



*Universidade Federal da Paraíba
Centro de Tecnologia
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA
- Mestrado - Doutorado*

**SISTEMA HÍBRIDO PARA DIAGNÓSTICO DE
FALHAS EM MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS
COM BASE NO MÉTODO VIBRACIONAL,
CORRENTE DE ARMADURA E LÓGICA FUZZY**

Por

Amanda Guerra de Araújo Cruz

*Tese de Doutorado apresentada à Universidade Federal da Paraíba
como parte dos requisitos para obtenção do grau de Doutor*

João Pessoa – Paraíba

outubro, 2015

AMANDA GUERRA DE ARAÚJO CRUZ

**SISTEMA HÍBRIDO PARA DIAGNÓSTICO DE
FALHAS EM MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS
COM BASE NO MÉTODO VIBRACIONAL,
CORRENTE DE ARMADURA E LÓGICA FUZZY**

Tese de Doutorado apresentada ao
curso de Pós-Graduação em
Engenharia Mecânica da Universidade
Federal da Paraíba, em cumprimento às
exigências para obtenção do Grau de
Doutor.

Orientador: Prof. Dr. Abel Cavalcante de Lima Filho

João Pessoa - Paraíba

outubro, 2015

C957s Cruz, Amanda Guerra de Araújo.

Sistema híbrido para diagnóstico de falhas em motores de indução trifásicos com base no método vibracional, corrente de armadura e lógica fuzzy / Amanda Guerra de Araújo Cruz.- João Pessoa, 2015.

121f. : il.

Orientador: Abel Cavalcante de Lima Filho

Tese (Doutorado) - UFPB/CT

1. Engenharia mecânica. 2. Motor de indução. 3. Detecção de falhas. 4. Lógica fuzzy. 5. Análise multiresolução.

UFPB/BC

CDU: 621(043)

**SISTEMA HÍBRIDO PARA DIAGNÓSTICO DE FALHAS EM
MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS COM BASE NO MÉTODO
VIBRACIONAL, CORRENTE DE ARMADURA E LÓGICA FUZZY**

por

AMANDA GUERRA DE ARAÚJO CRUZ

Tese aprovada em 26 de outubro de 2015

Abel Cavalcante Lima Filho
Prof. Dr. Abel Cavalcante Lima Filho
Orientador

Francisco Antônio Belo
Prof. Dr. Francisco Antônio Belo
Examinador Interno

Márcio Cavalcanti Rodrigues
Prof. Dr. Márcio Cavalcanti Rodrigues
Examinador Interno

Koje Daniel Vasconcelos Mishina
Prof. Dr. Koje Daniel Vasconcelos Mishina
Examinador Externo

Marcelo Magalhães Ávila Paz
Prof. Dr. Marcelo Magalhães Ávila Paz
Examinador Externo

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho ao meu pai Antonio Onofre Guerra (em memória), que viu apenas o início deste objetivo, mas que estaria se realizando junto comigo e ao meu esposo Danilo por ser minha maior força para concluir.

AGRADECIMENTOS

Agradeço antes de mais nada, à Deus, pelo dom da minha vida, por manter minha saúde e de minha família para que fosse possível desenvolver este trabalho, por cuidar do meu caminho e iluminar todos os meus passos.

Agradeço ao meu pai Antonio, pois suas lembranças me ajudavam a prosseguir trilhando o caminho do conhecimento e à minha mãe Aliete, pelo seu gigante amor que me inspirava a ter perseverança, sem falar na ajuda em inúmeros momentos que eu precisava de tempo para estudar.

Agradeço ao meu esposo Danilo, minha rocha, minha bússola e meu norte, o meu amor. Minha alegria e força em muitos momentos que fraquejei, que pensei em desistir, a voz que falava sempre em meu ouvido que eu conseguia, obrigada, aqui estamos! Este trabalho é um filho que foi planejado, carregado por nós dois em nossa família e que agora, finalmente nasceu.

Agradeço às minhas bênçãos, meus amores, pedaços de mim, alegrias dos meus dias tão corridos, que com um sorriso mesmo em meio à tanta falta de tempo para vocês, enchia e enche sempre meu coração de paz. Luzes dos meus olhos, meus filhos que são irmãos e companheiros igual a história conta, João e Maria.

Agradeço ao meu orientador, professor Abel, por toda atenção, ajuda e conhecimento transmitido durante a elaboração deste projeto, sempre com muita paciência e tranquilidade nos momentos que eu precisava.

Agradeço aos meus amigos e companheiros de laboratório, Sandro e Carlos Alberto pela ajuda em vários momentos.

Finalmente, agradeço a todos que de alguma maneira colaboraram para execução deste projeto ou que simplesmente torceram e acreditaram que este dia chegaria.

Muito obrigada!

"Sempre que a descrença vier se instalar, não tema que ela pode estar em qualquer lugar, ponha fé em você e busque acreditar, que sua força maior ninguém pode ver, mas se você botar fé, com o tempo os outros vão ver."

Espera – Pé de Coco

SISTEMA HÍBRIDO PARA DIAGNÓSTICO DE FALHAS EM MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS COM BASE NO MÉTODO VIBRACIONAL, CORRENTE DE ARMADURA E LÓGICA FUZZY

RESUMO

O motor de indução trifásico é o principal meio de conversão eletromecânica existente, estando presente em praticamente todos os processos industriais. Devido à sua importância, é fundamental que estes equipamentos tenham uma correta manutenção preditiva, evitando perda de produção e acidentes operacionais em caso de falhas inesperadas. Diante deste cenário vários pesquisadores têm realizado estudos para detecção de falhas incipientes. Quanto ao método sensor utilizado, as técnicas mais comuns estão relacionadas a medição dos níveis de vibração utilizando acelerômetros e medição de sinais elétricos do motor. A escolha da técnica envolve fatores como a invasividade, tipo de acionamento do motor e a sensibilidade à falha. A proposta deste trabalho envolve o desenvolvimento de um sistema híbrido que utilize dados coletados por sensores de vibração e de corrente para detecção de falhas incipientes em motores de indução trifásicos de maneira mais precoce e eficiente. Os sinais de corrente e de vibração foram processados no domínio da frequência pela transformada de Fourier e através da análise multiresolução, servindo como entrada para sistemas de lógica Fuzzy, permitindo que se aumente a eficiência na detecção da falha em relação às técnicas individuais. Foi investigada a falha de desbalanceamento em uma bancada com o motor acoplado a uma hélice e barras quebradas em outra bancada com motor de corrente contínua acoplado para aplicar a carga, sendo escolhidos os melhores métodos em cada caso. O sistema foi desenvolvido no software Matlab e foi validado através de diagnósticos corretos para ambas as falhas, sendo capaz de detectar a falha de desbalanceamento tanto na hélice quanto no eixo e de barras quebradas em diferentes condições de carga.

Palavras – chave: detecção de falhas, lógica fuzzy, análise multiresolução, motor de indução.

HYBRID SYSTEM FOR FAULT DETECTION IN THREE-PHASE INDUCTION MOTOR BASED ON VIBRATIONAL AND CURRENT METHOD AND FUZZY LOGIC

ABSTRACT

The three-phase induction motors are the most important way for electromechanical conversion, being present in almost every industrial process. Because of their importance, it is crucial that these devices have a proper predictive maintenance, avoiding lost production and operational accidents in the event of unexpected failures. In this scenario several researchers have conducted studies to detect incipient faults. About the sensing method used, the most common techniques are related to measuring the vibration levels using accelerometers and measuring electrical motor signals. The choice of technique involves factors such as invasiveness, drive motor type and the sensitivity to failure. The purpose of this work involves the development of a hybrid system that uses data collected by vibration and current sensors for fault detection in induction motors, earlier and more efficiently. The current and vibration signals were processed in the frequency domain and through the multiresolution analysis, serving as inputs of a fuzzy logic system, allowing to increase the sensitivity and efficiency in fault detection techniques in relation to the individual. The unbalance failure was investigated on a workbench with the motor coupled to a propeller and broken bars with another bench with DC motor to apply the load, the best methods being chosen in each case. The system was developed in Matlab software and was validated with correct detection for both failures, being able to detect the unbalance failure on the shaft or propeller as broken bars in different load conditions.

Keywords: fault detection, fuzzy logic, multiresolution analysis, induction motor.

SUMÁRIO

CAPÍTULO I	21
INTRODUÇÃO	21
1.1 MOTIVAÇÃO	21
1.2 BREVE REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	22
1.3 HIPÓTESE	33
1.4 OBJETIVOS	34
1.4.1 Objetivo Geral	34
1.4.2 Objetivos Específicos	34
1.5 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	35
CAPÍTULO II	36
FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	36
2.1 INTRODUÇÃO	36
2.2 PROCESSAMENTO DE SINAIS	36
2.3 LÓGICA FUZZY	43
2.4 CARACTERIZAÇÃO DAS FALHAS	47
2.4.1 Desbalanceamento	47
2.4.2 Barras quebradas	48
CAPÍTULO III	56
DESCRÍÇÃO DO SISTEMA E MÉTODOS	56
3.1 SISTEMA UTILIZADO	56
3.1.1 Aquisição de Dados	56
3.1.2 Bancadas Experimentais	58
3.2 MÉTODOS	61
3.2.1 Ensaios de Desbalanceamento	61

3.2.2 Ensaios de Barras Quebradas	78
3.2.3 Sistema de Detecção	92
3.2.4 Aplicação da Lógica Fuzzy	93
CAPÍTULO IV	102
RESULTADOS EXPERIMENTAIS	102
4.1 INTRODUÇÃO	102
4.2 ANÁLISE DO SISTEMA DE DETECÇÃO	102
CAPÍTULO V	110
5.1 CONCLUSÕES	110
5.2 PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS	112
REFERÊNCIAS	113

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 -Organograma dos métodos de detecção de falhas	23
Figura 2.1 - Principais técnicas de processamento de sinais para análise de falhas	37
Figura 2.2 -Espectro do sinal de corrente através da transformada de Fourier, motor saudável, sem carga	38
Figura 2.3- Fator de Escala "a" da wavelet mãe Chapéu Mexicano (SEVEGNANI, 2009)	40
Figura 2.4 - Translação da Wavelet mãe Chapéu Mexicano (SEVEGNANI, 2009).....	41
Figura 2.5 - Diagrama Esquemático da Análise Multiresolução (SANTIAGO e PEDERIVA, 2006)	42
Figura 2.6 - Árvore de decomposição Wavelet de um sinal em três níveis (SANTIAGO e PEDERIVA, 2006)	43
Figura 2.7 -Exemplo de avaliação de temperatura lógica fuzzy (SILVA, 2012)	44
Figura 2.8 - Representação dos conjuntos fuzzy. (a) Conjunto A, (b) Conjunto B, (c) Conjuntos $A \wedge B$ e $A \vee B$ (MALANGE, 2010).....	45
Figura 2.9 - Diagrama de Blocos do Sistema Especialista Via lógica Nebulosa (CARNEIRO, 2003)	46
Figura 2.10 - Etapas de um Sistema Nebuloso (MALANGE, 2010)	47
Figura 2.11 -Representação desequilíbrio de fase (BRITO, 2002)	48
Figura 2.12- Caracterização do Espectro na Região da Frequência Fundamental (MERTENS JR. e RIBEIRO, 2009)	51
Figura 2.13 Caracterização do espectro de vibração na região da frequência de rotação (MERTENS JR, 2008)	54
Figura 3.1 – Fluxograma para detecção de falha	56
Figura 3.2 – Sistema de Aquisição de Dados	57
Figura 3.3 - Módulo de aquisição NI USB-6211.....	57
Figura 3.4 - Bancada de testes experimentais	58
Figura 3.5 - Sistema de Acionamento da Bancada	59
Figura 3.6 - Bancada para análise de falhas	59

Figura 3.7 – Bancada Experimental para ensaios de Barras Quebradas	60
Figura 3.8– Acréscimo de 20g no flange do motor.	62
Figura 3.9– Elementos desbalanceadores instalados na hélice	62
Figura 3.10– Espectro de Fourier do sinal de vibração para motor com 25g aplicados, simulação de desbalanceamento	63
Figura 3.11– Regressão Linear dos picos de vibração na frequência de falha através de Fourier, para diferentes valores de desbalanceamento no eixo	65
Figura 3.12 - Regressão Linear dos picos de vibração na frequência de falha através de Fourier, para diferentes valores de desbalanceamento na hélice	65
Figura 3.13 – Espectro do sinal de corrente através da transformada de Fourier, para a situação de 25g no eixo do motor	66
Figura 3.14 – Regressão linear do sinal de corrente através da transformada de Fourier, para desbalanceamento no eixo	68
Figura 3.15 – Regressão linear do sinal de corrente, através da transformada de Fourier, desbalanceamento na hélice	68
Figura 3.16 - Análise Multirresolução (SEVEGNANI, 2009)	70
Figura 3.17 - Exemplo de decomposição através da Transformada Discreta Wavelet db4 - nível 10 (SEVEGNANI, 2009).....	71
Figura 3.18 – Análise Multiresolução para o sinal de vibração, desbalanceamento no eixo, dB6	72
Figura 3.19 – Regressão Linear das energias do sinal de vibração no detalhe 9, desbalanceamento no eixo, análise multiresolução	73
Figura 3.20 – Regressão Linear das energias do sinal de vibração no detalhe 9, desbalanceamento na hélice, análise multiresolução	74
Figura 3.21 – Analise multiresolução para o sinal de corrente, desbalanceamento no eixo ..	75
Figura 3.22 – Apresentação mais detalhada da AMR para o sinal de corrente, desbalanceamento no eixo	75
Figura 3.23 – Regressão Linear das energias do sinal de corrente no detalhe 8, desbalanceamento no eixo, AMR	77
Figura 3.24 – Regressão Linear das energias do sinal de corrente no detalhe 8, desbalanceamento na hélice, AMR.....	77
Figura 3.25 – Rotor durante os ensaios, com 1, 3, 5 e 7 barras respectivamente	78
Figura 3.26 - Diagrama de disposição das barras do rotor.....	79

Figura 3.27 - Espectro de vibração para localização da fm ₂ utilizada no cálculo do escorregamento	80
Figura 3.28- Espectro de Fourier, 15Nm, 1 barra quebrada.....	81
Figura 3.29 - Espectro de Fourier, 15Nm, 3 barras quebradas.....	81
Figura 3.30 - Espectro de Fourier, 15Nm, 5 barras quebradas	82
Figura 3.31 – Espectros de Fourier, 15Nm, 7 barras quebradas.....	82
Figura 3.32 – Regressão Linear das amplitudes da banda esquerda do sinal de corrente, barras quebradas, transformada de Fourier, carga de 15Nm.....	84
Figura 3.33 – Espectro de Fourier para sinal de vibração, ensaio de barras quebradas, sem carga.....	85
Figura 3.34 – Regressão Linear das amplitudes da frequência de falha do sinal de vibração, ensaio barras quebradas, transformada de Fourier, 15Nm	86
Figura 3.35 – Análise multiresolução do sinal de corrente, ensaio barras quebradas, carga de 15Nm	87
Figura 3.36 – Análise multiresolução do sinal de corrente, ensaio barras quebradas, carga de 15Nm	87
Figura 3.37 – Regressão Linear das amplitudes de energia do sinal de corrente no detalhe 6, ensaio de barras quebradas, AMR, 15Nm	89
Figura 3.38 – Análise multiresolução, sinal de vibração, ensaio barras quebradas, carga de 15Nm.....	89
Figura 3.39 – Regressão Linear das amplitudes de energia do sinal de vibração no detalhe 6, ensaio de barras quebradas, AMR, 15Nm	91
Figura 3.40 – Fluxograma de funcionamento do sistema de detecção de falhas	92
Figura 3.41 – Janela <i>toolbox</i> fuzzy do Matlab, apresentando a estrutura do sistema Fuzzy	94
Figura 3.42 – Funções de pertinência do sistema fuzzy para desbalanceamento	95
Figura 3.43 – Regras de inferência sistema fuzzy para detecção de desbalanceamento	96
Figura 3.44 – Visualização da ativação das regras para valores simulados	97
Figura 3.45 – Apresentação do sistema fuzzy para barras quebradas.....	98
Figura 3.46- Função de pertinência das variáveis de entrada do sistema fuzzy barras quebradas.....	99
Figura 3.47 – Função de pertinência de saída do sistema fuzzy para barras quebradas	99
Figura 3.48 – Base de regras do sistema fuzzy para detecção de barras quebradas	100

Figura 3.49 – Apresentação da ativação das funções de pertinência para um valor simulado, detecção de barras quebradas	100
Figura 4.1 – Exemplos de saída do sistema de detecção de desbalanceamento no eixo e na hélice	103
Figura 4.2 – Exemplos de saída do sistema de detecção de barras quebradas	105
Figura 4.3 - Comparaçao das técnicas para detecção da falha de desbalanceamento	108
Figura 4.4 - Comparaçao das técnicas para a falha de barras quebradas (20Nm)	109

LISTA DE TABELAS

Tabela 1.1- Comparação Tecnologias de Diagnóstico de Motores - Modificada (PENROSE, 2010)	24
Tabela 2.1 - Severidade e Recomendações na Análise da Corrente (BRITO, BACCARINI, <i>et al.</i> , 2001).....	53
Tabela 3.1– Valores médios do pico de vibração referente ao desbalanceamento no eixo, sinal de vibração, transformada de Fourier	64
Tabela 3.2– Valores médios do pico de vibração referentes ao desbalanceamento na hélice, sinal de vibração, transformada de Fourier	64
Tabela 3.3 - Fatores de Correlação para falha de desbalanceamento, sinal de vibração, Fourier	66
Tabela 3.4– Valores médios da amplitude da frequência de falha referente ao desbalanceamento no eixo, sinal de corrente, transformada de Fourier	67
Tabela 3.5 - Valores médios da amplitude da frequência de falha referente ao desbalanceamento na hélice, sinal de corrente, transformada de Fourier	67
Tabela 3.6 - Fatores de Correlação para falha de desbalanceamento, sinal de corrente, Fourier	69
Tabela 3.7 - Frequência predominante em cada detalhe	71
Tabela 3.8– Valores médios das energias no detalhe 9 referente ao desbalanceamento no eixo, sinal de vibração, através da análise multiresolução	72
Tabela 3.9– Valores médios das energias no detalhe 9 referente ao desbalanceamento na hélice, sinal de vibração, através da análise multiresolução	73
Tabela 3.10 - Fatores de Correlação para falha de desbalanceamento, sinal de vibração, AMR.....	74
Tabela 3.11– Valores médios das energias no detalhe 8 referente ao desbalanceamento no eixo, sinal de corrente, através da análise multiresolução.....	76
Tabela 3.12– Valores médios das energias no detalhe 8 referente ao desbalanceamento na hélice, sinal de corrente, através da análise multiresolução	76
Tabela 3.13 - Fatores de Correlação para falha de desbalanceamento, sinal de corrente, AMR.....	76

Tabela 3.14 - Informações do ensaio de barras quebradas com carga de 20Nm.....	80
Tabela 3.15 – Médias das amplitudes de falha (dB) em diferentes cargas, ensaios de barras quebradas.....	83
Tabela 3.16 - Tabela das médias das amplitudes de falhas por carga e situação do motor .	83
Tabela 3.17 - Fatores de Correlação para falha de barras quebradas, sinal de corrente, Fourier.....	84
Tabela 3.18 – Médias dos valores das frequências de $2fr$ (m/s ²), ensaios barras quebradas	85
Tabela 3.19 - Médias das amplitudes de falhas por carga e situação do motor	86
Tabela 3.20 - Fatores de Correlação para falha de barras quebradas, sinal de vibração, Fourier	86
Tabela 3.21 – Médias dos valores de energia para o sinal de corrente, ensaios de barras quebradas.....	88
Tabela 3.22- Médias das energias em relação à carga e situação do motor	88
Tabela 3.23 - Fatores de Correlação para falha de barras quebradas, sinal de corrente, AMR.....	88
Tabela 3.24 – Médias dos valores de energia, ensaios de barras quebradas, sinal de vibração	90
Tabela 3.25 - Médias das energias relacionadas à carga e a situação do motor.....	90
Tabela 3.26 - Fatores de Correlação para falha de barras quebradas, sinal de vibração, AMR.....	91
Tabela 3.27 – Valores máximos e mínimos variáveis de entrada, sistema fuzzy para desbalanceamento	94
Tabela 3.28 – Valores para normalização dos sinais de entrada para o sistema fuzzy.....	98
Tabela 4.1 – Saídas fornecidas pelo sistema de detecção de desbalanceamento, classificação da severidade.....	104
Tabela 4.2 - Valores médios para análise multiresolução e transformada de Fourier, barras quebradas.....	106
Tabela 4.3 – Saídas fornecidas pelo sistema de detecção de barras quebradas, 0Nm	106
Tabela 4.4 – Saídas fornecidas pelo sistema de detecção de barras quebradas, 5Nm	107
Tabela 4.5 – Saídas fornecidas pelo sistema de detecção de barras quebradas, 10Nm	107
Tabela 4.6 – Saídas fornecidas pelo sistema de detecção de barras quebradas, 15Nm	107
Tabela 4.7 – Saídas fornecidas pelo sistema de detecção de barras quebradas, 20Nm	107

Tabela 4.8 – Saídas fornecidas pelo sistema de detecção de barras quebradas, 25Nm108

LISTA DE SIGLAS E SÍMBOLOS

A/D	<i>Analogic/Digital Converter</i> – Conversor Analógico/Digital
AMR	Análise Multiresolução
ANFIS	<i>Adaptative Neural-Fuzzy System</i> - Sistema Adptativo Neuro-Fuzzy
CWT	<i>Continuous Wavelet Transform</i> - Transformada Wavelet Contínua
DSP	<i>Digital Signal Processor</i> – Processador Digital de Sinais
DWT	<i>Discrete Wavelet Transform</i> - Transformada Wavelet Discreta
ESA	<i>Espectral Signature Analysis</i> - Análise da Assinatura Elétrica
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i> – Transformada Rápida de Fourier
FPGA	<i>Field-Programmable Gate Array</i>
FWT	<i>Fast Wavelet Transform</i> – Transformada Rápida Wavelet
MCA	<i>Motor Current Analysis</i> - Análise da Corrente do Motor
MEMS	<i>Microelectromechanical Systems</i> – Sistemas microeletromecânicos
MUSIC	<i>Multiple Signal Classification</i>
PWM	<i>Pulse Width Modulation</i> – Modulação por Largura de Pulso
RC	Círcuito Resistor-Capacitor
RLC	Círcuito Resistor-Indutor-Capacitor
RMS	<i>Root Mean Square</i> – Valor Quadrático Médio ou Valor Eficaz
STFT	<i>Short Time Fourier Transform</i> – Transformada de Fourier de Curta Duração
ZAM	Zhao-Atlas-Marks
$x(t)$	Função genérica
$X(f)$	Transformada de Fourier do sinal $x(t)$
$X(k)$	Transformada discreta de Fourier
$x(n)$	Sequência discreta do sinal $x(t)$
n	Número de amostras
$\psi_{1,0}(t)$	Wavelet mãe
$\psi_{a,b}(t)$	Wavelets filhas
m e n	Números inteiros relacionados à escala e deslocamento para discretização da transformada de wavelet
a	Parâmetro de escalonamento
b	Coeficiente de translação

a_0 e b_0	Comprimentos dos passos discretos de escalonamento e deslocamento
r_j	Resolução de um sinal genérico
μ_A	Função de pertinência do conjunto nebuloso A
f_r	Frequência de rotação do motor (Hz)
f_1	Frequência de alimentação (Hz)
p	Número de pares de pólos do motor
s	Escorregamento
f_b	Frequência de banda da falha de barras quebradas (Hz)
f_{sinc}	Frequência síncrona (Hz)
f_m	Frequência de rotação mecânica (Hz)
k	Número inteiro maior que zero
Δf	Resolução em frequência
ΔT	Período de amostragem
n	Número de pontos adquiridos
f_{m2}	2º Harmônico da frequência de rotação
f_2	Frequência resultante da interação estator rotor
D	Detalhe
A	Aproximação

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

1.1 MOTIVAÇÃO

A todo o momento as indústrias estão buscando aprimorar seus processos com o objetivo de aumentar a produção e o lucro, necessitando de confiabilidade nos equipamentos envolvidos. Uma vez que o custo com a manutenção está entre os maiores dentro do processo de fabricação de muitos produtos, os equipamentos levam a altas despesas quando se danificam, fazendo com que a busca por sistemas de detecção de falhas seja crescente.

Devido a sua robustez e versatilidade, os motores de indução trifásicos estão extensivamente presentes em diversas aplicações industriais, desde simples sistemas até situações de alto nível de importância e até periculosidade, desta forma, a sua parada ou redução de eficiência pode acarretar em perdas financeiras, acidentes e danos ao meio ambiente.

A análise de vibração e do espectro do sinal de corrente são técnicas muito utilizadas para detecção de falhas em máquinas rotativas, reduzindo o gasto com a indesejada manutenção corretiva. Entretanto, essas técnicas apresentam limitações em certos tipos de aplicações, como a perda de sensibilidade em regimes dinâmicos e deficiência na determinação de algumas falhas específicas.

Este trabalho considera a hipótese de que a utilização simultânea dos sinais de vibração e da corrente de armadura na detecção de falhas incipientes pode melhorar a capacidade de detecção dessas falhas. Para tanto, estes os serão submetidos a uma análise multiresolução e espectral para que sejam utilizados como entrada de um sistema lógico

Fuzzy, de forma que na saída seja obtida uma informação mais segura e sensível quanto à falha que está sendo investigada. Os sinais serão adquiridos, convertidos através de um conversor A/D, processados e com um algoritmo baseado na lógica fuzzy, as falhas serão identificadas quanto ao grau de severidade.

1.2 BREVE REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Custos empregados com a manutenção representam maior parte de todo o custo da fabricação de produtos, onde procedimentos inadequados ou desnecessários podem representar um terço deste valor.

Dentro desta realidade encontram-se os motores elétricos, empregados em diversos tipos de aplicações e em grande quantidade no ambiente industrial onde se considera inadmissível que equipamentos estejam parados, uma vez que isto acarreta perda nos lucros e de clientes para a concorrência.

A detecção de falhas pode ser dividida em quatro etapas (KRAL, HABETLER, *et al.*, 2003):

- Aquisição de sinais através de sensores (corrente, tensão, velocidade, vibração, etc.);
- Condicionamento de sinal, no qual o sinal de tensão é submetido a filtros, amplificado e submetido à placa de aquisição de dados.
- Processamento dos sinais, etapa na qual os sinais adquiridos serão submetidos a cálculos de acordo com o método a ser utilizado (transformada de Fourier, Wavelets, elementos finitos, entre outros.);
- Avaliação da falha com relação à sua severidade.

No que diz respeito a motores de indução, as principais técnicas são divididas em dois tipos: off-line e on-line, conforme figura 1.1, estando destacadas as técnicas que serão utilizadas neste trabalho. No primeiro grupo encontram-se: teste de isolamento, teste de resistência, teste de alto potencial e análise do circuito do motor (MCA), no segundo grupo estão: análise de vibração, análise da assinatura elétrica (ESA), análise termográfica, análise acústica e medidas elétricas.

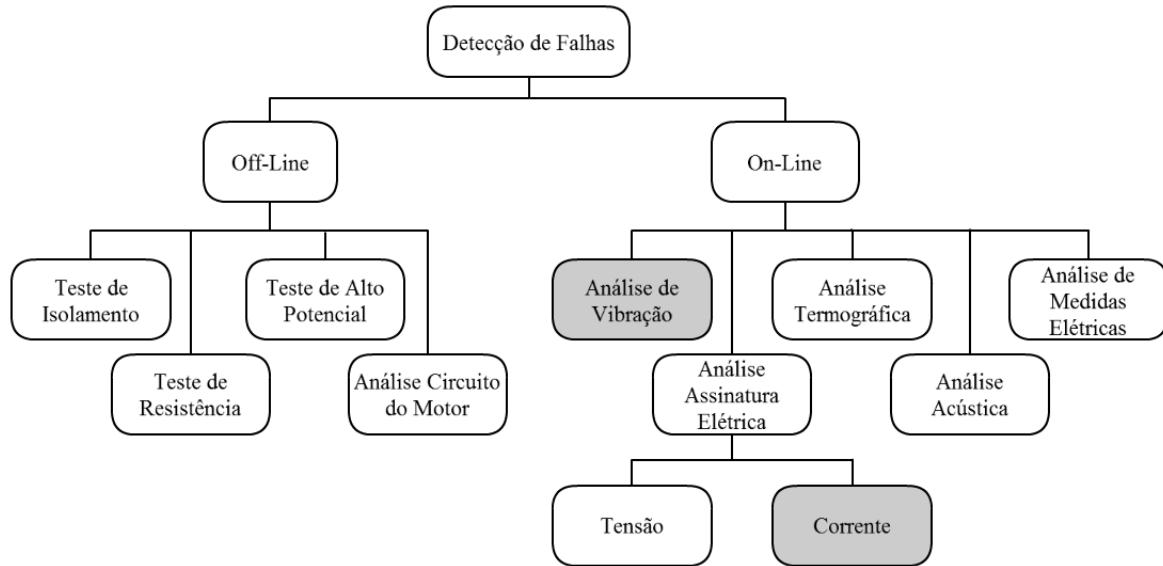


Figura 1.1 -Organograma dos métodos de detecção de falhas

(PENROSE, 2010) comparou estas técnicas e classificou de acordo com sua sensibilidade na detecção de falhas como pode ser observado de forma resumida na tabela 1.1, onde a cor verde indica uma falha possível de ser detectada com o método, e amarelo para falhas que podem ser detectadas, porém em estágio avançado. Este concluiu que os melhores resultados são obtidos com aplicações de duas ou mais técnicas em conjunto, sendo as mais utilizadas:

Vibração: tem limitações em identificações de falhas de natureza elétrica e problemas na alimentação, e tem diagnóstico comprometido quando está na presença de inversores de frequência.

Vibração e análise termográfica: solução abrangente, porém alguns problemas comuns serão detectados apenas em estágio avançado.

MCA e ESA: tem potencial para detecção de qualquer tipo de falha, mas exige desligamento do motor e diversos testes diferentes.

Vibração, análise termográfica e ESA: mais recente e efetiva, pois combina tecnologias mecânicas e elétricas.

Tabela 1.1- Comparaçao Tecnologias de Diagnóstico de Motores - Modificada (PENROSE, 2010)

	Qualidade de Energia	Drive de Controle	Conectores	Cabos	Estator	Rotor	Isolamento	Entreferro (Air gap)	Alinhamento	Rolamentos	Vibração	Carga Acoplada
Técnicas Off-Line												
Teste de Ato Potencial												
Teste de Isolamento												
Teste de Resistência												
MCA												
Técnicas On-Line												
Vibração												
Termografia												
Acústica												
Medidas Elétricas												
ESA												

O teste de alto potencial e de resistência necessitam que o motor seja desenergizado e desconectado mecanicamente. De todas as técnicas, apenas as de isolamento, medições elétricas, MCA e ESA podem ser feitas remotamente do painel do motor. (SILVA, 2008).

Dentre estas técnicas, as com maior utilização nos dias de hoje baseiam-se na análise dos sinais elétricos de alimentação do motor, verificando variações nos sinais de tensão e corrente, com o intuito de relacionar as características da assinatura com condições elétricas e mecânicas (BENBOUZID, 2000), (GANDHI, CORRIGAN e PARSA, 2011), (JUNG e KWON, 2006), (BOUZIDA, TOUHAMI, *et al.*, 2011), (HABETLER, HARLEY, *et al.*, 2002), (YE, WU e SADEGHIAN, 2003), (OBAID e HABETLER, 2003), (THOMSON, 2003), (ACOSTA, VERUCCHI e GELSO, 2006), (MEHLA e DAHIYA, 2007), (MARINS, 2007), (LU e GUNGOR, 2009), (KRIKOR e NUMAN, 2007) ou na análise de vibrações, que ao utilizar acelerômetros e parâmetros como deslocamento, velocidade e aceleração, detectam falhas nos motores (MARUTHI e PANDURANGA, 2005), (KORKUA, JAIN, *et al.*, 2010), (ZHANG, ZANCHETTA, *et al.*, 2010), (BRITO,

2002), (SILVA, BRITO e BACCARINI, 2008), (JAYASWAL, WADHWANI e MULCHANDANI, 2008), (NERY, 2008).

(GARCIA, 2005) discute em sua dissertação a detecção e o diagnóstico de falhas em máquinas rotativas através de análise espectral, mantendo o foco nos defeitos mais comuns em máquinas rotativas no ambiente industrial (desbalanceamento e folga excessiva do mancal de rolamento) e utilizando a assinatura no domínio do tempo e da frequência.

Segundo (TEOTRAKOO, DEVANEY e EREN, 2009) defeitos nos rolamentos é a maior causa de falhas em motores, já que estes ficam em constante rotação e o sistema é constantemente acelerado e desacelerado durante sua operação. A corrente do motor é não estacionária por natureza, o que faz com que a decomposição de wavelet ofereça melhor análise do que a transformada de Fourier sob várias condições de carga. Estes avaliaram a aplicação da análise da assinatura da corrente do motor utilizando decomposição de wavelet para detectar falhas de rolamento em sistemas com velocidade variável. O resultado da decomposição de wavelet é associado aos componentes espetrais, onde cada nó corresponde a frequências características das falhas, possibilitando concluir que o método pode ser incorporado em circuitos industriais de monitoramento sem custo adicional de hardware.

Várias técnicas de diagnóstico foram propostas na literatura, onde a maioria detecta falhas isoladas, porém nas máquinas de indução é bastante comum o aparecimento de múltiplas falhas, onde vibração e corrente são excitadas por várias frequências combinadas com outras, linear e não linearmente. (PEREZ, TRONCOSO, *et al.*, 2011) desenvolveu uma estratégia capaz de fazer avaliações precisas e confiáveis sobre a presença de falhas isoladas ou combinadas nos motores de indução. Combinando um banco de filtros digitais com janela tipo Kaiser e a análise espectral de alta resolução baseada na classificação de sinal múltiplo, é possível obter uma identificação da falha relacionada com a frequência. Um conjunto de filtros passa-faixa separa a corrente original e o sinal de vibração em diferentes bandas relacionadas às falhas, então um analisador espectral de alta resolução baseado no algoritmo MUSIC (Multiple Signal Classification) é aplicado a cada banda para identificar a presença de falhas isoladas ou combinadas.

Barras quebradas em motores de indução é um tipo de falha silenciosa, que causa aumento no consumo de energia, vibração, introdução de frequências espúrias na linha elétrica e possível acidente operacional. É possível através de um algoritmo identificar a carga do motor e em seguida sua condição (MAGDALENO, BARRETO, *et al.*, 2014).

Análises estatísticas de vários testes sob diferentes cargas e condições (sem falha, uma barra quebrada e duas barras quebradas) são apresentadas, e a implementação em campo, para aplicações em tempo real, atingiu 95% de eficácia na detecção de falha. A metodologia é baseada na análise da assinatura de corrente do motor e morfologia matemática, implementada em um FPGA de baixo custo.

