Universidade Federal da Paraíba

Centro de Tecnologia

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica

Mestrado-Doutorado

ANÁLISE DE FALHA EM ROLAMENTOS DE MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICO ATRAVÉS DO SOM UTILIZANDO DENSIDADE DE MÁXIMOS

por

José Anselmo de Lucena Júnior

Dissertação de Mestrado apresentada à Universidade Federal da Paraíba para obtenção do grau de Mestre

João Pessoa - Paraíba **setembro - 2019**

JOSÉ ANSELMO DE LUCENA JÚNIOR

ANÁLISE DE FALHA EM ROLAMENTOS DE MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICO ATRAVÉS DO SOM UTILIZANDO DENSIDADE DE MÁXIMOS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica do Centro de Tecnologia da Universidade Federal da Paraíba, em cumprimento às exigências para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Mecânica – área de concentração: Dinâmica e Controle de Sistemas Mecânicos.

Orientador: Prof. Dr. Abel Cavalcante Lima Filho

João Pessoa - Paraíba **setembro - 2019**

Catalogação na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

L935a Lucena Júnior, José Anselmo de.
Análise de falha em rolamentos de motores de indução trifásico através do som utilizando densidade de máximos / José Anselmo de Lucena Júnior. - João Pessoa, 2019.
107 f. : il.

Dissertação (Mestrado) - UFPB/CT.

1. Motor de Indução. 2. Caos. 3. Rolamento. 4. Processamento de Sinal. I. Título

UFPB/BC

ANÁLISE DE FALHA EM ROLAMENTOS DE MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICO ATRAVÉSDO SOM UTILIZANDO DENSIDADE DE MÁXIMOS

por

JOSÉ ANSELMO DE LUCENA JÚNIOR

Dissertação aprovada em 30 de setembro de 2019

Prof. Dr. ABEL CAVALCANTE LIMA FILHO
Orientador – UFPB

Prof. Dr. FRANCISCO ANTONIO BELO
Examinador Interno – UFPB

Prof. Dr. ALISSON VASCONCELOS DE BRITO
Examinador Externo – UFPB

Prof. Dr. JORGE GABRIEL GOMES DE SOUZA RAMOS
Examinador Externo – UFPB

João Pessoa - PB

2019

DEDICATÓRIA

A Deus pelas graças alcançadas. Aos meus pais, Anselmo e Sônia, pelo incentivo e apoio incondicional. À minha esposa Valéria e minha filha Maria Luiza que com muito carinho e paciência compreenderam minha ausência em momentos importantes de nossas vidas e me encorajam a lutar e não esmorecer diante dos desafios e obstáculos inerentes ao desenvolvimento humano. Aos meus sogros, Francisco (*in memoriam*) e Maria Izete, pelo inestimado apreço e apoio em todos os momentos.

AGRADECIMENTOS

A Deus por ter me dado a oportunidade de conquistar tantas coisas boas em minha vida e ser minha referência em fonte de sabedoria e discernimento para mim e minha família.

Aos meus irmãos, Ana Carolina e Eduardo por fazerem parte da minha vida e depositar em mim toda confiança necessária para instruí-los no melhor caminho, na condição de irmão mais velho.

As minhas cunhadas, Lilian e Sandra pelo carinho e atenção em todos os momentos.

Ao meu orientador, Abel Cavalcante Lima Filho pela paciência e compreensão nos momentos em que tive dificuldades, pela dedicação e presteza nas atividades de orientação, por acreditar em mim e pela amizade construída.

Ao professor, Francisco Antônio Belo pelos inestimáveis ensinamentos e amizade construída desde a graduação.

Ao professor e amigo Jobson Francisco da Silva, pela motivação e assistência ao regresso à área acadêmica.

Ao meu amigo Riccelly Feitosa, exemplo de dedicação e perseverança.

Ao Júlio Cesar e Fábio Araújo pela amizade, apoio e prontidão, não só no período acadêmico, mas na convivência no dia a dia. Gratidão a vocês.

Aos meus amigos e companheiros de pesquisa do GPICEEMA, Hugo Pimentel, Frank César, Thyago Leite, Danyelson Barros, Marlio Silva, Nayara Formiga, Tássio Borges, Hugo Lima, Marcéu Adissi e Gabriela Lyra, pela colaboração incondicional durante o período que passei no laboratório e confiança mútua estabelecida. Agradeço também, ao Manoel Brasileiro e Filipe Vidal pela presteza e conhecimentos compartilhados.

Aos técnicos da UFPB Diógenes, Sérgio e Gustavo pelo suporte técnico à pesquisa e os valiosos conhecimentos compartilhados com inestimáveis contribuições à minha formação profissional e pessoal.

Aos professores Alisson Vasconcelos de Brito e Jorge Gabriel Gomes de Souza Ramos pela disponibilidade e compromisso de avaliar e contribuir para o desenvolvimento deste trabalho e de outros que possam surgir.

Aos funcionários e professores da Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da UFPB, em especial aos técnicos administrativos da coordenação do programa, Monica Rodrigues, Noaldo Sales e Rosangela Herculano pelo apoio contínuo.

Ao pessoal da limpeza do laboratório, em especial seu Nildo, que sempre prestavam seus serviços com presteza e pela amizade construída.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo suporte financeiro destinado aos materiais da pesquisa.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001 (Portaria nº 206, de 4 de setembro de 2018).

ANÁLISE DE FALHA EM ROLAMENTOS DE MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICO ATRAVÉS DO SOM UTILIZANDO DENSIDADE DE MÁXIMOS

RESUMO

Motores de indução são as máquinas elétricas mais utilizadas em aplicações comerciais e industriais, 90% são constituídos por motores de indução trifásico (MIT). Falhas em MIT podem ocasionar a parada de setores importantes de uma indústria, refletindo em prejuízos financeiros e de segurança operacional. As falhas mais frequentes nesses motores são de rolamentos e a maioria das técnicas de análise de falhas em rolamentos são baseadas em transformada rápida de Fourier, wavelet e algoritmos de treinamento, cujos classificadores demandam esforço computacional elevado. Aliado a este fato, grande parcela dos estudos desenvolvidos na análise de falhas em rolamentos através do som utilizam a combinação de multisensores para fins de comparação e sincronização entre os sinais adquiridos. Este trabalho apresenta uma abordagem baseada na quantificação do comportamento caótico para a caracterização de falhas em rolamento rígido de esferas de um motor de indução trifásico através do método designado por Signal Analysis based on Chaos using Density of Maxima (SAC-DM), utilizando o som emitido pelo motor. Essa técnica baseia-se em um algoritmo que realiza a contagem de picos do sinal sonoro do motor no domínio do tempo a fim de detectar falhas, utilizando apenas um sensor e um algoritmo com baixo custo computacional. Para validação da técnica foram realizados experimentos com rolamento saudável, com falha na pista interna e externa sob três condições de carga (0%, 50% e 100%). Os resultados demonstraram que o SAC-DM foi capaz de detectar a presença de falhas no rolamento mesmo com o motor sob carga variável.

Palavras-Chave: Motor de Indução. Caos. Rolamento. Processamento de Sinal.

FAULT ANALYSIS IN ROLLING BEARINGS OF THREE-PHASE INDUCTION MOTORS THROUGH SOUND USING DENSITY OF MAXIMA

ABSTRACT

Induction motors are the most utilized electric machines in commercial and industrial applications and 90% of them are three-phase induction motors (TIM). Faults in three-phase induction motors (TIM) can lead to the shutdown of important industry sectors, causing financial and operational safety losses. The most common faults in these motors are the bearing ones, and most of the fault analysis techniques are based on fast Fourier transform, Wavelet and training algorithms, whose classifiers demand high computational effort. A large part of the studies developed in the analysis of failures in bearings through sound uses the combination of multisensory for comparison and synchronization between acquired signals. This paper presents an approach based on quantification of the chaotic behavior for the characterization of rigid ball bearing failure of a three-phase induction motor through the method called Signal Analysis based on Chaos using Density of Maxima (SAC-DM) using the sound signal emitted by the TIM. This technique is based on an algorithm that counts peaks of the motor acoustic signal in the time domain to detect faults using only a sensor and an algorithm with a low computational cost. For validation of the technique, healthy ball bearing experiments were performed, with internal and external race failure under three load conditions (0%, 50%, and 100%). The results demonstrated that the SAC-DM was able to detect the presence of bearing failures even with the TIM under variable load.

Keywords: Induction Motor. Chaos. Bearing. Signal Processing.

SUMÁRIO

CAPÍTULO I 1

1 INTRODUÇÃO 1

1.1 TRABALHOS RELACIONADOS 3

1.1.1 Quadro com Resumo dos Trabalhos Relacionados 6

1.2 MOTIVAÇÃO 8

1.3 OBJETIVO 9

1.3.1 Objetivo Geral 9

1.3.2 Objetivos Específicos 9

1.4 APRESENTAÇÃO DA DISSERTAÇÃO 9

CAPÍTULO II 11

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA 11

2.1 MANCAIS DE ELEMENTOS ROLANTES 11

2.1.1 Tipos de Mancais de Elementos Rolantes 13

2.1.2 Vida dos Mancais de Elementos Rolantes 14

2.2 COMPONENTES BÁSICOS DE UM MIT 17

2.3 DINÂMICA DAS FALHAS EM ROLAMENTOS 18

2.4 COMPARAÇÃO ENTRE AS TÉCNICAS MAIS CONHECIDAS 21

CAPÍTULO III 24

3 ESTUDOS E TÉCNICAS CORRELACIONADAS AO CAOS 24

3.1 TESTE PARA O DETERMINISMO 27

3.2 TESTE PARA O CAOS 32

3.3 ANÁLISE DE SINAL BASEADA NO CAOS USANDO DENSIDADE DE MÁXIMOS (SAC-DM) 36

3.4 ESTUDO DE SÉRIES TEMPORAIS 40

CAPÍTULO IV 44

4 MATERIAIS E MÉTODOS 44

4.1 FLUXOGRAMA DO PROCESSAMENTO DO SINAL 44

4.2 BANCADA DE MOTORES 47

4.2.1 Quadro de Acionamento e Comando 50

4.2.2 Motor de Indução Trifásico 51

4.2.3 Motor de Corrente Continua 52

4.2.4 Circuito Elétrico de Frenagem Eletromagnética do Motor CC 53

4.2.5 Torquímetro 55

4.2.6 Fonte de Alimentação 57

4.2.7 Tacômetro Digital 57

4.3 SISTEMA DE AQUISIÇÃO DO SOM 58

4.4 PREPARAÇÃO DOS ROLAMENTOS 60

CAPÍTULO V 62

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES 62

5.1 PARTE 1 – MÉTODO TRADICIONAL 63

5.2 PARTE 2 – MÉTODO PROPOSTO 67

5.2.1 Teste para o Determinismo 67

5.2.2 Teste para o Caos 68

5.2.3 Técnica SAC-DM 70

CAPÍTULO VI 75

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS 75

REFERÊNCIAS 77

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Nomenclatura de um mancal de esferas (BUDYNAS e NISBETT, 2011). .. 12
Figura 2.2 – Vista explodida de um mancal de esferas (www.skf.com). 12
Figura 2.3 – Alguns tipos de mancais de esferas (BUDYNAS e NISBETT, 2011). 13
Figura 3.1 – Representação esquemática da árvore de símbolos (adaptado de Yang e Zhao, 1998). 28
Figura 3.2 – Transformação feita em uma série binária durante o teste de espectro de símbolo (YANG e ZHAO, 1998). 29
Figura 3.3 – Séries temporais complexas derivadas de um experimento usando um diodo laser (infravermelho) com intensidade de pulsações caótica (imagem superior) e correspondentes espectros de permutação dessas séries (imagem inferior) (KULP e ZUNINO, 2014). 30
Figura 3.4 – Série temporal relativa ao processo geofísico conhecido como oscilação do Atlântico Norte (NAO) (imagem superior) e seus respectivos espectros de permutação (imagem inferior) (KULP e ZUNINO, 2014). 31
Figura 3.5 – Série temporal da evolução histórica diária dos preços de petróleo bruto entre os anos de 1986 a 2013 (imagem superior) e seus respectivos espectros de permutação (imagem inferior) (KULP e ZUNINO, 2014). 31
Figura 3.6 – Série temporal da evolução histórica diária dos preços do ouro entre os anos de 1973 a 2013 (imagem superior) e seus respectivos espectros de permutação (imagem inferior) (KULP e ZUNINO, 2014). 32
Figura 3.7 – Gráfico do deslocamento quadrático médio $\boldsymbol{Mc(n)}$ versus deslocamento quadrático médio modificado $\boldsymbol{Dc(n)}$ (GOTTWALD e MELBOURNE, 2009). 35
Figura 3.8 – Curva de evolução de uma função $\boldsymbol{x(t)}$ para um sistema determinístico modelado por equações diferenciais de primeira ordem e ao lado direito sua função de autocorrelação (BAZEIA *et al*., 2017). 39

