.1 Resultados obtidos

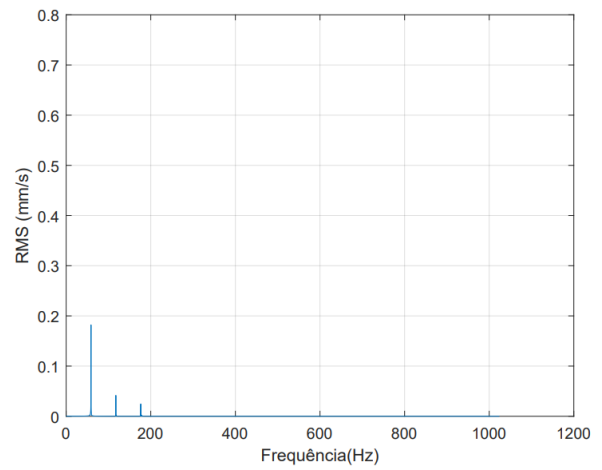
A Tabela 5.1 apresenta as amplitudes dos harmônicos coletados nos espectros das Figuras 45, 46 e 47, as quais exibem o espectro no domínio da frequência dos sinais dos ensaios, detalhados na Tabela 4.2. Com base nessas informações e nas imagens, é possível observar diversas situações.

Tabela 5 – Amplitude dos harmônico.

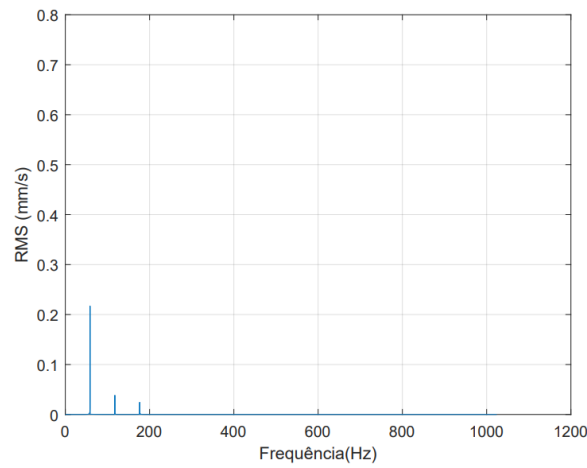
Ensaio	H1(58,7 Hz)(mm/s)	H2 (117,4 Hz)(mm/s)	H3 (176,1 Hz)(mm/s)
1	0,174	0,033	0,020
2	0,182	0,041	0,024
3	0,217	0,038	0,024
4	0,252	0,031	0,029
5	0,341	0,057	0,046
6	0,574	0,217	0,184
7	0,154	0,163	0,048
8	0,164	0,120	0,049
9	0,206	0,123	0,049
10	0,229	0,136	0,053
11	0,369	0,174	0,081
12	0,734	0,312	0,144
13	0,143	0,283	0,029
14	0,153	0,248	0,017
15	0,188	0,271	0,023
16	0,220	0,315	0,038
17	0,400	0,360	0,220
18	0,757	0,371	0,231



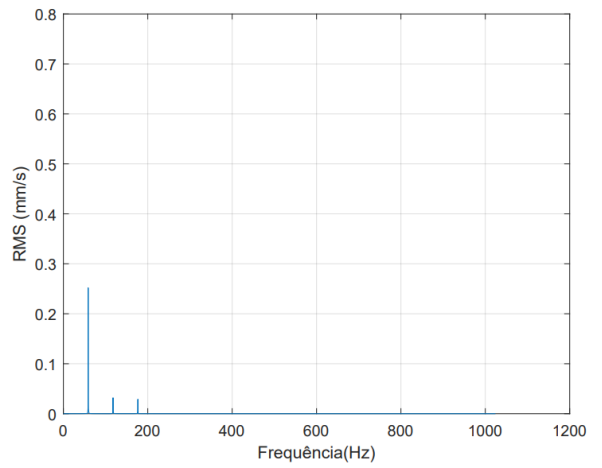
(a) Máquina após alinhamento sem massa no disco, Ensaio 1.



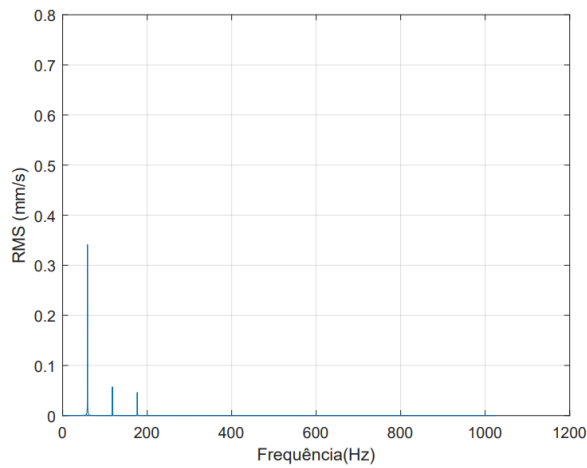
(b) 1,4g, Ensaio 2.



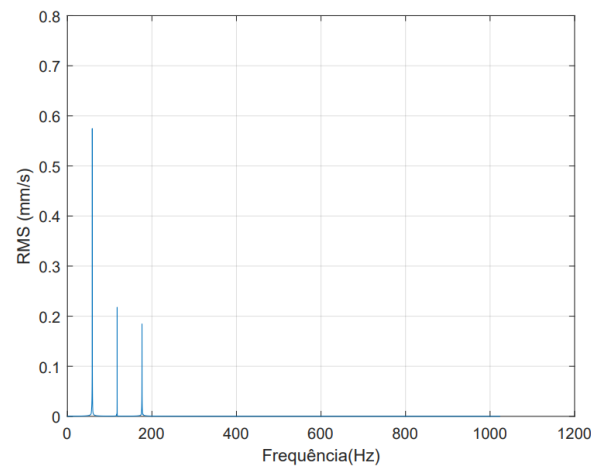
(c) 2,7g, Ensaio 3.



(d) 3,6g, Ensaio 4.



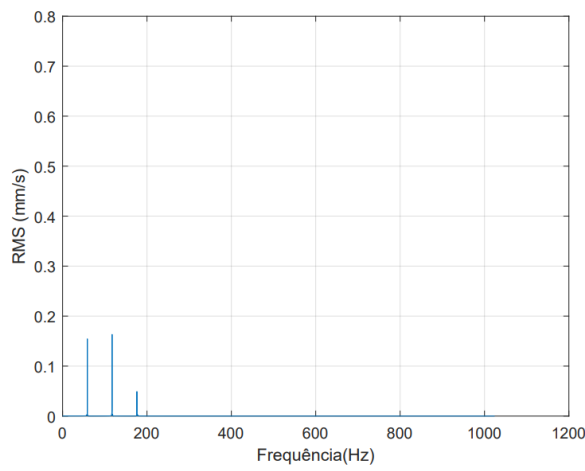
(e) 8,5g, Ensaio 5.



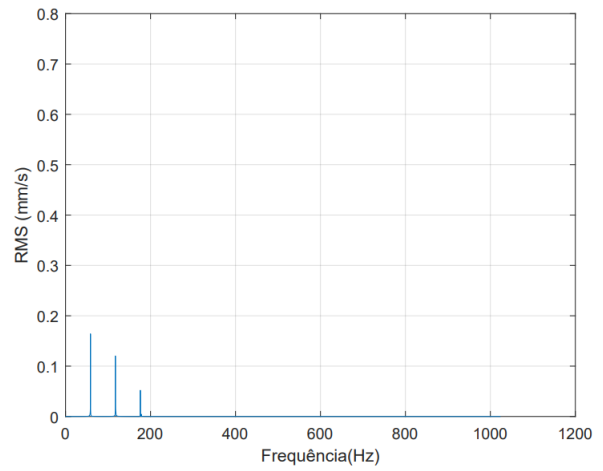
(f) 20g, Ensaio 6.