(BACCARINI, 2005) utiliza modelos matemáticos para desenvolver as estratégias de detecção e diagnóstico de falhas elétricas e mecânicas para posterior aplicação em bancada experimental. O resíduo de conjugado é calculado através dos fluxos da máquina e serve para falhas de barras quebradas e no caso de curto-círcuito entre espiras numa mesma bobina é feito o acompanhamento do valor da impedância de sequência negativa. Para falhas mecânicas é utilizado o espectro de corrente do estator, que por não permitir a classificação do tipo da falha, necessita de outros parâmetros, como por exemplo, a utilização de redes neurais artificiais e máquinas de vetores, tendo como sinais de entrada a vibração, método apresentado no trabalho.

A análise de vibrações é uma das ferramentas da manutenção preditiva que visa minimizar as paradas dos equipamentos, buscando redução das perdas de produção.

Os sistemas de monitoramento on-line visam fornecer informações em tempo real sobre a ocorrência de falhas nos motores elétricos e para que essas informações sejam eficientes, a análise de vibração necessita (BETTA, LIGUORI, *et al.*, 2002):

- Agilidade na detecção de falhas através da análise em tempo real;
- Alta sensibilidade na identificação das falhas ao escolher valores excelentes para amostragem, frequência, número de pontos, função de janela;
- Correta correlação entre a vibração e sua causa para que seja possível entender sua severidade através de um software de diagnóstico dedicado integrado ao analisador de sinal.

As vibrações em motores elétricos podem ser classificadas quanto à sua origem em magnéticas ou mecânicas. O primeiro tipo pode ser causado por problemas internos ou na rede que alimenta o motor, sendo organizados da seguinte forma (BACCARINI, 2005):

- Defeitos nas barras do rotor;
- Deslocamento do centro magnético – excentricidade;
- Desequilíbrio na rede de alimentação;
- Problemas de isolamento.

Já as fontes de vibração mecânicas são comumente devido a:

- Desalinhamento;
- Desbalanceamento;
- Defeitos nos rolamentos;
- Eixo empenado;
- Folga mecânica ou
- Problemas nos mancais.

(ARAÚJO, 2011) desenvolveu um estudo das possíveis causas de falhas em motores de indução trifásicos com acionamento por inversor, no qual foram realizados experimentos com aquisição de dados de vibração para casos de falha em rolamento e da corrente de estator para barras quebradas. Uma comparação entre tipos de filtros foi elaborada para que fosse escolhida o mais apropriado para reduzir a corrente de modo comum e consequentemente os fenômenos associados que podem conduzir o motor à falha. São apresentados os detalhes de dimensionamento do filtro caracterizado como “transformador de modo comum” que é uma alternativa com vantagens quando comparada aos filtros RC e RLC, pois dissipá uma potência insignificante.

(SILVA, 2012) desenvolveu um sistema para acionamento, aquisição e análise de uma bancada de ensaio para máquinas rotativas, onde a vibração do mancal é monitorada através de um acelerômetro. Foram simuladas falhas de desbalanceamento estático (em um único plano) e o software LabVIEW foi utilizado para controle do acionamento e aquisição dos dados.

(SOUZA, 2005) utilizou o LabVIEW juntamente com Microsoft SQL Server para desenvolver um sistema aplicativo de balanceamento de rotores através da aquisição direta dos dados utilizando um computador com uma placa de aquisição de dados. Tal placa coleta e analisa os dados dos sensores fornecendo dados para redução do problema de vibração em máquinas rotativas, dispensando assim, a necessidade de vários instrumentos de coleta e análise dos sinais. Com o sistema em LabVIEW e o gerenciador de banco de dados, foram desenvolvidas ferramentas para auxiliar o balanceamento, como estimativa de massa de testes, divisão e soma de massas e geração de relatórios que apresentaram resultados satisfatórios tanto em procedimentos de balanceamento estático quanto dinâmico.

A técnica do envelope de vibrações aplicada a mancais de rolamentos foi testada por (NUNES, 1989) que chegou à conclusão de sua eficiência, sensibilidade e segurança para detectar picos de frequência relacionados a defeitos.

(BETTA, D'APUZZO, *et al.*, 1998) apresenta um analisador inteligente da transformada rápida de Fourier (FFT) que é capaz de adaptar seus parâmetros de operação de acordo com a base em que o sinal foi caracterizado, utilizando um DSP para alcançar o comportamento em tempo real. Uma vez que o termo analisador de FFT pode ser aplicado para descrever tanto instrumentos dedicados a análise do espectro, quanto a instrumentos de propósito geral como osciloscópios digitais, é possível encontrar uma vasta gama no mercado, com diferentes soluções de hardware, software e performance, atendendo a vários campos de aplicação. Estes geralmente contêm um firmware difícil de ser modificado e, portanto, tem a desvantagem de não serem facilmente empregados a operações de diagnóstico online e controle automático de processo. Os autores desenvolveram um procedimento para escolha automática do algoritmo a ser utilizado no sinal e os melhores valores para seus parâmetros (por exemplo: número de pontos, frequência de amostragem e janela), capaz de analisar em tempo real com boa precisão e resolução, mesmo diante de um usuário inexperiente.

(BETTA, LIGUORI, *et al.*, 2002) personalizou o analisador FFT tratado anteriormente para desenvolver e testar um sistema de monitoramento contínuo do estado da máquina fazendo análise dos sinais de vibração que permite, em caso de falha, a identificação do tipo com alta confiança, boa velocidade de detecção e baixa taxa de alarmes falsos. Foram configurados dois DSPs do fabricante Texas Instruments, ligados em paralelo, com comportamento de mestre/escravo e sistema *onboard* de aquisição de dados, que permitem a análise em tempo real dos sinais. Uma abordagem de diagnóstico baseada em modelos necessita da identificação dos modelos sem falha e com falha, que na análise das vibrações no domínio da frequência consiste nos parâmetros do espectro, uma vez que é possível relacionar os defeitos com suas características de vibração nas máquinas elétricas.

O hardware e software são altamente configuráveis e neste caso foram otimizados para motores assíncronos de pequeno porte, trifásicos e com dois pares de polos. Inicialmente é feito o processamento de sinal, que é executado em paralelo pelos dois DSPs, analisando o sinal de vibração no domínio da frequência. Em seguida é feita a comparação de forma contínua com o motor sem falha e apenas é indicada como falha,

quando ultrapassa o limite definido de $\pm 0,5$ Hz ou quando aparece em duas análises subsequentes do espectro efetuadas pelo DSP mestre. O diagnóstico das falhas é implementado no DSP mestre para obter um melhor desempenho comparado ao computador e a saída é uma lista de falhas prováveis com seus fatores de certeza, por exemplo, uma falha é considerada “provável” se seu fator de certeza for maior que o limite (0,5). Após os testes concluiu-se que ao integrar o algoritmo tradicional de processamento com o raciocínio baseado em regras, a detecção de falhas apresenta diagnóstico correto em mais de 99% dos casos, provando ser bastante eficaz e podendo ser expandido para vários campos de aplicação.

(SU e CHONG, 2007) propõem um método de redundância analítica com rede neural para detecção e diagnóstico de falhas através do espectro de vibrações, utilizando a transformada curta de Fourier como processamento dos sinais de vibração para treinamento da rede neural. O método de redundância analítica compara as medidas sensoriais com valores das variáveis correspondentes obtidos computacionalmente, ao contrário do método de redundância física onde as medidas de diferentes sensores são comparadas. A rede neural é capaz de capturar a dinâmica de sistemas não lineares sem necessitar de conhecimento dos parâmetros do sistema. A STFT foi usada para converter o sinal de vibração em seu espectro e os resíduos juntamente com os valores RMS foram utilizados para computar o indicador de falha.

(CHAUDHURY, SENGUPTA e MUKHERJEE, 2012) alcançou a identificação do desalinhamento através de um algoritmo de identificação de falha que isola suas características das causadas por outras condições de operação. A técnica considera simultaneamente o monitoramento da vibração radial e da corrente de fase. A abordagem proposta para identificação online é capaz de eliminar efetivamente o impacto da oscilação do torque na carga e o alto ruído, inerente ao ambiente e aos dispositivos de chaveamento.

(RAJ, NATARAJAN e GIRIKUMAR, 2013) utilizou um acelerômetro MEMS como sensor de vibração em um sistema de detecção e diagnóstico de falhas em motores devido à causas mecânicas e elétricas, possibilitando redução no tamanho, custo e consumo de energia comparado ao acelerômetro convencional. Sabendo que a presença de falhas causa mudanças nas forças mecânicas e elétricas que estão agindo na máquina e que o grau da mudança depende da natureza e intensidade da falha, simulações no software PSCAD foram elaboradas para simular falhas elétricas e observar seu espectro da transformada de

Fourier. Após testes experimentais o sistema mostrou-se eficaz na detecção e caracterização das falhas

(ESFAHANI e SUNDARAJAN, 2013) desenvolveu um sistema sem fio para monitoramento em tempo real da condição do motor de indução utilizando múltiplos sensores, promovendo uma alternativa de baixo custo, quando comparado às tecnologias disponíveis através da análise da assinatura de corrente ou monitoramento da vibração, uma vez que reduz a necessidade de instrumentação e processamento de sinal de precisão. Utilizando sensor acústico, de vibração e de corrente montados em uma plataforma sem fio, as falhas estáticas ou dinâmicas de excentricidade do entreferro, defeito no rolamento e suas combinações podem ser detectadas corretamente em 99,9% dos casos e com menos de 0,1% de alarme falso, além de distinguir em diferentes categorias de falhas e severidades com precisão de 95%. A precisão para detecção de falha lateral no rolamento é relativamente baixa (~60%), porém como a falha de rolamento não é classificada como uma situação normal nem de excentricidade, a confusão entre falha interna/externa ou lateral não é um problema, já que qualquer falha no rolamento levará à sua substituição. O maior problema do sistema é a perda de dados na transmissão do sensor para a base, que pode ser resolvido com a implementação de um protocolo robusto de comunicação bem como, executar toda a computação no nó do sensor, eliminando a necessidade de enviar os sinais não processados.

(ALARCON, DAVIU, *et al.*, 2013) aplicou a ferramenta de decomposição Zhao-Atlas-Marks (ZAM) no diagnóstico das medidas de vibração objetivando a redução de algumas interferências. Os autores propuseram e comprovaram pela primeira vez, a validade da análise da vibração baseada no transiente, para diagnóstico de falhas eletromecânicas em máquinas de indução. É feito um estudo e posterior caracterização das evoluções nos transientes de harmônicos causados por barras quebradas, em seguida, sinais de vibração diferentes são capturados utilizando uma bancada experimental. Tal análise se torna uma ferramenta com grande potencial, particularmente em aplicações críticas nas quais, tanto as medidas de vibração são disponíveis, quanto onde o diagnóstico baseado na corrente é incerto.

(SESHSDRINATH, SINGH e PANIGRAHI, 2014) identificou falhas múltiplas em motores de indução controlados vetorialmente, através de uma técnica baseada em wavelets complexas. Vibrações radiais, axiais e tangenciais são analisadas para o diagnóstico. Um método simples baseado em limites tem sua viabilidade investigada na

atuação de diagnóstico em frequência variável e condições de carga. Depois é feita uma comparação de aplicabilidade para detecção de múltiplas falhas entre a wavelet complexa e a transformada discreta de wavelet. A transformada de wavelet complexa com dupla árvore se mostrou suficiente para diagnosticar falhas de rolamento, mas não no caso de falhas entre espiras e sua progressão. O modelo matemático mostrou que o método baseado na wavelet discreta é satisfatório para falhas de rolamentos, mas falha em isolar as elétricas.

(ZHOU, HABETLER e HARLEY, 2007) elaborou uma revisão sobre sete métodos de detecção de falhas em rolamentos, analisando também a sua implementação. O monitoramento através da análise de vibração foi considerado confiável, tem padronização (ISO10816), porém com alto custo, invasivo e sujeito a falhas nos sensores; a análise química permite monitoramento direto do rolamento e seu lubrificante, mas limita-se a rolamentos com sistema de alimentação do óleo lubrificante e necessita de conhecimento de um especialista; medições de temperatura são padronizadas em algumas indústrias, necessitam de um detector de temperatura embutido e tem como ponto negativo a influência de outros fatores no aumento da temperatura; a emissão acústica é fácil de ser medida, porém necessita de proteção contra ruído do ambiente; a medida de deslocamento através de laser pode ser uma alternativa para medir a vibração de rolamentos, porém é de difícil implementação e por último, uma técnica que não necessita de sensor, a análise dos sinais de corrente do estator tem baixo custo, é não invasiva e fácil para implementar, porém possui baixa relação sinal ruído, e na época, ainda estava em estágio de desenvolvimento.

Detecção de barras quebradas foi o objetivo de diversos trabalhos, como: (ANTUNES, ROCHA, *et al.*, 2009), (MERTENS JR. e RIBEIRO, 2009), (BRITO, BACCARINI, *et al.*, 2001), (MERTENS JR, 2008), (DROBNIC, MITJA, *et al.*, 2012), (ESCUDERO, PEREZ, *et al.*, 2010), (KARAMI, POSHTAN e POSHTAN, 2010), (OVIEDO, QUIROGA e BORRÁS, 2011), (IORGULESCU, BELOIU e POPESCU, 2010), (SILVA, POVINELLI e DEMERDASH, 2008), (DIAS, 2006), (EMATSU, 2008).

Alguns trabalhos utilizaram tanto análise espectral da corrente como sinais de vibração e/ou outras técnicas, na detecção de falhas: (ARAÚJO, 2011), (BONALDI, 2005), (KAZZAZ e SINGH, 2002), (AHMED, SUPANGAT, *et al.*, 2004), (BRITO e LAMIM FILHO, 2004), (KOWALSKI e KOWALSKA, 2003), (MEHRJOU, MARIUN e MARHABAN, 2011).

Uma tese foi desenvolvida com um método de detecção de falhas baseado em alterações no padrão de vibração do sistema e diagnóstico por lógica fuzzy (MARÇAL, 2000). Os dados de vibração foram coletados diariamente durante 30 dias de funcionamento do sistema, considerando-o em condições ideais de operação, foi calculada a média das aquisições para que seja utilizada como a assinatura espectral. Utiliza microprocessador TMS320C25 para aquisição dos sinais de vibração que são processados em Matlab e SPTOOL, estabelecendo a assinatura espectral que é analisada pelo sistema fuzzy e apresenta o diagnóstico de forma qualitativa e quantitativa para falhas de desbalanceamento, desalinhamento de polias, correia de transmissão frouxa, eixo-volante frouxo e retirada de superfície amortecedora do sistema.

Já no ano de 2005, contribuiu com um artigo desenvolvendo a detecção de falhas de desbalanceamento através do padrão de vibração, um computador pessoal, um PIC16C73A e com o diagnóstico da condição de operação sendo feito pela lógica fuzzy (MARÇAL e SUSIN, 2005).

(FUJIMOTO, 2005) apresenta em sua dissertação uma comparação de duas metodologias baseadas em fuzzy para automatizar o diagnóstico de defeitos: fuzzy e o algoritmo baseado em Fuzzy C-Means. Através de um banco de dados experimentais dos sinais de vibração que representam condição normal e vários tipos de defeitos em mancais de rolamentos, foram construídos automaticamente os sistemas fuzzy utilizados nos testes para comparação de performance. As redes neurais apresentaram melhor desempenho, porém o sistema de inferência Fuzzy que ficou em segundo lugar, possui outras vantagens, principalmente por ser um modelo aberto, ajustável e que permite a automatização da sua criação, aumentando a eficiência. O fuzzy C-means é um algoritmo iterativo e por isso é necessário observar a relação entre o esforço computacional e desempenho de diagnóstico, com a complexidade do banco de dados analisado. O alarme estatístico, também avaliado e tem utilização limitada, pois apenas detecta a falha e não a classifica.

(LEMOS, GEHRKE, *et al.*, 2008) apresentou um sistema híbrido que utiliza inicialmente a aquisição de três sinais de tensão e três sinais de corrente, podendo ser expandido para outros sinais físicos como temperatura da máquina. Utilizando um DSP, por ter melhores características de conversão analógica/digital e tempo de processamento, pode atuar de forma supervisionada ou não, permitindo no futuro implementar algoritmos baseados em técnicas complexas como redes neurais artificiais, filtro de Kalman e até transformada wavelet.

(LEITE, 2007) testou vários algoritmos inteligentes para detecção de falhas, como redes neurais, sistema fuzzy clássico, fuzzy adaptativo, neuro-fuzzy entre outros. Com testes experimentais foi concluído que o sistema neural adaptativo baseado em fuzzy (ANFIS), apresentou melhores resultados em termos de detecções corretas e robustez a distúrbios reais do ambiente, já com relação à velocidade de treinamento, a técnica de clusterização Fuzzy C-Means se destacou podendo ser utilizado até que o ANFIS seja treinado.

Trabalhos híbridos que unem a lógica fuzzy às redes neurais também estão presentes na literatura para detecção de falhas: (GOODE e CHOW, 1995), (ALTUG, CHOW e TRUSSELL, 1999), (FILIPPETTI, FRANCESCHINI, *et al.*, 2000), (TAN e HUO, 2001), (BALLAL, KHAN, *et al.*, 2007), (TRAN, YANG, *et al.*, 2007), (SINGH e KAZZAZ, 2008), (SEERA, LIM, *et al.*, 2012).

(TAN e HUO, 2005) desenvolveu um modelo genérico baseado em neuro-fuzzy para detecção de barras quebradas, uma das falhas mais comuns em motor de indução gaiola de esquilo. Uma vez que os dados obtidos com o motor foram utilizados para selecionar os limites e não para construir um modelo completo, o objetivo constituiu em reduzir a quantidade de dados de entrada-saída necessários para desenvolver um modelo detector de falhas.

(YE, SADEGHIAN e WU, 2005) utiliza múltiplos sistemas de inferência neuro-fuzzy e decomposição de wavelet para diagnóstico online de falhas mecânicas em motores operando com velocidade variável.

Outros trabalhos para monitoramento utilizando lógica fuzzy foram desenvolvidos de forma experimental por: (BENBOUZID e NEJJARI, 2001), (LAMIM FILHO, 2007), (MINI, SIVAKOTAIAH e USHAKUMARI, 2010), (DONG, CHEANG, *et al.*, 2008), (RODRIGUEZ e ARKKIO, 2007), (SAGHAFINIA, KAHOURZADE, *et al.*, 2012).

1.3 HIPÓTESE

A técnica de detecção de falhas através da análise dos sinais de vibração oferece como vantagem a facilidade de associação entre frequências de vibrações e tipos de falhas, porém exige um ponto apropriado de acesso ao motor para instalação dos sensores, tem

seus sinais prejudicados na presença de inversores de frequência e dificuldade de detecção das falhas com origem elétrica.

Por outro lado, a análise dos sinais de corrente do motor elimina a necessidade de acesso físico para instalação de sensores, uma vez que pode ser feita diretamente no painel de alimentação, porém a decisão de parar o motor ou não, exige experiência e conhecimento do sistema (motor, carga e transmissão) por parte do especialista.

Ao observar que cada técnica possui vantagens e desvantagens, é elaborada a tese de que unir ambas em um sistema híbrido, irá proporcionar uma detecção com maior eficiência, além da utilização da análise multiresolução e a contribuição da Lógica Fuzzy, para classificar as falhas quanto à sua severidade.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver um sistema híbrido que visa reduzir ao máximo, paradas indesejadas através da detecção de falhas em motores de indução trifásicos. As técnicas utilizadas são: análise de vibração e do sinal de corrente do motor aplicando também a análise multiresolução, transformada de Fourier, sendo integradas através da lógica fuzzy, como método de classificação das falhas. Tal sistema é capaz de detectar falhas de desbalanceamento no eixo e na hélice com pouca carga, bem como de barras quebradas com diferentes cargas aplicadas.

1.4.2 Objetivos Específicos

Pode-se apresentar como objetivos específicos deste trabalho:

- Escolher e adaptar a bancada para experimentos de falhas em motores de indução trifásicos dentre as existentes no laboratório;
- Aquisição de dados do motor sem falhas, através de sensor de vibração e de corrente da armadura;

- Ensaios e aquisições de dados com falhas de desbalanceamento no eixo, na hélice e barras quebradas;
- Elaboração de um analisador dos sinais baseado em análise espectral e análise multiresolução e posterior identificação das falhas através da lógica fuzzy;
- Validação do sistema através de resultados experimentais.

1.5 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

O presente trabalho está organizado em cinco capítulos, onde no capítulo um foi apresentada a motivação para o seu desenvolvimento, a hipótese, a revisão bibliográfica sobre os trabalhos realizados na área de detecção de falhas e os objetivos.

No segundo capítulo é apresentada uma breve fundamentação teórica acerca da Transformada de Wavelet, análise multiresolução, da Lógica Fuzzy e da caracterização das falhas em motores de indução.

No terceiro capítulo é possível encontrar a descrição do sistema, contendo informações sobre a aquisição dos dados, as bancadas experimentais utilizadas, aplicação das técnicas e os métodos para ensaios.

No quarto capítulo estão os resultados alcançados, no quinto capítulo constam as conclusões e sugestões para trabalhos futuros, e em seguida as referências bibliográficas utilizadas.

CAPÍTULO II

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo serão abordados, de forma sucinta, os principais conceitos utilizados nesta tese. A teoria completa e aprofundada pode ser encontrada em diversas fontes (livros, artigos, entre outros), de forma que sejam apresentadas de forma objetiva as informações necessárias à compreensão do sistema proposto.

Primeiramente é apresentada a Transformada Wavelet e a Análise Multiresolução apresentando suas vantagens de utilização com relação à Transformada de Fourier, em seguida a lógica Fuzzy é definida, e por último, a caracterização das falhas que serão detectadas pelo sistema em questão.

2.2 PROCESSAMENTO DE SINAIS

O processamento de sinais é utilizado para extrair informações de interesse em diversas aplicações, para utilização no diagnóstico de falhas, a escolha da técnica adequada depende da natureza do sinal em questão.

Sinais estacionários tem pouca variação durante um longo intervalo de tempo, possuem característica repetitiva e geralmente ocorrem em máquinas de indução sob carga constante. Por outro lado, quando o motor apresenta carga variável, componentes dinâmicas com variações transitórias estão presentes no sinal.

Em ambas as situações, os sinais podem ser obtidos pela aquisição de grandezas elétricas do motor ou pelo sinal de vibração. Na figura 2.1 é apresentado um organograma com as técnicas de processamento mais utilizadas.

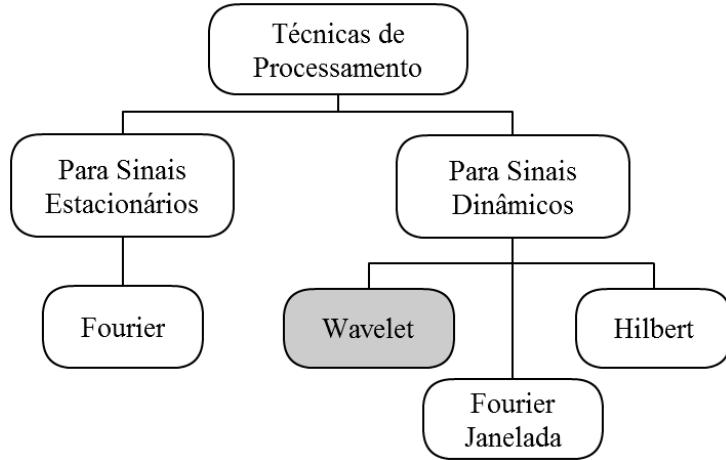


Figura 2.1 - Principais técnicas de processamento de sinais para análise de falhas

Segundo (SEVEGNANI, 2009) a Transformada de Fourier é uma tradicional ferramenta matemática que representa o sinal em termos de senos e cossenos, fornecendo o espectro das frequências, porém não possui a propriedade de localização no domínio do tempo.

Para um sinal contínuo no tempo $x(t)$, a transformada de Fourier $X(f)$, é definida por:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi f t} dt \quad 2.1$$

O sinal $x(t)$ é dado por:

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) e^{j2\pi f t} dt \quad 2.2$$

A Transformada Discreta de Fourier (FFT) é o método de processamento mais antigo utilizado para distinguir uma condição de falha de uma situação normal de operação. Esta técnica é aplicada prioritariamente para detecção de falhas em sistemas sob regime estacionário, apresentando problemas na identificação de falhas em sistemas dinâmicos. Uma vez que a detecção via Fourier fornece exclusivamente informações entre a frequência e amplitude do sinal, essa abordagem permite relacionar parcelas de energia do sinal com as frequências em que elas ocorrem. Transientes no domínio do tempo afetam ou mascaram resultados no domínio da frequência, haja vista que na análise de Fourier não

tem como se definir em que momento determinado evento ocorreu e nem a sua natureza (YE, WU e SADEGHIAN, 2003).

A FFT de um sinal amostrado é definida como:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j \frac{2\pi k n}{N}} \quad 2.3$$

Onde $x(n)$ é uma sequência discreta obtida pela amostragem do sinal contínuo $x(t)$ para $n=0, 1, 2, 3\dots, N-1$ e $X(k)$ é uma sequência de valores complexos cujas amplitudes correspondem aos componentes discretos de frequência de $x(n)$.

Os coeficientes espectrais do sinal em função da frequência resultam em um gráfico chamado espectro em frequência, que está ilustrado no exemplo abaixo para o sinal de corrente do motor estudado, que representa a distribuição de energia do sinal no domínio da frequência, no qual a maior amplitude representa a maior importância da frequência para a composição do sinal, que na figura abaixo encontra-se no valor da frequência de alimentação (60Hz).

Através da análise dos picos em determinadas frequências e relacionando com a frequência fundamental do sistema pode fornecer um diagnóstico do estado de funcionamento do motor (MARÇAL e SUSIN, 2005).

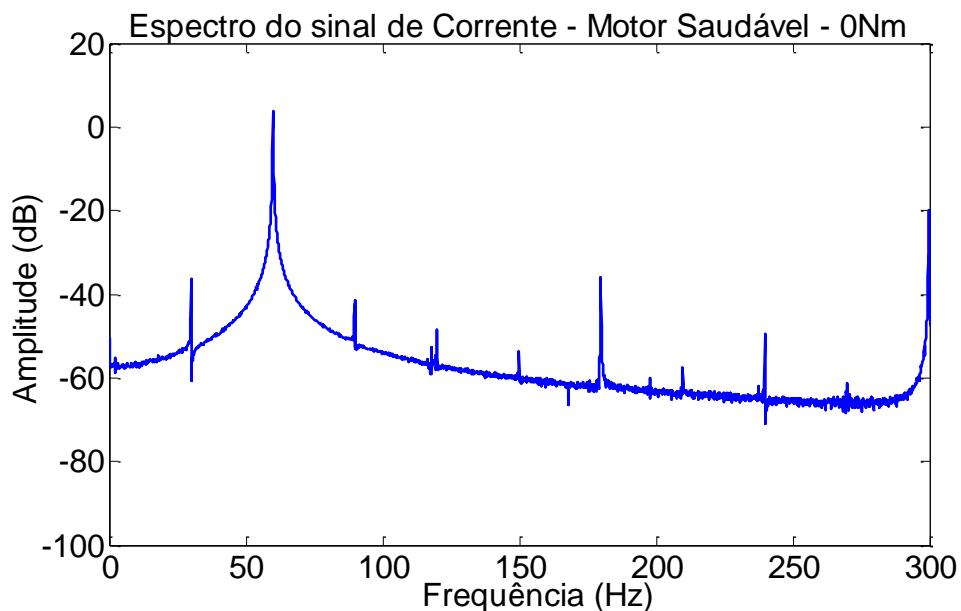


Figura 2.2 -Espectro do sinal de corrente através da transformada de Fourier, motor saudável, sem carga

Para processamento de sinais não-estacionários (choques, impactos, início e fim de eventos, por exemplo) é necessário que a variável de tempo seja incluída na análise. Para corrigir esta deficiência, a abordagem via Fourier foi adaptada seccionando parte do sinal no tempo, esse janelamento é chamado de Transformada de Fourier de Curta Duração (STFT), que por sua vez possui largura da janela constante para todas as frequências. Uma janela grande, com maior número de amostras, leva a uma boa resolução no domínio da frequência, mas resolução pobre no domínio do tempo, fazendo com que não se consiga uma boa resolução do domínio do tempo e da frequência, simultaneamente. Ela utiliza uma escala dada pela largura da janela e analisa o sinal desse ponto de vista, se características importantes estiverem fora dessa escala, a análise terá problemas. Para evitar tais problemas é necessário que se defina uma transformada que possa variar sua escala (SANTIAGO e PEDERIVA, 2003).

Esta problemática impulsiona diversos estudos relacionados ao processamento de sinais não-estacionários, dentre as técnicas, a análise via wavelets, tem se mostrado uma ferramenta poderosa no processamento desses sinais.

A transformada de wavelet permite utilizar uma escala menor para informação do sinal em alta frequência e uma escala maior para sinal em baixa frequência, sendo muito aplicada para eliminação de ruído, separação de componentes de um sinal, compressão de dados, identificação de singularidades, detecção de auto-semelhança, entre outros.

Uma wavelet é uma onda curta de natureza oscilatória e energia finita, diferenciando-se da transformada de Fourier que decompõe o sinal como sendo resultado de um somatório de ondas senoidais em diferentes frequências, a wavelet interpreta o sinal como versões deslocadas e escalonadas de uma wavelet original, chamada de wavelet mãe (LACERDA, FILHO, *et al.*, 2011).

Para construir uma wavelet é necessária uma função básica oscilatória denominada wavelet-mãe, $\psi(t)$, que gera as bases a partir de deslocamentos e dilatações $\psi(at - b)$. No caso de wavelets discretas, os parâmetros de dilatação (a) e translação (b) estão restritos a um grupo discreto, usualmente, $a = 2^j$, $b = k$, onde j e k são inteiros, permitindo que a transformada wavelet ofereça uma excelente resolução em tempo e frequência além da possibilidade de representar hierarquicamente o conjunto de dados, tal abordagem também é chamada de análise multiresolução (SABLÓN, MENDEZ e IANO).

A transformada pode ser aplicada continuamente (Transformada de Wavelet Contínua – CWT) ou discretamente (Transformada de Wavelet Discreta – DWT). A transformada contínua do sinal $x(t)$ é definida por:

$$CWT(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt, a \in \mathbb{R}, a \neq 0 \quad 2.4$$

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad 2.5$$

Onde $\psi(t)$ é a wavelet mãe ($\psi_{a,b}(t), a = 1$ e $b = 0$), $\psi^*(t)$ é o conjugado complexo de $\psi(t)$ e $\psi_{a,b}(t) = 1/\sqrt{a}\psi(t - b/a)$ são as wavelets filhas. O escalonamento de uma função por compressão ou dilatação é feito utilizando o parâmetro escala (a) e para avançar ou atrasar a posição da wavelet no eixo do tempo, assim como a STFT, é utilizado o coeficiente de translação (b). O fator $1/\sqrt{a}$ garante que a energia da wavelet escalonada e transladada sejam as mesmas da wavelet mãe e os valores de $CWT(a, b)$ são os coeficientes de wavelet, em função da escala e posição.

O escalonamento tem o mesmo significado da escala utilizada em mapas geográficos, onde para maiores escalas, as visões são globais e em escalas menores é possível observar os detalhes (SABLÓN, MENDEZ e IANO).

A função base pode ser escolhida dentre uma variedade de possibilidades, chamadas de famílias wavelets, com funções reais ou complexas que são utilizadas como wavelet mãe: Haar, Morlet, Daubechies, Meyer, Gabor, Marr, Poisson, Shannon, entre outras, cada uma com seus atributos e critérios de desempenho para diferentes aplicações específicas.

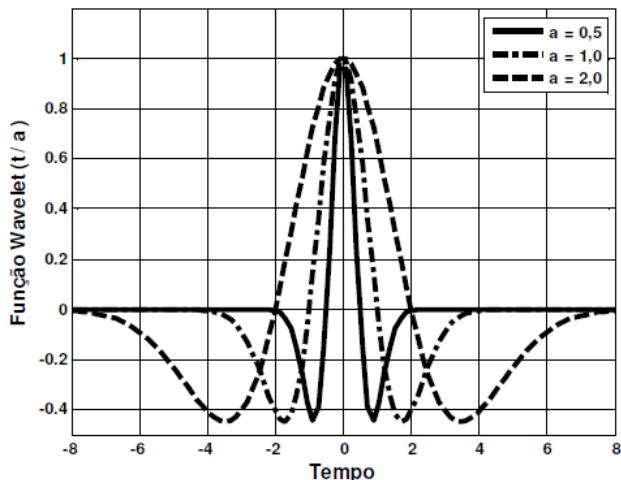


Figura 2.3- Fator de Escala "a" da wavelet mãe Chapéu Mexicano (SEVEGNANI, 2009)

A função wavelet pode se dilatar ou comprimir ao alterar o parâmetro a , apresentado na equação 2.3, o que pode ser percebido na figura 2.3, onde está representada a função wavelet do tipo “chapéu mexicano”.

É possível perceber o efeito da alteração do valor de a , onde para valores baixos ($0 < a < 1$) a wavelet comprime permitindo a melhor visualização dos detalhes em alta frequência, para valores elevados ($a > 1$), ela dilata permitindo a identificação dos detalhes em baixa frequência e para $a=1$, ela encontra-se em seu estado natural.

Também é possível mover a wavelet ao longo do eixo do tempo através da alteração do parâmetro b , conforme apresentado na figura 2.4.

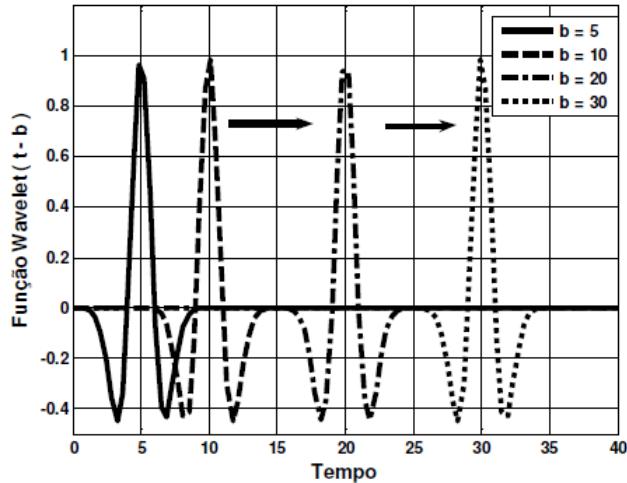


Figura 2.4 - Translação da Wavelet mãe Chapéu Mexicano (SEVEGNANI, 2009)

A propriedade de translação da wavelet permite que o sinal seja amostrado, pois representa-o em posições diferentes no eixo do tempo.

Para calcular a CWT os parâmetros escala e posição mudam continuamente exigindo um enorme esforço computacional e grande quantidade de dados para análise. Desta forma a Transformada Discreta de Wavelet (DWT) tem sua importância ao discretizar a wavelet numa escala de potência de dois, chamada diádica, facilitando sua implementação.