Figura 4.1 – Diagrama da sequência dos testes para o determinismo e caos para o sinal acústico coletado..... 46
Figura 4.2 – Diagrama do fluxo do processamento do sinal acústico na técnica SAC-DM. 47
Figura 4.3 – Instrumentação da bancada de torque controlável (adaptado de Silva, 2018). 48
Figura 4.4 – Principais componentes da bancada de motores. 49
Figura 4.5 – Quadro de comando da bancada. 51
Figura 4.6 – Motor elétrico de indução trifásico WEG W22 Plus 3 kW..... 52
Figura 4.7 – Motor de corrente contínua VARIMOT BN 132S (LYRA, 2014). 53
Figura 4.8 – Sistema de acionamento do motor CC: regulador de tensão, retificador de tensão e multímetro (SILVA, 2018). 54
Figura 4.9 – Circuito elétrico de acionamento do motor CC (ADISSI, 2015). 54
Figura 4.10 – Resistências elétricas de 24 Ω e 2000 W aletadas e conectadas à armadura (ADISSI, 2015)..... 55
Figura 4.11 – Torquímetro: a) Detalhe do modelo HBM-T40B-200 (HBM, 2002); b) Instrumento montado na bancada. 56
Figura 4.12 – Fonte de alimentação modelo FA-3005 (INSTRUTHERM, 2014). 57
Figura 4.13 – Tacômetro digital: a) Modelo MDT-2238B usado na pesquisa; b) Modo óptico de operação. 58
Figura 4.14 – Plataforma Arduino com microfone embarcado (LIMA *et al*., 2018). 59
Figura 4.15 – Curva de resposta em frequência do microfone Arduino (Hz x dB) (LIMA *et al*., 2018)..... 59
Figura 4.16 – Furos de aproximadamente 5,8 mm de diâmetro: a) pista interna; b) pista externa. 60
Figura 4.17 – Ponta montada empregada na preparação das falhas dos rolamentos..... 61
Figura 4.18 – Operação de substituição dos rolamentos. 61
Figura 5.1 – FFT do sinal acústico para diferentes condições do rolamento, indicando as FCF sob carga a 0%..... 64
Figura 5.2 – FFT do sinal acústico para diferentes condições do rolamento, indicando as FCF sob carga a 50%..... 65
Figura 5.3 – FFT do sinal acústico para diferentes condições do rolamento, indicando as FCF sob carga a 100%..... 66

Figura 5.4 – Resultado do Teste da Árvore de Símbolos do sinal acústico em estudo. 68
Figura 5.5 – Resultado do Teste 0-1 do sinal acústico em estudo. 69
Figura 5.6 – Funções de autocorrelação das três condições do rolamento e percentual de cargas. 70
Figura 5.7 – Resultado do SAC-DM para três condições do rolamento e percentual de cargas em um $\Delta t = 1$ s. 71
Figura 5.8 – Resultado do SAC-DM para três condições do rolamento e percentual cargas em um $\Delta t = 0,5$ s. 72
Figura 5.9 – Resultado do SAC-DM para três condições do rolamento e percentual cargas em um $\Delta t = 0,1$ s. 72
Figura 5.10 – Valores médios e desvios padrão do SAC-DM em função do percentual de cargas aplicadas (0%, 50% e 100%). 73

LISTA DE QUADROS E TABELAS

Quadro 1.1 – Principais técnicas utilizadas no monitoramento e diagnóstico de falhas em motores de indução. 2
Quadro 1.2 – Resumo dos trabalhos relacionados: Métodos baseados em processamento de sinais acústicos captados de motores elétricos para o diagnóstico de falhas. 6
Quadro 4.1 – Matriz de ensaio para o processamento do sinal acústico. 45
Quadro 4.2 – Dados da geometria do rolamento 6206 2Z (fonte: skf.com). 60

Tabela 2.1 – Fatores de confiabilidade R para uma distribuição de Weibull correspondente a uma probabilidade de falha *P*. 17
Tabela 5.1 – FCF do rolamento SKF 6206 ZZ: valores da FFT e de equações, para 0% de carga..... 64
Tabela 5.2 – FCF do rolamento SKF 6206 ZZ: valores da FFT e de equações, para 50% de carga..... 65
Tabela 5.3 – FCF do rolamento SKF 6206 ZZ: valores da FFT e de equações, para 100% de carga..... 66
Tabela 5.4 – Resultado truncado dos valores do SAC-DM (Hz) (matriz 9 x 19)..... 71
Tabela 5.5 – Dados estatísticos do SAC-DM (Hz) referentes a Figura 5.10. 73
Tabela 5.6 – Erro relativo entre os valores teóricos e práticos do SAC-DM. 74

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABMA	Abreviatura do inglês *American Bearing Manufactures Association* [=Associação Americana de Fabricantes de Rolamentos]
a.C.	antes de Cristo
AISI	Abreviatura do inglês *American Iron and Steel Institute* [=Instituto Americano do Ferro e do Aço]
BPFI	Abreviatura do inglês *Ball Pass Frequency of Inner ring* [=Frequência de Passagem da Esfera no Anel Interno]
BPFO	Abreviatura do inglês *Ball Pass Frequency of Outer ring* [=Frequência de Passagem da Esfera no Anel Externo]
BSF	Abreviatura do inglês *Ball Spin Frequency* [=Frequência de Rotação da Esfera]
BLDCM	Abreviatura do inglês *Brushless Direct Current Motor* [=Motor de Corrente Contínua sem Escova]
CEEMD	Abreviatura do inglês *Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition* [=Decomposição de Modo Empírico de Conjunto Completo]
CAD	Abreviatura do inglês *Computer-Aided Design* [=Desenho Assistido por Computador]
CA	Corrente Alternada
CC	Corrente Contínua
CWRU	*Case Western Reserve University* (Universidade dos Estados Unidos)
DCM	Abreviatura do inglês *Direct Current Motor* [=Motor de Corrente Contínua]
FOOA	Abreviatura do inglês *Fast and Online Order Analysis* [=Análise de Ordem Rápida e em Tempo Real]
FCF	Frequência Característica de Falha

FCO	Abreviatura do inglês *Fault Characteristic Order* [=Ordem Característica de Falha]
FFT	Abreviatura do inglês *Fast Fourier Transform* [=Transformada Rápida de Fourier]
FTF	Abreviatura do inglês *Fundamental Train Frequency* [=Frequência Fundamental do Porta-Esferas]
GPICEEMA	Grupo de Pesquisa em Instrumentação e Controle em Estudo de Energia e Meio Ambiente
HRC	Abreviatura do inglês *Hardness Rockwell C* [=Dureza Rockwell C]
IEEE	Abreviatura do inglês *Institute of Electrical and Electronics Engineers* [=Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos]
IMF	Abreviatura do inglês *Intrinsic Mode Functions* [=Funções do Modo Intrínseco]
KLTAR	Abreviatura do inglês *Kanade–Lucas–Tomasi Angular Resampling* [=Reamostragem Angular de Kanade–Lucas–Tomasi]
LVQ	Abreviatura do inglês *Learning Vector Quantization* [=Quantização Vetorial por Aprendizagem]
MCSA	Abreviatura do inglês *Motor Current Signature Analysis* [=Análise de Assinatura da Corrente do Motor]
MER	Mancais de Elementos Rolantes
MIT	Motor de Indução Trifásico
MUSIC	Abreviatura do inglês *Multiple Signal Classification* [=Classificação de Múltiplos Sinais]
NAO	Abreviatura do inglês *North Atlantic oscillation* [=Oscilação do Atlântico Norte]
NN	Abreviatura do inglês *Nearest Neighbour* [=Vizinho mais Próximo]
OA	Abreviatura do inglês *Order Analysis* [=Análise de Ordem]
RMS	Abreviatura do inglês *Root Mean Square* [=Raiz Média Quadrada]
RSF	Abreviatura do inglês *Roller Spin Frequency* [=Frequência de Rotação do Rolo]
SAC-DM	Abreviatura do inglês *Signal Analysis based on Chaos using Density of Maxima* [=Análise de Sinais baseada no Caos usando Densidade de Máximos]

SMOFS	Abreviatura do inglês *'Shortened Method of Frequencies Selection* [=Método Encurtado de Seleção de Frequências]
SNR	Abreviatura do inglês *Signal-to-Noise Ratio* [=Relação Sinal-Ruído]
SOMs	Abreviatura do inglês *Self-Organizing Maps* [=Mapas Auto-Organizáveis]
TFDG	Abreviatura do inglês *Time - Frequency Distribution of Gabor* [= Distribuição Tempo - Frequência de Gabor]
TIM	Abreviatura do inglês *Three-Phase Induction Motor* [=Motor de Indução Trifásico]
UFPB	Universidade Federal da Paraíba
WPE	Abreviatura do inglês *Wavelet Packet Envelope* [=Envelope de Wavelet Packet]
WPEM	Abreviatura do inglês *Wavelet Packet Envelope Manifold* [=Múltiplo Envelope de Wavelet Packet]

LISTA DE SÍMBOLOS

L_{10}	vida mínima (10% de falha) expressa em milhões de revoluções
$R\%$	confiabilidade
K_R	fator de confiabilidade
L_P	vida mínima estabelecida para qualquer outra probabilidade de falha *P*
$P\%$	probabilidade de falha
n	quantidade de elementos rolantes
f_r	frequência de rotação
d, D	diâmetro
θ	ângulo de atuação da carga (graus)
S_i	sequência de símbolos
L	nível no espectro de símbolos
l	comprimento da partição
N	comprimento da série temporal
$p_c(n), q_c(n)$	variáveis de conversão
c	intervalo aleatório $(0, \pi)$ das variáveis de conversão
$\emptyset(j)$	função observável construída a partir da série temporal
$M_c(n)$	função deslocamento quadrático médio
$D_c(n)$	deslocamento quadrado médio modificado
$E\phi$	função valor da expectativa da série temporal
K_c	taxa de crescimento assintótica
ξ, Δ	vetores (csi e delta)
$q(t)$	sinal adquirido
δt	variação no tempo
$\langle \rho_i \rangle$	densidade máxima média teórica (rô)
$C_i(\delta t)$	função de autocorrelação

C_i''	derivada segunda da função de autocorrelação
$C_i^{(4)}$	derivada quarta da função de autocorrelação
τ	coeficiente de comprimento de correlação (tau)
μ_t	função média
α_t	série de ruído branco com média zero
Z_t	série temporal
v, ω e ϕ	amplitude, frequência e fase de uma série temporal trigonométrica

CAPÍTULO I

1 INTRODUÇÃO

As máquinas elétricas mais comuns empregadas em setores comerciais e industrias são os motores de indução o que os consolidam como o carro-chefe nesses setores produtivos (BOUDINAR *et al*., 2016; LI *et al*., 2015). Dentre as várias vantagens da utilização do motor de indução em aplicações comerciais e industrias tem-se: versatilidade de aplicações, ampla faixa de potências nominais de operação, relação peso-potência, construção relativamente simples, fácil manuseio, alta confiabilidade, alta eficiência e robustez, baixos custos de fabricação, em termos relativos, onde essas máquinas elétricas já representam mais de 80% no processo de conversão de energia nesses setores (ADISSI, 2015; GARCÍA-ESCUDERO *et al*., 2017; PANDARAKONE *et al*., 2017).