Figura 45 – Espectros no domínio da frequência dos ensaios 1,2,3,4,5 e 6 da Tab.4.2.

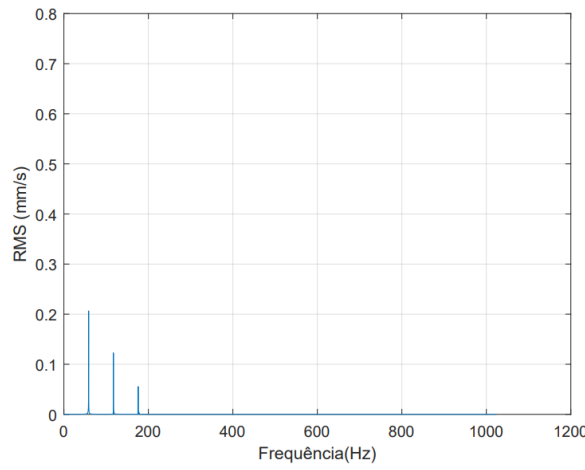




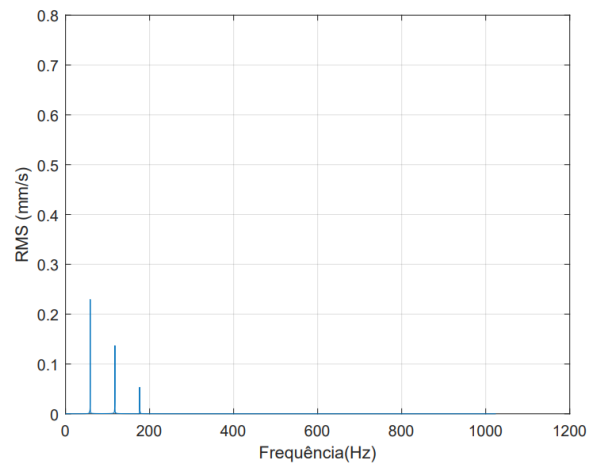
(a) Desalinhamento 0,5mm, Ensaio 7.



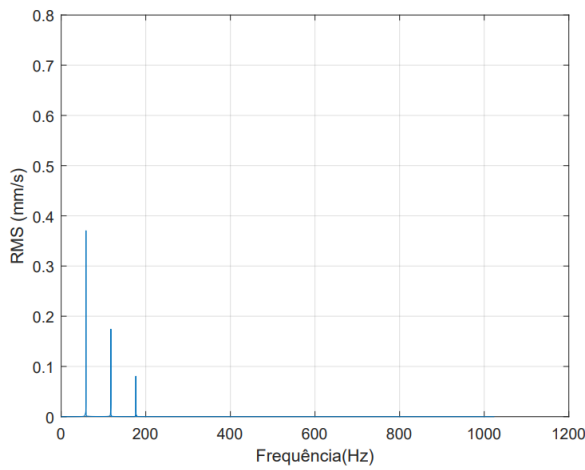
(b) Desalinhamento 0,5mm + 1,4g, Ensaio 8.



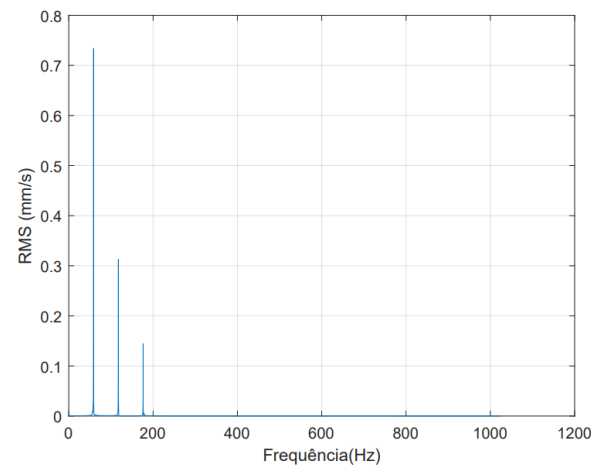
(c) Desalinhamento 0,5mm + 2,7g, Ensaio 9.



(d) Desalinhamento 0,5mm + 3,6g, Ensaio 10.

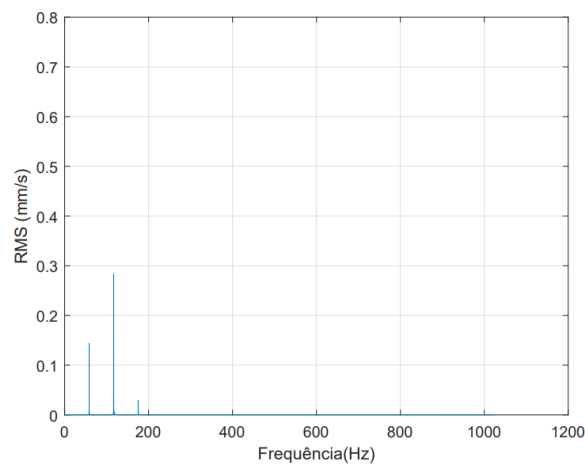


(e) Desalinhamento 0,5mm + 8,5g, Ensaio 11.

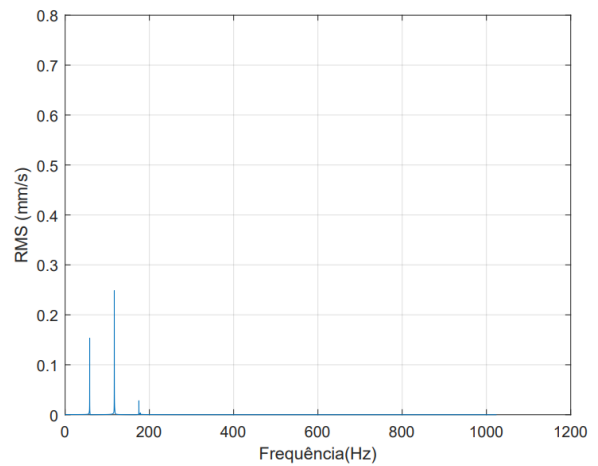


(f) Desalinhamento 0,5mm + 20g, Ensaio 12.

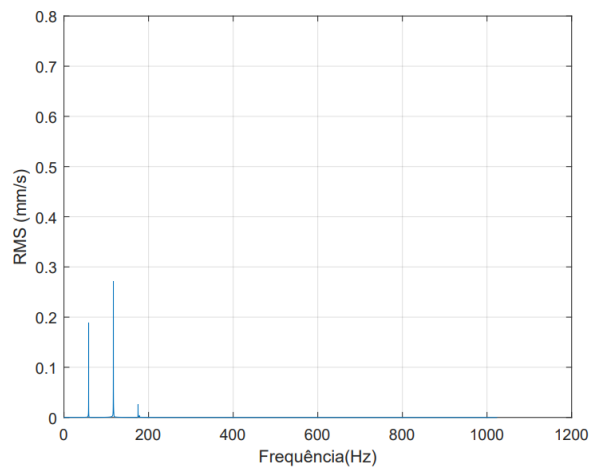
Figura 46 – Espectros no domínio da frequência dos ensaios referente ao desalinhamento de 0,5 mm representado pelos ensaios 7,8,9,10,11 e 12 da Tab.4.2.



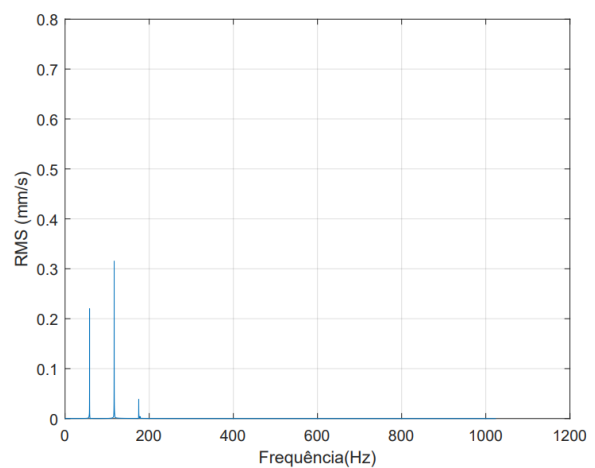
(a) Desalinhamento 1mm, Ensaio 13.