O conjunto de coeficientes que fornece a transformada discreta, correspondem a pontos em uma grade bidimensional no domínio descolamento-escala, esta é indexada por dois números inteiros m e n , sendo o primeiro relacionado a escala, que é discretizado de forma exponencial ($a = a_0^m$) e o segundo ao deslocamento que é discretizado proporcional a $a \cdot b = n \cdot b_0 \cdot a_0^m = k a_0^m$, onde as constantes a_0 e b_0 são comprimentos dos passos discretos de escalonamento e deslocamento, respectivamente.

A DWT de um sinal é definida como sendo:

$$DWT(m, n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \psi^*(a_0^{-m}x - k) dx \quad 2.6$$

Para valores grandes de a , a resolução no tempo é pequena e consequentemente os deslocamentos são grandes, caso a tenha valor pequeno, a resolução no tempo é grande e os passos de deslocamentos são pequenos, justificando a proporcionalidade entre o deslocamento e o escalonamento.

Para implementar a DWT é utilizado um algoritmo baseado na decomposição rápida da transformada de wavelet (FWT), conhecido como Análise Multiresolução (AMR). Onde um sinal pode ser decomposto em duas componentes, aproximação e detalhe, podendo também ser reconstruído a partir delas.

A aproximação pode ser interpretada como um filtro passa-baixas, o qual contém informações em baixa frequência do sinal original e o detalhe pode ser interpretado como um filtro passa-altas que contém informações em alta frequência do mesmo sinal, como mostra a figura 2.5.

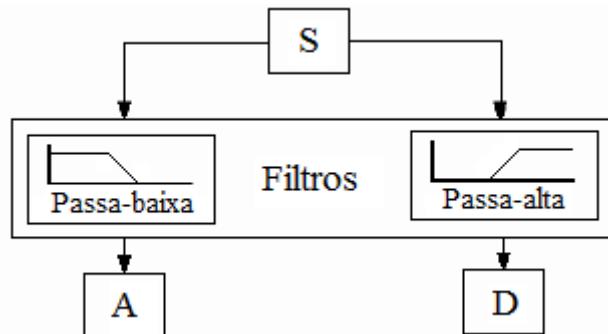


Figura 2.5 - Diagrama Esquemático da Análise Multiresolução (SANTIAGO e PEDERIVA, 2006)

Para um sinal $f(x)$, definido no intervalo $0 < x < x_0$, a sua resolução fornece a quantidade de pontos para os quais este sinal é conhecido, quando se conhece um sinal com resolução completa, ou seja, com um nível de resolução infinita, pode-se dizer que se conhece $f(x)$ para todos os pontos do intervalo, da mesma forma, um sinal com resolução r_j , é conhecido quando se conhece r_j pontos do intervalo. Portanto, para uma sequência crescente de resoluções $(r_j)_{j \in \mathbb{Z}}$, os detalhes com resolução r_j de um sinal são definidos

como a diferença de informação entre sua aproximação com resolução r_j e sua aproximação com resolução r_{j-1} , mais baixa (SABLÓN, MENDEZ e IANO).

Pode-se escrever então para um sinal $f(x)$:

$$f_{2^{j+1}(x)} = f_{2^j}(x) + D_{2^j}f(x) \quad 2.7$$

Tal equação representa o sinal decomposto em dois termos, o primeiro $f_{2^j}(x)$, corresponde a uma aproximação da função no nível de resolução 2^j e o segundo $D_{2^j}f(x)$, aos sinais de detalhamento para todos os níveis de resolução 2^j , formado a partir da diferença de informação entre os níveis de resolução 2^j e 2^{j+1} , que para o processamento de sinais é interpretado como sendo o primeiro termo a componente de baixas frequências do sinal e o segundo, a componente de altas frequências.

Portanto, na teoria de multiresolução um sinal original discreto S é decomposto em duas componentes A_1 (aproximação do sinal) e D_1 (detalhe do sinal) por um filtro passa-baixa e outro passa-alta, respectivamente. Para o segundo nível, a aproximação A_1 é decomposta em outra aproximação, A_2 e um detalhe D_2 , sendo repetido este procedimento para terceiro nível, quarto, etc. A árvore da decomposição de um sinal em três níveis é apresentado na figura 2.6.

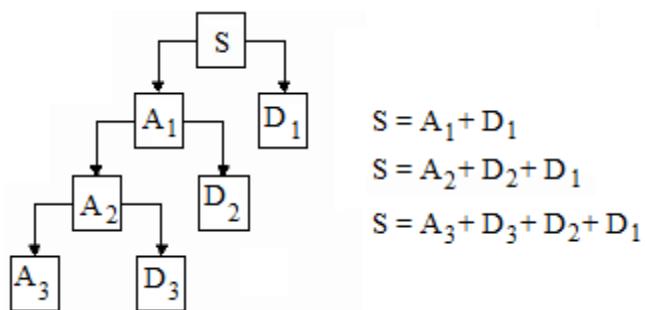


Figura 2.6 - Árvore de decomposição Wavelet de um sinal em três níveis (SANTIAGO e PEDERIVA, 2006)

2.3 LÓGICA FUZZY

O conceito da lógica fuzzy, também chamada de nebulosa ou difusa foi introduzido inicialmente na década de 60 por Loft A. Zadeh e em 1974, o professor E. H. Mamdani

aplicou pela primeira vez um controlador fuzzy no controle de uma máquina a vapor (SILVA, 2012).

Sua base permite uma vasta aplicabilidade nas áreas de controle e tomada de decisões, uma vez que consegue representar informações imprecisas, ao contrário da lógica clássica que utiliza dois extremos: “totalmente verdadeiras” ou “totalmente falsas”. Para fuzzy, uma premissa varia em grau de verdade de 0 a 1, podendo torná-la parcialmente verdadeira ou parcialmente falsa, dando a habilidade de raciocinar de forma semelhante ao ser humano (MALANGE, 2010).

Atualmente esta lógica permite raciocínio aproximado para sistemas não lineares e difíceis de obter o modelo matemático, sendo bastante aplicada para diagnóstico de falhas, pois o equipamento pode estar em uma escala intermediária entre o bom e o ruim.

Tem como principais características:

- Baseia-se em palavras ao invés de números (quente, frio, perto, longe);
- Possui modificadores das variáveis linguísticas (muito, pouco, grande, pequeno);
- Trabalha com valores entre 0 e 1 utilizando o intervalo como limite.

Através dela é possível avaliar conceitos não-quantificáveis, estados indeterminados, podendo ser tratados pelos dispositivos de controle, como no exemplo da figura 2.7, onde é avaliada a temperatura (gelado, frio, tépido, morno, quente) (SILVA, 2012).

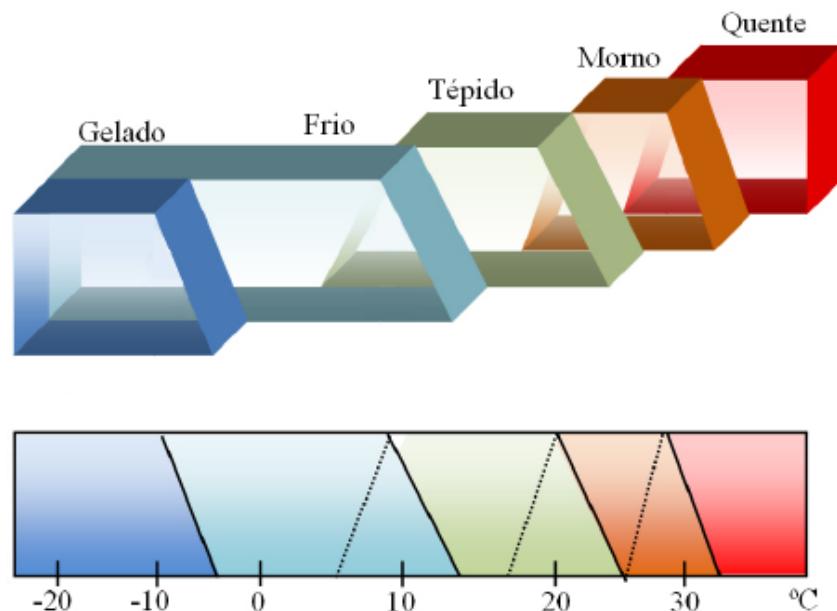


Figura 2.7 -Exemplo de avaliação de temperatura lógica fuzzy (SILVA, 2012)

Portanto, se a função é capaz de assumir valores no intervalo contínuo de 0 a 1, o conjunto é denominado nebuloso e a pertinência “x” a um subconjunto nebuloso de “A” de “X” é escrita como:

$$\mu_A: x \rightarrow [0,1] \quad 2.8$$

Onde μ_A é o grau de pertinência.

Por sua vez, o conjunto nebuloso A pode ser definido como o conjunto de pares ordenados:

$$A = \{(x, \mu_A(x) | x \in X)\} \quad 2.9$$

Onde $\mu_A(x)$ é o valor da função de pertinência do conjunto nebuloso A correspondente ao elemento x .

Na lógica fuzzy os operadores lógicos utilizados são *and* (\wedge), *or* (\vee) e *not* (\neg), conhecidos como operadores de relação e empregados para definir o grau máximo (união) e mínimo (intersecção) de pertinência dos conjuntos apresentados na figura 2.8:

$$A \wedge B = \min(A, B)$$

$$A \vee B = \max(A, B)$$

$$\neg A = 1 - A$$

Sendo:

\wedge : operador que representa intersecção entre os dois conjuntos ($A \cap B$)

\vee : operador que representa união entre os dois conjuntos ($A \cup B$)

\neg : operador que representa o complemento de um conjunto (A')

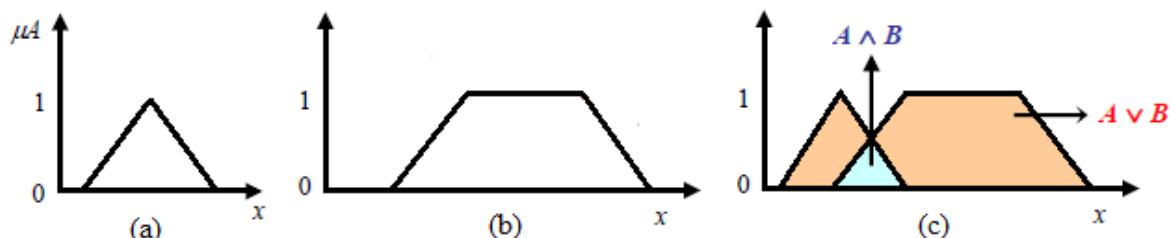


Figura 2.8 - Representação dos conjuntos fuzzy. (a) Conjunto A, (b) Conjunto B, (c) Conjuntos $A \wedge B$ e $A \vee B$ (MALANGE, 2010)

O sistema especialista de lógica fuzzy pode ser representado em diagrama de blocos como segue na figura 2.9, tendo suas etapas explicadas a seguir.

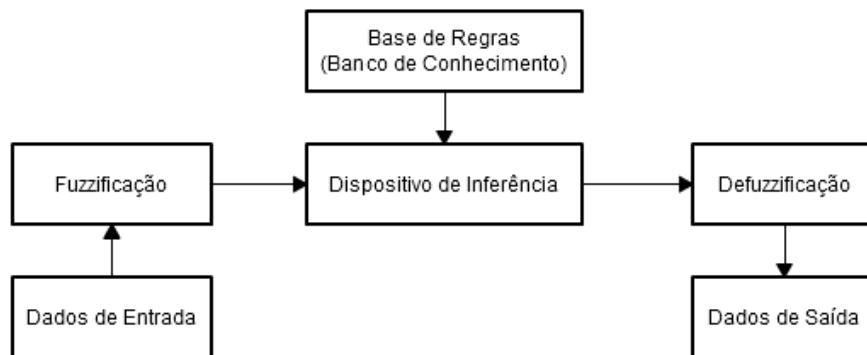


Figura 2.9 - Diagrama de Blocos do Sistema Especialista Via lógica Nebulosa (CARNEIRO, 2003)

A fuzzificação transforma um dado ou variável de entrada em grau de pertinência de acordo com a função de pertinência utilizada, esta pode assumir diferentes formas geométricas, como: triangular, trapezoidal, gaussiana, entre outras, associando um peso a cada valor de entrada processada e representando graficamente a magnitude de participação de cada uma. A maneira mais utilizada para relacionar as entradas e suas respostas é a pertinência triangular.

Para tratar computacionalmente o conjunto de regras que representam o conhecimento de um especialista, tem-se o dispositivo de inferência.

A base de regras é um conjunto de regras linguísticas com a função de obter um objetivo atrelado a um fato. Através da descrição informal utilizada pelo ser humano (especialista) é possível dar início ao desenvolvimento das regras de inferência onde cada uma delas é uma proposição condicional com uma ou mais cláusulas e relação entre antecedente e consequente, como: “SE” x é *isto* “ENTÃO” y é *aquilo* (CARNEIRO, 2003).

O resultado da inferência é a defuzzificação, onde obtém-se um valor numérico da variável de saída através de métodos como:

- Método da média dos máximos: gera uma ação de controle que representa o valor médio de todas as ações de controle individuais cujas funções de pertinência adotam o valor máximo.
- Método do centro de gravidade: a ação de controle numérica é calculada ao obter o centro de gravidade da distribuição de possibilidades da ação de controle global.

De forma resumida podemos representar o sistema lógico fuzzy e suas operações básicas através da figura 2.10.

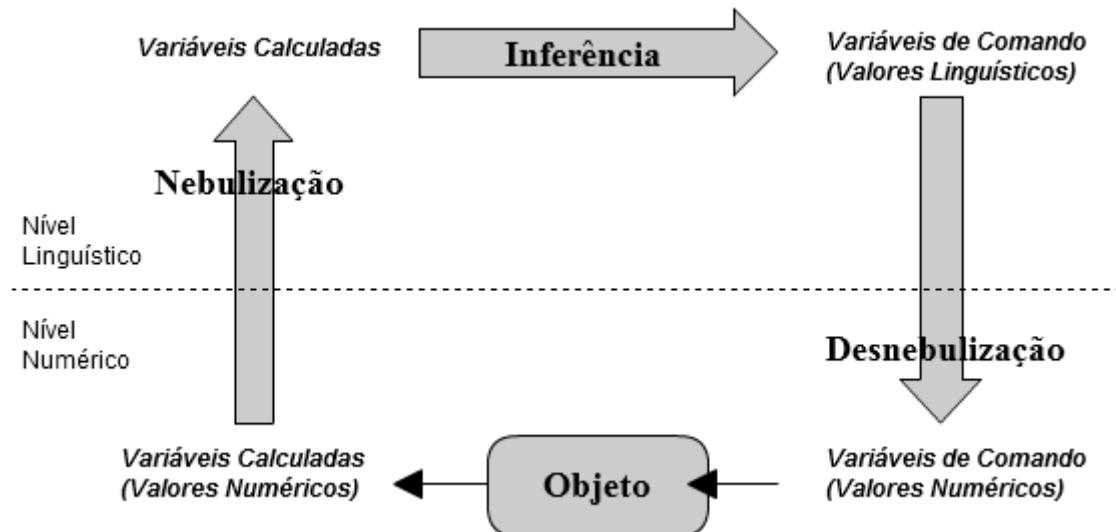


Figura 2.10 - Etapas de um Sistema Nebuloso (MALANGE, 2010)

Na primeira etapa o problema é analisado, os dados de entrada transformam-se em graus de pertinência (valores no intervalo de 0 a 1) de acordo com a função de pertinência escolhida (triangulares, trapezoidais, gaussianas). Na segunda etapa as regras serão tratadas computacionalmente, simbolizando o conhecimento de um especialista. Por último os valores fuzzy serão convertidos em números reais e para isso é necessário que seja encontrado um valor que represente da melhor forma a informação contida na solução.

A lógica fuzzy atualmente é aplicada em várias áreas, por ter a característica de resolver problemas reais utilizando um raciocínio próximo do humano, por exemplo, no controle financeiro, reconhecimento de placas de veículos em radares de velocidade, robôs, controle de voo de aviões, detecção de falhas em motores elétricos e etc.

2.4 CARACTERIZAÇÃO DAS FALHAS

2.4.1 Desbalanceamento

O desbalanceamento é definido como a presença de desequilíbrios de massa com relação ao eixo de rotação, sendo originados por assimetrias, imperfeições da matéria-

prima e defeitos na montagem. Tal falha provoca vibração predominante na frequência de rotação do rotor e com amplitudes maiores nas direções radiais (BACCARINI, 2005).

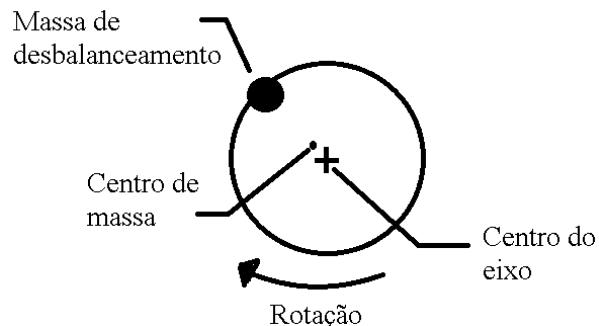


Figura 2.11 -Representação desequilíbrio de fase (BRITO, 2002)

Na figura 2.11 tem-se a representação do desequilíbrio de massa.

A frequência de rotação do motor é definida pela Eq. 2.10, ou um valor próximo quando existe carga aplicada.

$$f_r = \frac{f_1}{p} \quad 2.10$$

Onde f_r é a frequência de rotação, f_1 é a frequência de alimentação (60Hz) e p é o número de pares de pólos do motor.

A análise da corrente também pode ser utilizada para detecção, pois a partir de dados experimentais, foi apresentado que a frequência de $f_1 \pm f_r$ tem sua amplitude alterada com o aumento do nível de desbalanceamento e desalinhamento (OBAID e HABETLER, 2003).

2.4.2 Barras quebradas

Uma falha muito frequente no rotor das máquinas de indução são as barras quebradas ou trincadas, e suas causas podem estar relacionadas a (NANDI, TOLIYAT e LI, 2005):

- Esforços térmicos devido à sobrecarga térmica ou desbalanceamento, perdas excessivas, faíscas;

- Esforços magnéticos causados por forças eletromagnéticas, ruídos eletromagnéticos e vibração;
- Esforços residuais por defeitos de fabricação;
- Esforços dinâmicos decorrentes do torque no eixo, forças centrifugas e esforços cíclicos;
- Esforços ambientais causados por contaminação, abrasão do rotor por produtos químicos ou umidade;
- Esforços mecânicos devido a lâminas soltas, partes fadigadas, falhas em rolamentos, etc.

Indicadores de barras quebradas em um rotor são: vibração excessiva, ruídos e fiscamento durante a partida do motor, porém tais características também estão presentes em outros tipos de defeitos, o que dificulta uma correta detecção. Os métodos incluem análise da assinatura da corrente do motor, vibração mecânica e de ruído sonoro.

Sua detecção é feita através do monitoramento do espectro de frequência em busca de anormalidades, uma vez que o espectro, tanto de corrente quanto de vibração mecânica, com a presença de defeitos em barras é diferente do espectro do motor em condição normal de funcionamento. Uma vez que as frequências anormais terão seus valores determinados pelo escorregamento do motor, em alguns casos a análise pode ser influenciada pela variação do torque no momento da aquisição, podendo ser resolvido ao manter o torque constante durante os testes. (SCHOEN e HABETLER, 1995)

Ao analisar o sinal da corrente elétrica do motor são utilizadas as bandas laterais espaçadas de duas vezes a frequência de escorregamento e em torno da frequência de linha.

A equação que define tais frequências na análise de corrente é:

$$f_b = f_1(1 \pm 2s) \quad 2.11$$

Onde f_b são frequências laterais resultantes das barras quebradas, f_1 é a frequência de alimentação e s é o valor do escorregamento, que por sua vez é dada por:

$$s = \frac{f_{sinc} - f_m}{f_{sinc}} \quad 2.12$$

Sendo f_m a frequência de rotação mecânica do motor e f_{sinc} a frequência síncrona do motor que depende do número de pólos do motor (p):

$$f_{sinc} = \frac{2f_1}{p} \quad 2.13$$

Barras quebradas também produzem outras frequências, determinadas por:

$$f_b = f_1(1 \pm 2ks) \quad 2.14$$

Onde:

f_1 : frequência de alimentação

k : 1, 2, 3...

s : valor de escorregamento

A figura 2.12 apresenta as componentes de frequências específicas no caso de barras quebradas dadas pela equação 2.14 para os casos de $k = 1$ e 2 .

As amplitudes apresentadas são ilustrativas e indicam que existe um decaimento à medida que as bandas laterais resultantes se afastam da fundamental, portanto normalmente são escolhidas para análise as frequências localizadas em $f_1(1 \pm 2s)$ pois suas amplitudes maiores fazem com que sejam distinguidas facilmente de ruídos e interferências (MERTENS JR, 2008).

Um detalhe importante a ser levado em consideração é o intervalo de procura das frequências de bandas laterais, uma vez que outros problemas mecânicos podem gerar frequências próximas às geradas por barras quebradas (MERTENS JR, 2008).

Ao se utilizar a FFT é produzido um espectro discreto composto de pontos que estão distanciados de Δf (resolução em frequência), que é o inverso do período de amostragem $\Delta f = 1/\Delta T$.

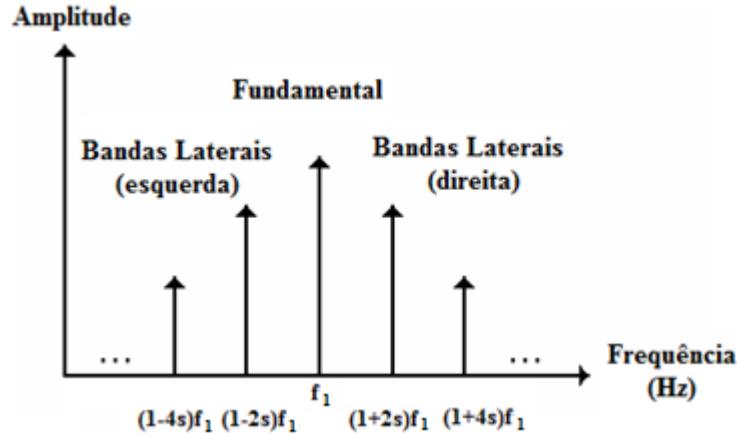


Figura 2.12- Caracterização do Espectro na Região da Frequência Fundamental (MERTENS JR. e RIBEIRO, 2009)

A resolução em frequência será função da taxa de amostragem e do número de pontos adquiridos, de acordo com a equação que segue:

$$\Delta f = \frac{1}{\Delta T} = \frac{T_A}{n} \quad 2.15$$

Para encontrar o intervalo onde estão localizadas as frequências laterais, deve-se substituir (2.12) em (2.11) e considerar a resolução da FFT:

$$f_b = \left(1 \pm 2 \left(\frac{f_{sinc} - f_m}{f_{sinc}} \right) \right) f_{sinc} \quad 2.16$$

Nos casos específicos da frequência lateral esquerda e da frequência lateral direita, tem-se:

$$f_{b\ esq.} = f_1(1 - 2s) \quad 2.17$$

$$f_{b\ dir.} = f_1(1 + 2s) \quad 2.18$$

Substituindo a equação do escorregamento (2.12) em (2.16) e (2.17):

$$f_{b\ esq.} = 2 * f_m - f_1 \quad 2.19$$

$$f_{b\ dir.} = 3 * f_1 - 2 * f_m \quad 2.20$$

Uma vez que o erro possível para f_1 e f_m é $\pm \frac{\Delta f}{2}$, os intervalos de frequências são:

$$\Delta f_{b \text{ esq.}} = 2 * \Delta f_m - \Delta f_1 \quad 2.21$$

$$\Delta f_{b \text{ dir.}} = 3 * \Delta f_1 - 2 * \Delta f_m \quad 2.22$$

Para $\Delta f_m = \Delta f_1 = \pm \frac{\Delta f}{2}$,

$$\Delta f_{b \text{ esq.}} = 2 * \left(\pm \frac{\Delta f}{2} \right) - \left(\pm \frac{\Delta f}{2} \right) \quad 2.23$$

$$\Delta f_{b \text{ esq.}} = \pm \frac{3}{2} \Delta f \quad 2.24$$

e

$$\Delta f_{b \text{ dir.}} = 3 * \left(\pm \frac{\Delta f}{2} \right) - 2 * \left(\pm \frac{\Delta f}{2} \right) \quad 2.25$$

$$\Delta f_{b \text{ dir.}} = \pm \frac{5}{2} \Delta f \quad 2.26$$

Uma vez que as componentes resultantes de barras quebradas deverão estar dentro dos intervalos de $\Delta f_{b \text{ esq.}}$ e $\Delta f_{b \text{ dir.}}$, conhecendo o tempo de amostragem e seu inverso (Δf), calcula-se o intervalo de procura com as equações acima e posteriormente, os valores são inseridos no software desenvolvido para cálculo das frequências resultantes de barras quebradas.

(BRITO, BACCARINI, *et al.*, 2001) apresentam uma tabela com recomendações para o motor utilizado de acordo com a severidade das falhas, onde f_1 é a frequência da rede em Hz, p é o número de pólos e s é o escorregamento em Hz.

Sinais de vibração também podem ser utilizados para detectar a presença de barras quebradas, seguindo o mesmo princípio da análise da corrente e mudando apenas a localização das frequências geradas pela falha. Tal utilização oferece a vantagem de não exigir a medição de velocidade mecânica do motor, que ao utilizar a corrente se faz necessário para determinação do valor de escorregamento e apresenta-se, portanto, como um problema no caso de sistemas lacrados ou compressores herméticos onde não se tem acesso ao eixo do motor.

Tabela 2.1 - Severidade e Recomendações na Análise da Corrente (BRITO, BACCARINI, *et al.*, 2001)

<i>f₁ – ps</i>	Avaliação da Condição	Ação Recomendada
50dB ou mais	Excelente	Nenhuma
44 a 50 dB	Boa	Nenhuma
39 a 44dB	Moderada	Continuar inspeção e analisar a tendência
35 a 39dB	Desenvolvimento de trinca na barra do rotor e juntas com alta resistência	Reducir intervalo de inspeção e observar curva de tendência
30 a 35dB	Probabilidade de duas barras trincadas ou quebradas e juntas com alta resistência	Fazer análise espectral da vibração para confirmar a fonte do problema
25 a 30dB	Muitas barras trincadas ou quebradas, várias trincas nos anéis de curto e falhas severas em toda gaiola	Desmontar rotor para inspeção
Menos que 25dB	Severa	Desmontar o rotor para inspeção ou substituir

O valor de escorregamento pode ser obtido indiretamente utilizando a vibração mecânica da seguinte forma (MERTENS JR, 2008):

$$s = \frac{f_2 - f_{m2}}{f_2} \quad 2.27$$

Onde s é o escorregamento, f_2 é a frequência resultante da interação estator rotor, ou seja, $2 * f_1$ e f_{m2} é o segundo harmônico da frequência de rotação mecânica do motor. Com f_{m2} é possível achar o valor da frequência mecânica f_m com maior precisão, sabendo que o valor de f_{m2} fica bem próximo à frequência f_2 .

Os valores das frequências laterais de vibração mecânica seguem o modelo das frequências de corrente elétrica, mudando apenas a fundamental na equação:

$$f_{b \text{ esq.}} = f_m - 2sf_1 \quad 2.28$$

$$f_{b \text{ dir.}} = f_m + 2sf_1 \quad 2.29$$

Onde f_1 é a frequência da rede, s é o escorregamento e f_m é a frequência de rotação mecânica do motor.

Na figura 2.13 tem-se uma representação das frequências de falhas no espectro da vibração presentes ao redor da frequência de rotação.

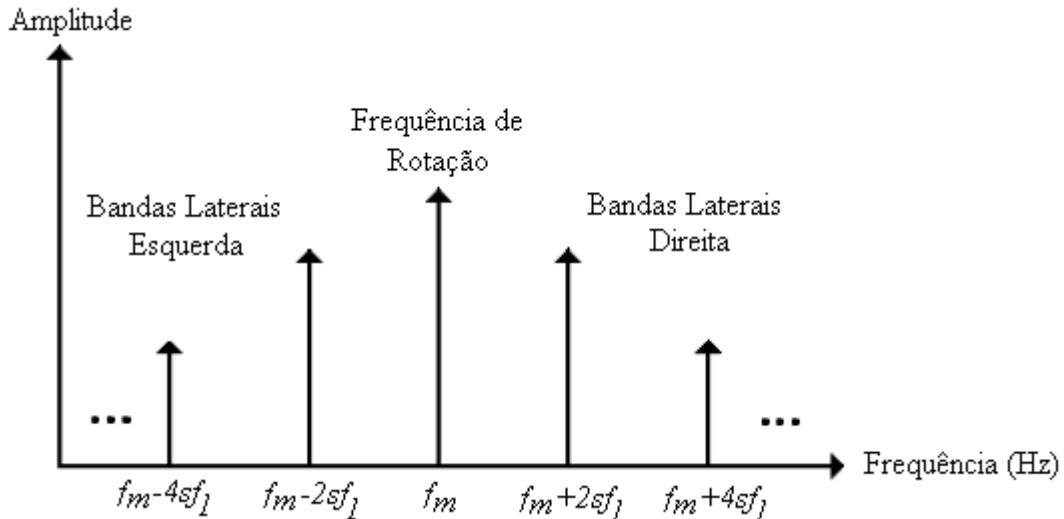


Figura 2.13 Caracterização do espectro de vibração na região da frequência de rotação. (MERTENS JR, 2008)

Substituindo o escorregamento (2.26) em (2.76) e (2.28):

$$f_{b \text{ esq.}} = f_m - 2f_1 \left(\frac{f_2 - f_{m2}}{f_2} \right) \quad 2.30$$

$$f_{b \text{ dir.}} = f_m + 2f_1 \left(\frac{f_2 - f_{m2}}{f_2} \right) \quad 2.31$$

Simplificando:

$$f_{b \text{ esq.}} = f_m - f_2 + f_{m2} \quad 2.32$$

$$f_{b \text{ dir.}} = f_m + f_2 - f_{m2} \quad 2.33$$

Seja $\Delta f_2 = \Delta f_{m2} = \Delta f_m = \pm \frac{\Delta f}{2}$,

$$f_{b \text{ esq.}} = \left(\pm \frac{\Delta f}{2} \right) - \left(\pm \frac{\Delta f}{2} \right) + \left(\pm \frac{\Delta f}{2} \right) \quad 2.34$$

$$f_{b \text{ esq.}} = \pm \frac{3}{2} \Delta f \quad 2.35$$

e

$$f_{b \text{ dir.}} = \left(\pm \frac{\Delta f}{2} \right) + \left(\pm \frac{\Delta f}{2} \right) - \left(\pm \frac{\Delta f}{2} \right) \quad 2.36$$

$$f_{b \text{ dir.}} = \pm \frac{3}{2} \Delta f \quad 2.37$$

Utilizando sinais de vibração, as componentes de frequência resultantes de falhas nas barras deverão estar dentro dos intervalos $f_{b\ esq.} = \pm \frac{3}{2} \Delta f$ e $f_{b\ dir.} = \pm \frac{3}{2} \Delta f$, onde Δf é o inverso do tempo de amostragem.

CAPÍTULO III

DESCRIÇÃO DO SISTEMA E MÉTODOS

3.1 SISTEMA UTILIZADO

Um fluxograma simplificado do sistema proposto é apresentado na figura 3.1.

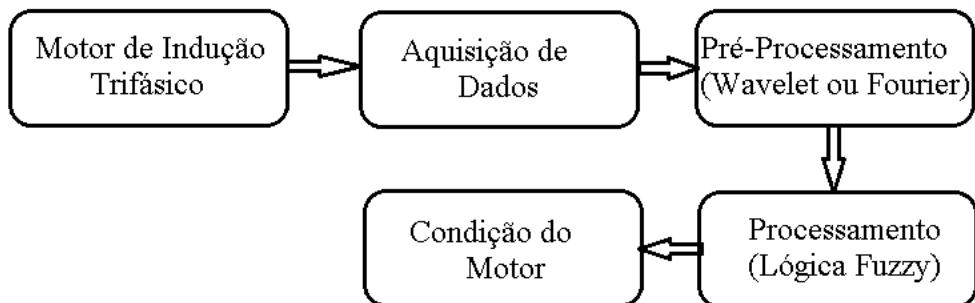


Figura 3.1 – Fluxograma para detecção de falha

3.1.1 Aquisição de Dados

As aquisições dos sinais para testes em laboratório foram realizadas pelo sistema da Figura 3.2. Os sensores de tensão (Transformadores de tensão) do fabricante Allegro fornecem um sinal proporcional à tensão de alimentação e o sensor de corrente de efeito Hall também do fabricante Allegro, fornece um sinal de tensão proporcional à corrente de armadura. O sensor de vibração utilizado é o de modelo HS-1001000202 do fabricante Hansford com sensibilidade de 100mV/g, instalado perpendicular ao eixo de rotação do motor.

Estes sinais são disponibilizados ao conversor A/D, que realiza a amostragem e transmite as informações dos sensores para o computador onde estes podem ser visualizados ou armazenados para realizar a análise espectral.

O conversor A/D utilizado é o módulo multifuncional de aquisição de dados da National Instruments, NI USB-6211, de alta resolução, sem possuir isolação galvânica, 16 entradas analógicas; taxa de amostragem de 250 mil amostras por segundo; quatro linhas de entrada digital; quatro linhas de saída digital; níveis programáveis de aquisição por canal com tensões variando de $\pm 0,2V$ até $\pm 10V$ e dois contadores ou timers. O módulo de aquisição é mostrado na Figura 3.3.

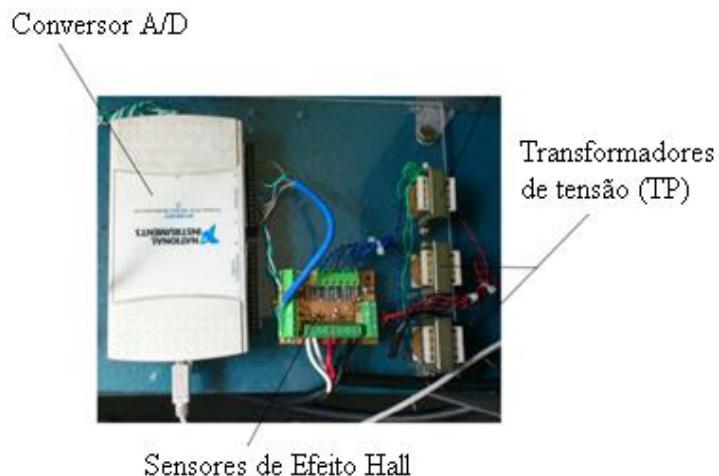


Figura 3.2 – Sistema de Aquisição de Dados

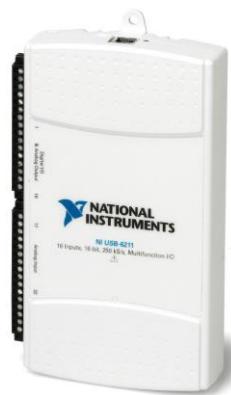


Figura 3.3 - Módulo de aquisição NI USB-6211

A partir do sinal do conversor A/D foi realizada a análise de falhas através do software LabView® e do software NI-DAQmx, que disponibiliza uma interface de

programação visual com assistente para configuração, calibração de sensores e com bloco para medições de fácil uso.