Atualmente os motores elétricos fornecem mais de 50% da energia mecânica demandada para aplicações industriais nos Estados Unidos (JIN *et al.*, 2014). Cerca de 90% dos motores utilizados na indústria são do tipo de indução trifásico (HANITSCH, 2002). O número total de máquinas elétricas em funcionamento no mundo foi de cerca de 16,1 bilhões de unidades em 2011, com uma taxa de crescimento de cerca de 50% nos últimos cinco anos (HENAO *et al*., 2014).

As falhas encontradas em motores de indução, dependendo da origem, podem ser distribuídas da seguinte forma: falhas de rolamentos (44%), falhas relacionadas ao estator (26%), falhas relacionadas ao rotor (8%) e outras falhas (22%) (IMMOVILLI *et al*., 2013; PANDARAKONE *et al*., (2019). Li *et al*. (2015), cita que as falhas nos rolamentos são responsáveis por cerca de 75% dos defeitos em motores pequenos e médios e 41% dos defeitos em motores maiores, em aplicações comerciais e industriais.

Assim, apesar do fato de que os rolamentos usados em máquinas elétricas em aplicações comerciais e industriais diversas são relativamente de baixo custo, os defeitos nos rolamentos são a principal causa de falhas mecânicas na indústria, particularmente nas classes de pequena e média potência, podendo ocasionar a interrupção total do funcionamento de um setor ou até de uma fábrica, conduzindo à prejuízos financeiros relevantes de ordem material inclusive com possível acidente (PANDARAKONE *et al*., 2017; KANG *et al*., 2015a). O diagnóstico de falhas com rapidez e precisão em estágios inicias evita avarias inesperadas; aumenta a confiabilidade, a segurança do operador e a disponibilidade da unidade, portanto, reduz possíveis dispêndios financeiros causados por falhas em rolamentos (LU *et al*., 2009).

O diagnóstico de falhas de máquinas elétricas rotativas tem atraído um grande interesse da pesquisa durante os últimos 30 anos, em consequência do aumento do número destas máquinas (HENAO *et al*., 2014). Segundo levantamento realizado por Cerrada *et al*. (2018), nos principais bancos de dados acadêmicos, como Science Direct, IEEE Xplore e Scopus com publicações voltadas à avaliação da gravidade da falha em rolamentos, observou-se uma tendência crescente do número de trabalhos disponíveis na última década (2006-2016). Nesse levantamento os autores puderam observar que os principais trabalhos mostraram que as técnicas de detecção de falhas poderiam ser agrupadas em técnicas baseadas em processamento de sinais e técnicas baseadas em conhecimento.

Desta forma, diversas pesquisas têm sido realizadas, a fim de desenvolver técnicas e ferramentas inovadoras voltadas ao diagnóstico de falhas em rolamentos em seu estágio inicial, evitando desta forma, a sua quebra total. De preferência, o monitoramento deve ser feito de forma não invasiva e sem interromper a operação da máquina (LEITE *et al*., 2015).

São encontradas na literatura várias técnicas para o monitoramento e diagnóstico de falhas em motores de indução a exemplo de técnicas apresentadas no Quadro 1.1.

TÉCNICAS	**AUTORES**
Análise de vibração mecânica	YAU *et al*., 2016; ABDELKADER *et al*., 2018; SONG *et al*., 2018; ZHAO *et al*., 2019

Quadro 1.1 – Principais técnicas utilizadas no monitoramento e diagnóstico de falhas em motores de indução.

TÉCNICAS	AUTOR
Análise do sinal da corrente do motor (MCSA)	IMMOVILLI *et al*., 2013; LEITE *et al*., 2015; LI *et al*., 2015; DALVAND *et al*., 2017
Análise do campo magnético	FROSINI *et al*., 2015
Análise de imagens térmicas (termografia)	LÓPEZ-PÉREZ e ANTONINO-DAVIU, 2017
Análise da vibração sonora	AKÇAY e GERMEN, 2013; WANG e HE, 2016; LU *et al*., 2016
Análise da emissão acústica	KANG *et al*., 2015a; KANG *et al*., 2015b; M. HE e D. HE, 2017; PARVATHI SANGEETHA e HEMAMALINI, 2019
Análise da eficiência do monitoramento da velocidade do rotor	HAMADACHE *et al*., 2015

Quadro 1.1 – Principais técnicas utilizadas no monitoramento e diagnóstico de falhas em motores de indução (continuação).

1.1 TRABALHOS RELACIONADOS

Algumas pesquisas foram desenvolvidas com base em métodos que aplicavam processamento computacional em emissão sonora captada de motores elétricos, com o propósito de diagnosticar falhas eletromecânicas, dentre essas falhas, estão as relacionadas à rolamentos.

Germen *et al*. (2014) classificaram falhas elétricas e mecânicas, inclusive falhas de rolamentos, em motores de indução trifásico por meio da análise da emissão sonora adquirida por um conjunto de microfones simultaneamente empregados e posicionados em torno de cada motor. Foram utilizados dois métodos que por meio de algoritmo baseado em correlação e wavelet extraíam características relevantes dos sinais acústicos. O primeiro método aplicava a correlação cruzada dos sinais sonoros captados por pares de microfones e o segundo método, considerado um método indireto, usava imagens 2D obtidas por processamento dos sinais acústicos. Para classificar os diferentes tipos de falhas, utilizaram os métodos de *Self-Organizing Maps* (SOMs) e *Learning Vector Quantization* (LVQ3), tipos de redes neurais artificiais. Este método conseguiu classificar entre motor defeituoso e sadio

assim como diagnosticou as falhas de rolamento, curto-circuito no estator e barras quebradas do rotor.

Wang e He (2016), abordam a técnica de análise de envelope para o diagnóstico de falhas de rolamentos usando sinais de vibração mecânica obtidos de banco de dados de falhas em rolamento da *Case Western Reserve University* e de sinais acústicos obtidos no laboratório e propõe um novo método denominado *Wavelet Packet Envelope Manifold* (WPEM). Basicamente o método decompõe ambos os sinais através da transformada *Wavelet Packet* seguido da transformada de *Hilbert* e obtém os envelopes de diferentes bandas de frequência resultante dos nós da decomposição da *Wavelet Packet*, dando origem a uma matriz WPE de alta dimensão, onde finalmente é aplicado um algoritmo para redução dessa dimensionalidade da matriz WPE gerada. Além de diagnosticar as falhas de rolamentos o método WPEM, quanto a supressão de ruído, é superior aos métodos de envelopamento tradicionais baseados em uma banda de frequência selecionada.

Lu *et al*. (2016) desenvolveram uma metodologia para diagnóstico de falhas de rolamentos em *Brushless Direct Current Motor* (BLDCM) e *Direct Current Motor* (DCM) sob velocidade variável, combinando técnicas de medição óptica e acústica, sem contato. São utilizados dois algoritmos para o processamento de imagem, um para detecção de bordas e outro para rastreamento de objeto denominado *Kanade–Lucas–Tomasi Angular Resampling* (KLTAR), onde uma câmera especial estima a velocidade de rotação do acoplamento (motor e carga) por meio do ângulo de rotação medido através das mudanças características entre os quadros de imagens adjacentes. Simultaneamente, o som do rolamento, capturado pelo microfone, é reamostrado no domínio angular com base no ângulo de rotação através de uma série de algoritmos de processamento de sinais e imagens e esta sincronização permite demodular o sinal reamostrado do som com o objetivo de extrair a frequência característica de falha do rolamento para análise do ruído e vibração usando a técnica *Order Analysis* (OA) e o reconhecimento de falhas. De certa forma, essa metodologia forneceu alta exatidão na identificação de falhas de rolamentos e evitou a instalação de sensores nos motores.

Delgado-Arredondo *et al*. (2017) desenvolveram uma metodologia para detecção de falhas como barra quebrada, desbalanceamento mecânico e de rolamentos em motores de indução em regime permanente utilizando sinais de vibração mecânica e sinais acústicos, ambos processados por *Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition* (CEEMD) que realiza um tipo de decomposição desses sinais representando-os em várias funções

denominadas de *Intrinsic Mode Functions* (IMF) que permite separar os componentes de frequência desejados relacionados à falha, preservando suas características no domínio do tempo. Por fim, os autores determinam a frequência marginal da representação de Gabor (TFDG – *time - frequency distribution of Gabor*) de modo a obter o conteúdo espectral dessas funções IMF no domínio da frequência. Os autores obtiveram bons resultados de detectabilidade de falhas em comparação com outros trabalhos publicados, a exemplo de análise via FFT, *Wigner-Ville* e do algoritmo MUSIC, aliado ao fato de que novas frequências relacionadas às falhas foram identificadas.

Lu *et al*. (2018) desenvolveram e implementaram um método conhecido por *Fast and Online Order Analysis* (FOOA) para realizar o diagnóstico de falhas de rolamento em motor trifásico síncrono de imã permanente sob velocidade variável por processamento via computador ou embarcado utilizando para isso sinais de corrente captada por sensor e emissão sonora captada por microfone. Esse método consiste em aplicar um algoritmo de análise de corrente em uma das fases do motor e ter como resultado pulsos de amostragem que servirão para implementar um tipo de reamostragem angular em um outro algoritmo dedicado a análise do som. Assim, o sinal reamostrado é demodulado para obter o diagnóstico de falhas via técnica de *Fault Characteristic Order* (FCO). A eficácia e a flexibilidade do método foram validadas em um computador desktop e em sistema embarcado para o diagnóstico de diferentes tipos de defeitos em rolamentos do motor em análise e mostrou-se adequado ao uso em condições onde o tacômetro/encoder apresentam limitações técnicas quanto a instalação nessas máquinas.

Glowacz (2019), propõe método de processamento de sinal acústico para o diagnóstico de várias falhas eletromecânicas, além de falha em rolamento, em motor de indução monofásico. O sinal acústico captado por um microfone é processado por FFT com janela *Hamming* e a extração das características desse sinal foi realizada pelo método chamado *Shortened Method of Frequencies Selection Multiexpanded* (SMOFS-22-MULTIEXPANDED). Para a etapa de classificação foi utilizado um algoritmo conhecido por *Nearest Neighbour* (NN). Esse método apresentou bons resultados no diagnóstico de falhas eletromecânicas, incluindo as falhas de rolamento. Os autores ressaltaram que o método poderia ser aplicado para o diagnóstico de falhas de outros tipos de máquinas rotativas.