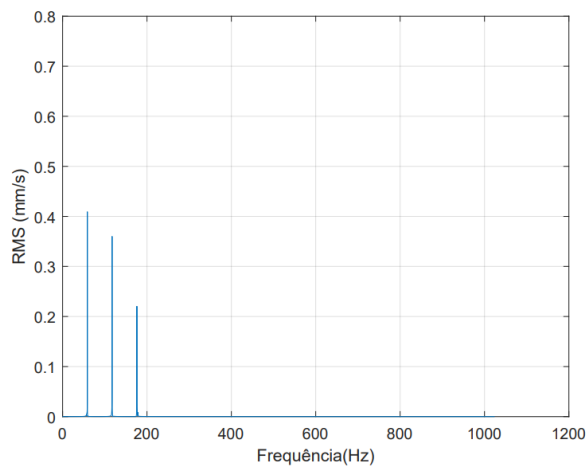
(b) Desalinhamento 1mm + 1,4g, Ensaio 14.



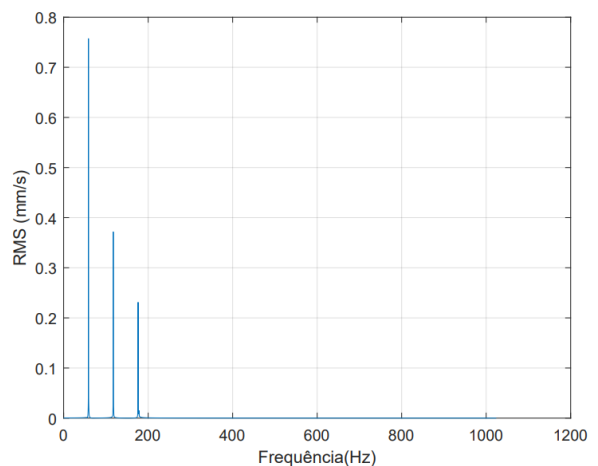
(c) Desalinhamento 1mm + 2,7g, Ensaio 15.



(d) Desalinhamento 1mm + 3,6g, Ensaio 16.



(e) Desalinhamento 1mm + 8,5g, Ensaio 17.



(f) Desalinhamento 1mm + 20g, Ensaio 18.

Figura 47 – Espectros no domínio da frequência dos ensaios referente ao desalinhamento de 1 mm representado pelos ensaios 13,14,15,16,17 e 18 da Tab.4.2.

Analisando o espectro da Figura 45a, percebe-se um resíduo de desbalanceamento, evidenciado pela amplitude no primeiro harmônico em relação aos segundo e terceiro, cujas amplitudes são significativamente mais baixas. Isso se deve ao fato de alguns componentes

não serem perfeitamente simétricos, decorrente do processo de fabricação.

No Capítulo 3, descreve-se que o desalinhamento gera desbalanceamento, o que implicaria em um aumento no primeiro harmônico. No entanto, durante os dados coletados, observa-se uma situação diferente nos ensaios 1, 7 e 13 representado pela Fig. 45a, 46a e 47a, ao aplicar o desalinhamento, o valor do primeiro harmônico diminuiu. Apesar desse cenário, houve um pico no segundo harmônico, conforme descrito no Capítulo 3.

À medida que massas desbalanceadoras foram adicionadas, observou-se um aumento no pico do primeiro harmônico em todos os cenários. Na situação que não há desalinhamento (Fig. 45b, 45c, 45d, 45e e 45f), como as falhas são inter-relacionada houve um aumento no segundo e terceiro harmônico, ou seja, o desbalanceamento está aumentando o desalinhamento ou outro tipo de falha.

Nos ensaios com desalinhamento aplicado, ocorreu uma diminuição quando massas de 1,4g e 2,7g foram adicionadas (Figuras 46b, 46c, 47b e 47c), seguida de um aumento ao adicionar massas de 3,6g, 8,5g e 20g (Figuras 46d, 46e, 46f, 47d, 47e e 47f) no segundo ou terceiro harmônico.

Essas observações levam a modificações nas relações que serão usadas como entradas no sistema de inferência Fuzzy. As situações descritas anteriormente demonstram a diversidade dos cenários conforme massas são adicionadas ou desalinhamentos são aplicados. Essa diversidade será relevante para avaliar se a metodologia desenvolvida cumpriu seus objetivos.

A Tabela 6 apresenta as entradas descritas no Capítulo 4 para o sistema, mostrando o valor RMS encontrado a partir dos sinais adquiridos e as relações dos harmônicos determinadas pelas amplitudes. Observa-se que, conforme a massa desbalanceadora e o desalinhamento aumentam, o valor RMS também aumenta, como detalhado no Capítulo 3. Isso não apenas possibilita identificar o estado do desbalanceamento, mas também determina a progressividade da falha na máquina.

Tabela 6 – Entradas do sistema para identificação do desbalanceamento.

Ensaio	RMS (mm/s)	R1 (%)	R2 (%)	R3 (%)
1	0,133	76,65	14,53	8,81
2	0,161	76,68	16,59	9,71
3	0,184	77,77	13,62	8,60
4	0,214	80,76	13,62	9,29
5	0,315	76,80	9,93	9,29
6	0,669	58,87	12,83	10,36
7	0,177	42,14	44,71	13,13
8	0,194	49,24	36,03	14,71
9	0,206	51,94	35,32	12,72
10	0,223	54,78	32,53	12,67
11	0,313	59,29	27,88	12,82
12	0,642	61,68	26,21	12,10
13	0,237	31,42	62,18	6,39
14	0,278	36,60	59,33	4,067
15	0,310	39,00	56,22	4,77
16	0,338	38,00	54,97	6,63
17	0,469	40,81	36,73	22,44
18	0,767	55,70	27,29	16,99

A Tabela 7 exibe as saídas do sistema de identificação de desbalanceamento. Analisando a tabela, percebe-se a progressividade do desbalanceamento, pois conforme este aumenta, o valor também cresce. Isso permite a intervenção em um estado mais propício para a manutenção. Além disso, mesmo com outro tipo de falha, como o desalinhamento aplicado, é possível identificar o desbalanceamento na máquina.

Comparando o estado de desbalanceamento quando não há desalinhamento ou quando há, os estados são quase iguais. Apenas nos casos 9 e 16 é que os estados não são iguais. No entanto, percebe-se que os valores, considerando a progressividade, são próximos quando não há desalinhamento.

Apartir disso, o sistema consegue identificar como outra falha pode influenciar no desbalanceamento. Isso fica mais evidente ao analisar os ensaios 5, 11 e 17, nos quais a progressividade do desbalanceamento aumenta conforme o desalinhamento cresce com a mesma massa.

Considerando o estado do desbalanceamento, nos ensaios com massas de 1,4g, 2,7g e 3,6g, o estado é classificado como inexistente ou tolerável. Nos ensaios em que uma

massa de 8,5g foi adicionada, o estado do desbalanceamento foi considerado alto, e quando uma massa de 20g foi adicionada, o estado foi classificado como perigoso. Isso significa que os resultados são coerentes mesmo diante do desalinhamento, ou seja, os estados não apresentam discrepâncias.

Com base nessas observações, o sistema consegue identificar o desbalanceamento, mas é necessário obter mais dados em outras situações para aprimorar a identificação, possibilitando que, em todas as situações, o estado de desbalanceamento consiga ser identificado, além de determinar o que essas situações resultam em relação ao desbalanceamento.

Tabela 7 – Saídas do sistema de identificação do desbalanceamento referente as situações descritas.