3.1.2 Bancadas Experimentais

Foram utilizadas duas bancadas sendo cada uma para um ensaio de falhas. A primeira bancada, apresentada na Figura 3.4 foi adaptada de uma bancada já existente no laboratório, de forma que fosse possível realizar ensaios de desbalanceamento com o motor desacoplado, uma vez que nos ensaios preliminares com o mesmo acoplado, foi observada uma interferência no comportamento do motor com a falha, uma vez que o próprio acoplamento reduz os efeitos do desbalanceamento. Para simulação da presença de carga foi feito o acoplamento de uma hélice ao eixo, representando aplicações de motores de indução para ventilação ou exaustão.

O motor de indução trifásico com rotor em gaiola é da marca Siemens, modelo 1LA7097-4EA90-Z, com 1,5kW/2CV, 220V/380V/440V, 6,3A/3,64A/3,15A, 4 pólos, 60Hz e pode ser acionado por um inversor de frequência de marca WEG modelo CFW08, para testes com velocidade variável ou partida direta, observado na figura 3.5.



Figura 3.4 - Bancada de testes experimentais

Na figura 3.5 estão apresentados os componentes para acionamento do motor, por partida direta ou inversor de frequência, chave seletora e disjuntor geral da bancada.



Figura 3.5 - Sistema de Acionamento da Bancada

A figura 3.6 ilustra a bancada de forma completa.

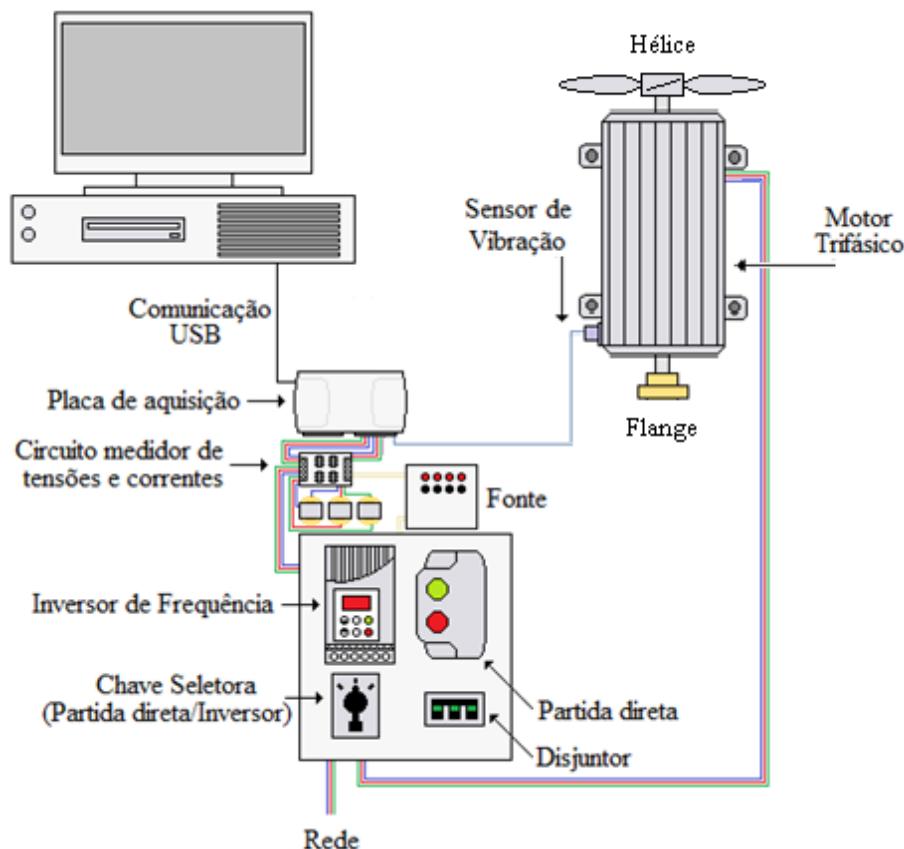


Figura 3.6 - Bancada para análise de falhas

Na Figura 3.7 está ilustrada a bancada idealizada e construída em laboratório para realização dos ensaios de barras quebradas em motores de indução trifásicos. A bancada consiste um motor de indução trifásico fabricado pela Voges, modelo VTOP, de 5 CV (3,7 W), acionado por inversor de frequência (velocidade variável); um gerador de corrente contínua (CC); um tacômetro para medida da velocidade de rotação do eixo; e um quadro de comando onde estão contidos o sistema de aquisição e o sistema de acionamento do motor de indução.

O motor de indução (5) é acionado através de inversor de frequência instalado no quadro de comando (7), ao qual a velocidade de rotação é ajustada de acordo com a necessidade do ensaio, e põe o conjunto motor (5) /transdutor de torque (3) /gerador CC (2) em movimento. O gerador CC (2) tem em seus terminais de armadura quatro resistências de 24 ohms ligadas em paralelo para dissipar a energia gerada com o movimento. O enrolamento de campo do gerador CC é alimentado através do varivolt (1) e em seus terminais foi instalada uma resistência de 50 ohms para impedir que a corrente de campo ultrapasse o seu valor nominal. Ao ser posto em movimento, a carga é imposta ao eixo do motor de indução aumentando a tensão no enrolamento de campo através do varivolt.



Figura 3.7 – Bancada Experimental para ensaios de Barras Quebradas

Também foi utilizada uma placa de aquisição da National Instruments, com taxa de aquisição de 30kHz através de sensores de efeito Hall e de vibração instalado perpendicularmente ao eixo de rotação do motor.

3.2 MÉTODOS

Cada técnica possui vantagens e desvantagens que, dependendo do tipo de falha a ser detectada, incluem a instalação de outros equipamentos para medição de parâmetros do motor, como é o caso da detecção de barras quebradas através do sinal de corrente que necessita do valor do escorregamento, valor este que se modifica conforme a carga e também por conta do próprio defeito, podendo inviabilizar o correto diagnóstico. A solução usual para medir o escorregamento é a utilização de um tacômetro instalado diretamente no eixo de rotação do motor, que nem sempre é possível. A saída é utilizar dados do espectro de frequência de vibração para obter o valor de forma indireta (MERTENS JR, 2008).

Considerando que para cada tipo de falha é possível que o sistema faça o pré-processamento através de dois métodos diferentes (Fourier ou Multiresolução) foi necessário que após as aquisições, ambos os métodos fossem avaliados para que pudesse ser escolhido o de maior eficiência, bem como para reunir dados que foram utilizados para configurar o sistema fuzzy, representando o conhecimento especialista em seu projeto.

3.2.1 Ensaios de Desbalanceamento

Os ensaios para simulação da falha de desbalanceamento foram realizados na bancada que possui a hélice acoplada ao motor, sempre utilizando partida direta e taxa de aquisição de 30kHz.

Primeiramente foram adicionados pesos no flange do motor através de um parafuso e porcas, conforme figura 3.8. Iniciando com a condição do motor sem falhas, seguida de 10g, 15g, até 50g com aumento de 5g por vez, sendo feitas 3 aquisições para cada situação diferente. Também foram colocados elementos que provocassem desbalanceamento na pá da hélice, através de um furo localizado em sua extremidade, conforme apresentado na figura 3.9.

Primeiramente utilizando um parafuso de tamanho pequeno com massa de 2g, seguido de um parafuso de tamanho maior (3g), posteriormente com mais porcas (4g), depois outro maior (5g) e finalmente por questões de segurança, apenas a quantidade de

10g foi aplicada na hélice (12g), todas as situações sendo feitas 3 aquisições dos dados de corrente e vibração, cada uma delas tendo sido pesadas em uma balança de precisão.



Figura 3.8– Acréscimo de 20g no flange do motor.

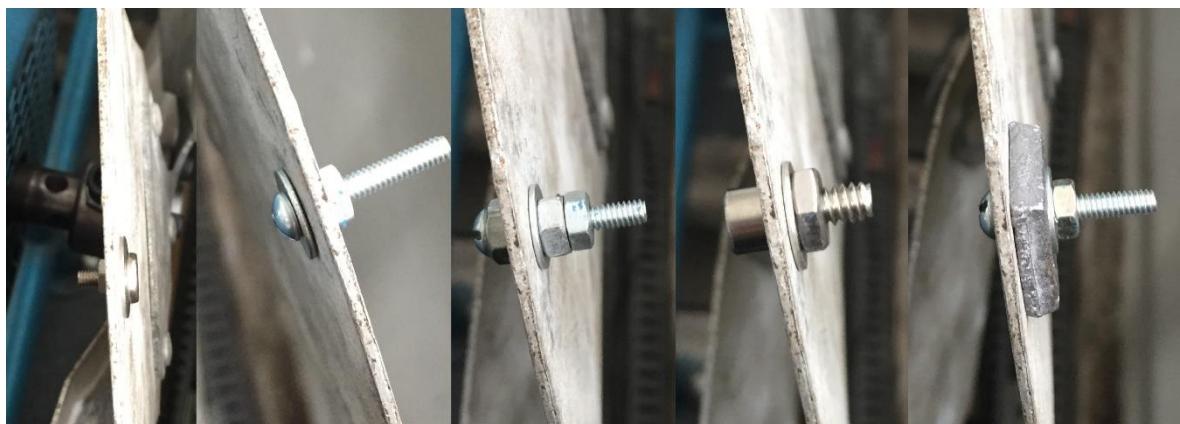


Figura 3.9– Elementos desbalanceadores instalados na hélice

♦ *Transformada de Fourier*

Para a falha de desbalanceamento quando utilizada a transformada de Fourier e o sinal de vibração, a frequência referente à falha será encontrada na frequência de rotação do motor (Eq. 3.1) ou próxima dela quando existe carga aplicada, situação encontrada na bancada pela resistência do ar na hélice.

$$f_r = \frac{f_1}{p} \quad 3.1$$

Onde f_r é a frequência de rotação, f_1 é a frequência de alimentação (60Hz) e p é o número de pares de pólos do motor (2 pares de pólos), o que fornece uma frequência de 30Hz, porém devido ao escorregamento causado pela carga na hélice, o pico referente a falha de desbalanceamento estará presente próximo deste valor, sendo um pouco inferior, conforme exemplo apresentado na figura 3.10, onde o pico encontra-se em 29,9Hz com amplitude de 0,3497m/s².

Foram avaliados todos os arquivos de dados, sendo três aquisições para cada situação e coletados os valores dos picos através do gráfico no Matlab, para que fosse possível calcular a média aritmética de cada condição, cujos valores estão apresentados na tabela 3.1. A medida que a falha evolui, o pico tende a aumentar de amplitude, indicando que a energia do sinal naquela faixa de frequência está aumentando com a falha.

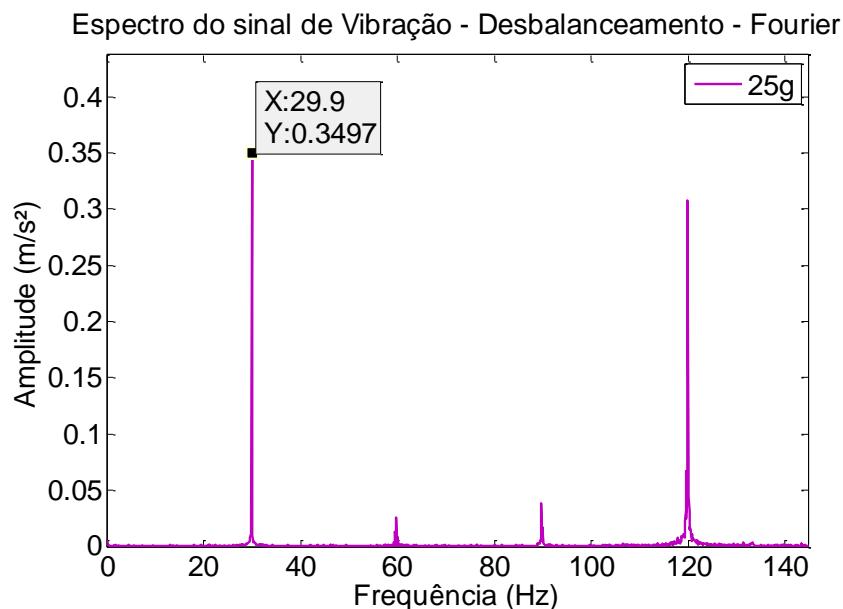


Figura 3.10– Espectro de Fourier do sinal de vibração para motor com 25g aplicados, simulação de desbalanceamento

Através da análise destes valores percebe-se que o desbalanceamento tem forte interferência no sinal de vibração do motor, elevando a amplitude da frequência próxima de 30Hz, podendo ser utilizado para detectar a falha de forma eficiente.

Tabela 3.1– Valores médios do pico de vibração referente ao desbalanceamento no eixo, sinal de vibração, transformada de Fourier

Massa Aplicada	Pico em f_r (m/s ²)
0g	0,0033
10g	0,2677
15g	0,2896
20g	0,3226
25g	0,3518
30g	0,3921
35g	0,4090
40g	0,4247
45g	0,4687
50g	0,4775

Também foram analisados da mesma forma, os sinais adquiridos com falhas inseridas na hélice, sendo apresentados na tabela 3.2 seus valores médios, de maneira igualmente crescente, porém com menores amplitudes do que o desbalanceamento provocado diretamente no eixo do motor.

Tabela 3.2– Valores médios do pico de vibração referentes ao desbalanceamento na hélice, sinal de vibração, transformada de Fourier

Elementos aplicados na hélice	Pico em f_r (m/s ²)
0g	0,0134
2g	0,0348
3g	0,0460
4g	0,0583
5g	0,0854
12g	0,1346

Com estes valores foram realizadas regressões lineares como meio de avaliar o comportamento progressivo da falha, como apresentado nas figuras 3.11 e 3.12.

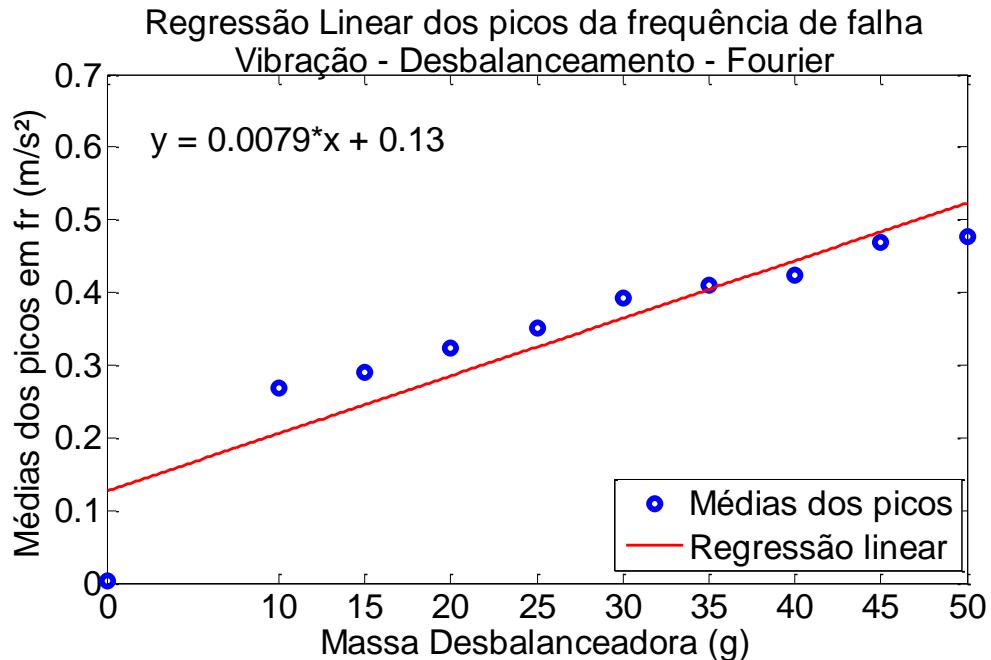


Figura 3.11– Regressão Linear dos picos de vibração na frequência de falha através de Fourier, para diferentes valores de desbalanceamento no eixo

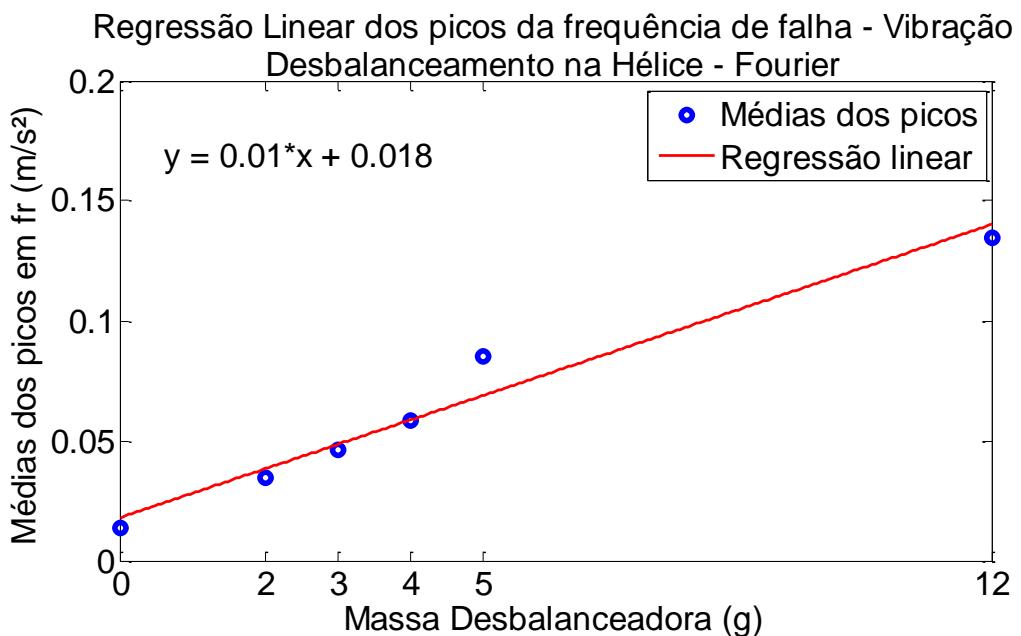


Figura 3.12 - Regressão Linear dos picos de vibração na frequência de falha através de Fourier, para diferentes valores de desbalanceamento na hélice

Através das tabelas 3.1 e 3.2 também foram calculados os fatores de correlação tanto para falha no eixo quanto na hélice, bem como considerando o valor na situação normal do motor ou não, os valores estão apresentados na tabela 3.3.

Tabela 3.3 - Fatores de Correlação para falha de desbalanceamento, sinal de vibração, Fourier

	Considerando situação 0g	Desconsiderando situação 0g
Falha no Eixo	0,925	0,995
Falha na Hélice	0,975	0,975

Ambas as regressões apresentam um comportamento coerente com o aumento do valor do desbalanceamento, bem como os fatores de correlação possuem valores muito próximos a 1, indicando uma boa utilização do sinal de vibração por meio da transformada de Fourier como método de detecção da falha.

Segundo (OBAID e HABETLER, 2003) através do sinal de corrente também é possível detectar o desalinhamento e desbalanceamento, onde através de dados experimentais eles mostram que amplitude da frequência $f_1 \pm f_r$ (60 ± 30) altera com o aumento do nível destas falhas.

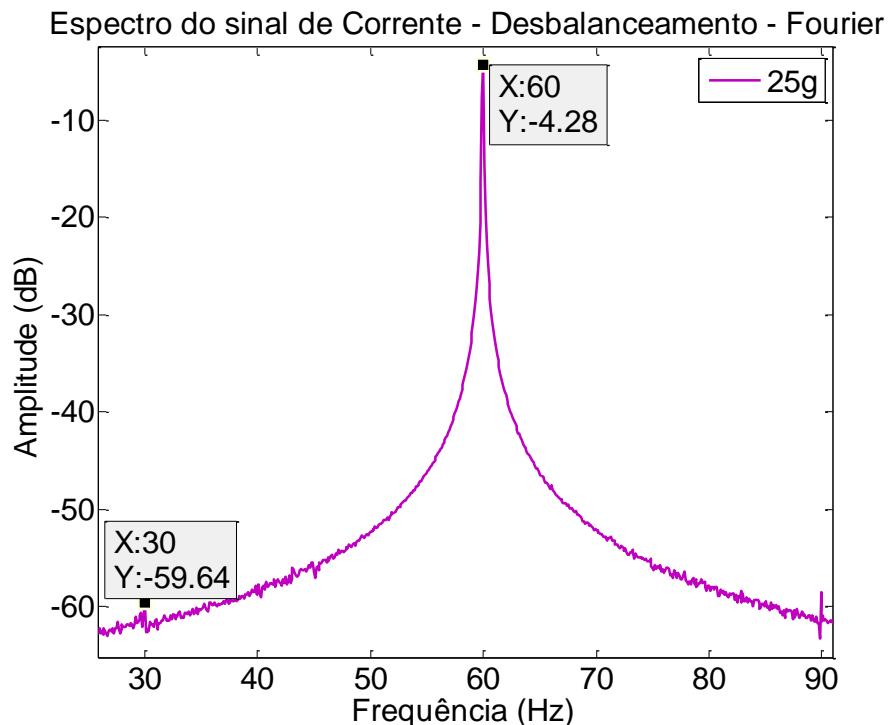


Figura 3.13 – Espectro do sinal de corrente através da transformada de Fourier, para a situação de 25g no eixo do motor

Na figura 3.13 é apresentado o espectro de Fourier do sinal de corrente para 25g aplicadas no eixo do motor e os valores de amplitude para as frequências de 30Hz e 60Hz,

utilizadas no cálculo para avaliação da falha. Através das três aquisições realizadas foi feito o cálculo da média destes valores, estando apresentadas na tabela 3.4.

Apresenta-se na tabela 3.3 as médias de três aquisições realizadas referente a amplitude da frequência da falha, $f_1 - f_r$ para desbalanceamento no eixo.

Tabela 3.4– Valores médios da amplitude da frequência de falha referente ao desbalanceamento no eixo, sinal de corrente, transformada de Fourier

Massa Aplicada	Amplitude da frequência de falha (dB)
0g	56,759
10g	56,366
15g	59,221
20g	55,690
25g	55,464
30g	54,491
35g	59,319
40g	59,710
45g	57,983
50g	54,229

Para os ensaios com desbalanceamento na hélice, também foi repetido o procedimento e os valores médios da amplitude da frequência de falha estão apresentados na tabela 3.5.

Tabela 3.5 - Valores médios da amplitude da frequência de falha referente ao desbalanceamento na hélice, sinal de corrente, transformada de Fourier

Elementos aplicados na hélice	Amplitude da frequência de falha (dB)
0g	56,759
2g	58,668
3g	58,094
4g	56,131
5g	52,842
12g	49,633

Com estes valores foram realizadas regressões lineares para ambos os casos, sendo apresentadas nas figuras 3.14 e 3.15.

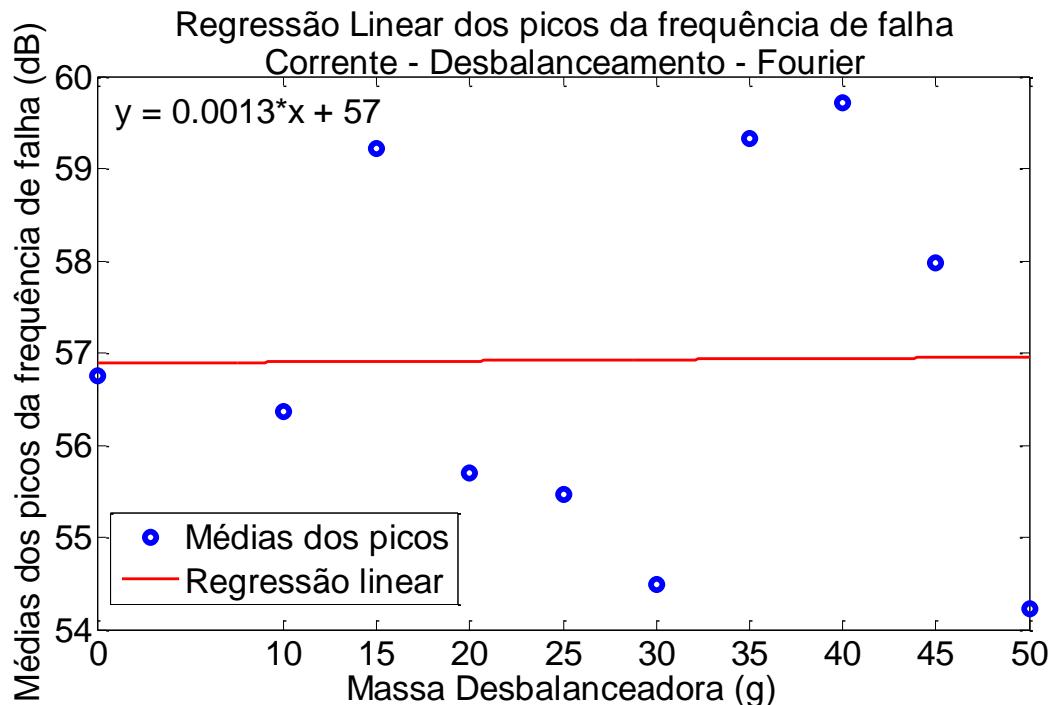


Figura 3.14 – Regressão linear do sinal de corrente através da transformada de Fourier, para desbalanceamento no eixo

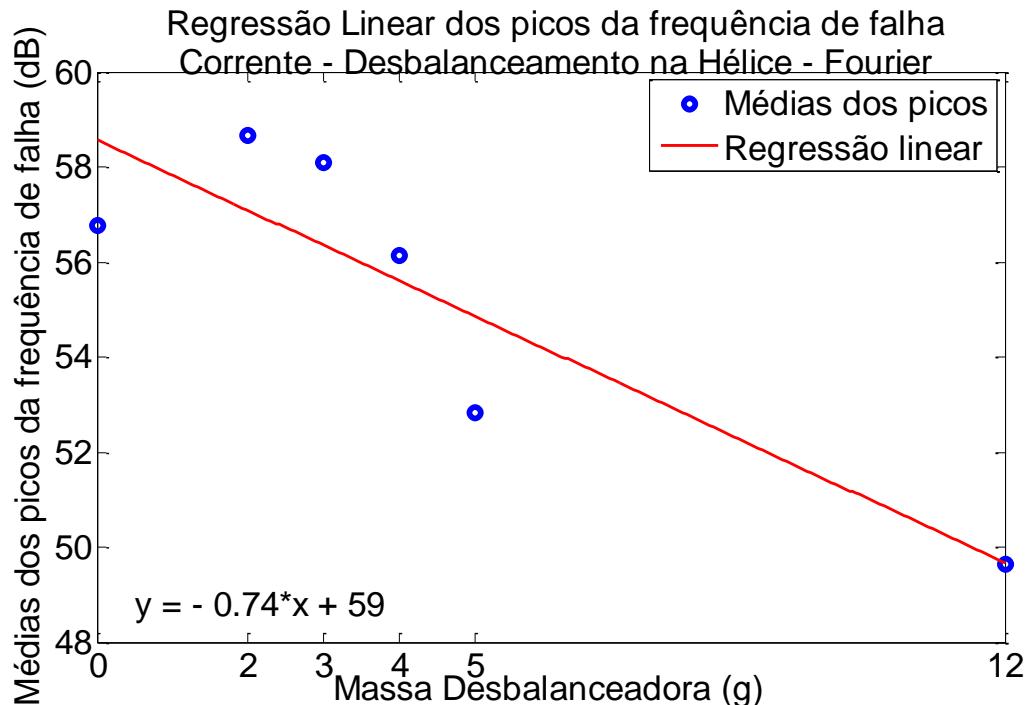


Figura 3.15 – Regressão linear do sinal de corrente, através da transformada de Fourier, desbalanceamento na hélice

Através da análise da regressão linear do sinal de corrente pela transformada de Fourier é possível perceber que este método não apresenta uma correspondência coerente ao aumento do desbalanceamento, uma vez que os valores estão com uma variação grande da reta da regressão e que possui, no caso do desbalanceamento no eixo, um coeficiente de regressão (angular) muito pequeno, indicando que não é muito representativa para os pontos.

Fatores de correlação também foram calculados para cada situação, considerando e desconsiderando o valor referente a 0g, uma vez que este representa a condição do motor normal, os fatores encontrados estão apresentados na tabela 3.6 e por estarem distante de 1 e -1, tais valores são considerados sem boa representatividade para a progressão da falha.

Tabela 3.6 - Fatores de Correlação para falha de desbalanceamento, sinal de corrente, Fourier

	Considerando situação 0g	Desconsiderando situação 0g
Falha no Eixo	0,0105	0,0078
Falha na Hélice	-0,8834	-0,9294

♦ *Transformada de Wavelet - AMR*

A AMR permite tratar um sinal através de filtros passa-baixa e passa-alta, dividindo-o em sub-bandas que podem então ser analisadas individualmente, fornecendo detalhes contidos no sinal.

Aproximações e detalhes são obtidos através da divisão do sinal original em diferentes escalas de resolução, como pode ser observado na figura 3.16.

O sinal original é submetido a dois filtros, um passa-baixa L, outro passa-alta H, em seguida é subamostrado por um fator de 2, através do operador “downsampling” \downarrow e a cada estágio tem-se como saídas, sequências de coeficientes wavelets e de aproximação. A aproximação A1 passa novamente através dos filtros e do operador, decompondo-se os coeficientes de detalhe (alta frequência) e de aproximação ou escala A2 (baixa frequência) contidos em A1, com seus respectivos coeficientes wavelets (cD2 e cA2), repetindo-se o processo até o nível de decomposição desejado (SEVEGNANI, 2009).

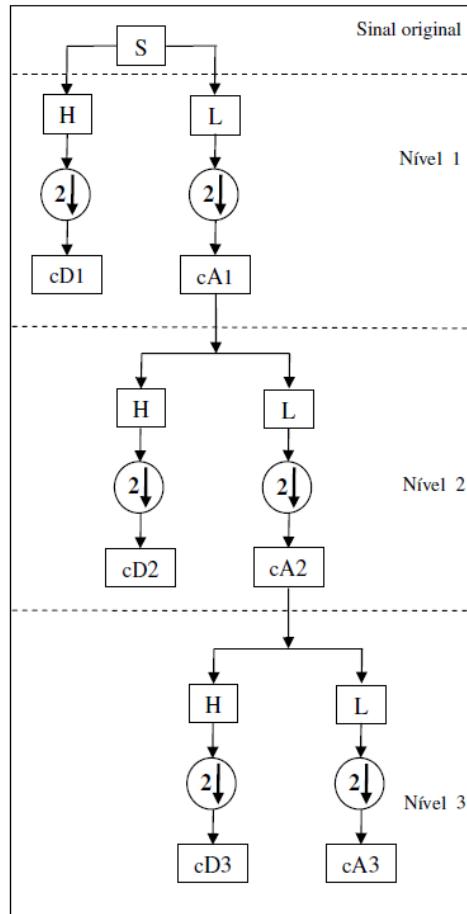


Figura 3.16 - Análise Multiresolução (SEVEGNANI, 2009)

A operação de “downsampling” divide o número de amostras por 2 na saída de cada filtro ao levar em conta apenas os dados com índices ímpares e rejeitando os de índice par, caso contrário seria obtido duas vezes mais dados do que no início.

A escolha da família de wavelets, bem como o nível a ser utilizado, depende da aplicação desejada, algumas delas tem maior desempenho para detecção de transitórios, compressão de sinais e ruídos, entre outros, sendo feita através da análise das aquisições.

É calculada a diferença entre os níveis de energia do detalhe escolhido para cada falha e o do sinal do motor sem falhas, que servirá de referência.

A análise multiresolução permite observar a distribuição da energia do sinal nos diferentes detalhes, de forma que seja possível identificar qual deles é mais representativo para cada situação de falha através da comparação com o sinal sem falha.

Em cada detalhe uma faixa diferente de frequência tem maior predominância, seguindo o padrão apresentado na tabela abaixo, para uma taxa de aquisição (TA) dos dados em 30kHz.

Tabela 3.7 - Frequência predominante em cada detalhe

Detalhe	Frequência predominante
D1	$TA/3 = 30k/3 = 10\text{kHz}$
D2	$D1/2 = 10/2 = 5\text{kHz}$
D3	$D2/2 = 5/2 = 2,5\text{kHz}$
D4	$D3/2 = 2,5/2 = 1,25\text{kHz}$
Dn	$D(n-1)/2\text{kHz}$

Na figura 3.17 é apresentado um exemplo de decomposição através da transformada discreta wavelet do tipo Daubechies db4 – nível 10.

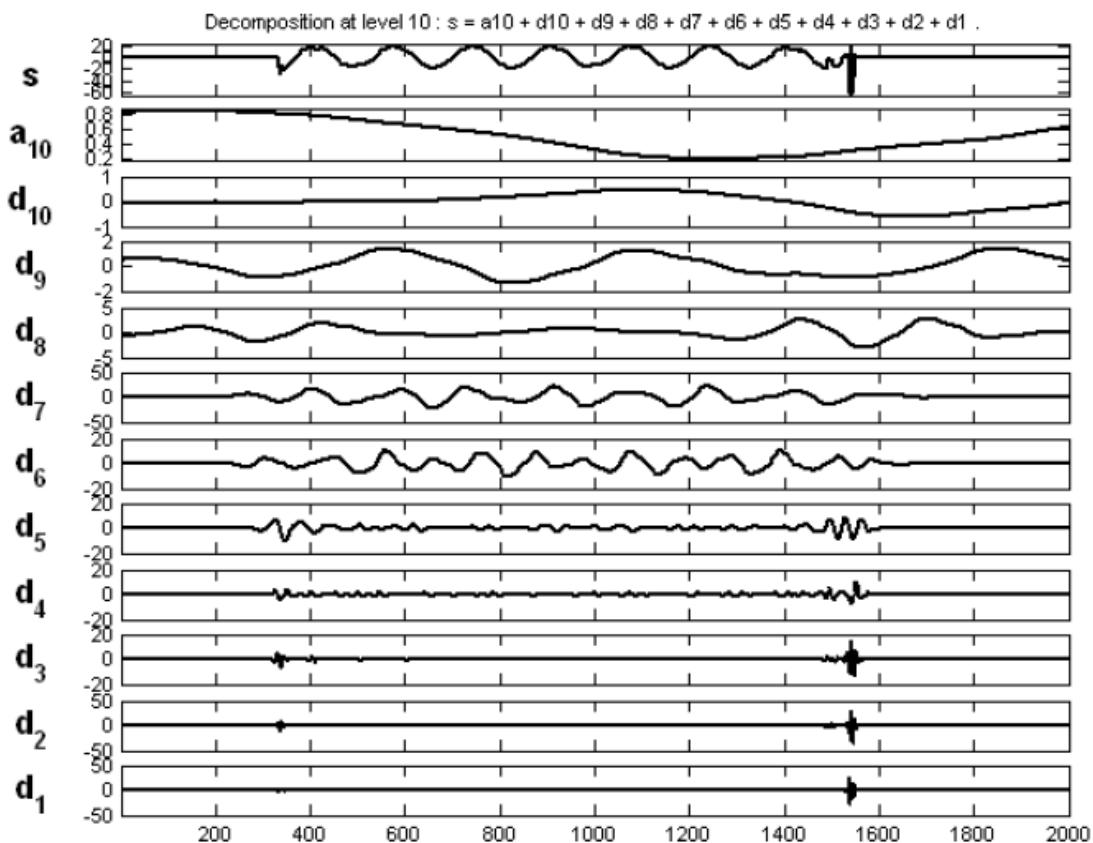


Figura 3.17 - Exemplo de decomposição através da Transformada Discreta Wavelet db4 - nível 10
(SEVEGNANI, 2009)

A família escolhida através das análises foi a Daubechies db6, e para a escolha do nível adequado foram feitas comparações em cada detalhe, como por exemplo na figura 3.18, onde é apresentada a comparação para as situações de falha no eixo até 25g, com o sinal de vibração, tendo o nono detalhe como o mais representativo da progressão, uma vez que a energia percentual vai aumentando progressivamente à medida que a falha fica mais severa.