1.1.1 Quadro com Resumo dos Trabalhos Relacionados

O Quadro 1.2 resume as principais características dos trabalhos relacionados.

AUTOR	MOTOR	FALHA	SENSOR	TÉCNICA
GERMEN *et al*., 2014	Indução trifásico (gaiola de esquilo)	Rolamento (desalinhamento e elementos rolantes), curto-circuito no estator e barras quebradas do rotor.	Microfone	1º Método: algoritmo baseado em correlação e wavelet; 2º Método: imagens 2D obtidas por processamento dos sinais acústicos; Redes neurais: SOMs e LVQ3.
WANG e HE, 2016	Indução trifásico	Rolamento (pista interna e externa)	Microfone e banco de dados de vibração mecânica (acelerômetro) da CWRU.	Análise de envelope usando *Wavelet Packet* + transformada de *Hilbert* dando origem a técnica WPEM.
LU *et al*., 2016	Corrente contínua com escovas e sem escovas	Rolamento (pista interna e externa)	Microfone e câmera de alta velocidade	Algoritmo para rastrear objetos na imagem da câmera definido por KLTAR e a técnica conhecida como OA.

Quadro 1.2 – Resumo dos trabalhos relacionados: Métodos baseados em processamento de sinais acústicos captados de motores elétricos para o diagnóstico de falhas.

AUTOR	MOTOR	FALHA	SENSOR	TÉCNICA
DELGADO-ARREDONDO *et al*., 2017	Indução trifásico	Desbalanceamento mecânico, rolamento (pista externa), barras quebradas do rotor.	Microfone e acelerômetro	CEEMD para decomposição do sinal em várias IMF's e TFDG para obtenção do conteúdo espectral das IMF's.
LU *et al*., 2018	Trifásico síncrono de ímã permanente	Rolamento (pista interna e externa)	Microfone e sensor de corrente elétrica	Implementação de dois algoritmos em um só, definido como FOOA onde o sinal reamostrado é demodulado para obter o diagnóstico de falhas via técnica de FCO.
GLOWACZ, 2019	Indução monofásico	Rolamento (elementos rolantes e pista externa), curto-circuito no estator e barras quebradas do rotor e anel da gaiola de esquilo.	Microfone	FFT com janela Hamming com extração das características do sinal sendo realizada por *Shortened Method of Frequencies Selection Multiexpanded* e algoritmo classificador o *Nearest Neighbour*.

Quadro 1.2 – Resumo dos trabalhos relacionados: Métodos baseados em processamento de sinais acústicos captados de motores elétricos para o diagnóstico de falhas (continuação).

1.2 MOTIVAÇÃO

Atualmente, as aplicações de monitoramento de sinais sonoros são diversas e estão presentes diariamente na vida moderna. Na medicina, é um elemento-chave para o diagnóstico e análise por meio do eco do ultrassom (MONTEITH *et al*., 2013). No campo industrial, é utilizado em uma ampla variedade de aplicações na forma acústica, emissão acústica e ultrassom (HARVEY *et al*., 2014). Na indústria da construção, é usado para análise estrutural (BEHNIA *et al*., 2014), enquanto as aplicações militares incluem o sonar (HANSEN *et al*., 2013).

Além disso, o som é um fenômeno físico que fornece informações sobre o comportamento de um sistema e pode ser usado como um parâmetro para determinar sua condição. Ao considerar o som como a propagação de ondas sonoras produzidas por vibrações mecânicas, pode-se esperar que tais ondas produzidas por uma máquina contenham informações relevantes sobre seu comportamento e a condição de operação (SEO *et al*., 2014).

O motor elétrico não é uma exceção, e as vibrações geradas por defeitos em rolamentos, desequilíbrios mecânicos e barras quebradas do rotor produzem sons com frequências características associadas a cada falha (GARCIA-PEREZ *et al.*, 2011). Essa correlação entre falhas e frequências características possibilitam determinar a condição de operação do motor elétrico através da análise espectral do sinal acústico aliado ao fato de que o diagnóstico através da análise desses sinais é um método não invasivo, de baixo custo e facilmente implementado (DELGADO-ARREDONDO *et al*., 2017).

O monitoramento das condições de operação desses motores constitui uma tarefa fundamental que visa aumentar a confiabilidade nos processos industriais e é conduzido para detectar a presença de situações de falha, como a identificação do estado saudável e defeituoso em um mancal de elementos rolantes, assim como o diagnóstico do tipo de falhas, utilizando para isso métodos de diagnóstico de falhas baseados em modelos, em sinais físicos, em conhecimentos, métodos híbridos e métodos de diagnóstico de falhas ativos (CERRADA *et al*., 2018; GAO *et al*., 2015).

Há uma demanda significativa para o desenvolvimento de novos métodos de diagnósticos de falhas em rolamentos que possam superar as dificuldades e limitações impostas pelos métodos clássicos ainda em uso. Para o desenvolvimento deste trabalho adotou-se métodos baseados em sinais físicos. Têm uma ampla aplicação no monitoramento

e diagnóstico em tempo real para motores de indução, conversores de energia e componentes mecânicos em um sistema (MEDEIROS, 2018).

Sendo assim, este trabalho foi desenvolvido com base na necessidade contínua de buscar um maior aumento na segurança e confiabilidade de motor de indução trifásico por intermédio de ferramentas (algoritmo, sensores e métodos) relativamente simples, custo baixo e com boa exatidão, se comparado com os métodos tradicionais amplamente utilizados no meio industrial, mas que em contrapartida possam apresentar alguma limitação que por questões relacionadas a viabilidade técnica e econômica deixam de ser aplicados.

1.3 OBJETIVO

1.3.1 Objetivo Geral

Como objetivo geral, este trabalho tem o propósito de desenvolver um método de detecção de falhas de rolamentos em motor de indução trifásico utilizando processamento do som captado aliado a uma extensão da Teoria do Caos.

1.3.2 Objetivos Específicos

Como objetivos específicos, tem-se:

- Apresentar a aplicabilidade de um método para a análise de sinais usando uma extensão da Teoria do Caos baseado na Densidade de Máximos;
- Apresentar evidências quanto à possibilidade de aplicação do método proposto para detecção de falhas em rolamentos de motores de indução trifásico a partir do sinal da vibração sonora emitida pelo motor.

1.4 APRESENTAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação foi subdividida em seis capítulos, assim organizada:

- **Capítulo I**: Introduz uma contextualização sobre falhas em rolamento de motor de indução e ressalta a importância nessa linha de pesquisa, frente as várias aplicações industriais desse sistema. Também foram abordados os trabalhos relacionados as

técnicas de análise de falhas por meio da aquisição sonora, seguido da motivação e os objetivos a serem alcançados com esta pesquisa.

- **Capítulo II**: É discutida a fundamentação teórica elementar dos mancais de elementos rolantes e apresentados alguns tipos. Há uma breve descrição das partes fundamentais de um MIT. O capítulo também aborda a dinâmica das falhas em mancais de elementos rolantes e uma teoria básica sobre a sua vida útil. Em seguida, é discutido um comparativo das técnicas de análises de falhas em rolamentos usando técnicas convencionais no campo industrial.

- **Capítulo III**: Neste capítulo é fornecida uma base teórica de estudos e técnicas correlatas ao comportamento caótico em séries temporais determinísticas. São apresentadas duas técnicas que compreendem na realização de dois testes; um para classificar se o sinal é determinístico e o outro para identificar algum comportamento caótico nesse mesmo sinal. Ao final do capítulo, é apresentada fundamentação teórica sobre a densidade de máximos.

- **Capítulo IV**: Apresenta os materiais e métodos, descrevendo o fluxo do processamento do sinal acústico após aquisição pelo sistema baseado em Arduino. Também detalha a estrutura física da bancada de motores e descreve o método de implantação de falha nos rolamentos de testes.

- **Capítulo V**: São apresentados os resultados adquiridos com o motor de indução operando sob determinadas condições dos rolamentos incluindo a aplicação de torque ao eixo do motor. Os resultados obtidos por método convencional usando FFT e SAC-DM são confrontados.

- **Capítulo VI**: Neste último capítulo as considerações finais são levantadas assim como as contribuições deste trabalho para o meio científico e as sugestões para trabalhos futuros foram identificadas e elencadas, permitindo que se possa nortear pesquisas similares no GPICEEMA.

CAPÍTULO II

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 MANCAIS DE ELEMENTOS ROLANTES

Têm-se conhecimento dos rolos desde antigamente, em que eram usados para mover objetos pesados, e evidências demonstraram o uso de mancais de esferas no século I a.C. A partir do século 20, materiais melhores e nova tecnologia de manufatura permitiram a fabricação de mancais de elementos rolantes precisos. O desenvolvimento de mancais para velocidades mais altas, com resistência a temperaturas mais elevadas e baixo atrito foi concebido graças a invenção de turbinas a gás para aviões e aliado aos esforços consideráveis de pesquisa desde a Segunda Guerra Mundial que resultaram em mancais de elementos rolantes (MER) de alta qualidade e alta precisão disponíveis a preços bastante razoáveis (NORTON, 2013).

Quando duas partes apresentam movimento relativo entre si, passam a ser definidas como um mancal, independentemente de sua forma ou configuração, e que para tal movimento aconteça, geralmente precisam de lubrificação entre suas superfícies em contato, para reduzir o atrito e remover o calor. Os mancais podem rolar, escorregar ou fazer ambos simultaneamente (NORTON, 2013).

Um mancal de elementos rolantes, que tem esferas de aço endurecidas ou rolos mantidos entre pistas de aço endurecido, pode ser usado para permitir atrito muito baixo e são tipicamente selecionados de catálogos de fabricantes, para acomodar as cargas, velocidades e a vida especificada para uma determinada aplicação em particular. Mancais de elementos rolantes podem resistir a cargas radiais, axiais ou a uma combinação de ambas, dependendo do projeto (NORTON, 2013).

A maioria dos mancais de esferas modernos é fabricado em aço AISI 5210 (American Iron and Steel Institute) e o processo de fabricação permite atingir um alto grau de endurecimento, seja, em toda estrutura ou somente na superfície desse. Essa liga de cromo-aço é completamente endurecida a HRC (Hardness Rockwell C) 61-65 (NORTON, 2013).

As quatro partes essenciais (o anel ou pista externa e interna, as esferas ou elementos rolantes e o separador ou gaiola) que constituem um mancal de esferas (rolamento rígido de esferas) são ilustrados na Figura 2.1 e na Figura 2.2.