Ensaio	Desbalanceamento	Progressividade do desbalanceamento (%)
1	Inexistente	8
2	Inexistente	16,68
3	Inexistente	21,23
4	Tolerável	26,40
5	Alto	52,43
6	Perigoso	91,09
7	Inexistente	20,39
8	Inexistente	22,95
9	Tolerável	25,08
10	Tolerável	28,07
11	Alto	53,27
12	Perigoso	91,44
13	Inexistente	8,5
14	Inexistente	8,69
15	Inexistente	22,8
16	Inexistente	23,53
17	Alto	58,92
18	Perigoso	91,4

A metodologia empregada neste estudo demonstrou eficácia ao atingir plenamente os objetivos previamente estabelecidos. A abordagem adotada permitiu uma análise abrangente e detalhada das condições operacionais das máquinas rotativas, considerando tanto o desbalanceamento quanto outros fatores de falha, como o desalinhamento, revelando-se capaz de distinguir variados graus de desbalanceamento.

## 6 Conclusão

A análise de vibrações em máquinas rotativas é crucial para detectar precocemente falhas mecânicas, como o desbalanceamento. A revisão bibliográfica destacou diversos métodos e abordagens, incluindo o uso da Lógica Fuzzy, para diagnosticar e monitorar o estado de máquinas. A aplicação dessas técnicas, aliada a bancadas experimentais e modelos matemáticos, oferece uma compreensão profunda do comportamento dinâmico das máquinas.

No presente estudo, foi desenvolvido um sistema de inferência Fuzzy para identificação de desbalanceamento em uma bancada experimental. Os resultados revelaram a eficácia do sistema em diferentes cenários, incluindo a adição de massas desbalanceadoras e o desalinhamento da máquina. A análise dos espectros de frequência e amplitudes dos harmônicos proporcionou uma compreensão abrangente das condições de desbalanceamento.

Comparando com a revisão bibliográfica, observa-se consistência nos benefícios do uso da Lógica Fuzzy na detecção de falhas incipientes. Os resultados obtidos sugerem que o sistema proposto é capaz de identificar, classificar e quantificar o desbalanceamento em diferentes situações. No entanto, a inter-relação do desbalanceamento com outras falhas, como o desalinhamento, destaca a necessidade contínua de refinamento e ampliação do conjunto de dados para aprimorar a identificação em todos os cenários.

As pesquisas revisadas ressaltam a importância do diagnóstico precoce e confiável para reduzir o tempo de inatividade e evitar danos mais graves às máquinas. A abordagem Fuzzy, com sua capacidade de lidar com incertezas e conhecimento linguístico, destaca-se como uma ferramenta valiosa nesse contexto.

O estudo, portanto, não apenas se destaca como uma contribuição significativa para a manutenção preditiva, mas também resalta a importância de abordagens avançadas que estão à frente do currículo tradicional de graduação. O aprendizado da Lógica Fuzzy adquirido, representa não apenas uma ampliação do conhecimento, mas também uma preparação sólida para pesquisas e aplicações futuras em níveis mais avançados da carreira acadêmica e profissional.

O presente estudo confrontou algumas limitações, sendo a principal delas relacionada ao desafio do alinhamento para a coleta de sinais em condições quase ideais. Esta limitação surgiu devido à ausência do equipamento de alinhamento na instituição de pesquisa, levando à necessidade de buscar recursos em outra instituição. Essa busca prolongada resultou em significativo tempo perdido, impactando a conclusão oportuna dos resultados. Além disso, durante o processo de alinhamento da bancada, foi observado que

os mecanismos utilizados para desalinhamento e alinhamento não proporcionam facilidade no ajuste preciso.

Considerando as limitações mencionados, sugere-se, como perspectiva para trabalhos futuros, a implementação de modificações na bancada a fim de facilitar o processo de alinhamento. Estas modificações incluiriam a substituição do fuso por um modelo com passo menor para ajustes mais finos, a troca da plataforma por uma chapa mais espessa e ampla, permitindo a fácil colocação de um nível. Além disso, na referida chapa, poderia ser incorporada uma porca soldada, possibilitando o uso de um parafuso para realizar o alinhamento empurrando a base do motor em relação a vista superior. Dada a ausência do equipamento de alinhamento, propõe-se explorar métodos alternativos, possivelmente utilizando informações extraídas do espectro de vibração, para otimizar o processo de alinhamento na ausência de ferramentas especializadas. Essas melhorias visam superar as limitações enfrentadas durante a condução deste estudo, aprimorando a eficiência e a precisão das operações experimentais na bancada.

Em suma, o sistema Fuzzy desenvolvido demonstra ser uma ferramenta promissora para o monitoramento e diagnóstico de desbalanceamento em máquinas rotativas. O aprimoramento contínuo, baseado em dados mais abrangentes, pode ampliar ainda mais sua eficácia em ambientes industriais, contribuindo para a manutenção preditiva e a eficiência operacional.

# Referências

- QuatroRodas. Qual a diferença entre tração 4wd e tração awd? 2017. URL <<https://quatrorodas.abril.com.br/auto-servico/qual-a-diferenca-entre-tracao-4wd-e-tracao-awd/>>. Citado 2 vezes nas páginas 7 e 15.
- E. S. COSTA. Diagnóstico de defeitos mecânicos em máquinas rotativas usando lógica fuzzy baseada no espectro completo de vibrações, 2011. Citado 8 vezes nas páginas 7, 18, 19, 20, 29, 32, 34 e 40.
- A. S. AQUINO. *CONTROLE DE VIBRAÇÃO DE UM SISTEMA SOB DESBALANCEAMENTO ROTATIVO UTILIZANDO ATUADOR DE LIGA COM MEMÓRIA DE FORMA*. PhD thesis, Universidade Federal da Paraíba, Paraíba, Brasil, 2011. Citado 3 vezes nas páginas 7, 18 e 19.
- W. S. SOUSA. Desenvolvimento de um sistema aplicativo em labview para o monitoramento de máquinas rotativas com um módulo de balanceamento de rotores. page 127, 2005. Citado 6 vezes nas páginas 7, 21, 22, 23, 24 e 25.
- M. DESOUKI, S. SASSI, J. RENNO, and S. A. GOWID. Dynamic response of a rotating assembly under the coupled effects of misalignment and imbalance. 2020. Citado 3 vezes nas páginas 7, 25 e 26.
- P. PONCE-CRUZ, A. MOLINA, and B. MACCLEERY. *Fuzzy Logic Type 1 and Type 2 Based on LabVIEW™ FPGA*. Industrial Text Company, 1997. Citado 7 vezes nas páginas 7, 29, 30, 35, 37, 38 e 39.
- FIXTURLASER. *FIXTURLASER USER'S MANUAL*. 8 edition, 2012. Citado 7 vezes nas páginas 8, 73, 74, 75, 76, 77 e 78.
- S. M. S. HOLANDA. Aplicação da manutenção preditiva por análise de vibrações em equipamentos de trens urbanos com plano de manutenção proposto, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 51.
- M. G. M. SOUZA, B. L. C. MOURA, M. O. A. GONZÁLEZ, D. C. MELO, and R. M. VASCONCELOS. Inteligência artificial aplicada na operação e manutenção de aerogeradores: Estudo exploratório. 2019. Citado na página 14.
- M. C. SILVA. Métodos de inteligência artificial para diagnóstico de defeitos em máquinas rotativas, 2018. Citado na página 14.
- P. P. V. Q. LABRE. Análise de vibração e termografia na manutenção e confiabilidade de equipamentos em uma usina de beneficiamento de sementes, 2019. Citado na página 14.
- R. A. MARÇAL and R. L. SANTOS. Medição, análise e controle de vibração em máquinas industriais: Estudo de caso em uma empresa de grande porte do setor madeireiro, 2013. Citado na página 14.