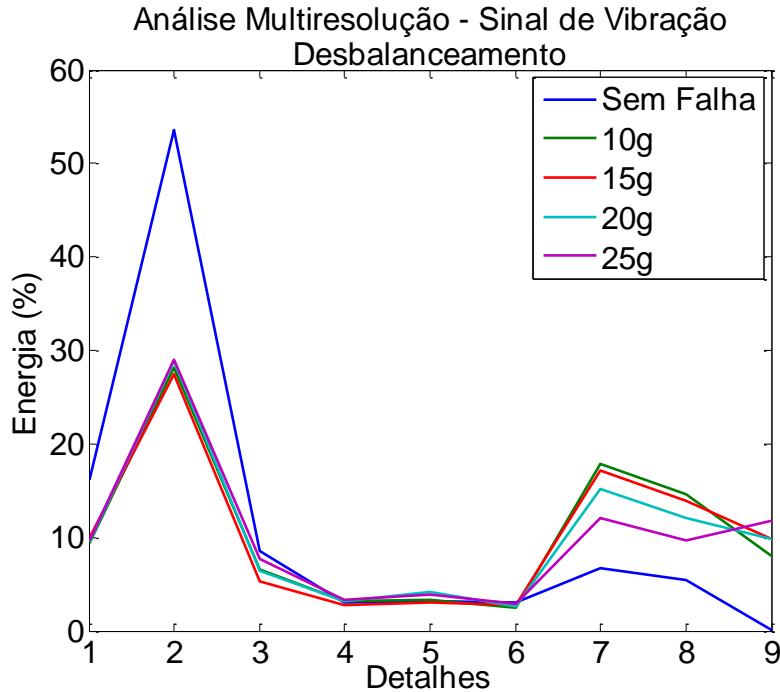


Figura 3.18 – Análise Multiresolução para o sinal de vibração, desbalanceamento no eixo, dB6

Com o nível mais representativo definido, foram coletados os valores de energia para cada condição de desbalanceamento, a média das três aquisições foi calculada e os valores estão apresentados nas tabelas 3.8 e 3.9, para condição de falha no eixo e em seguida para falha na hélice.

Tabela 3.8– Valores médios das energias no detalhe 9 referente ao desbalanceamento no eixo, sinal de vibração, através da análise multiresolução

Massa Aplicada	Energia D9 (%)
0g	0,0634
10g	7,6267
15g	9,0077
20g	10,0600
25g	11,8433
30g	13,1600
35g	14,5800
40g	16,8567
45g	17,6367
50g	15,9867

Tabela 3.9– Valores médios das energias no detalhe 9 referente ao desbalanceamento na hélice, sinal de vibração, através da análise multiresolução

Elementos aplicados na hélice	Energia D9 (%)
0g	0,0634
2g	0,3324
3g	0,4136
4g	0,6750
5g	1,1463
12g	1,4327

Através dos valores coletados é possível perceber o aumento da energia no detalhe 9, que é um valor percentual do sinal original, ou seja, quando o motor está sem desbalanceamento a energia presente no D9 é apenas 0,0634% da energia do sinal original, enquanto que na condição máxima de 50g aplicadas, tem-se quase 16% da energia do sinal original concentrada neste nível.

Em seguida foram realizadas as regressões lineares de ambos os casos, como forma de avaliar a contribuição e possibilidade da utilização do sinal de vibração através da análise multiresolução para detecção da falha.

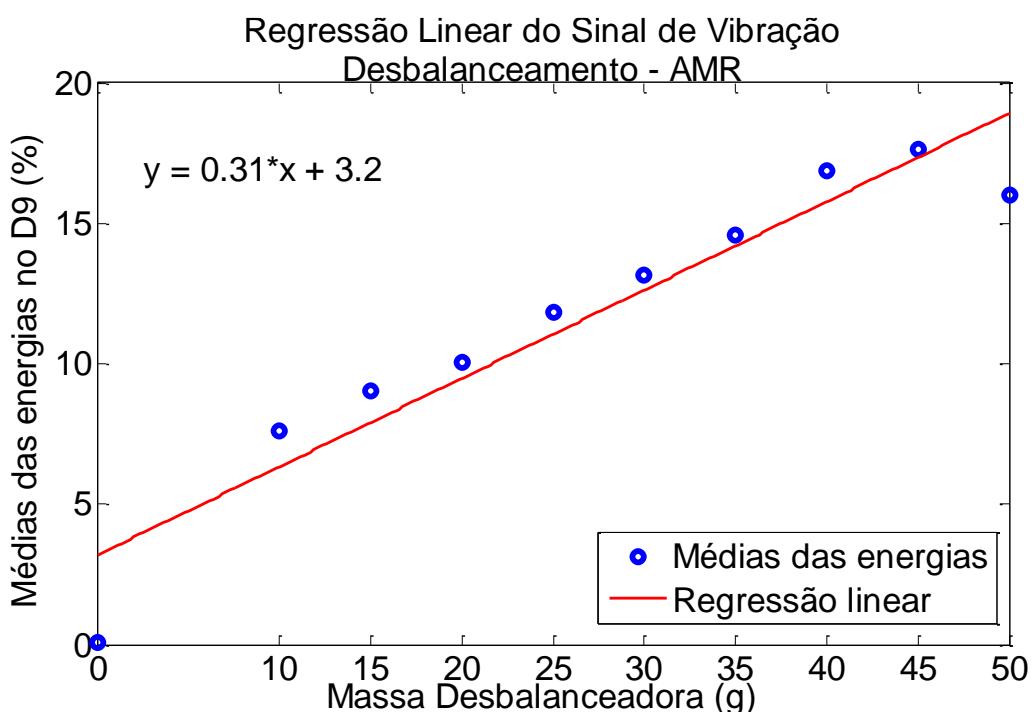


Figura 3.19 – Regressão Linear das energias do sinal de vibração no detalhe 9, desbalanceamento no eixo, análise multiresolução

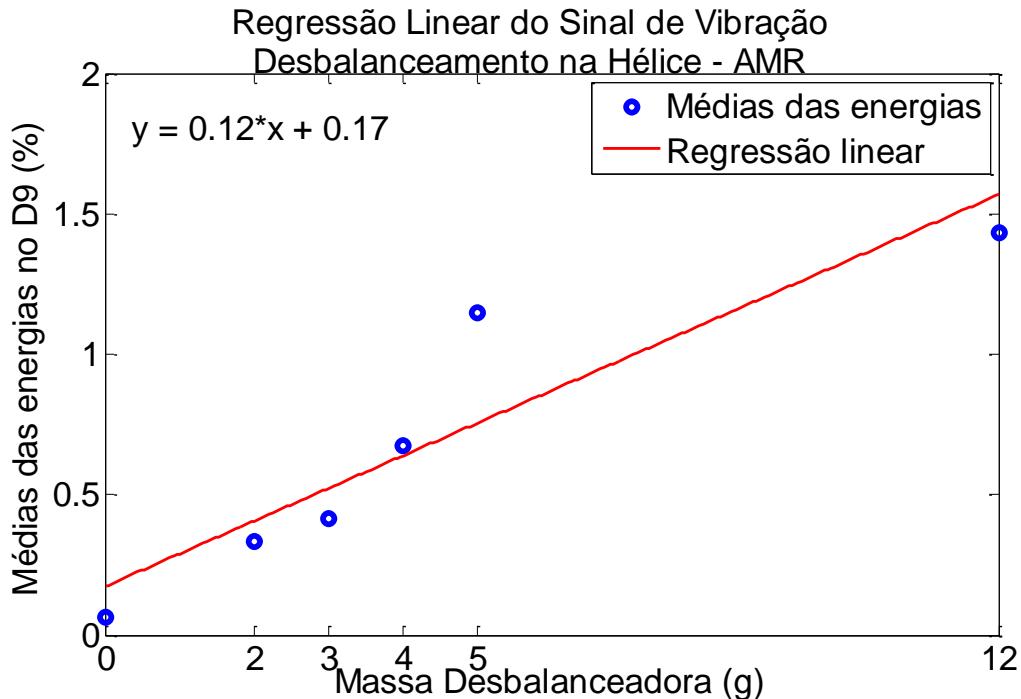


Figura 3.20 – Regressão Linear das energias do sinal de vibração no detalhe 9, desbalanceamento na hélice, análise multiresolução

Através da regressão linear e dos fatores de correlação apresentados na tabela 3.10 é possível perceber que o sinal através análise multiresolução também possui concordância com o aumento do nível de desbalanceamento no sistema, podendo ser utilizado.

Tabela 3.10 - Fatores de Correlação para falha de desbalanceamento, sinal de vibração, AMR

	Considerando situação 0g	Desconsiderando situação 0g
Falha no Eixo	0,951	0,964
Falha na Hélice	0,923	0,893

Após a análise do sinal de vibração, o sinal de corrente também foi avaliado para que pudesse ser encontrado o nível de detalhe mais apropriado para procura do comportamento da falha, conforme apresentado nas figuras 3.21 e 3.22, o detalhe que melhor representou o aumento do nível de desbalanceamento foi o oitavo (D8).

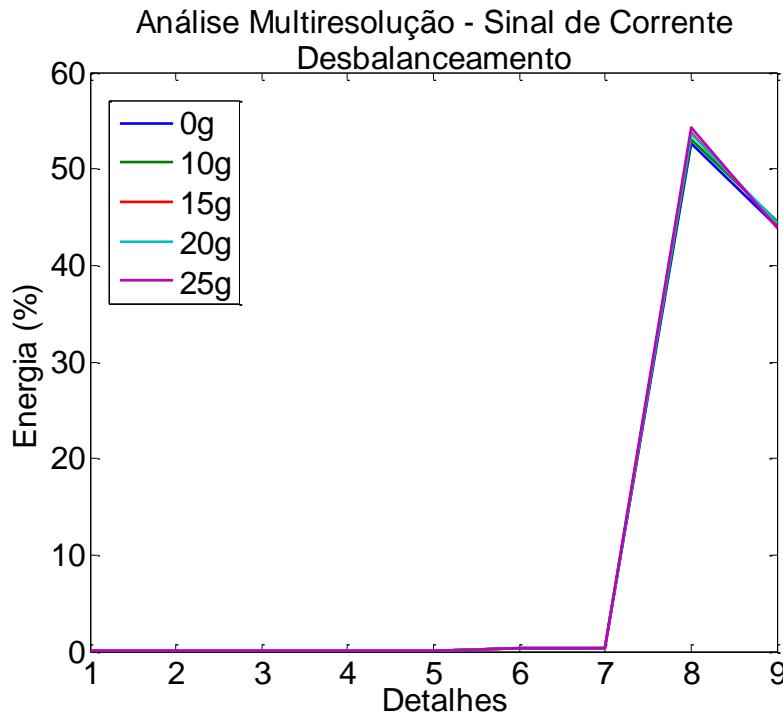


Figura 3.21 – Analise multiresolução para o sinal de corrente, desbalanceamento no eixo

Através da escolha do nível apropriado, foram coletados os valores da energia do sinal de corrente em diferentes situações de falhas, calculada a média das três aquisições e os valores estão apresentados nas tabelas 3.11 e 3.12.

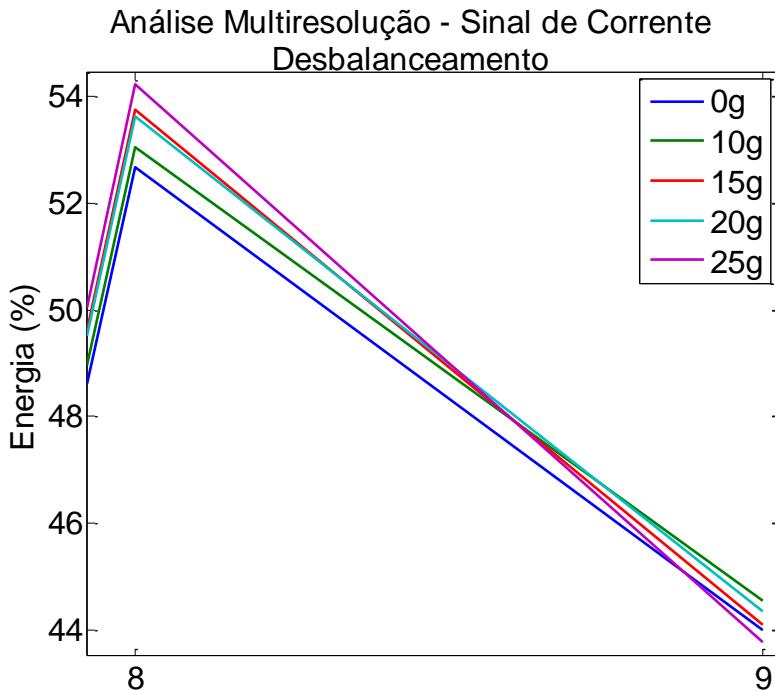


Figura 3.22 – Apresentação mais detalhada da AMR para o sinal de corrente, desbalanceamento no eixo

Tabela 3.11– Valores médios das energias no detalhe 8 referente ao desbalanceamento no eixo, sinal de corrente, através da análise multiresolução

Massa Aplicada	Energia D8 (%)
0g	52,947
10g	53,563
15g	53,703
20g	53,910
25g	53,917
30g	53,743
35g	54,087
40g	53,957
45g	54,020
50g	53,937

Tabela 3.12– Valores médios das energias no detalhe 8 referente ao desbalanceamento na hélice, sinal de corrente, através da análise multiresolução

Elementos aplicados na hélice	Energia D8 (%)
0g	52,947
2g	53,903
3g	54,243
4g	53,790
5g	53,713
12g	53,957

Através dos níveis de energia foram realizadas as regressões lineares para avaliar a aplicabilidade do sinal de corrente através da AMR para identificação da presença de falha, estas sendo apresentadas nas figuras 3.23 e 3.24, além do cálculo dos fatores de correlação apresentados na tabela 3.13.

Tabela 3.13 - Fatores de Correlação para falha de desbalanceamento, sinal de corrente, AMR

	Considerando situação 0g	Desconsiderando situação 0g
Falha no Eixo	0,804	0,739
Falha na Hélice	0,444	-0,064

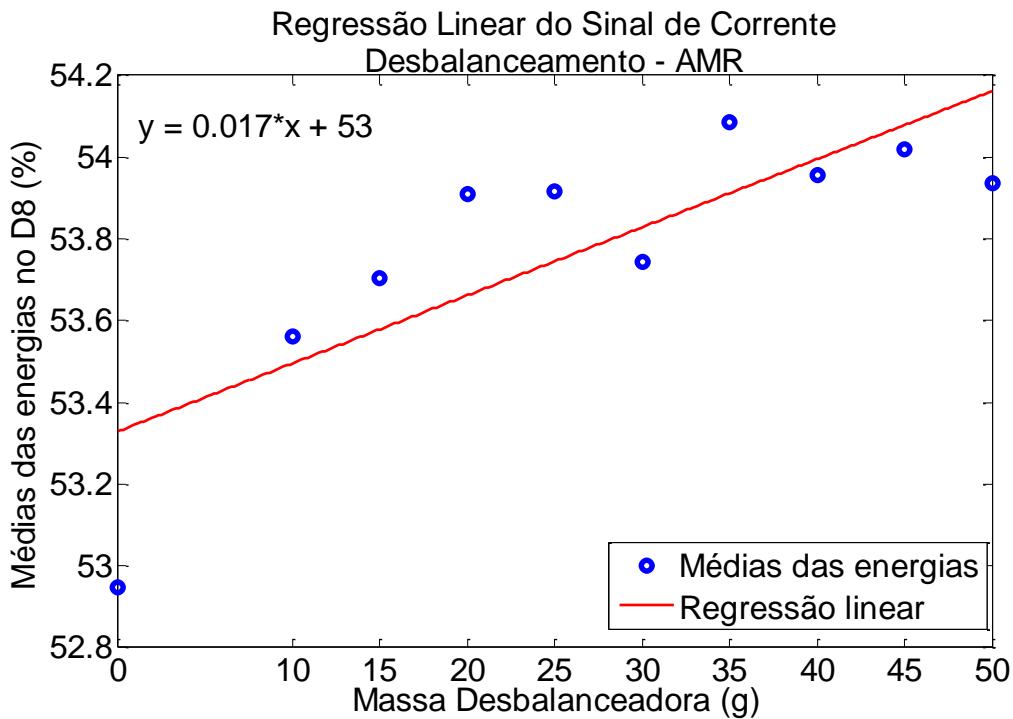


Figura 3.23 – Regressão Linear das energias do sinal de corrente no detalhe 8, desbalanceamento no eixo, AMR

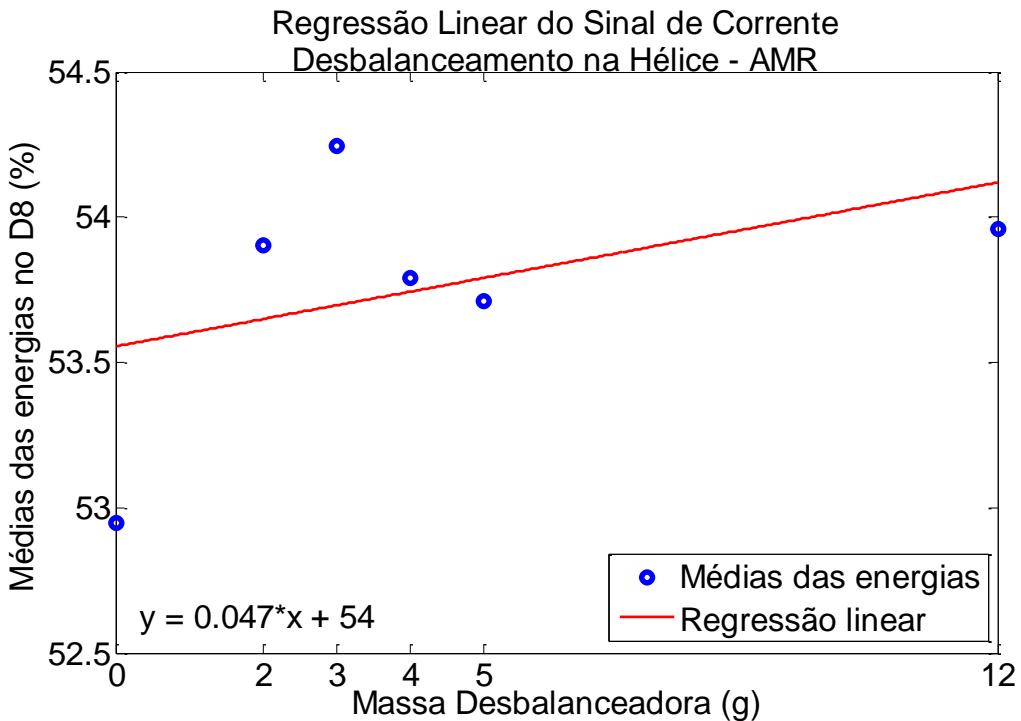


Figura 3.24 – Regressão Linear das energias do sinal de corrente no detalhe 8, desbalanceamento na hélice, AMR

Através das regressões lineares é notável a distância dos valores de energia para cada situação e a linha da regressão, estando presente também nos fatores de correlação a

indicação de que o sinal de corrente através da AMR também não é útil para fornecer informações confiáveis sobre o estado do motor, pois não apresenta um comportamento coerente com o aumento da severidade da falha.

Portanto para a falha de desbalanceamento foram escolhidos como sinais de entrada do sistema fuzzy, o sinal de vibração através da transformada de Fourier e da análise multiresolução. Mostrando que o sinal de corrente não é muito útil, no sistema em questão, para a detecção da falha mecânica.

3.2.2 Ensaios de Barras Quebradas

Os ensaios de barras quebradas foram realizados na segunda bancada que possibilita a aplicação de cargas diferentes, facilitando a observação deste tipo de falha, pois quanto menor a carga, mais perto o pico referente à falha, fica da frequência fundamental e com o aumento da carga, sua localização se distancia.

Foram feitas 3 aquisições para cada condição, com uma taxa de 30kHz e cargas de 0Nm, 5Nm, 10Nm, 15Nm, 20Nm e 25Nm, sendo adquiridos sinais de vibração e corrente do motor saudável, com 1, 3, 5 e 7 barras quebradas, conforme apresentado na figura 3.25.



Figura 3.25 – Rotor durante os ensaios, com 1, 3, 5 e 7 barras respectivamente

Os furos foram realizados com uma broca de 6mm e a localização dos furos foi determinada através da análise do diagrama do rotor, de forma que fossem quebradas a cada ensaio, barras diferentes, podendo ser feitos os furos de forma sequencial ou aleatória, pois de ambas as formas o fluxo eletromagnético é alterado.

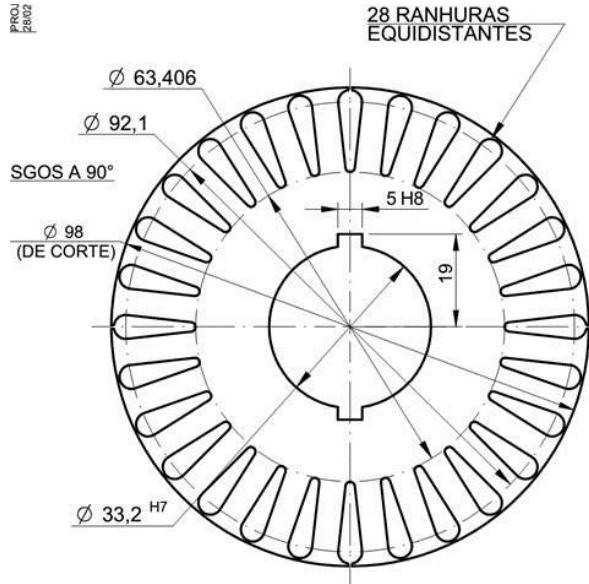


Figura 3.26 - Diagrama de disposição das barras do rotor

♦ *Transformada de Fourier*

Foram utilizados os sinais de corrente através da técnica de análise da assinatura espectral (MCSA), onde a localização das frequências da falha de barras quebradas no espectro é definida por:

$$f_{banda} = (1 \pm 2ks)f_1 \quad 3.2$$

Sendo $k=1, 2, 3, \dots, n$; n é um inteiro maior que zero; f_1 é a frequência de linha (60Hz), s é o escorregamento do motor.

Primeiramente se faz necessário encontrar o valor do escorregamento, que no sistema em questão, se utilizou do espectro do sinal de vibração, para que não seja necessária a instalação de um medidor de rotação mecânica do motor, visto que alguns motores não possuem tanta acessibilidade ou são lacrados.

Segundo (MERTENS JR, 2008) o valor do escorregamento pode ser encontrado através da equação 3.3:

$$s = \frac{f_2 - f_{m2}}{f_2} \quad 3.3$$

Onde f_2 é a frequência resultante da interação estator rotor, sendo duas vezes a frequência de alimentação do motor ($2*f_1 = 120\text{Hz}$); f_{m2} é o segundo harmônico da frequência de rotação mecânica do motor, valor próximo a frequência f_2 .

Na figura 3.27 é apresentado um exemplo da localização da frequência f_{m2} utilizada no cálculo do escorregamento através do espectro do sinal de vibração para a situação de 1, 5 e 7 barras quebradas com carga de 15Nm.

A tabela 3.14 apresenta para cada condição de falha, os valores de f_{m2} , do escorregamento calculado através da Eq. 3.3 e da localização no espectro de corrente das três primeiras bandas laterais esquerdas (BE) e direitas (BD) teóricas, para uma carga no valor de 20Nm.

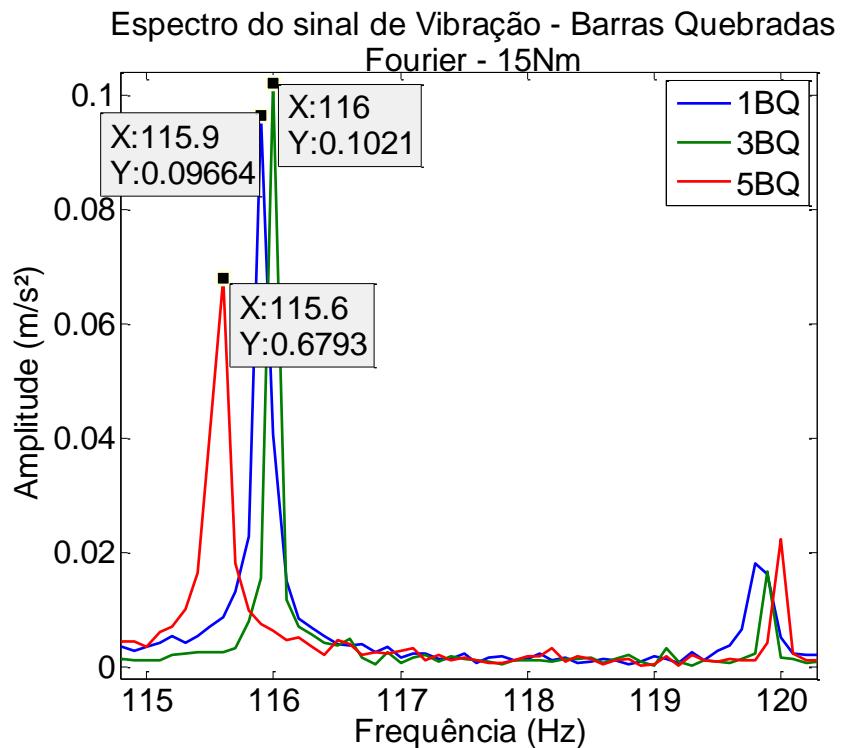


Figura 3.27 - Espectro de vibração para localização da f_{m2} utilizada no cálculo do escorregamento

Tabela 3.14 - Informações do ensaio de barras quebradas com carga de 20Nm

	$f_{m2}(\text{Hz})$	s	BE-1 (Hz)	BD-1 (Hz)	BE-2 (Hz)	BD-2 (Hz)	BE-3 (Hz)	BD-3 (Hz)
1BQ	115	0,04167	55	65	50	70	45	75
3BQ	114,4	0,04667	54,4	65,5	48,8	71,2	43,2	77
5BQ	115,1	0,04083	55,1	64,9	50,2	69,8	45,3	75
7BQ	114,5	0,04583	54,5	65,5	49	71	43,5	77

Nas figuras 3.28, 3.29, 3.30 e 3.31 são apresentados os valores reais onde foram encontradas cada banda lateral, sendo possível observar que os valores estiveram muito próximos dos valores calculados, tendo variações possivelmente causadas durante os ensaios, como a dificuldade de se impor um valor consistente de carga em cada aquisição, através do motor de corrente contínua e do equipamento para variação de sua tensão, uma vez que a carga influencia o escorregamento.

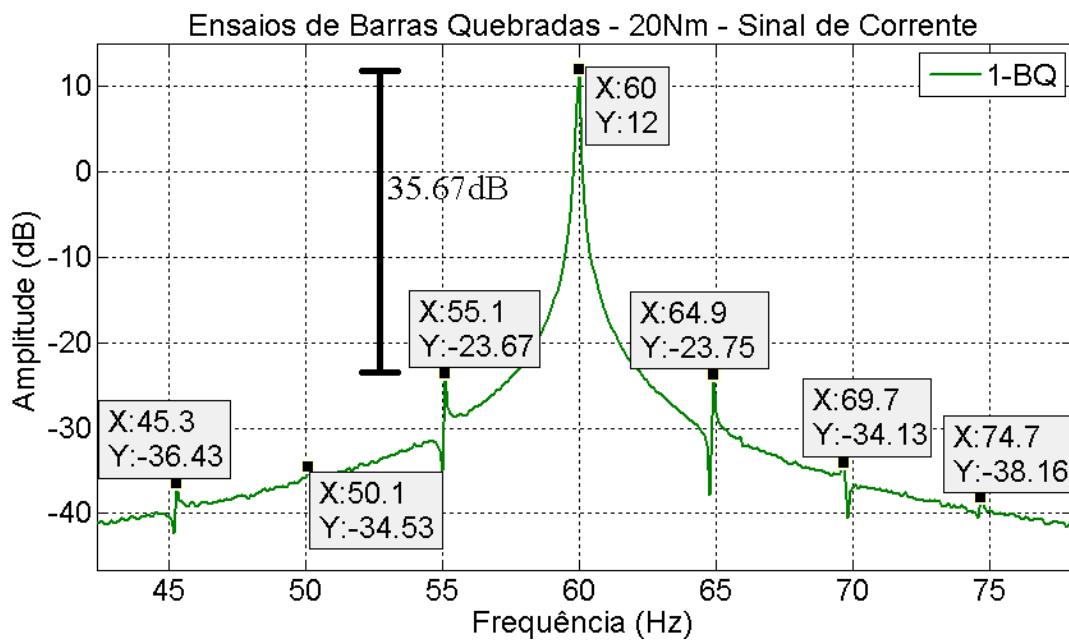


Figura 3.28- Espectro de Fourier, 15Nm, 1 barra quebrada

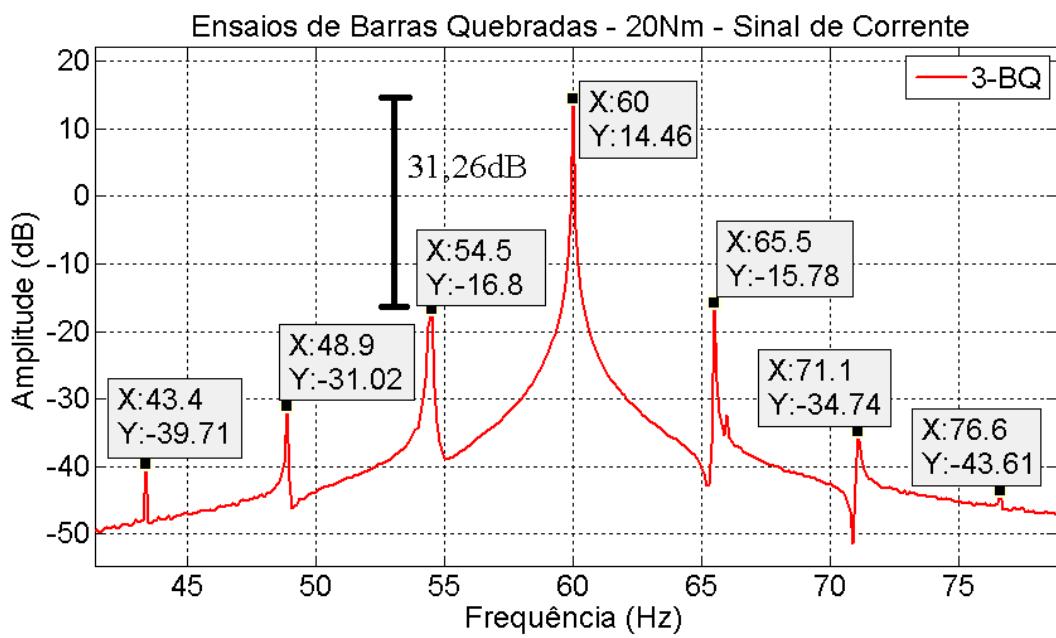


Figura 3.29 - Espectro de Fourier, 15Nm, 3 barras quebradas

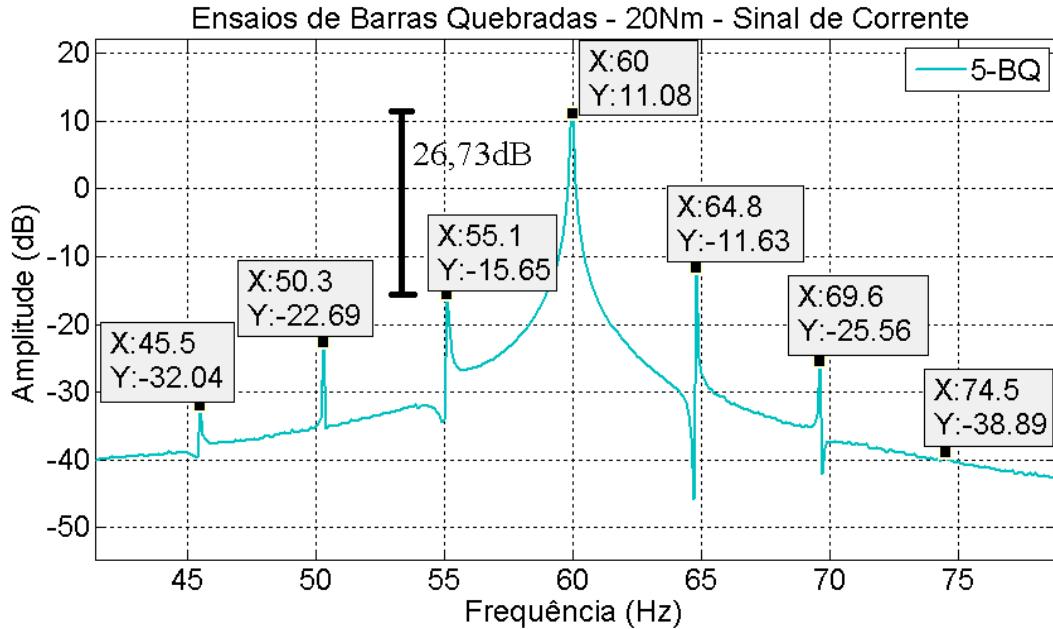


Figura 3.30 - Espectro de Fourier, 15Nm, 5 barras quebradas

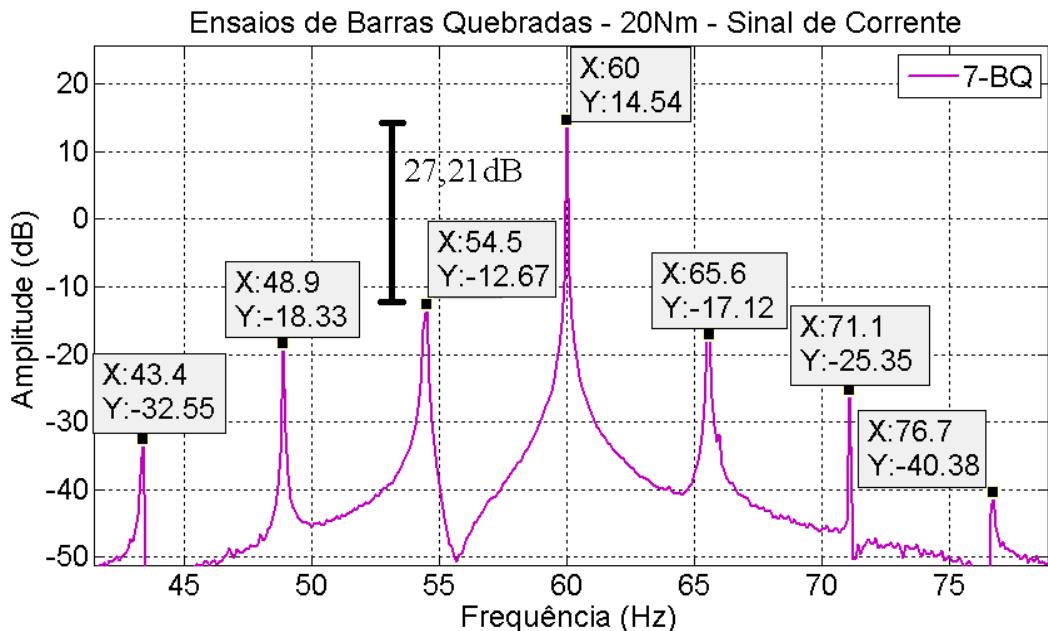


Figura 3.31 – Espectros de Fourier, 15Nm, 7 barras quebradas

Considerando que as primeiras bandas laterais, a da esquerda em $(1 - 2s)f_1$ é relacionada diretamente a falha de barras quebradas, enquanto a da direita $(1 + 2s)f_1$ é devido ao *ripple* de velocidade (MARINS, 2007), neste trabalho foi considerada a amplitude da primeira banda lateral esquerda em relação a fundamental, para acompanhamento da progressão da falha, uma vez que este valor tende a diminuir com o

aumento da severidade da falha, conforme foi possível observar nas figuras anteriores, exceto pela condição com 7 barras quebradas (Fig.3.31) onde houve um pequeno aumento da diferença representativa da falha, com relação à situação anterior de 5 barras quebradas (Fig.3.30). Tal situação pode ser explicada pela diferença no comportamento e na qualidade da tensão de alimentação nos diferentes dias para aquisição dos dados da bancada.