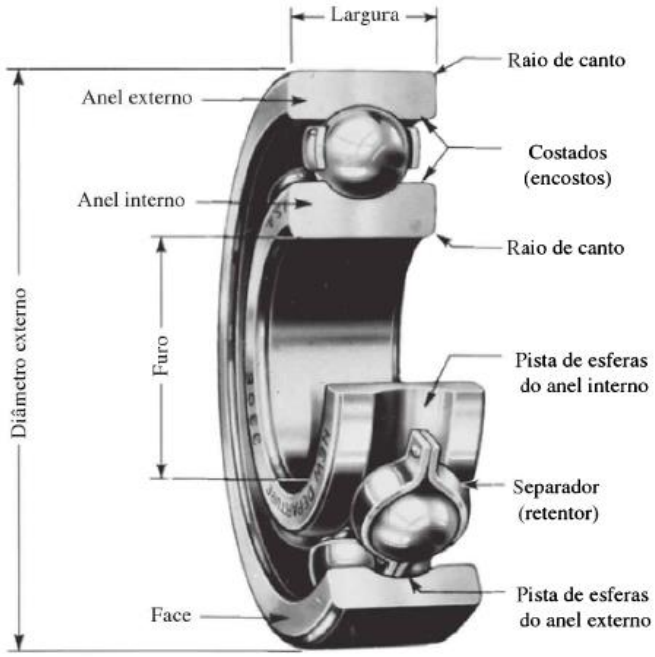


Figura 2.1 – Nomenclatura de um mancal de esferas (BUDYNAS e NISBETT, 2011).

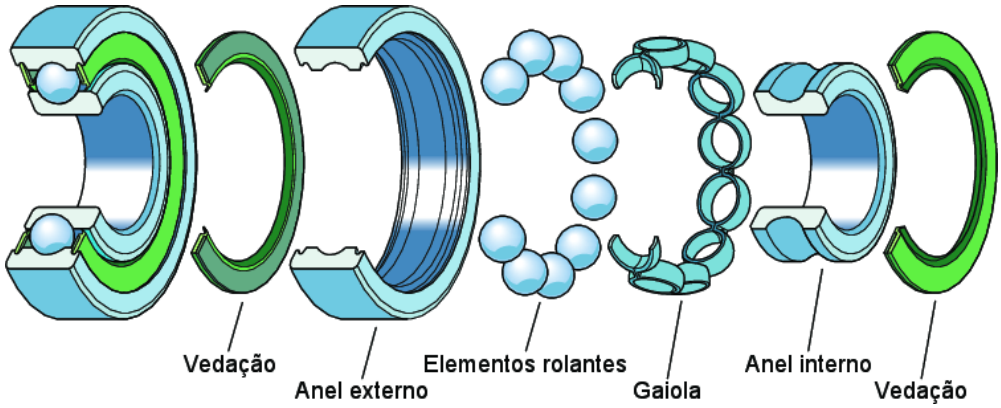


Figura 2.2 – Vista explodida de um mancal de esferas (www.skf.com).

2.1.1 Tipos de Mancais de Elementos Rolantes

Os mancais de elementos rolantes podem ser classificados em duas categorias gerais, mancais de esferas (Figura 2.3) e mancais de rolos (Figura 2.4), ambos com muitas variações dentro desse agrupamento. Cada uma das categorias principais de esferas e rolos se dividem nas subcategorias radial e axial, em função da carga aplicada e dentro dessas subdivisões, há uma série de variedades possíveis. Portanto, há configurações de carreira simples ou dupla, com a última permitindo maior capacidade de carga. Contato unidirecional ou angular é outra alternativa, onde a primeira aceita cargas "puramente" radiais ou carregamento axial e a última permite uma combinação de ambos. Os mancais de esferas de pistas profunda são capazes de lidar com cargas em ambas as direções, sendo as radiais elevadas e as axiais limitadas, e são os mais comumente encontrados (NORTON, 2013).

Mancais de esferas são mais adequados para aplicações pequenas e de alta velocidade. Para sistemas grandes e de carga pesada, mancais de rolos são mais apropriados. Em aplicações onde há risco de desalinhamento entre eixo e alojamento, rolamentos autocompensadores são indicados. Para aplicações com cargas pesadas nas direções radiais e axiais em velocidades moderadas, os rolamentos de rolos cônicos podem ser a melhor opção. Já para situações com cargas axiais e radiais pesadas em alta velocidade, rolamentos de esferas de pista profunda são os melhores (NORTON, 2013).

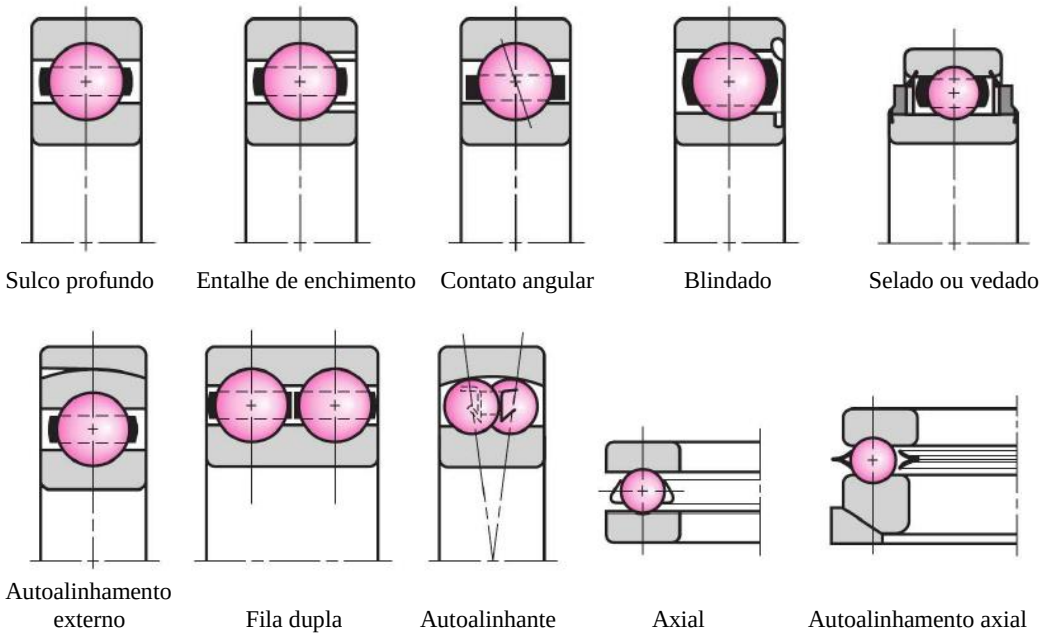


Figura 2.3 – Alguns tipos de mancais de esferas (BUDYNAS e NISBETT, 2011).

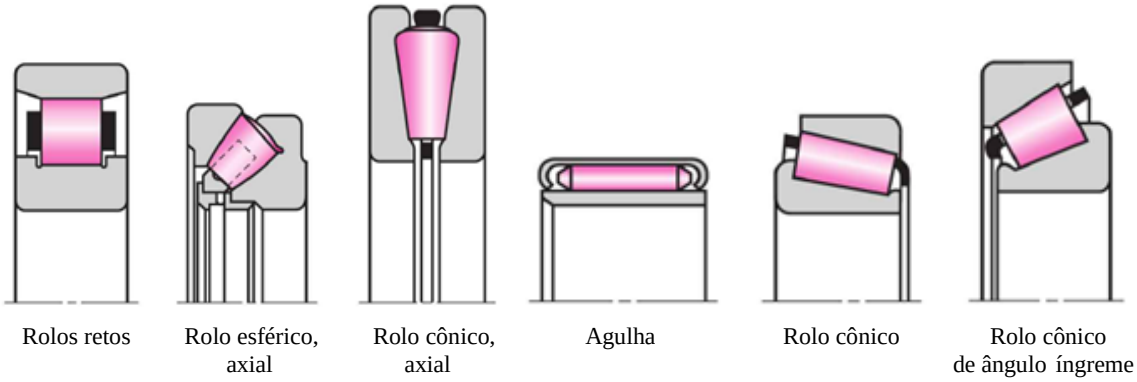


Figura 2.4 – Alguns tipos de mancais de rolos (BUDYNAS e NISBETT, 2011).

Devido a vasta aplicação dos mancais, os descritos nesse trabalho representam os mais comuns frente aos vários tipos disponíveis. Muitos deles com finalidades especificas são manufaturados, e também desenvolvidos para determinadas máquinas. Alguns exemplos típicos são (BUDYNAS e NISBETT, 2011):

- Mancais de instrumentos, que são de elevada precisão; fabricados em aço inox e materiais resistentes a temperaturas elevadas.
- Mancais sem precisão, em geral construídos sem separador (ou gaiola) e em alguns modelos as pistas são divididas ou estampadas de chapa de metal.
- Mancais de buchas de esferas, que permitem tanto movimento de rotação quanto de deslizamento ou ambos.
- Mancais com rolos flexíveis.

2.1.2 Vida dos Mancais de Elementos Rolantes

Quando o elemento rolante (esfera ou rolo) em um mancal rola, tensões de contato ocorrem na pista interna, na pista externa e no próprio elemento rolante e dessas se originam as falhas que podem aumentar devido ao aumento de cargas operacionais, cargas adicionais devido a falhas externas, ou seja, desbalanceamento, desalinhamento, flambagem de eixo, folgas e/ou defeitos distribuídos, ou seja, alto grau de rugosidade e ondulação da superfície, contaminação e inclusões (EL-THALJI e JANTUNEN, 2015).

Numa condição em que o mancal seja mantido limpo e lubrificado adequadamente, assim como, montado e vedado de forma a evitar o contato com elementos contaminantes do ambiente e nesta condição for mantido e operado a temperaturas admissíveis, a fadiga superficial do metal será a única causa de falha. Uma vez que a fadiga metálica é o resultado de milhares de aplicações de tensão suportada de forma efetiva, é necessária uma medida

quantitativa de vida que podem ser mensuradas pelo número de revoluções da pista interna (pista externa estacionária) ou pode-se utilizar o número de horas de uso a uma velocidade de rotação padrão, ambas, até a ocorrência primária concreta de fadiga (BUDYNAS e NISBETT, 2011).

Na maioria das vezes, as pistas falharão primeiro. Segundo Kateris *et al*. (2014), as fissuras nas pistas interna e externa são as falhas mais frequentes, totalizando 90% de todas as falhas em rolamentos, enquanto as fissuras nas esferas ou nas gaiolas representam 10%. Fragmentação ou corrosão são as principais manifestações do desenvolvimento de falhas em um rolamento durante os estágios iniciais (ZHAO *et al*., 2013).

Mancais de elementos rolantes darão um aviso audível de que a falha começou emitindo ruído e vibração. Pode-se continuar operando além desse ponto, porém a deterioração da superfície seguirá progredindo, com respectivo aumento do ruído e vibração, resultando, em algum momento, numa fragmentação ou fratura do elemento rolante e possível interrupção ou danos em outros elementos acoplados (NORTON, 2013).

O padrão da American Bearing Manufactures Association (ABMA) determina que o critério de falha é a primeira evidência de fadiga. Os laboratórios da Timken Company definem como critério de fadiga o lascamento ou a formação de cavidades (crateramento) de uma área de 6,45 mm^2 e que este limiar da vida útil do mancal pode ser estendido de forma considerável além deste ponto. Tal critério, constitui-se numa definição operacional de falha por fadiga em mancais de elementos rolantes (BUDYNAS e NISBETT, 2011).

Uma amostra consideravelmente grande de mancais inevitavelmente mostrará variações amplas de vida útil entre seus elementos. As falhas não se distribuem estatisticamente apresentando uma simetria Gaussiana, mas se apresentam como uma distribuição de Weibull, que é desviada (NORTON, 2013).