- D. H. J. SILVA. Processamento de sinais para monitoramento de vibrações em unidades geradoras hidrelétricas, 2013. Citado na página 14.
- J. S. Mitchell. *Introduction to machine analysis and monitoring*. Ed. PennWell Publishing company, 1993. Citado na página 14.
- R. SENKO. Implementação de sistema especialista para o monitoramento e diagnóstico de desbalanceamento em sistema mecânico rotativo por análise de vibrações, 2013. Citado na página 14.
- J. T. SANTOS. Análise modal experimental de eixos trincados, 2007. Citado na página 14.
- P. S. SOARES. Sistema de avaliação preditiva de falhas em máquinas elétricas usando lógica fuzzy com análise dos parâmetros de vibração, corrente e temperatura, 2014. Citado na página 14.
- S. S. Rao. *Mechanical Vibrations*. Pearson Education, 6 edition, 2017. ISBN 978-0-134-36130-7. Citado na página 14.
- ANAMT. Vibração ocupacional pode causar sérios danos à saúde do trabalhador. 2018. URL <<https://www.anamt.org.br/portal/2018/01/18/vibracao-ocupacional-pode-causar-serios-danos-a-saude-do-trabalhador/>>. Citado na página 14.
- A. L. CARGNELUTTI, J. P. R. QUINTAS, and H. M. GOMES. Análise do nível de vibração em plataformas vibratórias para condicionamento físico frente à norma iso 2631, 2011. Citado na página 15.
- R. TANSCHKEIT. *SISTEMAS FUZZY*. DEE-PUC-Rio. Citado na página 16.
- R. F. M. MARÇAL. *UM MÉTODO PARA DETECTAR FALHAS INCIPIENTES EM MÁQUINAS ROTATIVAS BASEADO EM ANÁLISE DE VIBRAÇÕES E LÓGICA FUZZY*. PhD thesis, UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL, Rio Grande do Sul, Brasil, 2000. Citado 3 vezes nas páginas 16, 18 e 20.
- LI XIAOJUN and A. PALAZZOLO. Rotating machinery monitoring and fault diagnosis with neural network enhanced fuzzy logic expert system. 2016. Citado na página 18.
- CHUN SIU, QIANG SHEN, and R. MILNE. A fuzzy expert system for vibration cause identification in rotating machines. 1997. Citado na página 18.
- A. P. DOURADO. *FUZZY LOGIC AS A TOOL FOR UNCERTAINTY, ROBUSTNESS AND RELIABILITY ANALYSES OF MECHANICAL SYSTEMS*. PhD thesis, UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA, Minas Gerais, Brasil, 2018. Citado na página 19.
- M. MAZZOLENI, K. SARDA, A. ACERNESE, L. RUSSO, L. MANFREDI, L. GLIELMO, and C. D. VECCHIO. A fuzzy logic-based approach for fault diagnosis and condition monitoring of industry 4.0 manufacturing processes. 2022. Citado na página 20.
- I. A. M. LIMA. Proposição de uma bancada didática para análise de vibração em manutenção preditiva, 2014. Citado na página 21.

- R. B. MCMILLAN. *Rotating Machinery: Practical Solutions to Unbalance and Misalignment*. The Fairmont Press, 1994. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 24.
- L. A. BRYAN and E. A. BRYAN. *Programmable Controllers Theory and Implementation*. Industrial Text Company, 1997. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 29.
- T. MEOLA. Monitoramento em tempo real da qualidade de sinais de vibrações utilizando inteligência artificial, 2005. Citado 6 vezes nas páginas 27, 28, 34, 35, 38 e 39.
- O. N. Souza. Introdução à teoria dos conjuntos fuzzy. 2010. Citado na página 27.
- M. G. SIMÕES and I. S. SHAW. *Controle e Modelagem FUZZY*. BLUCHER, 1999. Citado 4 vezes nas páginas 29, 30, 35 e 40.
- J. D. MORÉ. Aplicação da lógica fuzzy na avaliação da confiabilidade humana nos ensaios não destrutivos por ultra-som, 2004. Citado na página 31.
- T. J. ROSS. *Fuzzy logic with engineering applications*. Library of Congress Cataloging-in-Publication Data, 2010. Citado na página 37.
- R. S. AZEVEDO. Desenvolvimento de uma ferramenta virtual para detecção e análise de desbalanceamento em simulador de máquina rotativa, 2017. Citado na página 42.
- P. S. R. DINIZ, E. A. B. SILVA, and S. L. NETTO. *Processamento Digital de Sinais*. Bookman, 2014. Citado na página 48.
- S. HAYKIN and B. V. VEEN. *Sinais e Sistemas*. Bookman, 2001. Citado na página 49.

# Apêndices

# APÊNDICE A – Código do Sistema de Inferência *Fuzzy*

```

.
clear all close all clc

%Definir a frequência de amostragem
T = 10; %Duração do sinal (s)

Fs = 2048; % Amostragem da frequência (deve ser  $F_s \geq 2F_{max}$  a frequência de amostragem deve ser o dobro da frequência máxima)

rot_maq = 3520; %RPM

%Denominação de tempo e amplitude (mm/s2)
bal = load('MancaInterno_Desalinhamento_20g.txt');
t = bal(:,1);

amp_a = bal(:,2) - mean(bal(:,2));% eliminar ruído das tensões DC

L = length(t); %Número total de amostras

%Eliminar resíduo aceleração
dc_a = dsp.DCBlocker('Algorithm','FIR');
amp_a_eliminar_dc = dc_a(amp_a);

%Plot gráfico de aceleração x tempo
% figure(1)
% plot(t,amp_a);
% hold on
% plot (t,amp_a_eliminar_dc)
% xlabel ('Tempo (s)')
% ylabel ('Aceleração (m/s2)')

%Integração para obter a velocidade
amp_v = (cumtrapz(t,amp_a_eliminar_dc))*1000;
amp_v = amp_v - mean(amp_v);