Considerando que foram feitas três aquisições para cada situação de falha, utilizando as seis cargas diferentes, serão apresentadas na tabela 3.15 as médias das amplitudes para cada uma delas e estando destacadas as situações de variação no comportamento de redução progressivo dos valores.

Tabela 3.15 – Médias das amplitudes de falha (dB) em diferentes cargas, ensaios de barras quebradas

	0Nm	5Nm	10Nm	15Nm	20Nm	25Nm
BOM	18,643	34,215	61,430	49,154	46,393	54,173
1BQ	17,840	32,906	37,881	39,207	38,877	36,273
3BQ	24,991	30,227	32,381	30,237	30,870	25,227
5BQ	14,147	27,922	30,838	26,612	26,277	20,495
7BQ	21,463	26,994	36,917	28,193	25,753	19,441

Através destes valores foram calculadas as médias para os valores em cada uma das condições dos ensaios e em seguida foi feita a regressão destes valores, conforme tabela 3.16 e figura 3.32.

Tabela 3.16 - Tabela das médias das amplitudes de falhas por carga e situação do motor

	Médias (dB)
BOM	44,001
1BQ	33,831
3BQ	28,989
5BQ	24,382
7BQ	26,460

Através da tabela 3.16 também foram realizados os cálculos dos fatores de correlação para cada condição do motor, conforme apresentado na tabela 3.17.

Tabela 3.17 - Fatores de Correlação para falha de barras quebradas, sinal de corrente, Fourier

	Considerando situação 0g	Desconsiderando situação 0g
Fator de Correlação	-0,856	-0,847

Através da regressão realizada e dos fatores calculados, foi observado que o sinal de corrente através da transformada de Fourier não foi muito satisfatório para detecção do nível de severidade da falha, uma vez que os valores para as condições de cada barra quebrada apresentam grandes variações diante da reta de regressão.

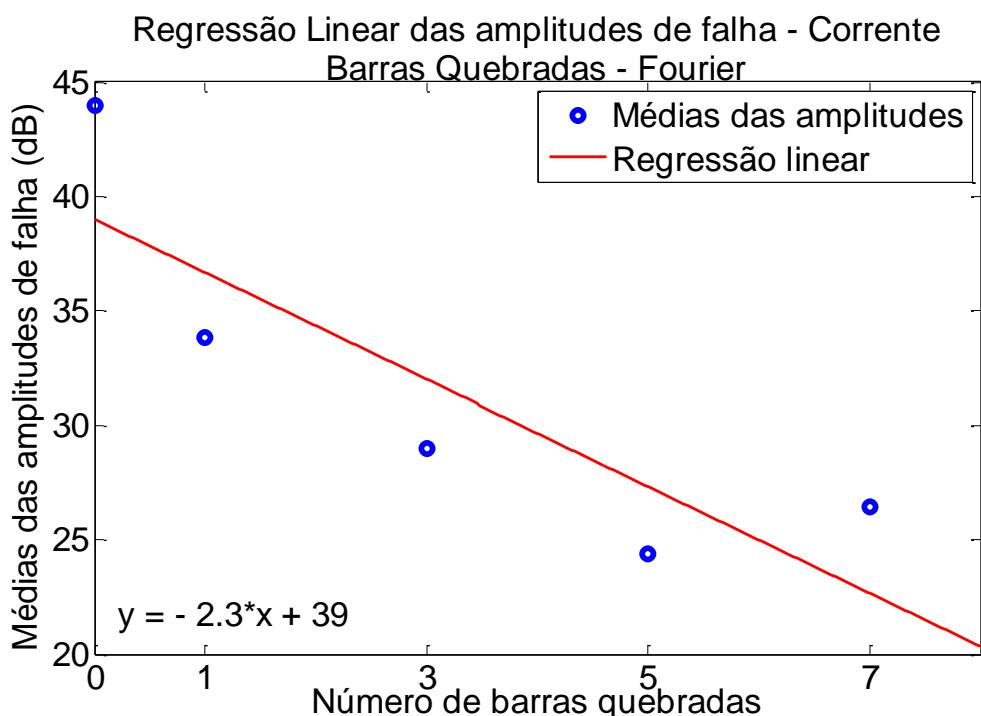


Figura 3.32 – Regressão Linear das amplitudes da banda esquerda do sinal de corrente, barras quebradas, transformada de Fourier, carga de 15Nm

A transformada de Fourier também foi utilizada para analisar o sinal de vibração em cada condição de falha. Uma vez que as barras quebradas criam zonas mortas no rotor, o desbalanceamento causado gera níveis significativos de vibração na frequência de rotação e em duas vezes a frequência de rotação (BACCARINI, 2005).

A frequência de rotação foi encontrada através do espectro de vibração, no valor próximo a 30Hz (condição para motor sem carga) e foi calculado o valor de duas vezes f_r , tal valor coincidiu com o valor de localização gráfica do pico, tendo pequenas variações de no máximo 0,1Hz para mais ou para menos, do valor calculado, conforme exemplo na

figura 3.33, onde a frequência de rotação é igual a 29,2Hz e $2f_r$ é igual a 59,8, com amplitude de 0,02205m/s².

Foi realizado o levantamento da amplitude de $2f_r$ e calculada a média entre as três aquisições, com os valores presentes na tabela 3.18. Nela é possível observar que os valores das amplitudes aumentam à medida que a falha aumenta a severidade e reduzem seu valor geral com o aumento da carga, mas sem perder a característica progressiva que acompanha a falha.

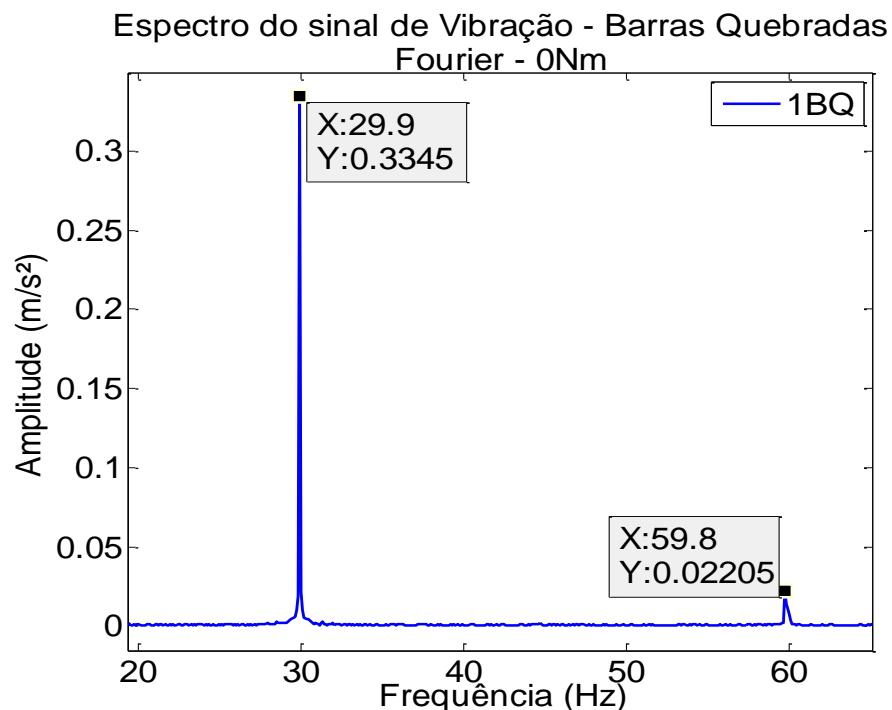


Figura 3.33 – Espectro de Fourier para sinal de vibração, ensaio de barras quebradas, sem carga

Tabela 3.18 – Médias dos valores das frequências de $2f_r$ (m/s²), ensaios barras quebradas

	0Nm	5Nm	10Nm	15Nm	20Nm	25Nm
BOM	0,0238	0,0237	0,0244	0,0252	0,0289	0,0291
1BQ	0,0217	0,0233	0,0229	0,0215	0,0198	0,0118
3BQ	0,0304	0,0251	0,0267	0,0240	0,0269	0,0217
5BQ	0,0651	0,0523	0,0422	0,0484	0,0442	0,0423
7BQ	0,0657	0,0682	0,0636	0,0635	0,0587	0,0457

Com os valores médios foram calculadas as médias para cada situação e foi realizada a regressão presente na figura 3.34.

Tabela 3.19 - Médias das amplitudes de falhas por carga e situação do motor

	Médias (m/s ²)
BOM	0,02584
1BQ	0,02017
3BQ	0,02582
5BQ	0,04909
7BQ	0,0609

Os fatores de correlação foram calculados através da tabela 3.19 utilizando a situação de motor sem barras quebradas e sem esta condição, apresentados na tabela 3.20.

Tabela 3.20 - Fatores de Correlação para falha de barras quebradas, sinal de vibração, Fourier

	Considerando situação 0g	Desconsiderando situação 0g
Fator de correlação	0,927	0,976

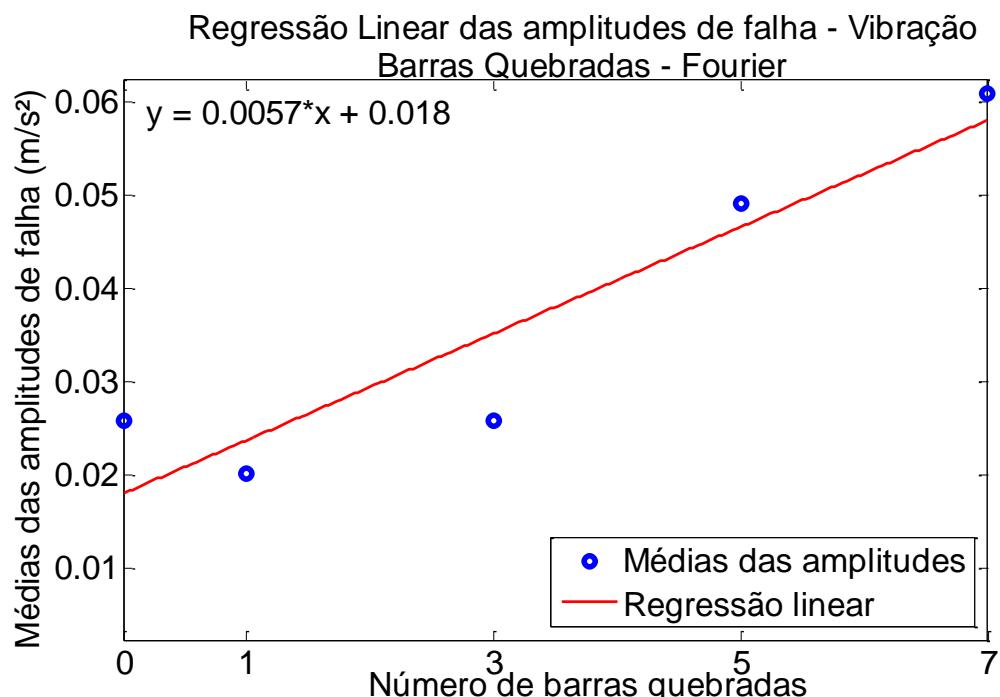


Figura 3.34 – Régressão Linear das amplitudes da frequência de falha do sinal de vibração, ensaio barras quebradas, transformada de Fourier, 15Nm

Ao analisar a regressão é possível perceber que algumas situações os valores encontram-se distantes da reta de regressão, porém mantendo a característica crescente

para o aumento da severidade e que os fatores de correlação também demonstram um bom comportamento de progressão.

♦Análise Multiresolução

Os sinais adquiridos nos ensaios de barras quebradas também foram analisados através da análise multiresolução, inicialmente sendo feita a descoberta de qual detalhe fornece melhores informações sobre a progressão da falha utilizando o sinal de corrente, conforme apresentado nas figuras 3.35 e 3.36, o detalhe escolhido foi o de número seis.

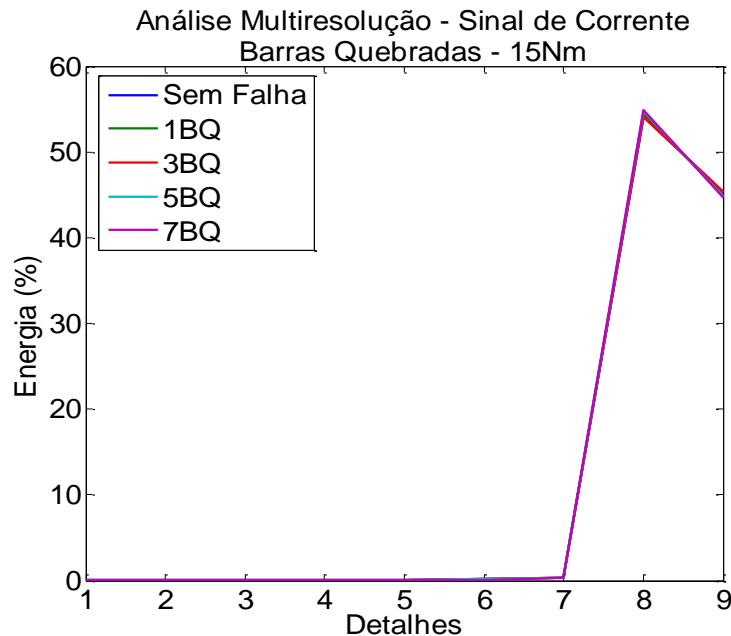


Figura 3.35 – Análise multiresolução do sinal de corrente, ensaio barras quebradas, carga de 15Nm

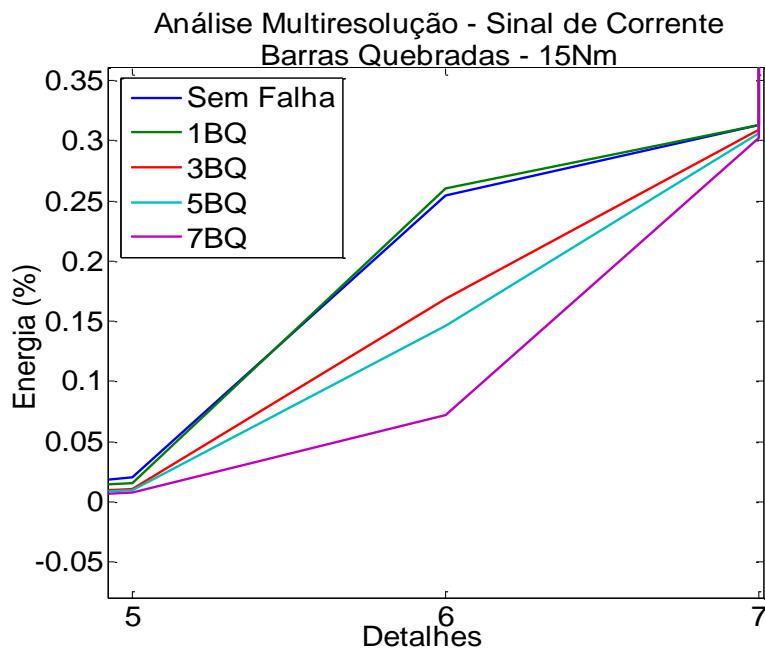


Figura 3.36 – Análise multiresolução do sinal de corrente, ensaio barras quebradas, carga de 15Nm

Foi realizada a média entre as três aquisições para cada situação, estando os valores representados na tabela 3.21.

Tabela 3.21 – Médias dos valores de energia para o sinal de corrente, ensaios de barras quebradas

	0Nm	5Nm	10Nm	15Nm	20Nm	25Nm
BOM	0,2876	0,3924	0,2987	0,2548	0,2387	0,1812
1BQ	0,2566	0,3762	0,2919	0,2563	0,2247	0,1947
3BQ	0,2142	0,2769	0,1973	0,1756	0,1609	0,1323
5BQ	0,1591	0,1996	0,1707	0,1466	0,1381	0,0927
7BQ	0,0778	0,0942	0,0832	0,0733	0,0664	0,0482

Através destes valores é possível observar que, à medida que a falha de barras quebradas aumenta sua severidade, o valor da energia do sinal reduz, uma vez que as amplitudes passam a se espalhar para outras frequências. Outro comportamento a se considerar é o nível dos valores com o aumento da carga, que vão reduzindo gradualmente.

Com os valores foram realizados os cálculos das médias e também a regressão linear.

Tabela 3.22- Médias das energias em relação à carga e situação do motor

	Médias
BOM	0,2756
1BQ	0,2667
3BQ	0,1929
5BQ	0,1511
7BQ	0,0739

O cálculo do fator de correlação também foi utilizado para determinar o comportamento com relação a progressão da severidade de falha, conforme apresentado na tabela 3.23.

Tabela 3.23 - Fatores de Correlação para falha de barras quebradas, sinal de corrente, AMR

	Considerando situação 0g	Desconsiderando situação 0g
Fator de correlação	-0,992	-0,994

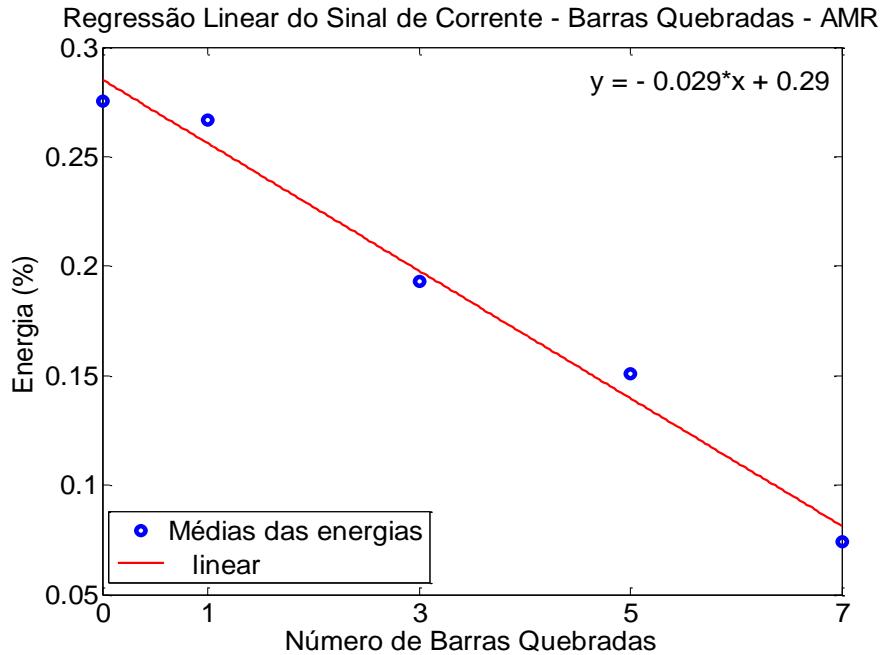


Figura 3.37 – Regressão Linear das amplitudes de energia do sinal de corrente no detalhe 6, ensaio de barras quebradas, AMR, 15Nm

Ao analisar a regressão é possível perceber uma boa correlação entre os valores e a reta, indicando que o comportamento é coerente o aumento da severidade da falha de barras quebradas, indicando a possibilidade de utilizar o sinal de corrente através da análise multiresolução no sistema proposto, confirmado também através da análise do fator de correlação calculado.

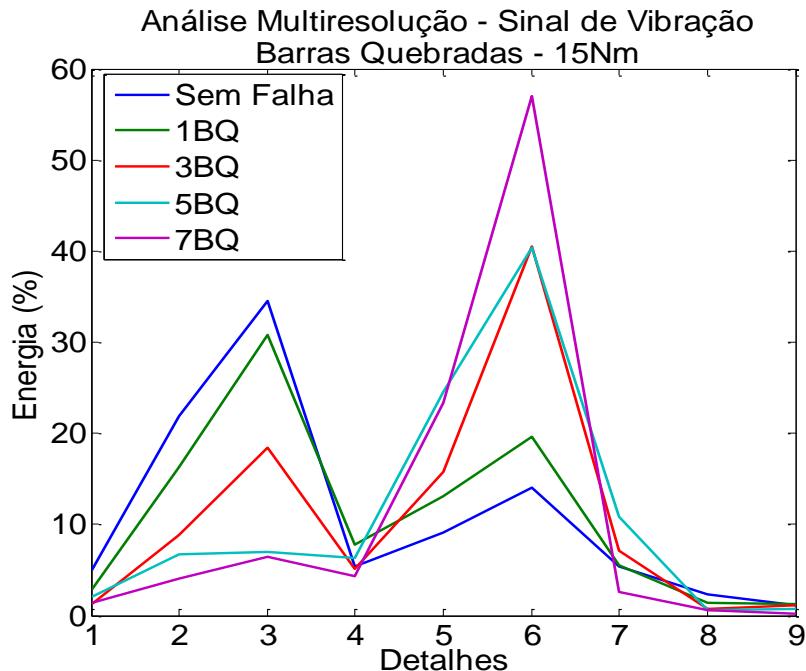


Figura 3.38 – Análise multiresolução, sinal de vibração, ensaio barras quebradas, carga de 15Nm

Em seguida foram avaliados os sinais de vibração através da análise multiresolução, sendo buscado o melhor detalhe para representar o aumento da falha, que igualmente na utilização do sinal de corrente, foi o D6, conforme figura 3.38, para 15Nm de carga.

Apesar do valor da energia para a condição de 3 e 5 barras quebradas para este valor de carga não estarem coerentes, a análise de todas as condições, apresentou o detalhe 6 como o de melhor representação da falha, seus valores foram utilizados para o cálculo da média entre as três aquisições e estão apresentados na tabela 3.24.

Tabela 3.24 – Médias dos valores de energia, ensaios de barras quebradas, sinal de vibração

	0Nm	5Nm	10Nm	15Nm	20Nm	25Nm
BOM	12,050	10,043	10,993	13,173	13,940	13,497
1BQ	10,993	13,893	15,767	19,907	17,717	11,840
3BQ	22,297	21,443	33,847	40,110	41,797	34,880
5BQ	40,803	44,357	43,097	40,547	31,753	24,393
7BQ	27,283	38,223	62,387	58,263	56,813	42,917

Através destes valores é possível perceber que os valores possuem tendência de aumentar com o agravo da situação do motor, em seguida é apresentada a média para estes valores agrupados por condição do motor e em seguida tem-se a regressão linear realizada que indica um bom comportamento do sinal diante deste método de processamento.

Tabela 3.25 - Médias das energias relacionadas à carga e a situação do motor

	Médias
BOM	12,2827
1BQ	15,0195
3BQ	32,3957
5BQ	37,4917
7BQ	47,6477

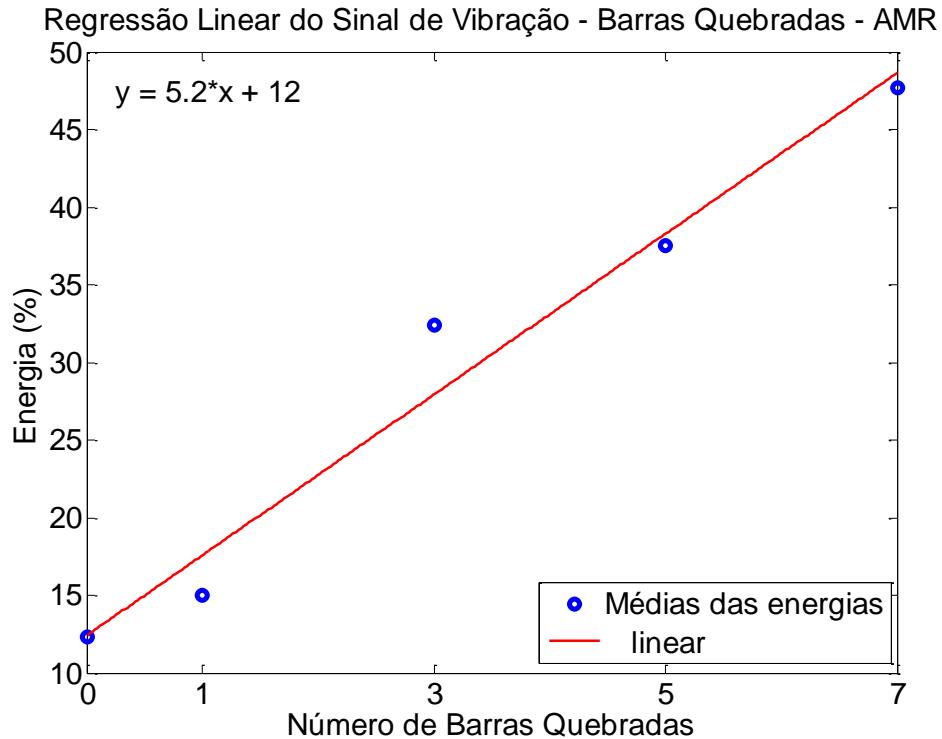


Figura 3.39 – Regressão Linear das amplitudes de energia do sinal de vibração no detalhe 6, ensaio de barras quebradas, AMR, 15Nm

Tabela 3.26 - Fatores de Correlação para falha de barras quebradas, sinal de vibração, AMR

	Considerando situação 0g	Desconsiderando situação 0g
Fator de correlação	0,927	0,976

Uma vez que para o sinal de vibração, tanto através da transformada de Fourier quanto da análise multiresolução as regressões se apresentaram de forma bastante coerente, bem como o fator de correlação, se fez necessária uma análise mais cuidadosa acerca de cada situação e condição de carga, para que fosse possível escolher o melhor método para ser utilizado pelo sistema fuzzy.

A forma de avaliação utilizada foi através de comparações para cada aquisição de dados, em cada condição de carga, realizando a contagem de quantas situações saíram do padrão em cada método, sendo escolhida a transformada de Fourier, que juntamente com a análise multiresolução do sinal de corrente, farão parte do sistema fuzzy de detecção.

3.2.3 Sistema de Detecção

O sistema de detecção foi desenvolvido no programa Matlab e faz a identificação através dos arquivos de dados de corrente e vibração, adquiridos durante os ensaios do motor bom e com as falhas mencionadas anteriormente.

Um fluxograma do funcionamento do sistema é apresentado na figura 3.40, onde é possível observar estas etapas mais claramente.

Inicialmente o programa carrega o arquivo de dados e faz a transformada de Fourier do sinal de vibração, onde vai buscar dentre a faixa de 28Hz a 32Hz, o maior pico e armazenar sua amplitude, este valor é utilizado para detectar falha de desbalanceamento. O próximo passo é a análise multiresolução, onde é executada a transformada Wavelet do sinal de vibração para o nono detalhe. Estes valores serão as entradas para o sistema fuzzy que avalia a existência de falha deste tipo e apresenta o resultado da condição do motor.

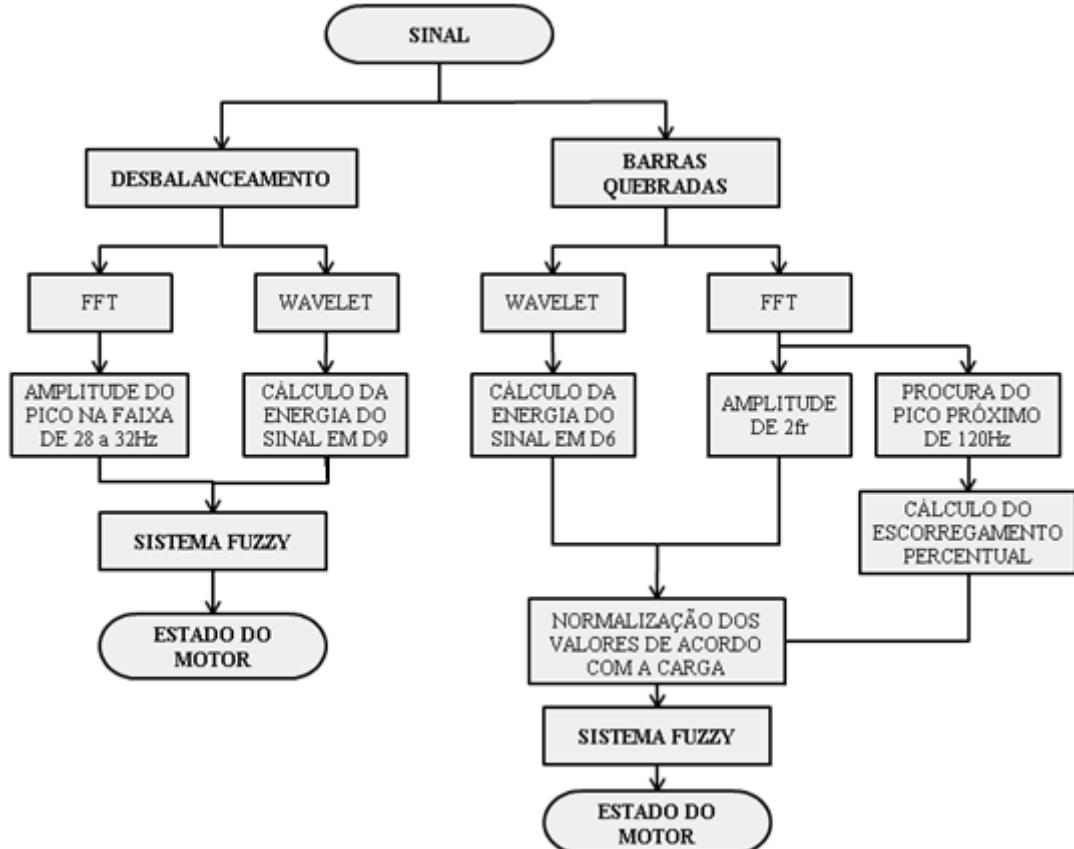


Figura 3.40 – Fluxograma de funcionamento do sistema de detecção de falhas

Ao trocar para o arquivo da segunda bancada, o sistema utiliza o espectro do sinal de vibração que já foi realizado na etapa anterior e faz a busca pela amplitude de duas vezes a frequência de rotação, bem como a localização do pico próximo de 120Hz que é utilizado para o cálculo do escorregamento do motor, uma vez que para este tipo de falha foram utilizadas seis condições de carga.

O programa também calcula a energia do sinal de corrente através de wavelet no detalhe 6 e com o valor do escorregamento, são normalizados entre 0 e 1 os parâmetros de vibração e corrente, de acordo com a carga aplicada, para que o sistema fuzzy consiga detectar corretamente a presença de falhas, cujos valores utilizados na normalização estão apresentados no tópico a seguir.

3.2.4 Aplicação da Lógica Fuzzy

A inferência fuzzy permite a avaliação das entradas que, de acordo com regras pré-estabelecidas, permite conclusões sobre o estado do motor. Tal processo pode ser feito utilizando modelos de inferência, cuja escolha depende do tipo de problema a ser resolvido para que se chegue ao melhor processamento. Dentre os métodos de inferência, o Mamdani é o mais utilizado e foi o escolhido para este projeto.

A configuração do sistema foi realizada através do *toolbox* Fuzzy do software Matlab, que permite a determinação de todos os parâmetros envolvidos.

Para o sistema de detecção foram utilizados dois sistemas fuzzy, um para cada tipo de falha a ser investigada, uma vez que foram utilizadas duas bancadas diferentes e, portanto, as características e comportamento de cada falha são diferentes e exigem um conhecimento especialista adequado para que seja implementado.

Primeiramente, o sistema fuzzy para detecção de falha de desbalanceamento foi configurado, ele conta com duas variáveis de entrada chamadas de “vibfourier” e “vibwavelet”, variáveis estas que receberão o valor referente à falha pelo método de Fourier e Wavelet do sinal de vibração, respectivamente, já tendo sido explicado anteriormente o porquê desta escolha. Como saída, apenas uma variável chamada “estadomotor”, que apresentará o resultado final determinando a condição do motor. A figura 3.41 apresenta o formato do sistema fuzzy desenvolvido no *toolbox*.