A vida nominal (ou classificatória) é um termo validado pela ABMA e utilizado pela maioria dos fabricantes. A classificação dos mancais de esferas e de rolos nominalmente idênticos, em termos gerais, se dá com base na vida nominal, que é expressa como o número de revoluções (ou em horas de operação na velocidade de projeto ou constante), onde espera-se que 90% de uma amostra aleatória de mancais idênticos irá atingir ou exceder antes que o critério de falha se desenvolva. Ou seja, espera-se que 10% do lote falhe com aquela carga antes que a vida de projeto (ou nominal) seja alcançada. Essa porcentagem é chamada de vida mínima L_{10}. Este valor é adotado pela maioria dos fabricantes e valores menores de

porcentagem de falhas podem ser usados, quando se tratar de aplicações críticas (BUDYNAS e NISBETT, 2011).

Na Figura 2.5 é apresentada uma curva de falha de mancais de elementos rolantes relacionando a porcentagem de sobrevivência em função da vida relativa de fadiga. A vida mínima L_{10} é considerada a referência. Até 50% de falhas, a curva se assemelha a uma reta, ocorrendo em uma vida 5 vezes maior que a vida mínima. Assim, deve levar 5 vezes mais tempo para que 50% dos mancais falhem frente ao que é requerido para 10% falharem. Além desse ponto, a curva perde a semelhança linear de uma reta, demostrando que levará cerca de 10 vezes mais tempo para que 80% dos mancais falhem tomando a mesma referência dos 10% falharem. Ao final de 20 vezes a vida L_{10}, haverá uma baixa porcentagem de mancais de elementos rolantes em operação (NORTON, 2013).

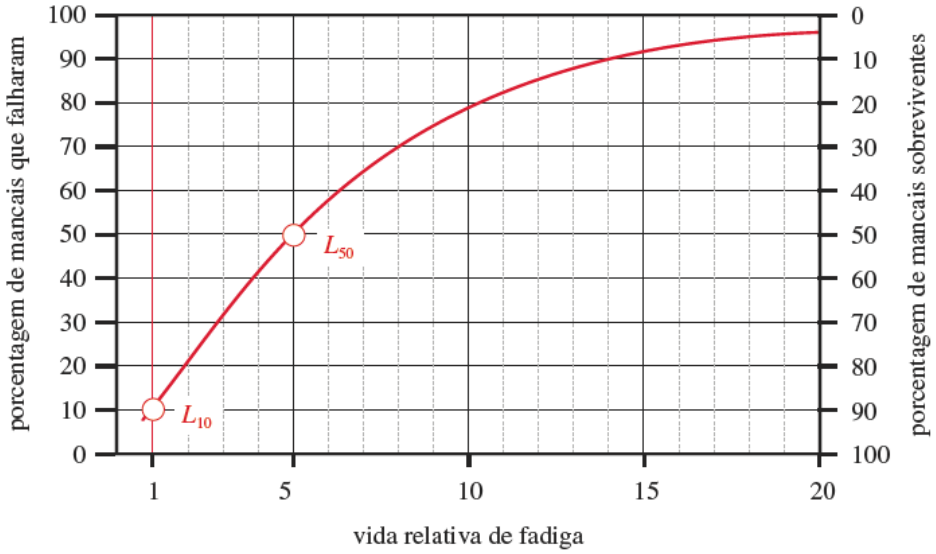


Figura 2.5 – Distribuição típica da vida de mancais de elementos rolantes (NORTON, 2013).

Para outras porcentagens de falhas distintas do padrão de 10% pode ser calculada a vida mínima L multiplicando a vida L_{10} por um fator de confiabilidade K_R obtido da curva de distribuição de Weibull que esse obedece a seguinte relação (NORTON, 2013):

$$L_p = K_R L_{10} \tag{2.1}$$

Sendo L a vida em fadiga expressa em milhões de revoluções. Os fatores K_R de Weibull para outras porcentagens são apresentadas na Tabela 2.1.

Tabela 2.1 – Fatores de confiabilidade R para uma distribuição de Weibull correspondente a uma probabilidade de falha *P*.

P%	R%	K_R
50	50	5,0
10	90	1,0
5	95	0,62
4	96	0,53
3	97	0,44
2	98	0,33
1	99	0,21

Fonte: NORTON, 2013.

2.2 COMPONENTES BÁSICOS DE UM MIT

Um motor elétrico CA classificado construtivamente como trifásico, assíncrono e de gaiola é constituído basicamente de um rotor e estator. Além dessas partes eletromecânicas há outras que provêm o enclausuramento e fixação dessas partes internas. Dentre esses elementos podemos citar a carcaça, eixo, núcleo de chapas, barras e rolamento rígido de esferas. A Figura 2.6 auxilia na identificação dessas partes básicas deste tipo motor.

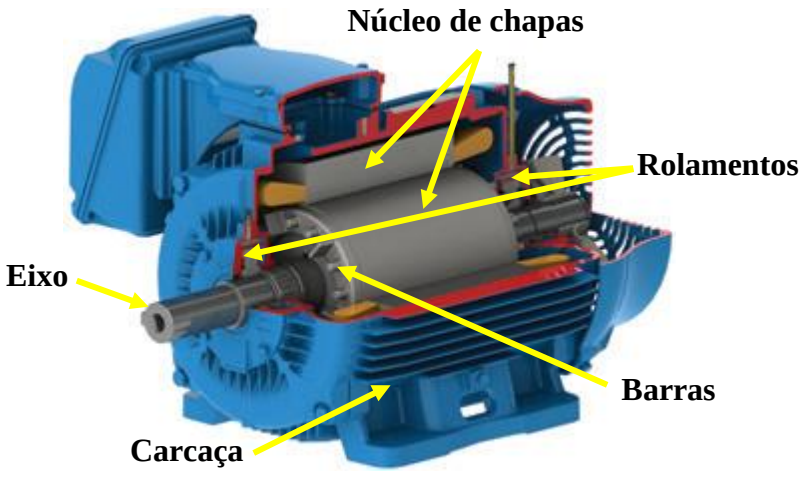


Figura 2.6 – Partes do motor de indução trifásico (WEG, 2020).

2.3 DINÂMICA DAS FALHAS EM ROLAMENTOS

Basicamente, as falhas de rolamentos são classificadas como: defeito em um único ponto, defeito em múltiplos pontos e rugosidade generalizada, conhecida também como "falhas distribuídas" (CERRADA *et al*., 2018). Um defeito em um único ponto, também chamada de falha cíclica ou localizada, apenas um componente do rolamento é afetado e será identificado por certa frequência característica de falha que aparece em sinais de vibração, corrente elétrica, som ou emissão acústica.

Exemplos de defeitos em um único ponto são fendas, furos ou orifícios, e trincas, que na pista interna e externa ocorrem se os rolamentos forem usados por um longo período de tempo sem manutenção e operação adequadas (CERRADA *et al*., 2018). Uma descrição mais aprofundada sobre defeito em um único ponto e defeito em múltiplos pontos pode ser consultada em McFadden e Smith (1984 e 1985).

Já as falhas de rugosidade generalizada, também conhecidas por falhas distribuídas ou falhas não cíclicas, são devidas à deterioração do rolamento, em uma grande área da superfície do rolamento, tornando-se áspera, irregular ou deformada, não havendo, portanto, caracterização de defeito localizado a ser identificado como uma falha (CERRADA *et al*., 2018).

Um exemplo clássico é a rugosidade total de uma superfície resultante de: contaminação, ausência ou perda de lubrificante ou lubrificante inadequado, passagem de corrente elétrica derivada do eixo de motores elétricos, desalinhamento ou avanço de falhas localizadas (STACK *et al*., 2004). Este tipo de falha é gradual e gera padrões complexos de vibração sem qualquer correspondência com as frequências características de vibrações específicas de falhas, afetando assim, todo o espectro de frequência e tornando sua detecção mais complexa. Portanto, a maior parte da literatura é dedicada à análise de técnicas apropriadas para detecção e diagnóstico de defeitos em um único ponto (CERRADA *et al*., 2018).

Quando o defeito é atingido por um elemento rolante ou está presente nesse, o contato entre tal defeito e determinada superfície de acoplamento gera um impulso de curta duração e uma taxa de amortecimento aproximadamente exponencial. Se a velocidade de rotação for constante, o impulso ocorrerá em um intervalo constante. A frequência de repetição dos impulsos é denominada Frequência Característica de Falha (FCF). Ao mesmo tempo, o impacto irá excitar, por meio de uma onda de choque mecânica, a alta frequência

de ressonância de toda estrutura mecânica (McINERNY e DAI, 2003; WANG *et al*., 2014). A ressonância atenua rapidamente após o impacto e é novamente excitada pelo próximo impacto (McFADDEN e SMITH, 1984).

De acordo com Braun e Datner (1979), as frequências naturais das peças do rolamento e suas estruturas de suporte são excitadas e a duração transitória de cada modo vibratório é fortemente dependente do fator de amortecimento. Braun e Datner (1979) apresentam em seu trabalho um modelo matemático simplificado do modo de vibração decorrente de determinada falha em um rolamento onde somente um modo de frequência natural é dominante após cada impacto. Nesse modelo matemático os autores descrevem o fenômeno vibratório por meio de uma função discreta no tempo e por meio da série exponencial de Fourier à converte em sua correspondente versão em frequência.

O sinal de vibração de um rolamento defeituoso pode ser interpretado como uma forma de onda de amplitude modulada com a frequência de ressonância da estrutura como a frequência da portadora e FCF como a frequência do sinal de amplitude modulada, tal que, a taxa de ocorrência, isto é, a frequência de modulação, é igual a uma das frequências características do rolamento que são determinadas em função da velocidade de rotação das pistas (interna ou externa), da geometria do rolamento e da localização do defeito (EREN e DEVANEY, 2004; RANDALL e ANTONI, 2011) onde as FCFs podem ser obtidas segundo as Equações 2.2 a 2.5 para pista externa estacionária (RANDALL e ANTONI, 2011; HE *et al*, 2015). Taylor (2003) demonstra por meio de conceitos matemáticos e físicos a origem dessas equações em sua forma mais abrangente, sendo aplicáveis às condições onde têm-se pista interna sob rotação e pista externa estacionária ou vice-versa, supondo nessa demonstração que não ocorrem deslizamentos entre os elementos rolantes (esferas e rolos) e pistas (interna e externa) do rolamento. A Figura 2.7 apresenta os elementos relevantes da geometria do rolamento de esferas que são utilizados na determinação das FCFs. No entanto, os rolamentos geralmente trabalham em velocidades de rotação variáveis (WANG *et al*., 2014).

Frequência de passagem do elemento rolante na pista externa:

$$BPFO = \frac{nf_r}{2}\left\{1 - \frac{d}{D}\cos\theta\right\} \tag{2.2}$$

Frequência de passagem do elemento rolante na pista interna:

$$BPFI = \frac{nf_r}{2}\left\{1 + \frac{d}{D}\cos\theta\right\} \tag{2.3}$$

Frequência fundamental do trem (velocidade da gaiola):

$$FTF = \frac{f_r}{2}\left\{1 - \frac{d}{D}\cos\theta\right\} \tag{2.4}$$

Frequência de rotação do elemento rolante (esfera ou rolo):

$$BSF(RSF) = \frac{Df_r}{2d}\left\{1 - \left(\frac{d}{D}\cos\theta\right)^2\right\} \tag{2.5}$$

Onde f_r é a velocidade de rotação do eixo, n é a quantidade de elementos rolantes, d é o diâmetro do elemento rolante, θ é o ângulo de atuação da carga a partir do plano radial do rolamento e D é o diâmetro primitivo do rolamento de esferas.