```

```
%Eliminar tendencia
%amp_v = detrend(amp_v);
%Eliminar resíduo velocidade
dc_v = dsp.DCBlocker('Algorithm','FIR');
amp_v_eliminar_dc = dc_v(amp_v);
%Filtro passa banda entre harmonico 1 e 3
amp_v_bandpass = bandpass(amp_v_eliminar_dc,[58.6 176.01],Fs,'ImpulseResponse',
'fir','Steepness',0.96);
%Filtro parabanda entre harmonico 1 e 2
amp_v_bandstop1 = bandstop(amp_v_bandpass,[58.9 117.3],Fs,'ImpulseResponse',
'fir','Steepness',0.95);
%Filtro parabanda entre harmonico 2 e 3
amp_v_bandstop2 = bandstop(amp_v_bandstop1,[117.8 176.3],Fs,'ImpulseResponse',
'fir','Steepness',0.95);
%Plot gráfico de velocidade (RMS) x tempo
% figure(2)
% plot(t,amp_v);
% hold on
% plot(t, amp_v_bandstop2)
% xlabel ('Tempo (s)');
% ylabel ('RMS (mm/s)');
%Valores RMS velocidade e aceleração
rms_v = rms(amp_v_bandstop2);
%Transformada de Fourier RMS
fft_v = fft(amp_v_bandstop2);
fft_v2 = (abs(fft_v/L)); %calculando o spectrum dos dois lados
fft_v1 = fft_v2(1:L/2+1);%calculando o spectrum unilateral com base no spec-
trum dos dois lados utilizando o tamanho do sinal
fft_v1(2:end-1) = 2*fft_v1(2:end-1); fv=Fs*(0:(L/2))/L; %Define o domínio da
frequência
```

```
%Plot gráfico de Velocidade (RMS) x tempo
% figure(4)
% plot(fv,fft_v1)
% xlabel('Frequência(Hz)')
% ylabel('RMS (mm/s)')
%Dados necessário para análise
freq_maq = rot_maq/60;
% Defina a faixa de frequências desejada
freq_inicial_H1 = freq_maq-0.8;
freq_final_H1 = freq_maq+0.5;
freq_inicial_H2 = (freq_maq*2)-0.8;
freq_final_H2 = (freq_maq*2)+0.5;
freq_inicial_H3 = (freq_maq*3)-0.8;
freq_final_H3 = (freq_maq*3)+0.5;
% Inicialize as variáveis para o valor máximo de amplitude e sua frequência cor-
respondente
H1 = 0;
freq_H1 = 0;
H2 = 0;
freq_H2 = 0;
H3 = 0;
freq_H3 = 0;
% Percorra o vetor de frequências e encontre o valor máximo na faixa
for i = 1:length(fv)
if fv(i) >= freq_inicial_H1 & fv(i) <=
freq_final_H1
if fft_v1(i) > H1
H1 = fft_v1(i);
freq_H1 =fv(i);
end
```

```
end
end
for i = 1:length(fv)
if fv(i) >= freq_inicial_H2 fv(i) <=
freq_final_H2
if fft_v1(i) > H2
H2 = fft_v1(i);
freq_H2 =fv(i);
end
end
end
for i = 1:length(fv)
if fv(i) >= freq_inicial_H3 fv(i) <=
freq_final_H3
if fft_v1(i) > H3
H3 = fft_v1(i);
freq_H3 =fv(i);
end
end
end
%Razão dos harmônicos
HS= H1+H2+H3;
R1=(H1/HS)*100;
R2=(H2/HS)*100;
R3=(H3/HS)*100;
%%Lógica Fuzzy
%Criado sistema Fuzzy (fuzzy inference systems (FIS))
fis = newfis('idendes');
%Entrada
% Variáveis de entrada
```

```

fis = addvar(fis,'input','RMS',[0 1])
fis = addvar(fis,'input','R1',[0 100])
fis = addvar(fis,'input','R2',[0 100])
fis = addvar(fis,'input','R3',[0 100])
% Variáveis de saída
fis = addvar(fis,'output','Desbalanceamento',[0 100])
% Funções de pertinência Fuzzy RMS
fis = addmf(fis, 'input', 1, 'P', 'trapmf', [-0.2 0 0.133 0.259]);
fis = addmf(fis, 'input', 1, 'M', 'trimf', [0.133 0.259 0.346]);
fis = addmf(fis, 'input', 1, 'A', 'trimf', [0.259 0.346 0.432]);
fis = addmf(fis, 'input', 1, 'MA', 'trapmf', [0.346 0.432 1 2]);
% Funções de pertinência Fuzzy R1
fis = addmf(fis, 'input', 2, 'RSP', 'trapmf', [-10 0 30 60]);
fis = addmf(fis, 'input', 2, 'RSM', 'trimf', [30 50 70]);
fis = addmf(fis, 'input', 2, 'RSA', 'trapmf', [40 70 100 110]);
% Funções de pertinência Fuzzy R2
fis = addmf(fis, 'input', 3, 'RSP', 'trapmf', [-10 0 30 60]);
fis = addmf(fis, 'input', 3, 'RSM', 'trimf', [30 50 70]);
fis = addmf(fis, 'input', 3, 'RSA', 'trapmf', [29 70 100 110]);
% Funções de pertinência Fuzzy R3
fis = addmf(fis, 'input', 4, 'RSP', 'trapmf', [-10 0 30 60]);
fis = addmf(fis, 'input', 4, 'RSM', 'trimf', [30 50 70]);
fis = addmf(fis, 'input', 4, 'RSA', 'trapmf', [40 70 100 110]);
% Funções de pertinência da saída
fis = addmf(fis, 'output', 1, 'Inexistente', 'trimf', [-1 0 25]);
fis = addmf(fis, 'output', 1, 'Tolerável', 'trimf', [25 37.5 50]);
fis = addmf(fis, 'output', 1, 'Alto', 'trimf', [50 62.5 75]);
fis = addmf(fis, 'output', 1, 'Perigoso', 'trimf', [75 100 101]);
%Regras regras = [1 3 1 1 1 1 1; 2 3 1 1 2 1 1; 3 3 1 1 3 1 1; 4 3 1 1 4 1 1; 1 2 1 1
1 1 1; 2 2 1 1 2 1 1; 3 2 1 1 3 1 1; 4 2 1 1 4 1 1; 0 3 3 3 1 1 1; 0 3 3 2 1 1 1; 0 3 3 1 1 1 1;

```



```
0 3 2 3 1 1 1; 0 3 2 2 1 1 1; 0 3 2 1 1 1 1; 0 3 1 3 1 1 1; 0 3 1 2 1 1 1; 0 2 3 3 1 1 1; 0 2 3  
2 1 1 1; 0 2 3 1 1 1 1; 0 2 2 3 1 1 1; 0 2 2 2 1 1 1; 0 2 2 1 1 1 1; 0 2 1 3 1 1 1; 0 2 1 2 1 1  
1; 0 1 3 3 1 1 1; 0 1 3 2 1 1 1; 0 1 3 1 1 1 1; 0 1 2 3 1 1 1; 0 1 2 2 1 1 1; 0 1 2 1 1 1 1; 0 1  
1 3 1 1 1; 0 1 1 2 1 1 1];
```

```
    fis = addRule(fis,regras);
```

```
    % Avaliação do sistema fuzzy
```

```
    desbalanceamento = evalfis(fis, [rms_v R1 R2 R3])
```

```
    figure (1)
```

```
    plotfis(fis)
```

```
    % showrule(fis)
```

```
    figure (2)
```

```
    plotmf(fis,'input',1)
```

```
    figure (3)
```

```
    plotmf(fis,'input',2)
```

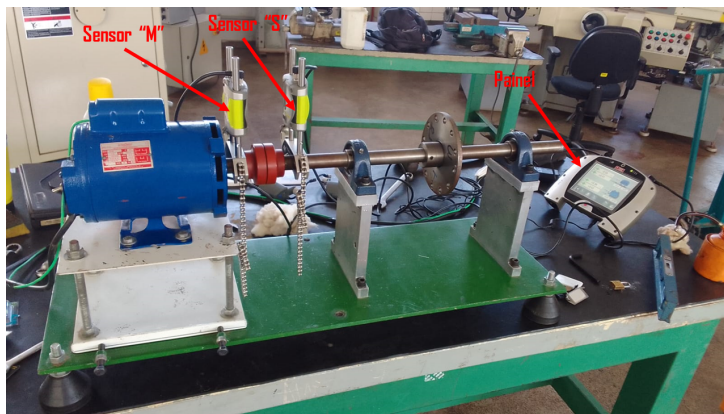
```
    figure (4)
```

```
    plotmf(fis,'output',1)
```

## APÊNDICE B – Procedimento para calibração

Para o procedimento, foi utilizado o manual incluso no próprio alinhador XA Express Alignment ([FIXTURLASER, 2012](#)). O procedimento começou com a limpeza do painel e do detector laser usando algodão para evitar arranhões na superfície.

Em seguida, foram colocados os sensores nos eixos, onde o sensor com a letra "M" deve ser posicionado no eixo do motor e o sensor com a letra "S" no eixo acoplado ao motor (Fig. 48a). A posição dos sensores foi ajustada de modo que os dois lasers estivessem alinhados, garantindo a obtenção das informações (Fig. 48b).



(a) Localização dos sensores na bancada.



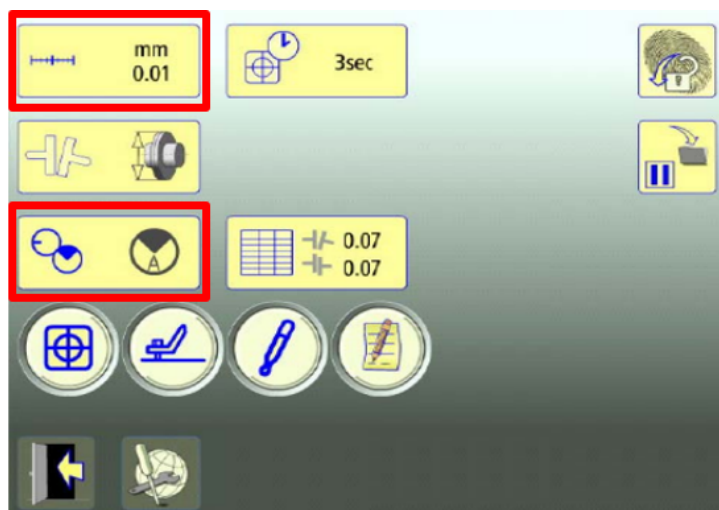
(b) Movimentos para os ajustes dos sensores ([FIXTURLASER, 2012](#)).