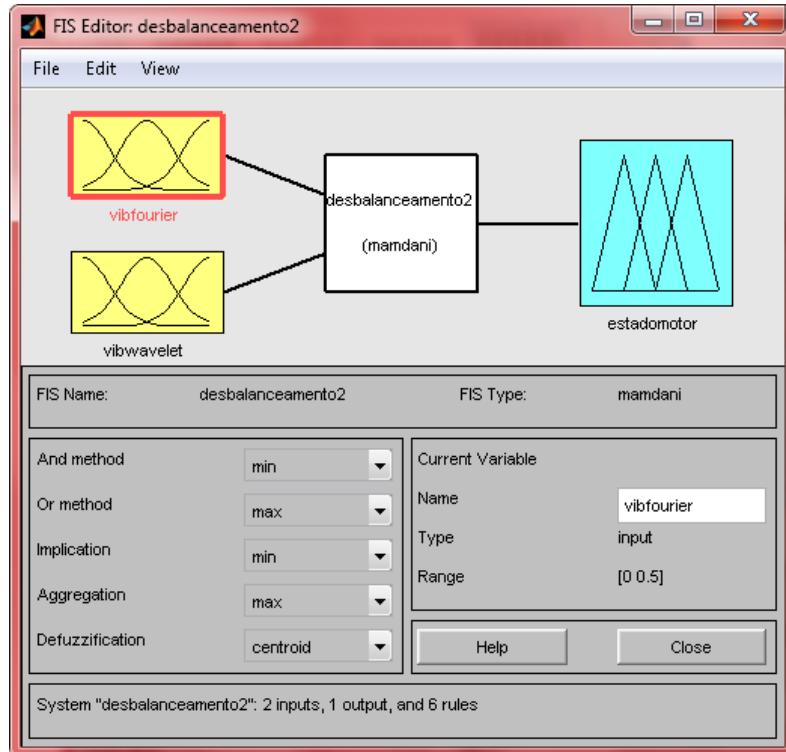


Figura 3.41 – Janela *toolbox* fuzzy do Matlab, apresentando a estrutura do sistema Fuzzy

Os valores configurados para cada variável foram definidos através da análise dos ensaios realizados, representando o conhecimento especialista acerca do sistema em questão e estão apresentados na tabela 3.27.

Tabela 3.27 – Valores máximos e mínimos variáveis de entrada, sistema fuzzy para desbalanceamento

Valores\Variável	vibfourier	vibwavelet	estadomotor
Mínimo	0	0	0
Máximo	0.5	20	1

Para as variáveis foram definidas diferentes funções de pertinência e diferentes valores limites para cada uma delas. As variáveis de entrada têm as seguintes funções de pertinência: MuitoBaixo, hélice, Baixo, Alto, MuitoAlto e a variável de saída tem as funções: BOM, FalhaHelice, FalhaInicial, FalhaModerada e FalhaAvancada, conforme apresentado na figura 3.42.

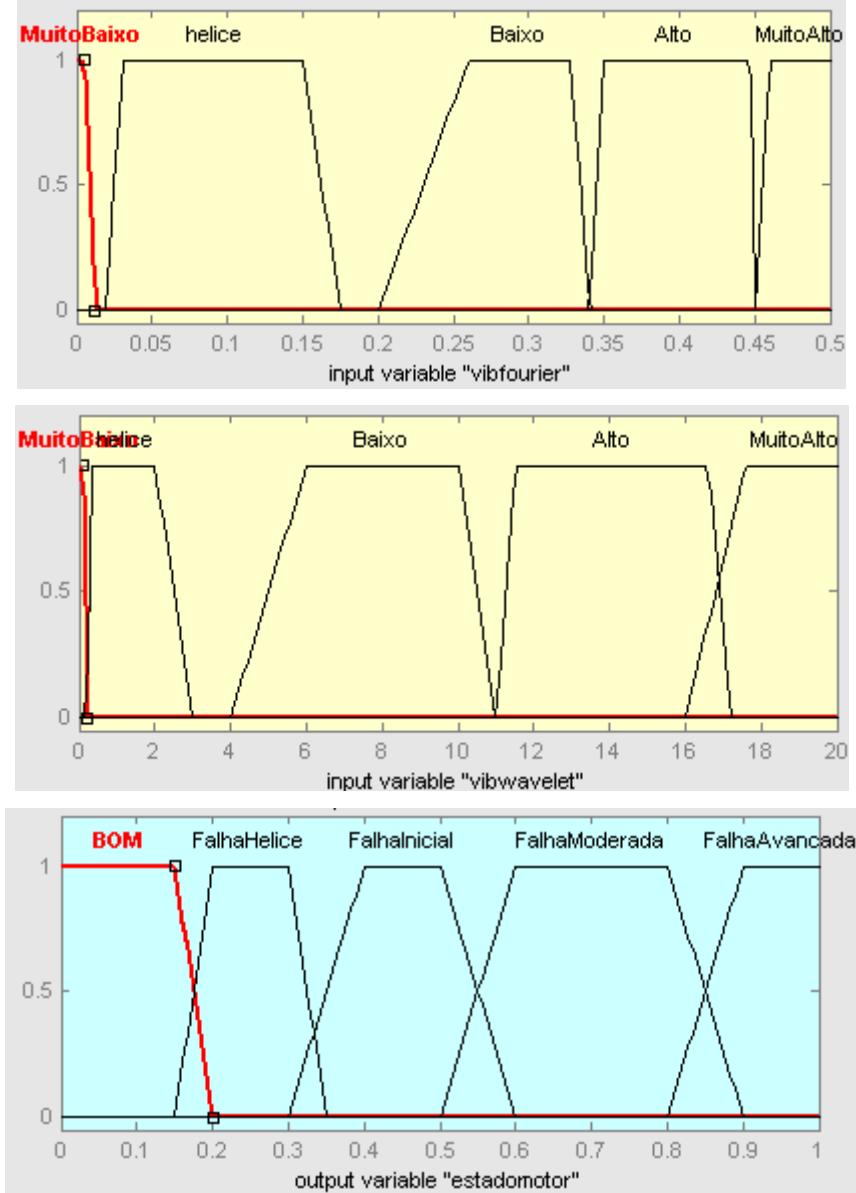


Figura 3.42 – Funções de pertinência do sistema fuzzy para desbalanceamento

Através destas cinco funções de pertinência para as variáveis de entrada seria possível elaborar no mínimo 25 funções de pertinência diferentes, porém para a situação da bancada utilizada, com apenas seis foi possível fazer a inferência corretamente, reduzindo o esforço computacional necessário para execução do sistema fuzzy.

As seis regras criadas para que o sistema seja capaz de indicar o valor de saída, referente ao estado do motor, seguiram o exemplo a seguir, para duas condições extremas de valores:

- **if (vibfourier is MuitoBaixo) and (vibwavelet is MuitoBaixo)**

Then (estadomotor is BOM)

- **if (vibfourier is MuitoAlto) and (vibwavelet is MuitoAlto)**
Then (estadomotor is FalhaAvancada)

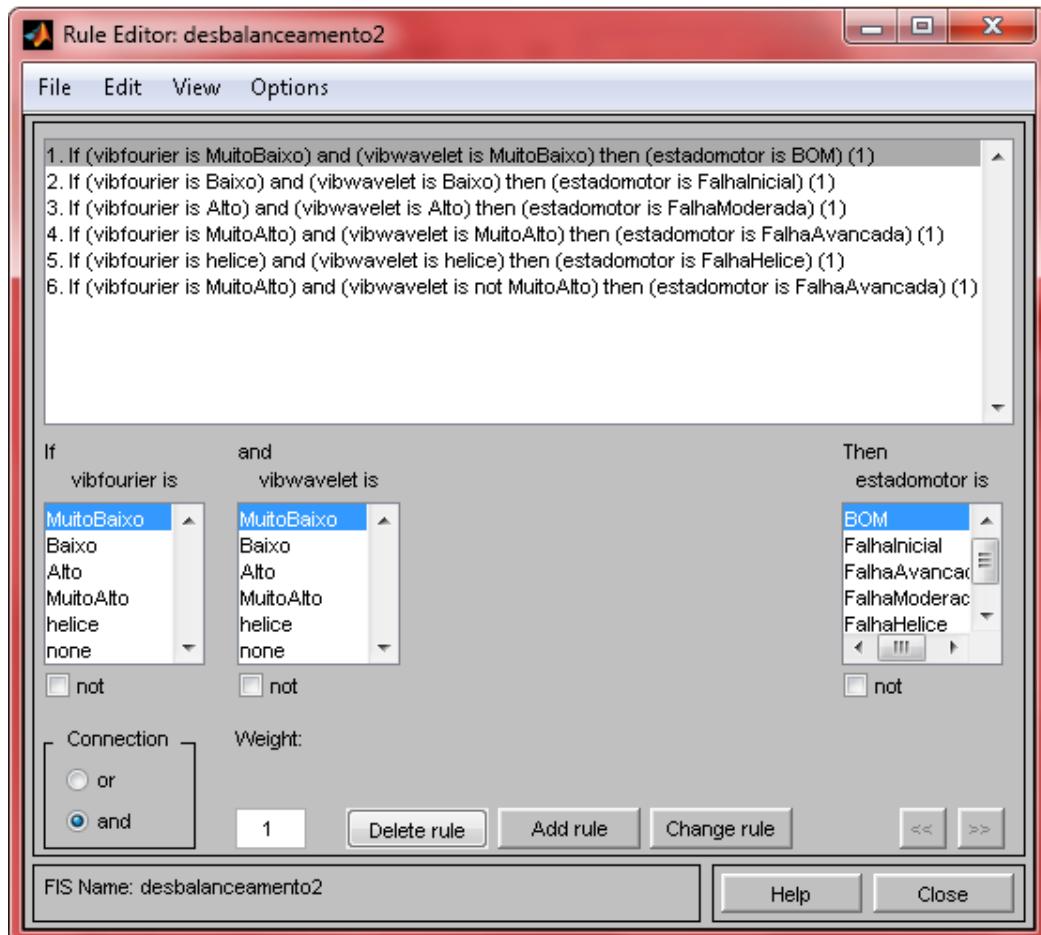


Figura 3.43 – Regras de inferência sistema fuzzy para detecção de desbalanceamento

Dentre os valores determinados, foi utilizada uma função de pertinência para indicar falha na hélice, uma vez que os valores encontrados na análise anterior indicam que há um aumento com relação à condição do motor bom, porém este aumento é menor do que os valores para desbalanceamento no eixo.

Para que se obtenha uma saída numérica é necessário defuzzificar a saída obtida, sendo o método mais comumente utilizado, o do centroide, que consiste em localizar o ponto onde uma linha vertical divide ao meio o conjunto agregado.

A fórmula matemática que obtém este ponto tem sua precisão modificada de acordo com o intervalo escolhido, quanto maior, mais impreciso, porém mais rápido de calcular:

$$SC = \frac{\sum_{x=1}^b \mu(x).x}{\sum_{x=1}^b \mu(x)} \quad 3.4$$

Onde SC é a saída pelo centróide, $\mu(x)$ é o grau de pertinência associado a cada x pertencente à região ativada e b é o número de quantização da saída.

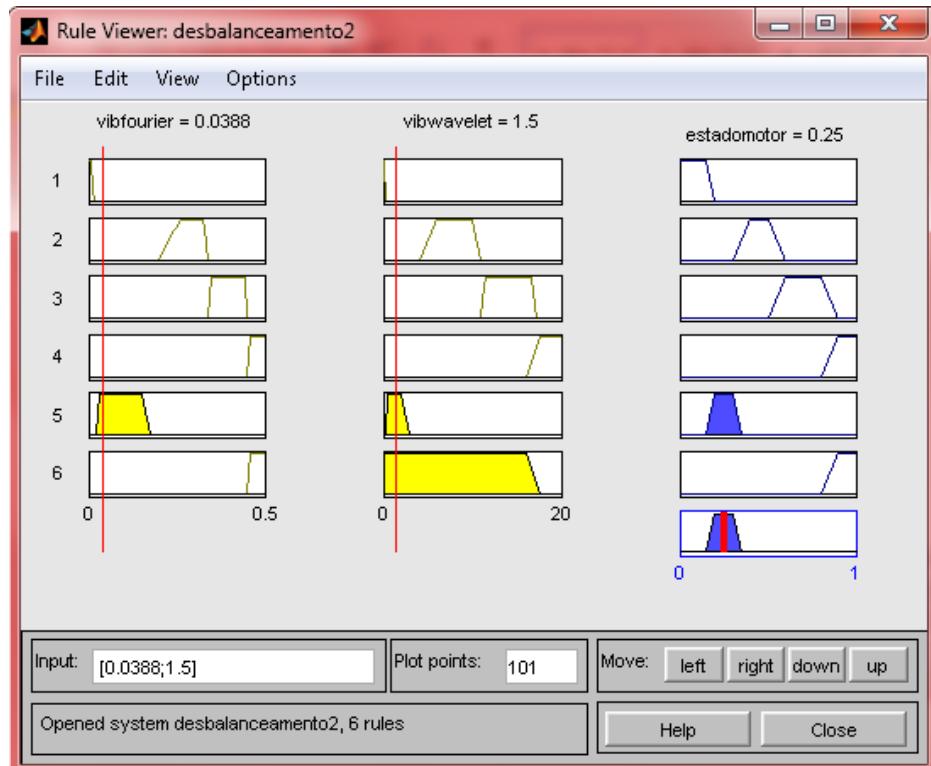


Figura 3.44 – Visualização da ativação das regras para valores simulados

Na figura 3.44 é apresentada a opção do *toolbox* para testar o sistema fuzzy projetado, nela foi colocado um valor de 0,0388 para entrada da variável “vibfourier” e 1,5 para “vibwavelet”, são valores que correspondem à falha inserida na hélice, corretamente avaliada pelo sistema, uma vez que a variável obteve um valor de 0,25, que ativa a função de pertinência “FalhaHelice”.

Em seguida foi desenvolvido o sistema fuzzy para detecção da falha de barras quebradas, que conta com duas variáveis de entrada chamadas de “CorrWavelet” e “Vibfourier”, variáveis estas que receberão o valor referente à falha pelo método wavelet do sinal de corrente e Fourier para o sinal de vibração, respectivamente. Como saída, apenas uma variável chamada “Condicaomotor”, que apresentará o resultado final

determinando a condição do motor. A figura 3.45 apresenta o formato do sistema fuzzy desenvolvido.

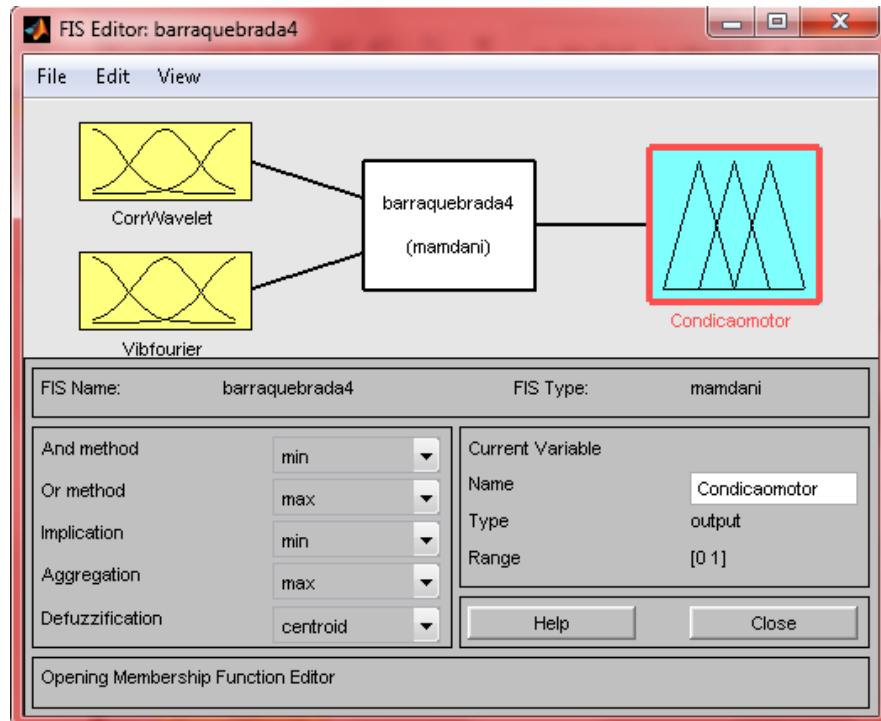


Figura 3.45 – Apresentação do sistema fuzzy para barras quebradas

Para este sistema, como já foi mencionado, uma vez que foram utilizadas diferentes condições de carga, e que a medida que esta aumenta, os valores correspondentes em cada método sofrem variação, é difícil projetar o sistema fuzzy para que consiga identificar as falhas em qualquer condição de carga. Para tanto, os valores das variáveis de entrada precisaram ser normalizados para ficar entre 0 e 1, sendo utilizados os valores máximos para cada condição de carga como divisores do valor real medido pelos sensores, conseguindo assim, normalizar todas as condições como valor mínimo 0 e máximo de 1.

Tabela 3.28 – Valores para normalização dos sinais de entrada para o sistema fuzzy

	0Nm	5Nm	10Nm	15Nm	20Nm	25Nm
Corrente – Wavelet	$\div 0,3$	$\div 0,4$	$\div 0,31$	$\div 0,27$	$\div 0,24$	$\div 0,199$
Vibração – Wavelet	$\div 0,076$	$\div 0,07$	$\div 0,07$	$\div 0,07$	$\div 0,062$	$\div 0,052$

Esta normalização contou com o conhecimento especialista representado pelas análises de todos os arquivos de dados e os valores máximos para cada condição estão apresentados na tabela 3.28.

Para as variáveis foram definidas diferentes funções de pertinência e diferentes valores limites para cada uma delas. As variáveis de entrada têm as seguintes funções de pertinência: MuitoBaixo, Baixo, Alto e MuitoAlto, a variável de saída tem as funções: BOM, FalhaInicial, FalhaModerada e FalhaAvancada, conforme apresentado na figura 3.46.

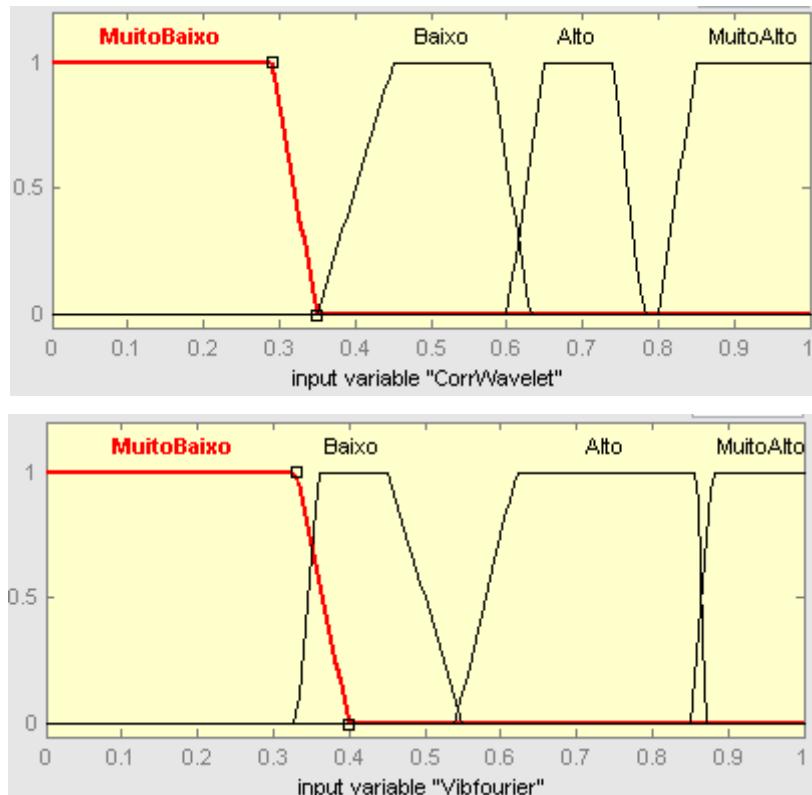


Figura 3.46- Função de pertinência das variáveis de entrada do sistema fuzzy barras quebradas

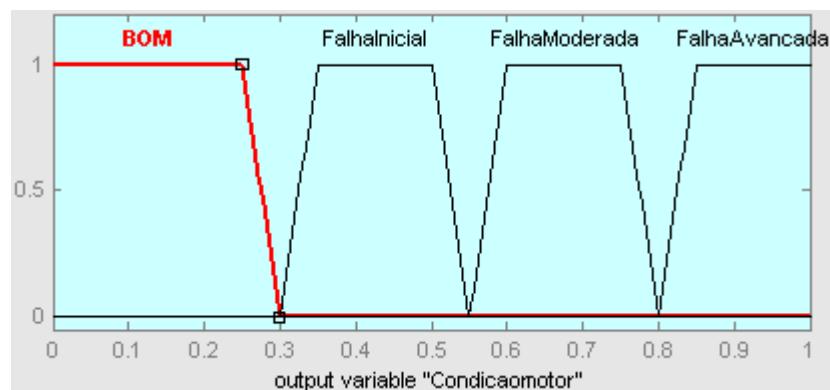


Figura 3.47 – Função de pertinência de saída do sistema fuzzy para barras quebradas

Foram criadas 7 regras para que o sistema seja possível indicar o valor de saída, referente ao estado do motor, apresentadas na figura 3.48.

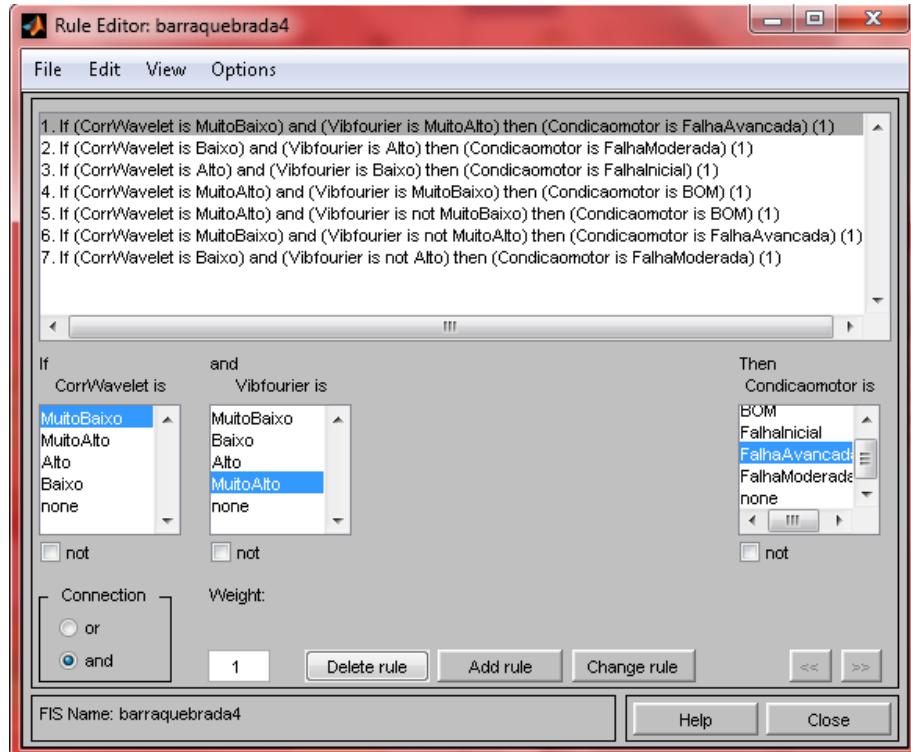


Figura 3.48 – Base de regras do sistema fuzzy para detecção de barras quebradas

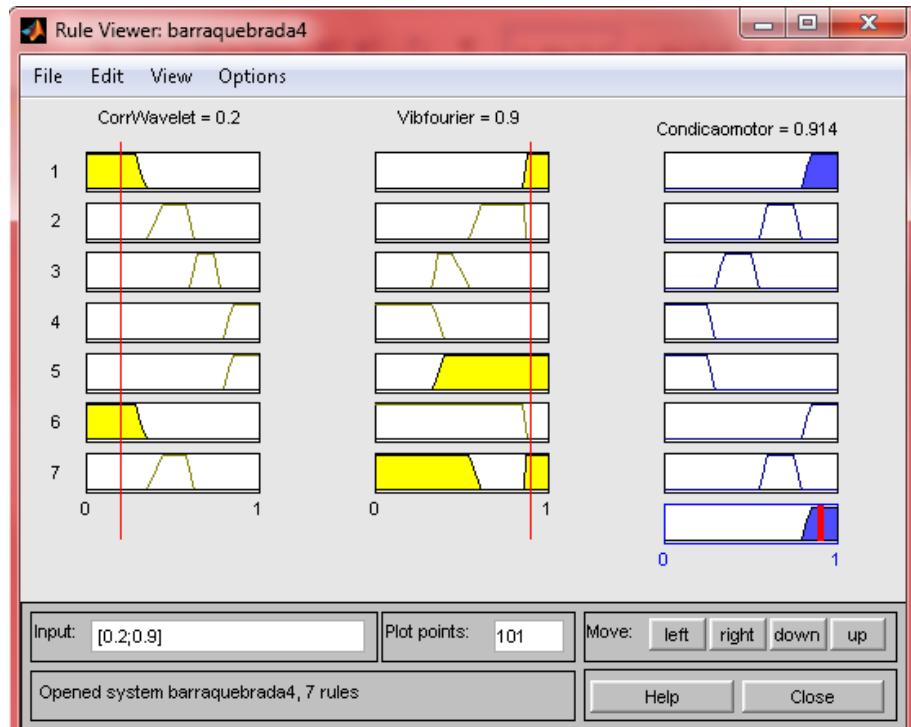


Figura 3.49 – Apresentação da ativação das funções de pertinência para um valor simulado, detecção de barras quebradas

Na figura 3.49 é apresentada uma simulação, onde um valor baixo para corrente e alto para a vibração significa a existência de muitas barras quebradas, o valor da saída do sistema fuzzy é 0,911, ativando a função de pertinência de saída “FalhaAvancada”.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS EXPERIMENTAIS

4.1 INTRODUÇÃO

De acordo com a análise das referências utilizadas era possível prever que ao unir os dois tipos de sinais adquiridos do sistema, vibração e corrente, estes se complementassem para melhorar a eficiência na detecção das falhas de desbalanceamento no eixo e em hélice, e barras quebradas.

A utilização da análise multiresolução em conjunto com a lógica fuzzy e os sinais de vibração e corrente, fornece um melhor resultado na detecção das falhas, visto que tais métodos permitirão melhor visualização dos sinais agregado ao conhecimento especialista representado pelo conjunto fuzzy, conseguindo detectar falhas iniciais que poderiam não ser corretamente detectadas por outros métodos, além da correta classificação quanto à severidade da falha, para que sejam tomadas as ações necessárias.

A seguir serão apresentados os resultados alcançados através do sistema desenvolvido, bem como as dificuldades encontradas.

4.2 ANÁLISE DO SISTEMA DE DETECÇÃO

Todos os arquivos de dados adquiridos para a falha de desbalanceamento foram testados no sistema desenvolvido, obtendo um resultado bastante satisfatório, onde, dentre 45 arquivos coletados, em 100% dos casos o sistema detectou de forma correta a presença e a severidade da falha.

O programa desenvolvido inicia perguntando ao usuário sobre qual bancada é desejada que a análise seja feita, a de falha mecânica (desbalanceamento) ou de falha elétrica (barras quebradas), uma vez que foram utilizados dois sistemas de lógica fuzzy individuais.

Escolhida a opção referente a bancada desejada, o programa executado no software Matlab, apresentada o valor da saída do sistema fuzzy, a condição do motor e por último a ação recomendada para o caso em questão. Nos exemplos da figura 4.1, estão apresentadas todas as situações possíveis entre as severidades avaliadas (0g, 15g, 35g, 50g e 4g na hélice).

Qual bancada deve ser analisada? (1) Falha Mecânica (2) Falha Elétrica: 1
 Valor saída do Sistema Fuzzy para Desbalanceamento:
 0.091470437083241

CONDIÇÃO: MOTOR BOM
 AÇÃO NECESSÁRIA: CONTINUAR MONITORAMENTO

Qual bancada deve ser analisada? (1) Falha Mecânica (2) Falha Elétrica: 1
 Valor saída do Sistema Fuzzy para Desbalanceamento
 0.4500000000000000

CONDIÇÃO: MOTOR COM FALHA INICIAL DE DESBALANCEAMENTO
 AÇÃO NECESSÁRIA: MONITORAMENTO PARA CHECAGEM DA PROGRESSÃO

Qual bancada deve ser analisada? (1) Falha Mecânica (2) Falha Elétrica: 1
 Valor saída do Sistema Fuzzy para Desbalanceamento
 0.7000000000000000

CONDIÇÃO: MOTOR COM FALHA MODERADA DE DESBALANCEAMENTO
 AÇÃO NECESSÁRIA: PLANEJAR PARADA DA MÁQUINA PARA BALANCEAMENTO

Qual bancada deve ser analisada? (1) Falha Mecânica (2) Falha Elétrica: 1
 Valor saída do Sistema Fuzzy para Desbalanceamento
 0.920103569735540

CONDIÇÃO: ***** MOTOR COM FALHA AVANÇADA DE DESBALANCEAMENTO *****
 AÇÃO NECESSÁRIA: ***** PARADA URGENTE PARA BALANCEAMENTO *****

Qual bancada deve ser analisada? (1) Falha Mecânica (2) Falha Elétrica: 1
 Valor saída do Sistema Fuzzy para Desbalanceamento:
 0.2500000000000000

CONDIÇÃO: MOTOR COM FALHA NA HÉLICE!
 AÇÃO NECESSÁRIA: OBSERVAR AVARIAS !!

Figura 4.1 – Exemplos de saída do sistema de detecção de desbalanceamento no eixo e na hélice

Na tabela 4.1 são apresentadas as saídas do sistema para cada situação de desbalanceamento e para cada aquisição realizada, onde é possível perceber que o sistema obteve ótima eficiência na detecção das falhas, uma vez que o sistema leva menos de dois segundos para ler o arquivo de dados e fazer o diagnóstico.

Tabela 4.1 – Saídas fornecidas pelo sistema de detecção de desbalanceamento, classificação da severidade

	Aquisição 1	Aquisição 2	Aquisição 3
0g	BOM	BOM	BOM
10g	Falha Inicial	Falha Inicial	Falha Inicial
15g	Falha Inicial	Falha Inicial	Falha Inicial
20g	Falha Inicial	Falha Inicial	Falha Inicial
25g	Falha Moderada	Falha Moderada	Falha Moderada
30g	Falha Moderada	Falha Moderada	Falha Moderada
35g	Falha Moderada	Falha Moderada	Falha Moderada
40g	Falha Moderada	Falha Moderada	Falha Moderada
45g	Falha Avançada	Falha Avançada	Falha Avançada
50g	Falha Avançada	Falha Avançada	Falha Avançada
Parafuso 1 na hélice	Falha na Hélice	Falha na Hélice	Falha na Hélice
Parafuso 2 na hélice	Falha na Hélice	Falha na Hélice	Falha na Hélice
Parafuso 3 na hélice	Falha na Hélice	Falha na Hélice	Falha na Hélice
Parafuso 4 na hélice	Falha na Hélice	Falha na Hélice	Falha na Hélice
Parafuso + 10g na hélice	Falha na Hélice	Falha na Hélice	Falha na Hélice

Da mesma forma, todos os arquivos de dados da falha de barras quebradas foram testados no sistema desenvolvido, obtendo um resultado excelente, pois dentre 90 arquivos coletados, nas diferentes faixas de cargas aplicadas, em 100% dos casos, o sistema detectou de forma correta a presença e a severidade da falha.

Após a escolha da bancada de falha elétrica, ao final do programa executado no software Matlab, é apresentado o valor da saída do sistema fuzzy, a condição do motor e por último a ação recomendada para o caso em questão. Na figura 4.2 tem-se um exemplo para cada estado possível do motor (bom, 3, 5 e 7 barras quebradas), utilizando a carga de 15Nm.

Qual bancada deve ser analisada? (1) Falha Mecânica (2) Falha Elétrica: 2
 Valor saída do Sistema Fuzzy para Barras Quebradas
 0.135357142857143

CONDICÃO: MOTOR BOM
 AÇÃO NECESSÁRIA: CONTINUAR MONITORAMENTO

Qual bancada deve ser analisada? (1) Falha Mecânica (2) Falha Elétrica: 2
 Valor saída do Sistema Fuzzy para Barras Quebradas
 0.4250000000000000

CONDICÃO: FALHA INICIAL DE BARRAS QUEBRADAS
 AÇÃO NECESSÁRIA: PLANEJAR PARADA A MÉDIO PRAZO PARA INSPEÇÃO DO ROTOR

Qual bancada deve ser analisada? (1) Falha Mecânica (2) Falha Elétrica: 2
 Valor saída do Sistema Fuzzy para Barras Quebradas
 0.6750000000000000

CONDICÃO: FALHA MODERADA DE BARRAS QUEBRADAS
 AÇÃO NECESSÁRIA: PLANEJAR PARADA A CURTO PRAZO PARA INSPEÇÃO E SUBSTITUIÇÃO DO ROTOR

Qual bancada deve ser analisada? (1) Falha Mecânica (2) Falha Elétrica: 2
 Valor saída do Sistema Fuzzy para Barras Quebradas
 0.912662249441824

CONDICÃO: ***** FALHA AVANÇADA DE BARRAS QUEBRADAS *****
 AÇÃO NECESSÁRIA: ***** PARADA URGENTE DA MÁQUINA *****

Figura 4.2 – Exemplos de saída do sistema de detecção de barras quebradas

As saídas fornecidas pelo sistema estão apresentadas nas tabelas 4.3 a 4.8, estando separadas pela carga aplicada, onde a condição de motor sem falha e motor com uma barra quebrada foram agrupadas e consideradas como motor BOM.

Tal classificação decorreu do fato dos sinais utilizados para estas duas condições, estarem com valores muito próximos e comportamentos oscilantes, sem padrão, o que impossibilita sua diferenciação, conforme ilustrado na tabela abaixo, onde estão presentes os valores normalizados dos sinais de corrente através da análise multiresolução e de vibração através da transformada de Fourier.

Observando os valores é possível perceber que para o sinal de corrente, o comportamento, à medida que a falha aumenta, é o de reduzir seu valor e para o sinal de vibração, é o oposto, aumentando juntamente com a severidade. Desta forma para as duas primeiras condições, tem-se para as cargas de 15Nm e 25Nm uma inversão no comportamento do sinal de corrente, e de forma mais acentuada no sinal de vibração para cargas de 0Nm, 5Nm, 15Nm, 20Nm e 25Nm, onde os valores para o motor sem falha

podem chegar próximo dos valores para falhas de 3 barras e até no caso mais grave, em 25Nm, aproximando-se da condição de 7 barras quebradas.

Tabela 4.2 - Valores médios para análise multiresolução e transformada de Fourier, barras quebradas

Corrente	0Nm	5Nm	10Nm	15Nm	20Nm	25Nm
BOM	0,959	0,977	0,955	0,945	0,992	0,886
1 Barra Quebrada	0,839	0,956	0,945	0,964	0,928	0,964
3 Barras Quebradas	0,736	0,666	0,653	0,623	0,664	0,666
5 Barras Quebradas	0,534	0,513	0,552	0,543	0,559	0,469
7 Barras Quebradas	0,264	0,244	0,261	0,266	0,287	0,229

Vibração

BOM	0,3763	0,3613	0,3389	0,4110	0,4668	0,6419
1 Barra Quebrada	0,2901	0,3184	0,3581	0,2833	0,3442	0,2188
3 Barras Quebradas	0,4166	0,3353	0,4061	0,3431	0,4273	0,3906
5 Barras Quebradas	0,9100	0,7467	0,5684	0,7503	0,6205	0,8348
7 Barras Quebradas	0,9929	0,9834	0,7930	0,9446	0,8421	0,6777

A alteração do comportamento da falha para estas primeiras condições pode ser explicada devido ao fato da dificuldade em se ter repetibilidade e consistência na aplicação da carga através do variador de tensão, bem como da qualidade da energia de alimentação do sistema não ter uma conformidade ao longo dos dias em que os testes foram realizados, sendo afetada por outros equipamentos ligados no momento das aquisições, fazendo com que a influência de uma barra quebrada no sistema seja alterada.