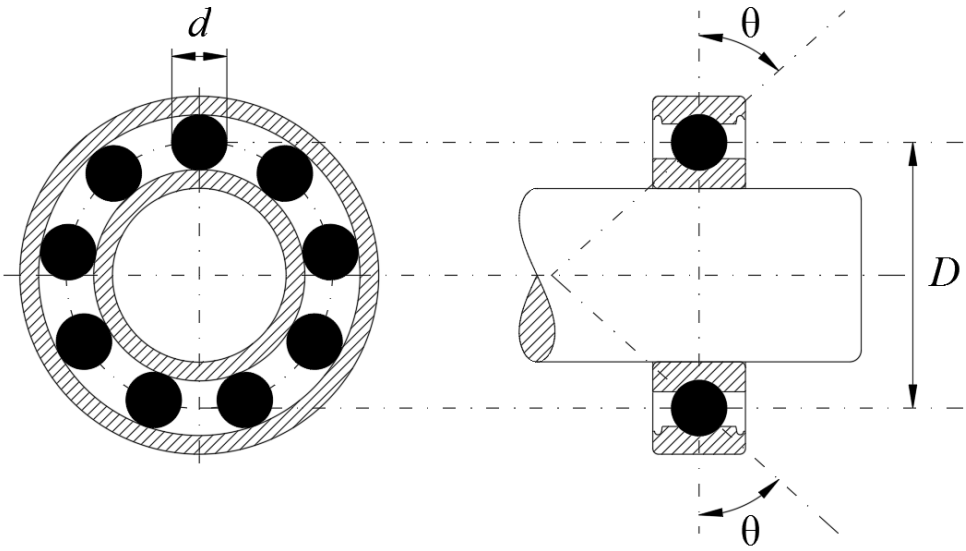


Figura 2.7 – Representação esquemática de um rolamento rígido de esferas (adaptado de BRIE, 2000).

Sinais de falha de rolamento com falhas localizadas podem ser modelados como pseudo-cicloestacionários (ANTONI e RANDALL, 2002) e os sinais de vibração medidos com falhas de rolamento localizadas sempre apresentam séries de transientes curtos, que ocorrem periodicamente (pelo menos quase periodicamente com deslizamento aleatório) (RANDALL e ANTONI, 2011). Além disso, os sinais de vibração medidos sempre se combinam com componentes de interferência ou ruído no domínio do tempo e no domínio da frequência (WANG *et al*., 2018).

2.4 COMPARAÇÃO ENTRE AS TÉCNICAS MAIS CONHECIDAS

As técnicas mais populares para a detecção de falhas em motores de indução são a análise de assinatura de corrente do motor (MCSA - Motor Current Signature Analysis) e a análise de sinais de vibração. Por outro lado, a análise de sinais acústicos para detecção de falhas em motores de indução tem sido pouco utilizada (DELGADO-ARREDONDO *et al*., 2017). Todas estas técnicas para diagnóstico de falhas têm vantagens e desvantagens.

A técnica MCSA envolve a análise dos sinais de corrente do estator coletadas por meio de uma espécie de grampo realizado sobre os condutores de alimentação do motor. Esta técnica tem a vantagem de ser não invasiva e de fácil implementação, proporcionando bons resultados no diagnóstico de falhas (GHORBANIAN e FAIZ, 2015). No entanto, sob certas condições, a sensibilidade desta técnica não é suficientemente capaz de detectar por exemplo, falhas de rolamento em estágio inicial, porque possui uma baixa relação sinal-ruído (SNR), que é mais evidente quando os motores são alimentados por inversores (GLOWACZ, 2019).

Infelizmente, o sinal de corrente apresenta certa limitação e só é utilizada em condições de falhas, tais como: curto em enrolamentos, barras quebradas, anel defeituoso da gaiola de esquilo, onde essa técnica apresentou elevada eficiência no reconhecimento de falhas. Além disso, o acesso ao sinal elétrico não é tão fácil (comparado aos sinais acústicos), em contrapartida um sinal elétrico é fácil de processar, porque não há tantas perturbações externas (em comparação com sinais acústicos) (GLOWACZ, 2019). Outras desvantagens conhecidas estão relacionadas a dispersão espectral e sua baixa resolução em frequência (DELGADO-ARREDONDO *et al*., 2017).

Similarmente à análise de correntes elétricas, técnicas baseadas na análise de vibração possuem alta eficiência de reconhecimento (GLOWACZ, 2019) e produzem bons resultados independentemente do tipo de alimentação do motor (PRUDHOM *et al*., 2017).

Glowacz (2019) elenca algumas vantagens das técnicas para o diagnóstico de falhas baseada em vibração, como:

- Na maioria das aplicações os sensores são fáceis de encontrar e seu custo é relativamente baixo.
- A medição do sinal de vibração é imediata.
- É possível fazer análise de falhas elétricas (curto em enrolamentos, barras quebradas, anel defeituoso de gaiola de esquilo) e falhas mecânicas (rolamentos, eixo do rotor etc.)

Para Delgado-Arredondo *et al*. (2017), a desvantagem das técnicas para o diagnóstico de falhas baseadas em vibração está relacionada a sua implementação, que requer a instalação de acelerômetro próximo ao motor ou preferencialmente na própria estrutura desse, o que às vezes é difícil de conseguir (DELGADO-ARREDONDO *et al*., 2017).

A análise de sinais acústicos para diagnóstico de falhas em motores de indução também tem a vantagem de seus resultados serem independentes do tipo de fonte de alimentação; além disso, o sensor acústico primário é um microfone padrão que pode ser colocado em qualquer local próximo da máquina em análise, não necessariamente em contato direto, o que simplifica sua instalação (DELGADO-ARREDONDO *et al*., 2017). No entanto, a desvantagem da análise do sinal sonoro ou acústico é a sua sensibilidade ao ruído externo, tanto que, deve ser evitado sempre que possível (GARCIA-PEREZ *et al*., 2011). Essa desvantagem é superada pela técnica de emissão acústica, que mede os sinais acústicos na faixa ultrassônica, fornecendo uma alta relação sinal-ruído, mas tem a desvantagem de exigir uma implementação mais complexa (ZHOU *et al*., 2007).

Na literatura, outras técnicas de diagnósticos de falhas em motores elétricos foram desenvolvidas. São elas: técnicas baseadas em análise visual, técnicas baseadas na análise de sinais magnéticos, análise de lubrificação, técnicas baseadas na análise de sinais ultrassônicos e técnicas baseadas na análise de imagens térmicas (GLOWACZ, 2019).

Até o momento, o monitoramento de condições de rolamento e outros equipamentos rotativos usando análise vibratória é uma técnica estabelecida e tornou-se um padrão na indústria (SONG *et al*., 2018).

Este trabalho apresenta um método para análise de falhas em rolamentos, em motores de indução trifásico, utilizando-se para isso um conhecimento obtido no campo da Teoria do Caos, em conjunto com professores do Departamento de Física e Ciência da Computação da UFPB. Utilizou-se uma bancada de testes de motores, desenvolvida no Grupo de Pesquisa em Instrumentação e Controle em Estudo de Energia e Meio Ambiente (GPICEEMA-UFPB) a fim de prover um ambiente simulado para aquisição de sinais acústicos emitidos pelo motor elétrico em condições de operação sem falha e com falha de rolamento.

CAPÍTULO III

3 ESTUDOS E TÉCNICAS CORRELACIONADAS AO CAOS

O termo caos abrange uma ampla classe de fenômenos cujo comportamento pode parecer errático, caótico à princípio. Geralmente, esse termo é usado para definir fenômenos que são de natureza puramente estocástica, a exemplo do movimento de moléculas em um recipiente com gás (ZELINKA, 2016). O caos atraiu a atenção de diversos seguimentos de pesquisas científicas e atualmente ocupa posição privilegiada na ciência contemporânea. No passado, o caos era um tema relevante em filosofia e matemática. A relação entre o determinismo e o caos se dá em mais de uma forma. Atualmente o elo entre os dois conceitos pode ser resumido como: o caos é determinista e a desordem é o fim último de um mundo ordenado. Diante desta afirmativa paradoxal esconde-se uma teoria científica, a teoria de sistemas dinâmicos ou sistemas físicos com evolução no tempo (GAUTHIER, 2009).

A descoberta do fenômeno do caos determinístico trouxe a necessidade de identificar manifestações desse fenômeno também em dados experimentais. Deterministicamente, sistemas caóticos são necessariamente não-lineares, e procedimentos estatísticos convencionais, que são em sua maioria lineares, são insuficientes para sua análise. Se a saída de um sistema deterministicamente caótico for submetida a métodos lineares, tal sinal aparecerá como resultado de um processo pseudo-aleatório (ZELINKA, 2016).

A história recente da teoria do caos tem origem na mecânica estatística (ou termodinâmica) e na teoria ergódica, bem como na teoria da medida (topológica) e na teoria da probabilidade (GAUTHIER, 2009).

Antes da descoberta do caos, os processos físicos eram amplamente descritos em termos de dois modelos de comportamento opostos: periódicos e aleatórios. Ambos são

simples, porém com conotações distintas: o primeiro, o comportamento é temporalmente repetitivo; o último, permite uma descrição estatística compacta. A existência do caos demonstra que há um rico espectro de imprevisibilidade que abrange esses dois extremos. (CRUTCHFIELD e YOUNG, 1989).

Sistemas caóticos têm comportamentos aparentemente imprevisíveis e forte dependência das condições iniciais. Aliado a essas características, os sistemas caóticos são também sensíveis à determinados sinais, em contrapartida, imunes ao ruído de fundo. Em razão dessas características atribuídas à sistemas caóticos, a teoria do caos difundiu-se e tornou-se técnica muito utilizada em vários trabalhos científicos de significativa relevância nas mais diversas áreas (GOKYILDIRIM *et al*., 2016).

Silva e Young (2000) exibem uma base introdutória ao campo da dinâmica não-linear e do caos, aliado à um conjunto de aplicações representativas que demonstram o impacto potencial do caos no processamento e transferência de informações. Os autores ressaltam que a popularidade do caos (e, em menor grau, de seus campos relacionados a fractais e *wavelets*) é simultaneamente um benefício e um prejuízo para que se torne um assunto estabelecido digno de séria consideração. Em contrapartida, essa popularidade afinal, conduz a uma apreciação e interesse do público em geral por um assunto altamente complexo e de natureza matemática que normalmente seria ignorado por eles. Por outro lado, o termo caos pode tornar-se banalizado e inadequadamente aplicado, minorando sua importância e aumentando seu ceticismo para aplicações em círculos técnicos, especialmente engenheiros tradicionalmente treinados.

Gokyildirim *et al*. (2016) ressaltam que nas duas últimas décadas pesquisadores têm se dedicado ao estudo de aplicações em detecção de sinal fraco envolto à ruídos tendo desenvolvido técnicas tanto no domínio do tempo como no domínio da frequência. Birx e Pipenberg (1992) *apud* Gokyildirim *et al*. (2016) mostraram que os sistemas caóticos são sensíveis a determinados sinais, porém imunes ao ruído.

Hoz *et al*. (2014) *apud* Medeiros (2018), tendo como referência científica um oscilador Chua original, conhecido por fácil implementação e modelagem matemática, propõe uma versão modificada desse. O propósito é facilitar a sincronização e a estrutura de criptografia e descriptografia, modificando o termo não-linear do oscilador Chua original para uma função não-linear suave e limitada. Provas do comportamento caótico do novo oscilador são apresentadas e um aplicativo para proteger comunicações é proposto, sustentado em simulações numéricas realizadas para analisar o sistema de comunicação.