Figura 48 – Posicionamento para os sensores.

Posteriormente, no painel, na tela de configuração (Fig. 49a), foi definida a tolerância exigida através da rotação do motor. Além disso, foi determinado o método de medição, sendo escolhido o método de três pontos (Fig. 49b).



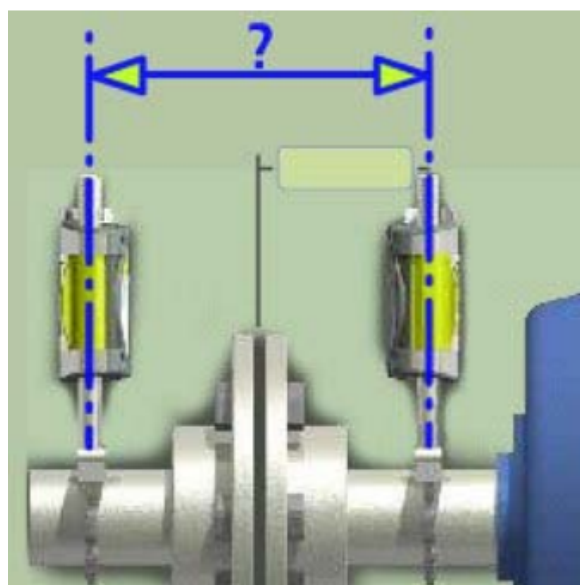
(a) Visor inicial do painel.



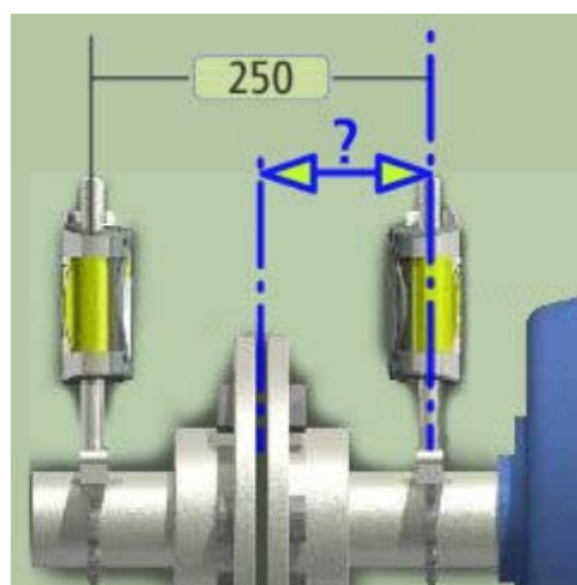
(b) Configurações inicial para medição.

Figura 49 – Configurações para determina as tolerância do sistema (FIXTURLASER, 2012).

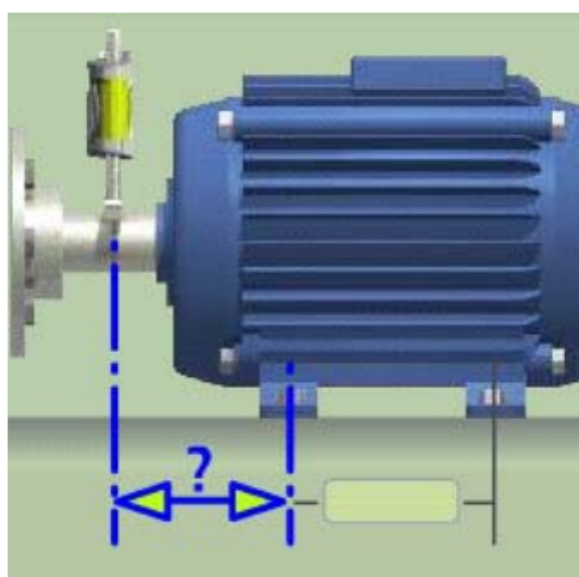
Em seguida, foi realizado as medições, iniciando colocando os valores das distâncias referentes à posição entre os sensores (Fig. 50a), o centro do acoplamento ao sensor conectado ao eixo do motor (Fig. 50b), entre o sensor conectado ao eixo do motor e os pés da frente (Fig. 50c), e entre os pés do motor (Fig. 50d). A Figura 51 mostra como é o layout para colocar os valores das distancias e informa que a posição dos sensores está correta.



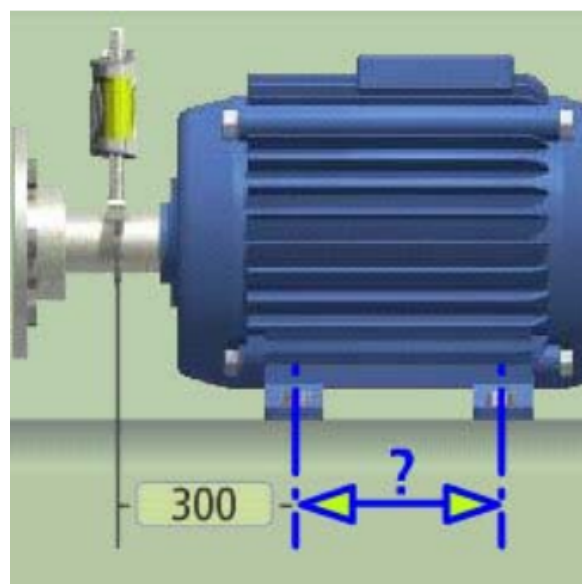
(a) Distância da posição entre os sensores.



(b) Distância da posição do centro do acoplamento ao sensor conectado ao eixo do motor.



(c) Distância da posição entre o sensor conectado ao eixo do motor e os pés da frente.



(d) Distância da posição entre os pés do motor.

Figura 50 – Valores das posições (FIXTURLASER, 2012).

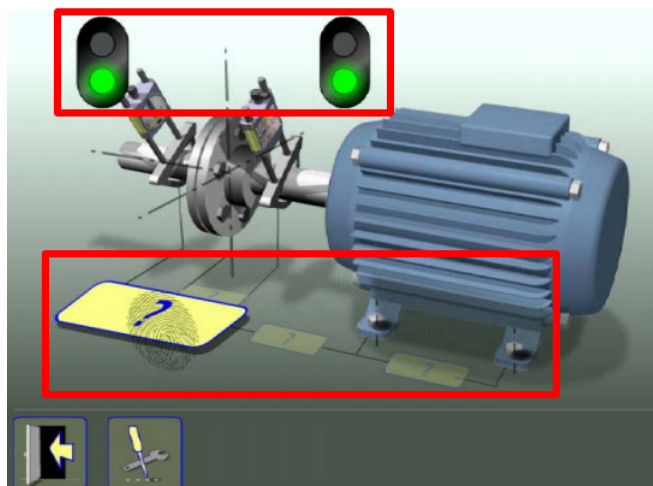


Figura 51 – Layout para informa as posições do sensor e motor (FIXTURLASER, 2012).

Após o procedimento anterior, foi realizado o giro do eixo em três posições diferentes. O painel indica os campos nos quais a medição pode ser feita (Fig. 52). Ao posicionar o eixo, é necessário pressionar no painel e aguardar 3 segundos para a coleta das informações, com o eixo parado.