Tabela 4.3 – Saídas fornecidas pelo sistema de detecção de barras quebradas, 0Nm

0Nm	Aquisição 1	Aquisição 2	Aquisição 3
BOM	BOM	BOM	BOM
1 Barra Quebrada	BOM	BOM	BOM
3 Barras Quebradas	Falha Inicial	Falha Inicial	Falha Inicial
5 Barras Quebradas	Falha Moderada	Falha Moderada	Falha Moderada
7 Barras Quebradas	Falha Avançada	Falha Avançada	Falha Avançada

Tabela 4. 4 – Saídas fornecidas pelo sistema de detecção de barras quebradas, 5Nm

5Nm	Aquisição 1	Aquisição 2	Aquisição 3
BOM	BOM	BOM	BOM
1 Barra Quebrada	BOM	BOM	BOM
3 Barras Quebradas	Falha Inicial	Falha Inicial	Falha Inicial
5 Barras Quebradas	Falha Moderada	Falha Moderada	Falha Moderada
7 Barras Quebradas	Falha Avançada	Falha Avançada	Falha Avançada

Tabela 4.5 – Saídas fornecidas pelo sistema de detecção de barras quebradas, 10Nm

10Nm	Aquisição 1	Aquisição 2	Aquisição 3
BOM	BOM	BOM	BOM
1 Barra Quebrada	BOM	BOM	BOM
3 Barras Quebradas	Falha Inicial	Falha Inicial	Falha Inicial
5 Barras Quebradas	Falha Moderada	Falha Moderada	Falha Moderada
7 Barras Quebradas	Falha Avançada	Falha Avançada	Falha Avançada

Tabela 4.6 – Saídas fornecidas pelo sistema de detecção de barras quebradas, 15Nm

15Nm	Aquisição 1	Aquisição 2	Aquisição 3
BOM	BOM	BOM	BOM
1 Barra Quebrada	BOM	BOM	BOM
3 Barras Quebradas	Falha Inicial	Falha Inicial	Falha Inicial
5 Barras Quebradas	Falha Moderada	Falha Moderada	Falha Moderada
7 Barras Quebradas	Falha Avançada	Falha Avançada	Falha Avançada

Tabela 4.7 – Saídas fornecidas pelo sistema de detecção de barras quebradas, 20Nm

20Nm	Aquisição 1	Aquisição 2	Aquisição 3
BOM	BOM	BOM	BOM
1 Barra Quebrada	BOM	BOM	BOM
3 Barras Quebradas	Falha Inicial	Falha Inicial	Falha Inicial
5 Barras Quebradas	Falha Moderada	Falha Moderada	Falha Moderada
7 Barras Quebradas	Falha Avançada	Falha Avançada	Falha Avançada

Tabela 4.8 – Saídas fornecidas pelo sistema de detecção de barras quebradas, 25Nm

25Nm	Aquisição 1	Aquisição 2	Aquisição 3
BOM	BOM	BOM	BOM
1 Barra Quebrada	BOM	BOM	BOM
3 Barras Quebradas	Falha Inicial	Falha Inicial	Falha Inicial
5 Barras Quebradas	Falha Moderada	Falha Moderada	Falha Moderada
7 Barras Quebradas	Falha Avançada	Falha Avançada	Falha Avançada

As técnicas isoladas bem como o sistema híbrido desenvolvido foram comparados quanto à capacidade de detecção dos dois tipos de falhas e apresentados de forma gráfica para melhor observação, nas figuras 4.3 e 4.4.

Para avaliação, os valores de uma aquisição utilizada como amostra, foram divididos igualmente em quatro condições do motor (bom, falha inicial, falha moderada e falha avançada) através do valor mínimo e máximo em cada método isolado (vibração ou corrente através da transformada de Fourier, vibração ou corrente pela AMR e sistema híbrido). Após a definição das quatro faixas de estado do motor, foi avaliada uma condição real onde o motor está bom e observado em qual das faixas este valor se encaixa.

Observando no caso do desbalanceamento, para o sinal de vibração isolado, o motor bom e com falha avançada seriam corretamente classificados, porém com falha inicial e moderada, estariam classificados erroneamente e que a utilização do sinal de vibração pela AMR nesta amostra utilizada, teria uma boa aplicação.

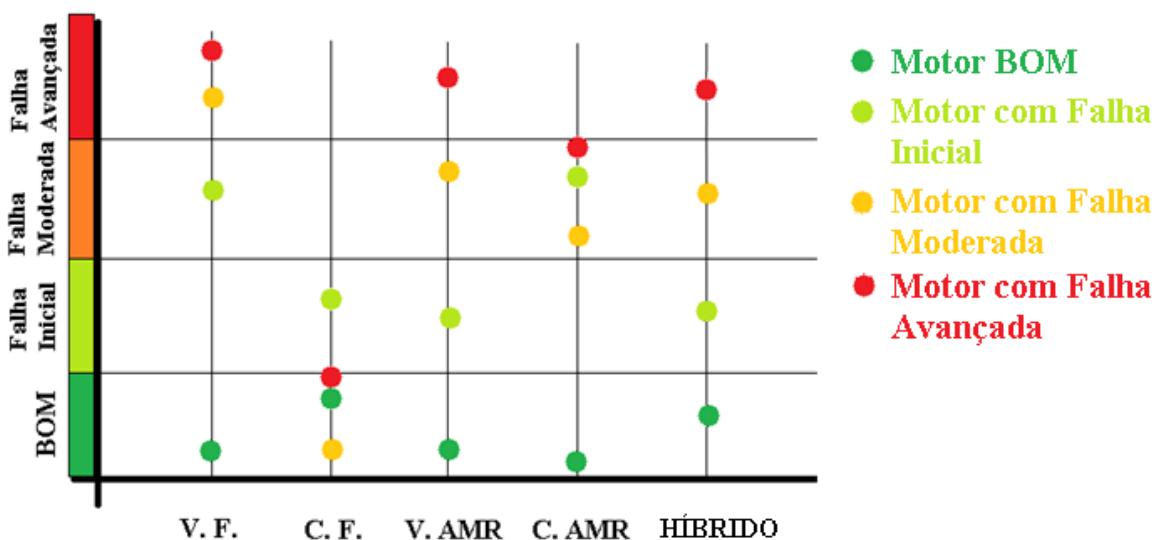


Figura 4.3 - Comparação das técnicas para detecção da falha de desbalanceamento

Da mesma forma foi feita a comparação para a falha de barras quebradas estando apresentadas na figura abaixo, onde na amostra com 20Nm de carga, apenas o sistema híbrido conseguiu uma correta identificação da severidade da falha.

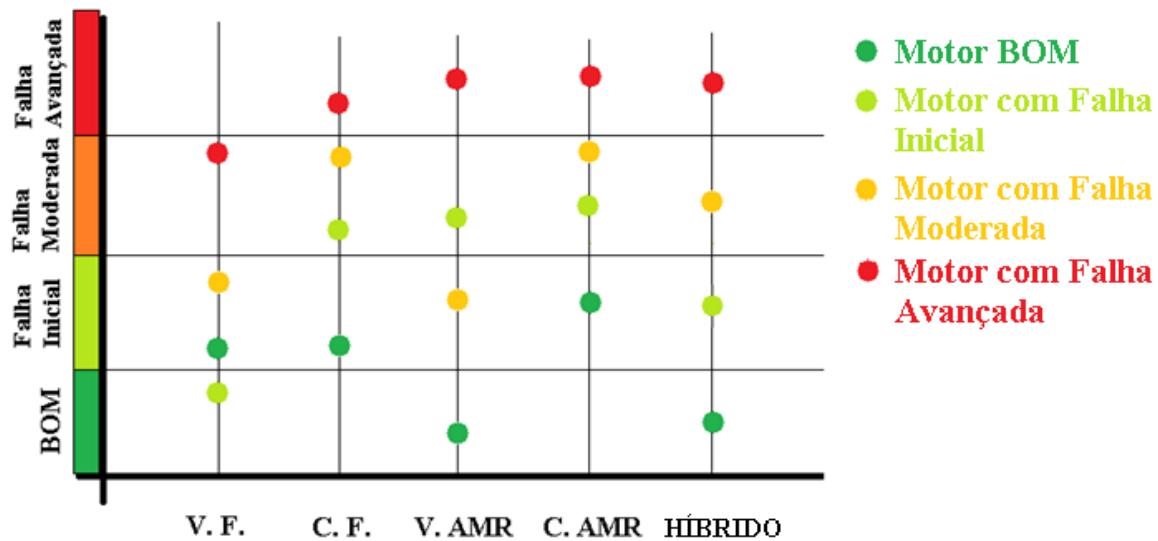


Figura 4.4 - Comparação das técnicas para a falha de barras quebradas (20Nm)

CAPÍTULO V

CONCLUSÕES

5.1 CONCLUSÕES

Nesse trabalho foi desenvolvido um sistema híbrido para detecção de falhas insipientes em motores de indução trifásicos. As técnicas utilizadas foram: análise de vibração e do sinal de corrente do motor aplicando a análise multiresolução wavelet, transformada de Fourier e lógica fuzzy como método de classificação das falhas.

Foi visto que o sistema é capaz de detectar falhas de desbalanceamento no eixo e na hélice, mesmo em condição de pouca carga, bem como de barras quebradas com diferentes cargas aplicadas.

Primeiramente foi desenvolvido um estudo sobre as falhas a serem detectadas e seu comportamento diante de ambas as variáveis medidas e das técnicas de análise de maneira isolada. Através desta análise, bem como das referências encontradas na literatura, foi elaborado o projeto visando uma melhor detecção das falhas de desbalanceamento e barras quebradas, por unir dois métodos sensores, vibração e corrente, dois métodos de análise, Fourier e análise multiresolução e ainda contar com o sistema inteligente especialista de lógica fuzzy para fazer a classificação da falha e sua severidade.

Foram desenvolvidas e construídas duas bancadas de trabalho distintas, detectando o desbalanceamento com uma condição de carga pequena, como é o caso dos exaustores e ventiladores, onde a carga é a resistência ao ar, detectando inclusive a presença do defeito na hélice acoplada ao motor.

Com o funcionamento do motor, poeira vem a se acumular nas pás, causando um desbalanceamento, que só pode ser detectada corretamente através do sistema híbrido,

desde a quantidade mínima de 2g até 12g aplicadas diretamente na hélice. No caso deste tipo de falha, é feita a detecção, juntamente com a indicação da localização da mesma, para que seja diferenciado do desbalanceamento no eixo, agregando um grande diferencial, juntamente com o fato da detecção ocorrer em um equipamento com pouca carga acoplada, o que dificulta a análise e elaboração do sistema, uma vez que em outros sistemas de detecção, inclusive os comerciais, se faz necessária uma carga mínima de 50% da nominal.

Para a análise de barras quebradas por outro lado, foi necessária a utilização de uma estrutura que permitisse a aplicação de carga e ao analisar diferentes condições, o sistema desenvolvido consegue se adaptar a cada uma delas.

O sistema híbrido desenvolvido utiliza lógica fuzzy, uma técnica de inteligência artificial para agregar o conhecimento de um especialista a respeito do comportamento normal da máquina, com a presença da falha mecânica de desbalanceamento e da falha elétrica de barras quebradas, através das técnicas da transformada de Fourier e análise multiresolução, aplicadas em sinais de vibração e corrente.

O trabalho contribui ao estado da arte como uma técnica nova para detecção de falhas em motores de indução trifásicos que permite a um aumento da confiabilidade na detecção e diagnóstico do nível de severidade em relação às técnicas clássicas de monitoramento de motores de indução trifásicos existentes. Após o desenvolvimento do sistema os testes realizados com os sinais de várias situações de falhas foram satisfatórios, permitindo a detecção da totalidade das falhas de desbalanceamento e barras quebradas, corretamente identificadas e classificadas quanto à severidade

5.2 PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS

Para trabalhos futuros pode ser sugerido:

- avaliar a possibilidade de transformar o projeto em um sistema embarcado para aplicação no ambiente industrial;
- monitoramento *online* em tempo real;
- desenvolver os ensaios e testes de ambas as falhas na mesma bancada, podendo fazer a detecção com um único sistema fuzzy;
- fazer testes com peças de menor massa para avaliar a sensibilidade do sistema, bem como efetuar ensaios com redução de massa, viabilizando a aplicação em motores que sofrem cavitación nas pás de suas hélices;
- acrescentar outras técnicas de detecção de falhas como forma de enriquecer e melhorar o projeto, uma vez que terá mais variáveis a serem avaliadas, como por exemplo, temperatura e análise sonora, já que altos níveis de vibração detectados nas falhas analisadas também refletem no som emitido pelo motor em funcionamento;
- testar uma rede neuro-fuzzy para avaliar se trará melhorias na detecção das falhas.

REFERÊNCIAS

- ACOSTA, G. G.; VERCUCCHI, C. J.; GELSO, E. R. A Current Monitoring System for Diagnosing Electrical Failures in Induction Motors. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2006. 953-965.
- AHMED, I.; SUPANGAT, R.; GRIEGER, J.; ERTUGRUL, N.; SOONG, W. L.. A **Baseline Study for On-Line Condition Monitoring of Induction Machines**. Brisbane, Australia. 2004.
- ALARCON, V. C.; DAVIU, J. A. A.; SANTOS, F. V.; PANADERO, R. P. Vibration Transient Detection of Broken Rotor Bars by PSH Sidebands. **IEEE Trans. on Industry Application**, v. 49 n.6, p. 2576-2582, 2013.
- ALTUG, S.; CHOW, M. Y.; TRUSSELL, H. J. Fuzzy Inference Systems Implemented on Neural Architectures for Motor Fault Detection and Diagnosis. **IEEE Trans. on Industrial Electronics**, v. 46 n.6, p. 1069-1079, 1999.
- ANTUNES, H. A.; ROCHA, R. H.; OLIVEIRA FILHO, J.; SPINASSÉ, A.; CALENTE, A. **A Aplicação da Técnica de Análise de Corrente para Detecção de Barras Quebradas nos Motores de Indução Trifásicos na Arcelormittal Tubarão**. [S.l.]. 2009.
- ARAÚJO, R. S. **Desgaste Prematuro e Falhas Recorrentes em Rolamentos de Motores de Indução Alimentados por Inversores: Análise e Proposta de Solução**. Dissertação de Mestrado pela UFMG. 2011.
- ASSUNÇÃO, F. O. **Técnicas de Análise Preditiva para Falhas Elétricas em Motores de Indução Trifásicos**. Dissertação de Mestrado pela Universidade Federal de Itajubá. 2006.
- BACCARINI, L. M. R. **Detecção e Diagnóstico de Falhas em Motores de Indução**. Tese de Doutorado pela UFMG. 2005.
- BALLAL, M. S.; KHAN, Z. J.; SURYAWANSI, H. M.; SONOLIKAR, R. L. Adaptative Neural Fuzzy Inference System for the Detection of Inter-Turn Insulation and Bearing Wear Faults in Induction Motor. **IEEE Trans. on Ind. Electronics**, v. 54, n.1, p. 250-258, 2007.
- BASTOS, R. J.; JUNIOR, R. B. Previsão de Falhas em Rolamentos Utilizando a Demodulação de Sinais de Vibração. **Anuário da Produção de Iniciação Científica Discente**, v. Vol.13, n.17, p. 359-366 , 2010.

- BENBOUZID, M. E. H. A Review of Induction Motor Signature Analysis as a Medium for Faults Detection. **IEEE Trans. on Industrial Electronics**, v. 47 n.5, p. 984-993, 2000.
- BENBOUZID, M. E. H.; NEJJARI, H. **A Simple Fuzzy Logic Approach for Induction Motors Stator Condition Monitoring**, 2001. 634-639.
- BETTA, G.; D'APUZZO, M.; LIGUORI, C.; PIETROSANTO, A.. An Intelligent FFT-Analyzer. **IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement**, v. 47 n.5, p. 1173-1179, 1998.
- BETTA, G.; LIGUORI, C.; PAOLILO, A.; PIETROSANTO, A. A DSP-Based FFT-Analyzer for the Fault Diagnosis of Rotating Machine Based on Vibration Analysis. **IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement**, v. 51 n.6, p. 1316-1322, 2002.
- BONALDI, E. L. **Diagnóstico Preditivo de Avarias em Motores de Indução Trifásicos com MCSA e Teoria de Conjuntos Aproximados**. Tese de Doutorado pela Universidade Federal de Itajubá. 2005.
- BOUZIDA, A.; TOUHAMI, O.; IBTIQOUEN, R.; BELOUCHRANI, A.; FADEL, M.; REZZOUG, A.. Fault Diagnosis in Industrial Induction Machines Through Discrete Wavelet Transform. **IEEE Trans. on Industrial Electronics**, v. 58 n.9, p. 4385-4395, 2011.
- BRITO, J. N. **Desenvolvimento de um Sistema Inteligente Híbrido para Diagnóstico de Falhas em Motores de Indução Trifásicos**. Tese de Doutorado pela Universidade Estadual de Campinas. 2002.
- BRITO, J. N.; BACCARINI, L. M. R.; LAMIM FILHO, P. C. M.; PEDERIVA, R. **Detecção de Barras Quebradas em Motores Elétricos Utilizando Análise de Corrente e Fluxo Magnético**. [S.l.]. 2001.
- BRITO, J. N.; FILHO, P. C. M. L.; CHRISTOFORO, A. L. Estudo de Falhas em Rolamentos Provenientes de Tensões e Correntes Parasitas Utilizando o Sensor Shaft Probe. **Vértices**, v. 13 n.3, p. 143-155, 2011.
- BRITO, J. N.; LAMIM FILHO, P. C. M. **Detecção de Falhas em Motores Elétricos através da Análise de Corrente e Análise de Fluxo Magnético**. [S.l.]. 2004.
- CARNEIRO, A. L. G. **Desenvolvimento de Sistema de Monitoração e Diagnóstico aplicado a Válvulas Moto-Operadas utilizadas em Centrais Nucleares**. Tese de Doutorado pelo IPEN-USP. 2003.

- CHAUDHURY, S. B.; SENGUPTA, M.; MUKHERJEE, K. Experimental study of induction Motor Misalignment and Its Online Detection Through Data Fusion. **IET Electric Power Applications**, 2012.
- DIAS, A. S.; RODRIGUES, J. C.; RAMALHO, G. L. B. Detecção de Falhas em Máquinas Rotativas através da Análise de Vibração. **IV CONNEPI**, 2009.
- DIAS, C. G. **Proposta de um novo Método para a Detecção de Barras Rompidas em Motores de Indução com Rotor em Gaiola**. Tese de Doutorado pela USP. 2006.
- DONG, M.; CHEANG, T.; SEKAR, B. D.; CHAN, S.. Fuzzy-Expert Diagnostics for Detecting and Locating Internal Faults in Three Phase Induction Motors. **Tsinghua Science and Technology**, 2008.
- DROBNIC, K.; MITJA, N.; FISER, R.; AMBROZIC, V.. **Simplified Detection of Broken Rotor Bars in Induction Motors Controlled in Field Reference Frame**, 2012.
- EMATSU, M. Y. **Análise Espectral da Corrente de Partida de Motores de Indução para Detecção de Falhas nas Barras do Rotor**. Dissertação de Mestrado pela UFSC. 2008.
- ESCUDERO, L. A. G.; PEREZ, O. D.; SOTELO, D. M.; ALONSO, M. P.. **Robust Condition Monitoring for Early Detection of Broken Rotor Bars in Induction Motors**, 2010.
- ESFAHANI, E. T.; SUNDARAJAN, S. W. Multisensor Wireless System for Eccentricity and Bearing Fault Detection in Induction Motors. **IEEE Trans. on Mechatronics**, 2013.
- FILIPPETTI, F.; FRANCESCHINI, G.; TASSONI, C.; VAS, P.. Recent Developments of Induction Motor Drives Fault Diagnosis Using AI Techniques. **IEEE Trans. on Industrial Electronics**, 2000.
- FUJIMOTO, R. Y. **Diagnóstico Automático de Defeitos em Rolamentos Baseado em Lógica Fuzzy**. Dissertação de Mestrado pela Universidade Politécnica de São Paulo. 2005.
- GANDHI, A.; CORRIGAN, T.; PARSA, L. Recent Advances in Modeling and Online Detection of Stator Inturn Faults in Electrical Motors. **IEEE Trans. on Industrial Electronics**, 2011.
- GARCIA, M. S. **Análise de Defeitos em Sistemas Mecânicos Rotativos a partir da Monitoração de Vibrações**. Tese de Mestrado pela UFRJ. 2005.

- GOODE, P. V.; CHOW, M. Y. Using a Neural/Fuzzy System to Extract Heuristic Knowledge of Incipient Faults in Induction Motors: Part II - Application. **IEEE Trans. on Industrial Electronics**, 1995.
- HABETLER, T. G.; HARLEY, R. G.; TALLAM, R. M.; LEE, S.B.; OBAID, R.; STACK, J.. **Complete Current-Based Induction Motor Condition Monitoring: Stator, Rotor, Bearings and Load**, 2002.
- IORGULESCU, M.; BELOIU, R.; POPESCU, M. O. **Rotor Bars Diagnosis in Single Phase Induction Motors based on the Vibration and Current Spectrum Analysis**, 2010.
- JAYASWAL, P.; WADHWANI, A. K.; MULCHANDANI, K. B. Machine Fault Signature Analysis. **International Journal of Rotating Machinery**, 2008.
- JESUS, K. M. S. **Implementação e Análise do Desempenho de Técnicas de Monitoramento através da medição de Vibração e correlação com Corrente Estatórica**. Dissertação pela UFPA. 2010.
- JUNG, J. H.; KWON, B. H. Corrosion Model of a Rotor-Bar-Under-Fault Progress in Induction Motors. **IEEE Trans. on Industrial Electronics**, 2006.
- KARAMI, F.; POSHTAN, J.; POSHTAN, M. **Detection of Broken Rotor Bars in Induction Motors using Nonlinear Kalman Filters**, 2010.
- KAZZAZ, S. A. S. A.; SINGH, G. K. Experimental investigations on Induction Machine condition monitoring and Fault Diagnosis using Digital Signal Processing Techniques. **Electric Power Systems Research**, 2002.
- KORKUA, S.; JAIN, H.; LEE, W.J.; KWAN, C.. **Wireless Health Monitoring System for Vibration Detection of Induction Motors**, 2010.
- KOWALSKI, C. T.; KOWALSKA, T. O. Neural Networks Application for Induction Motor Faults Diagnosis. **Mathematics and Computers in Simulation**, 2003.
- KRAL, C.; HABETLER, T. G.; HARLEY, R. G.; PIRKER, F.; PASCOLI, G.; OBERGUGGENBERGER, H.; FENZ, C. J. M.. **A Comparison of Rotor Fault Detection Techniques with Respect to the Assessment of Fault Severity**, Atlanta, 2003.
- KRIKOR, K. S.; NUMAN, A. H. On-Line Current-Based Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Three-Phase Induction Motor. **Eng.&Technology**, 25, 2007.

- LACERDA, A. L. M.; FILHO, P. C. M. L.; PEDERIVA, R.; BRITO, J. N.. **Aplicação da Transformada de Wavelet Packet para detecção de curto-circuitos em motores elétricos.** [S.l.]. 2011.
- LAMIM FILHO, P. C. M. **Monitoramento Permanente de Motores de Indução Trifásicos.** Tese de Doutorado pela Universidade Estadual de Campinas. 2007.
- LEITE, D. F. **Sistema de Diagnóstico de Faltas em Máquinas Elétricas de Corrente Alternada.** Dissertação de Mestrado pela PUC-MG. 2007.
- LEMOS, J. W.; GEHRKE, C. S.; SALVADORI, F.; CAMPOS, M.; CAMARGO, R. F.; OLIVEIRA, A. C.. Sistema Híbrido para Monitoramento, Diagnose e Detecção de Falhas em Motores de Indução. **VIII Induscon**, 2008.
- LU, B.; GUNGOR, V. C. Online and Remote Motor Energy Monitoring and Fault Diagnostics using Wireless Sensor Networks. **IEEE Trans. on Industrial Electronics**, 2009.
- MAGDALENO, J. J. R.; BARRETO, H. P.; CORTES, J. M. R.; GIL, P. G.; CAPORAL, R. M.. FPGA-Based Broken Bars Detection on Induction Motors Under Different Load Using Motor Current Signature Analysis and Mathematical Morphology. **IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement**, 2014.
- MALANGE, F. C. V. **Rede Neuro-Fuzzy-Wavelet para Detecção e Classificação de Anomalias de Tensão em Sistemas Elétricos de Potência.** Tese de Doutorado pela UNESP. 2010.
- MARÇAL, R. F. M. **Um Método para Detectar Falhas Incipientes em Máquinas Rotativas Baseado em Análise de Vibrações e Lógica Fuzzy.** Tese de Doutorado pela UFRGS. 2000.
- MARÇAL, R. F. M.; SUSIN, A. A. Detectando Falhas Incipientes em Máquinas Rotativas, 2005.
- MARINS, R. C. **Desenvolvimento de Software para Análise Espectral de Corrente em Motores de Indução.** Monografia pela UFES. 2007.
- MARUTHI, G. S.; PANDURANGA, K. V. Electrical Fault Detection in Three Phase Squirrel Cage Induction Motor by Vibration Analysis using MEMS Accelerometer. **IEEE PEDS**, 2005.
- MATHIAS, M. H. **Ambiente Multimídia de Suporte à Disciplina de Pós-Graduação - Ferramentas de Diagnóstico de Máquinas.** [S.l.]. 2012.

- MEHLA, N.; DAHIYA, R. An Approach of Condition Monitoring of Induction Motor Using MCSA. **International Journal of Systems Applications, Engineering & Development**, 2007.
- MEHRJOU, M. R.; MARIUN, N.; MARHABAN, M. H. Rotor Fault Condition Monitoring Techniques for Squirrel-Cage Induction Machine - A Review. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2011.
- MERTENS JR, A. **Uma Abordagem sobre Detecção de Barras Quebradas em Motores de Indução**. Dissertação de mestrado pela UFPR. 2008.
- MERTENS JR., A.; RIBEIRO, E. P. **Uma Abordagem sobre Detecção de Barras Quebradas em Motores de Indução**. [S.l.]. 2009.
- MINI, V. P.; SIVAKOTAIAH, S.; USHAKUMARI, S. Fault Detection and Diagnosis of an Induction Motor using Fuzzy Logic. **IEEE**, 2010.
- NANDI, S.; TOLIYAT, H. A.; LI, X. Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Electrical Motors - A Review. **IEEE Trans. on Energy Conversion**, 2005.
- NERY, R. T. C. **Desenvolvimento de uma Ferramenta Virtual para Análise de Vibração em Máquina Rotativa: Aplicação em uma Bancada Didática**. Trabalho de Conclusão de Curso pela UFPA. 2008.
- NUNES, M. A. C. **Diagnóstico de Defeitos em Rolamentos pela Técnica do Envelope**. Dissertação de Mestrado pela UFSC. 1989.
- OBAID, R. R.; HABETLER, T. G. **Current-Based algorithm fot mechanical fault detection in induction motors with arbitrary load conditions**. Industry Applications Conference. [S.l.]: [s.n.]. 2003.
- OVIEDO, S. J.; QUIROGA, J. E.; BORRÁS, C. **Experimental Evaluation of Motor Current Signature and Vibration Analysis for Rotor Broken Bars Detection in an Induction Motor**, 2011.
- PENROSE, H. W. The Multi-Technology Approach to Motor Diagnostics. **Motor Doc**, 2010. Disponível em: <<http://www.motordoc.org/wp-content/uploads/2013/11/The-Multi-technology-approach.pdf>>. Acesso em: 19 fevereiro 2014.
- PEREZ, A. G.; TRONCOSO, R. J. R.; YEPEZ, E. C.; RIOS, R. A. O.. The Application of High-Resolution Spectral Analysis for Identifying Multiple Combined Fault in Induction Motors. **IEEE Trans. on Industrial Electronics**, 2011.
- RAJ, V. P.; NATARAJAN, K.; GIRIKUMAR, S. T. G. **Induction Motor Fault Detection and Diagnosis by Vibration Analysis using MEMS Accelerometer**, 2013.

- RODRIGUEZ, P. V. J.; ARKKIO, A. Detection of Stator Winding Fault in Induction Motor Using Fuzzy Logic. **Applied Soft Computing**, 2007.
- SÁ, M. **Curso de Vibrações**. Macaé. 2000.
- SABLÓN, V. I. B.; MENDEZ, L. R.; IANO, Y. **A Transformada Wavelet no processamento e Compressão de Imagens**. [S.l.].
- SAGHAFINIA, A.; KAHOURZADE, S.; MAHMOUDI, A.; HEW, W. P.; UDDIN, M. N.. **On Line Trained Fuzzy Logic and Adaptative Continuous Wavelet Transform Based HIgh Precision Fault Detection of IM with Broken Rotor Bars**, 2012.
- SANTIAGO, D. F. A.; PEDERIVA, R. **Influência da Resolução Tempo-Frequência da Wavelet de Morlet no Diagnóstico de Falhas de Máquinas Rotativas**. [S.l.]. 2003.
- SANTIAGO, D. F. A.; PEDERIVA, R. **Monitoramento de Falhas em Máquinas Rotativas usando a Transformada de Wavelet Packet**. [S.l.]. 2006.
- SCHOEN, R.; HABETLER, T. G. Effects of Time Varying Loads on Rotor Fault Detection in Induction Machines. **IEEE Trans. Industry Applications**, 1995.
- SEERA, M.; LIM, C. P.; ISHAK, D.; SINGH, H.. Fault Detection and Diagnosis of Induction Motors using Motor Current Signature Analysis and a Hybrid FMM-CART Model. **IEEE Trans. on Neural Networks and Learning Systems**, 2012.
- SESHSDRINATH, J.; SINGH, B.; PANIGRAHI, B. K. Investigation of Vibration Signatures for Multiple Fault Diagnosis in Variable Frequency Drives Using Complex Wavelets. **IEEE Trans. on Power Electronics**, 2014.
- SEVEGNANI, F. X. **Análise da Assinatura Magnética Resultante de Faltas em Sistemas Elétricos via Wavelets**. Tese de Doutorado pela Politécnica da USP. 2009.
- SILVA, A. M.; POVINELLI, R. J.; DEMERDASH, N. A. O. Induction Machine Broken Bar and Stator Short-Circuit Fault Diagnostics based on Three Phase Stator Current Envelopes. **IEEE Trans. on Industrial Electronics**, 2008.
- SILVA, B. T. V. **Bancada para Análise de Vibração: Análise de Falhas em Máquinas Rotativas**. Dissertação de Mestrado pela Universidade de Taubaté. 2012.
- SILVA, J. G. B. **Aplicação da Análise de Componentes Principais (PCA) no Diagnóstico de Defeitos em Rolamentos através da Assinatura Elétrica de Motores de Indução**. Dissertação de Mestrado pela Universidade Federal de Itajubá. 2008.

- SILVA, V. A. D. **Detecção de falhas em motores elétricos através das máquinas de vetores de suporte.** Dissertação de mestrado pela Universidade Estadual de Campinas. [S.l.]. 2012.
- SILVA, V. A. D.; BRITO, J. N.; BACCARINI, L. M. R. **Diagnóstico de Falhas Mecânicas através da Análise de Vibração em Motores Alimentados por Inversores de Frequencia.** V CONEM. Salvador: [s.n.]. 2008.
- SINGH, G. K.; KAZZAZ, S. A. S. A. Development of an Intelligent Diagnostic System for Induction Machine Health Monitoring. **IEEE Systems Journal**, 2008.
- SOUSA, W. S. **Desenvolvimento de um Sistema Aplicativo em Labview para o Monitoramento de Máquinas Rotativas com um Módulo de Balanceamento de Rotores.** Trabalho de Conclusão de Curso pela UFPA. 2005.
- STACK, J. R.; HABETLER, T. G.; HARLEY, R. G. Fault Classification and Fault Signature Production for Rolling Element Bearings in Electric Machines. **IEEE Trans. on Industry Applications**, 2004.
- SU, H.; CHONG, K. Induction Machine Condition Monitoring Using Neural Network Modeling. **IEEE Trans. on Industrial Electronics**, 2007.
- SUETAKE, M.; SILVA, I. N.; GOEDTEL, A. Sistema Fuzzy Compacto Embocado em DSP e sua Aplicação para Controle V/F de Motores de Indução. **Revista Controle & Automação**, v. 21 no.3, p. 245-259, 2010.
- TAN, W. W.; HUO, H. **An On-line Neurofuzzy Approach for Detecting Faults in Induction Motors**, 2001.
- TAN, W. W.; HUO, H. A Generic Neurofuzzy Model-Based Approach for Detecting Faults in Induction Motors. **IEEE Trans. on Industrial Electronics**, 2005.
- TEOTRAKOO, K.; DEVANEY, M. J.; EREN, L. Adjustable-Speed Drive Bearing-Fault Detection via Wavelet Packet Decomposition. **IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement**, 2009.
- THOMSON, W. T. **Keep Motors Turning via Motor Current Signature Analysis.** [S.l.]. 2003.
- TRAN, V. T.; YANG, B. S.; OH, M. S.; CHIOW, A. C.. Fault Diagnosis of Induction Motor Based on Decision Trees and Adaptative Neuro-Fuzzy Inference. **Expert Systems with Applications**, 2007.

- YE, Z.; SADEGHIAN, A.; WU, B. **Mechanical Fault Diagnostics for Induction Motor with Variable Speed Drives Using Adaptative Neuro-Fuzzy Inference System**, 2005.
- YE, Z.; WU, B.; SADEGHIAN, A. Current Signature Analysis of Induction Motor Mechanical Faults by Wavelet Packet Decomposition. **IEEE Trans. on Industrial Electronics**, 2003.
- ZAREI, J. Induction Motors Bearing Fault Detection using Pattern Recognition Techniques. **Expert Systems with Applications**, 2011.
- ZHANG, H.; ZANCHETTA, P.; BRADLEY, K.J.; GERADA, C.. A Low-Intrusion Load and Efficiency Evaluation Method for In-Service Motors using Vibration Tests with an Accelerometer. **IEEE Trans. on Industry Applications**, 2010.
- ZHOU, W.; HABETLER, T. G.; HARLEY, R. G. **Bearing Condition Monitoring Methods for Electric Machines: A General Review**, 2007.
- ZHOU, W.; HABETLER, T. G.; HARLEY, R. G. Bearing Fault Detection via Stator Current Noise Cancellation and Statistical Control. **IEEE Trans. on Industrial Electronics**, 2008.