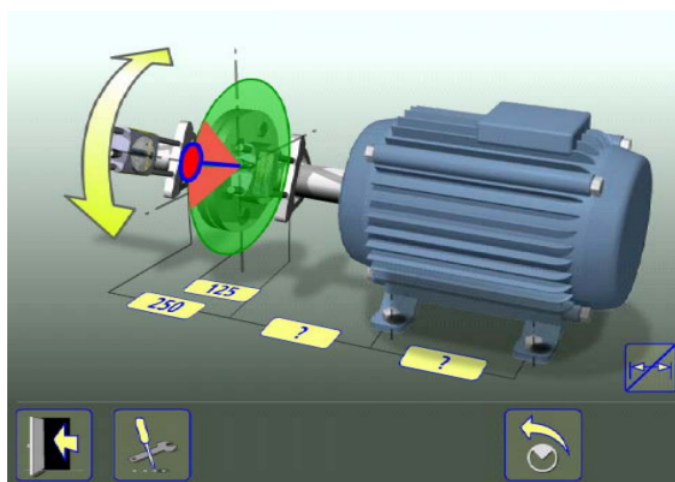


Figura 52 – Informação mostrada para obtenção das medidas (FIXTURLASER, 2012).

Com isso, são apresentados os resultados das medições, que mostram os valores de acoplamento e os valores dos pés, tanto na direção vertical quanto na horizontal (Fig. 53). Os símbolos exibidos na tela indicam o status do acoplamento, sendo verde dentro da tolerância, amarelo próximo e vermelho fora da tolerância (Fig. 54).

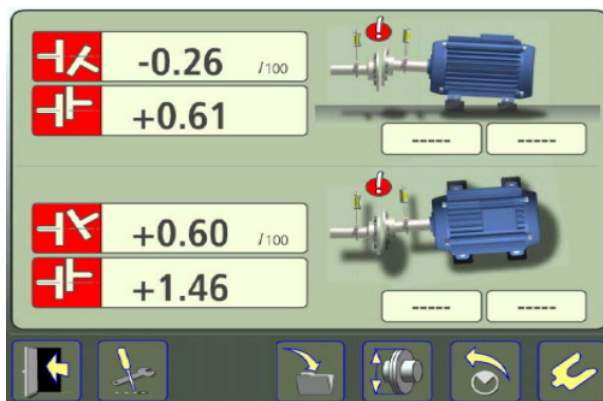


Figura 53 – Resultado das medições (FIXTURLASER, 2012).



Figura 54 – Símbolos para determina a condição da máquina (FIXTURLASER, 2012).

Em seguida, é realizado o processo de alinhamento pressionando o ícone marcado em vermelho da Fig. 55 localizado na tela de resultados.



Figura 55 – Passo para o alinhamento (FIXTURLASER, 2012).

Para alinha o eixo é posicionado em 12h ou 6h para ajuste na direção vertical (Fig. 56) e em 3 ou 9 horas para o ajuste na posição horizontal (Fig. 57). O indicador auxilia a atingir a posição correta. O ajuste deve ser feito até que os valores da máquina estejam dentro das tolerâncias exigidas. As setas no indicador indicam a direção na qual a máquina deve ser movida.

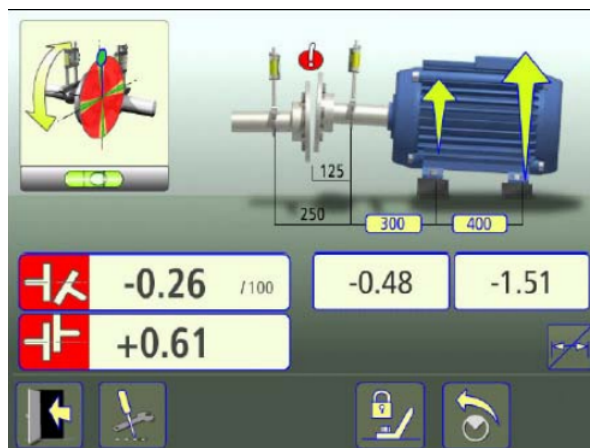


Figura 56 – Alinhamento direção vertical (FIXTURLASER, 2012).

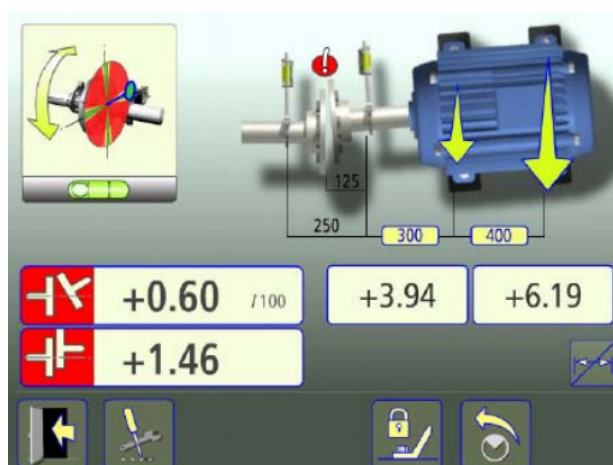


Figura 57 – Alinhamento direção horizontal (FIXTURLASER, 2012).

Após o processo anterior, mova o eixo para 12 ou 6 horas e verifique se a máquina está dentro da tolerância exigida. Para confirmar o resultado, refaça a medição no ícone selecionando o ícone destacado em vermelho.



Figura 58 – Informação que o sistema está alinhado (FIXTURLASER, 2012).

# APÊNDICE C – Tabela de Regras

Tabela 8 – Regras Fuzzy do desbalanceamento no sentido radial.

Se (RMS é P) e (R1 é RSA) e (R2 é RSP) e (R3 é RSP) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (RMS é M) e (R1 é RSA) e (R2 é RSP) e (R3 é RSP) então (Desbalanceamento é Tolerável)
Se (RMS é A) e (R1 é RSA) e (R2 é RSP) e (R3 é RSP) então (Desbalanceamento é Alto)
Se (RMS é MA) e (R1 é RSA) e (R2 é RSP) e (R3 é RSP) então (Desbalanceamento é Perigoso)
Se (RMS é P) e (R1 é RSM) e (R2 é RSP) e (R3 é RSP) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (RMS é M) e (R1 é RSM) e (R2 é RSP) e (R3 é RSP) então (Desbalanceamento é Tolerável)
Se (RMS é A) e (R1 é RSM) e (R2 é RSP) e (R3 é RSP) então (Desbalanceamento é Alto)
Se (RMS é MA) e (R1 é RSM) e (R2 é RSP) e (R3 é RSP) então (Desbalanceamento é Perigoso)
Se (R1 é RSA) e (R2 é RSA) e (R3 é RSA) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSA) e (R2 é RSA) e (R3 é RSM) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSA) e (R2 é RSA) e (R3 é RSP) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSA) e (R2 é RSM) e (R3 é RSA) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSA) e (R2 é RSM) e (R3 é RSM) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSA) e (R2 é RSM) e (R3 é RSP) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSA) e (R2 é RSP) e (R3 é RSA) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSA) e (R2 é RSP) e (R3 é RSM) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSM) e (R2 é RSA) e (R3 é RSA) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSM) e (R2 é RSA) e (R3 é RSM) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSM) e (R2 é RSA) e (R3 é RSP) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSM) e (R2 é RSM) e (R3 é RSA) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSM) e (R2 é RSM) e (R3 é RSM) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSM) e (R2 é RSM) e (R3 é RSP) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSM) e (R2 é RSP) e (R3 é RSA) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSM) e (R2 é RSP) e (R3 é RSM) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSP) e (R2 é RSA) e (R3 é RSA) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSP) e (R2 é RSA) e (R3 é RSM) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSP) e (R2 é RSA) e (R3 é RSP) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSP) e (R2 é RSM) e (R3 é RSA) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSP) e (R2 é RSM) e (R3 é RSM) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSP) e (R2 é RSM) e (R3 é RSP) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSP) e (R2 é RSP) e (R3 é RSA) então (Desbalanceamento é Inexistente)
Se (R1 é RSP) e (R2 é RSP) e (R3 é RSM) então (Desbalanceamento é Inexistente)