Li e Qu (2007) desenvolve método que detecta a mudança de um sinal fraco (envolto à ruídos) identificando a transformação do oscilador caótico do estado periódico de larga-escala para o estado caótico quando um sinal fraco é aplicado. A pesquisa é voltada para aplicações no campo do diagnóstico de falhas de máquinas, especificamente para o diagnóstico de falhas de rolamentos e caixas de câmbio automotivas onde resultados foram atingidos satisfatoriamente frente à um sinal com a relação sinal-ruído (*signal-to-noise ratio – SNR*) relevante. Buscando o mesmo propósito, Hu *et al*. (2018), em seu trabalho, também em processamento de sinais, desenvolve um novo método de detecção e reconstrução periódica de sinais encobertos por ruídos para o diagnóstico de falhas aplicando o conceito do oscilador caótico de Duffing.

Segundo Medeiros (2018) diversas técnicas são utilizadas desde a transformada rápida de Fourier até as mais sofisticadas, para análise matemática, processamento de sinais e redes neurais. Quanto à identificação do caos ou técnicas de análise de sinais e dados relacionados ao caos, encontram-se pesquisas nas mais variadas áreas. Entretanto, as pesquisas mais correlacionadas ao diagnóstico de falhas de modo geral, a partir do processamento de sinais, são relacionadas e limitadas à análise de sinais de baixa frequência, onde frequentemente, confundem-se à ruídos. O autor também destaca em seu trabalho outras metodologias desenvolvidas com base na teoria do caos para aplicações voltadas a análise de fenômenos da natureza, segurança em sistemas de comunicação e identificação de sinais para o diagnóstico de falha mecânica.

Silva e Young (2000), destaca que o efeito não linear mais estudado é o do comportamento complexo, aleatório, chamado “caos”, que agora está sendo aplicado em áreas tão diversas como comunicações, processamento de sinais, mecânica dos fluidos e fisiologia.

Um dos efeitos dinâmicos não-lineares mais conhecidos e potencialmente úteis é o comportamento limitado, aleatório, chamado caos - em resumo, “ruído determinístico”. Descobriu-se que o caos ocorre em toda uma infinidade de sistemas dinâmicos, modelando fenômenos da astronomia à zoologia, e nas faixas de frequência, desde a banda base até a óptica (SILVA e YOUNG, 2000).

Yang e Zhao (1998) destaca que após a primeira descoberta de séries temporais caóticas, maior atenção tem sido dada ao problema e o seguinte questionamento surge: é o sinal, com o qual lidamos, caótico ou aleatório? Esse problema pode ser indagado de outra

forma: o sinal é determinista ou é estocástico? Baseado na teoria caótica e nas técnicas de reconstrução, existem muitos métodos para distingui-los.

Yang e Zhao (1998) aplicaram técnicas simbólicas no teste do determinismo em uma série temporal e perceberam que em determinado nível na árvore de símbolos, o comportamento do espectro simbólico era divergente entre séries temporais determinísticas e séries estocásticas. Para séries temporais determinísticas, a repetibilidade do espectro simbólico era boa, mas para as séries estocásticas, não. As técnicas simbólicas foram testadas em séries temporais caóticas simuladas (mapa Logístico e mapa de Henon) e séries temporais estocásticas (ruído branco Gaussiano). Como etapa final, aplicaram estas técnicas em um sinal de eletromiografia obtido experimentalmente e concluíram que se tratava de um sinal determinístico.

3.1 TESTE PARA O DETERMINISMO

Lempel e Ziv (1976) *apud* Yang e Zhao (1998) propuseram um método de reconstrução da sequência simbólica de séries temporais finitas como medida da complexidade de uma série temporal. Finalmente em 1989, Crutchfield e Young (1989) apud Yang e Zhao (1998) criaram o conceito de árvore de símbolo que culminou no conceito de espectro simbólico (Figura 3.1).

Uma característica essencial no estudo de séries temporais decorrentes de sistemas caóticos é que sua natureza fundamental é o determinismo (LIH *et al*., 1997). Porém, as séries temporais obtidas a partir da observação de sistemas, geralmente têm interações complexas entre componentes determinísticos e estocásticos. A fim de constatar ou não a característica determinística presente em um sinal representado por uma série temporal, Yang e Zhao (1998) resumiram o modo de apresentação das técnicas propostas por Lempel e Ziv (1976) e Crutchfield e Young (1989).

Yang e Zhao (1998) mostram que o passo inicial se dá através da conversão de uma série temporal em uma sequência de símbolos, passando-a por uma função limiar:

$$\{\mathcal{X}_i\} \longrightarrow \{S_i\} \qquad\qquad i = 1,2, \dots N \tag{3.1}$$

onde $S_i \in (0,1)$. A função limiar é descrita pela seguinte relação:

$$\begin{aligned} &\text{se } \mathcal{X}_i < mediana(\{\mathcal{X}_i\}), S_i \equiv 0 \\ &\text{se } \mathcal{X}_i > mediana(\{\mathcal{X}_i\}), S_i \equiv 1 \end{aligned} \tag{3.2}$$

Portanto, o passo descrito acima é a base da compreensão desse método. Ocorrerá conversão de cada elemento numérico de uma amostra finita, classificada neste caso como um conjunto de dados na base decimal em que a conversão propriamente dita se dará por comparação de cada elemento da amostra com o respectivo valor da sua mediana por meio das relações em (3.2). O resultado mostrará um novo conjunto de dados formados por "0" e "1", correspondendo a ordem sequencial dos elementos convertidos da série original, transformando-se assim, em uma sequência de símbolos.

Da sequência de símbolos $\{S_i\}$, constrói-se a árvore de símbolo (Figura 3.1).

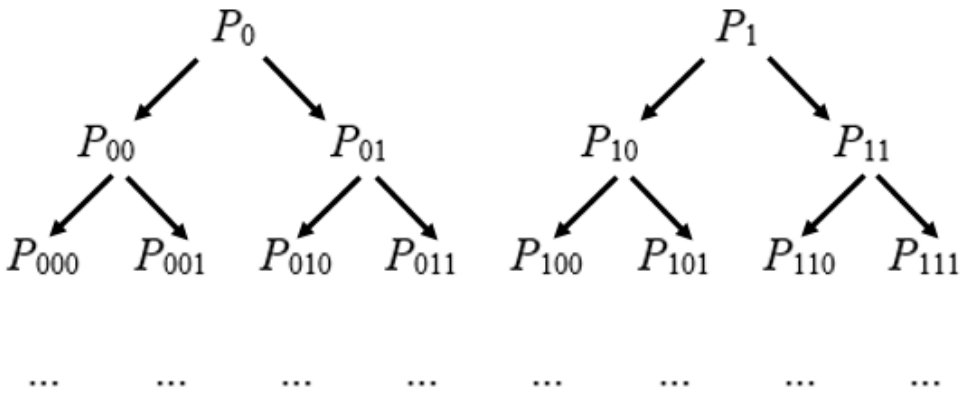


Figura 3.1 – Representação esquemática da árvore de símbolos (adaptado de Yang e Zhao, 1998).

Por exemplo, P_{010} é a probabilidade de observar a sequência 010 na sequência de símbolos. Cada linha corresponde a um determinado nível. Inicia de cima para baixo, como: $L = 1$, $L = 2$, $L = 3$,... $L = \infty$, seguindo esta sequência, onde cada nível significa que em cada linha tem 2^L números de probabilidade, assim por exemplo, $L = 2$ significa que há quatro tipos de probabilidade, P_{00}, P_{01}, P_{10} e P_{10}. Portanto, cada linha é definida como o espectro do símbolo no nível L e há correlações entre cada nível.

Com base na construção do espectro de símbolos apresentado por Yang e Zhao (1998), Kulp e Smith (2011) utiliza a técnica para exemplificar numericamente como seria esta conversão. Considere uma série já simbolizada de comprimento N e para simplificar, um alfabeto binário para a mesma, portanto, tal restrição indicada em (3.2) não é necessária para o teste do espectro de símbolos. Sendo assim inicia-se particionando a série em subconjuntos distintos de comprimento L. Repetindo o exemplo para o caso de L=2, tem-se

uma série binária com quatro palavras possíveis na partição 00, 01, 10 e 11. Então no 2º nível da árvore de símbolos totalizará 2^L palavras, ou seja, quatro palavras. Caso uma série contenha um alfabeto de comprimento "A" (ou seja, "A" símbolos diferentes na série), o número de palavras será A^L para um determinado nível, *L*, da árvore de símbolos. O próximo passo é a conversão de cada palavra para a base 10 (base decimal).

Para cada partição de comprimento *l*, haverá $l - (L - 1)$ palavras, ou seja, o segundo elemento de uma palavra é o primeiro da próxima, e assim sucessivamente. A Figura 3.2 apresenta estas etapas para uma partição de uma série binária qualquer. A linha superior da Figura 3.2 compreende uma partição de comprimento $l = 12$ extraída dessa série binária. A linha intermediária nesta mesma figura utiliza o segundo nível da árvore de símbolos para compor uma nova série em palavras de comprimento $L = 2$. O comprimento da linha do meio será definido por $l - (L - 1) = 11$. Finalmente, a terceira linha apesenta a conversão para a base decimal (Figura 3.2).

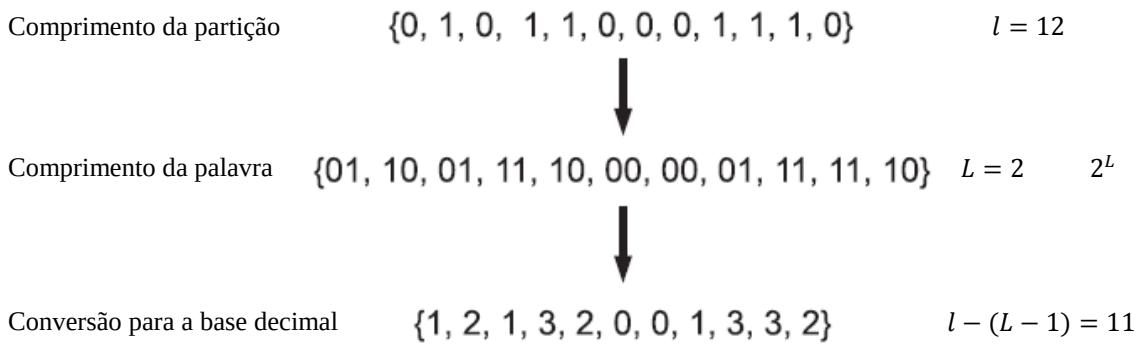


Figura 3.2 – Transformação feita em uma série binária durante o teste de espectro de símbolo (YANG e ZHAO, 1998).

Para o espectro de símbolos propriamente dito, plota-se o número de vezes que cada palavra de base decimal aparece na partição, sobrepondo os demais espectros de símbolo de cada partição no mesmo gráfico. Kulp e Smith (2011) destaca que, uma série é determinística se o espectro de símbolos de cada partição apresentar semelhança, caso contrário, a série é estocástica, pois demonstra pouca ou nenhuma semelhança entre os espectros de símbolo de cada partição. Esta etapa do teste do determinismo torna-se importante para a próxima etapa que será tratada na seção 3.2.

Kulp e Zunino (2014) aplicaram uma técnica similar conhecida como teste de permutação de espectro em aplicações reais, tendo como principal intenção demonstrar sua aplicabilidade e confiabilidade em quatro contextos práticos. No primeiro experimento, para analisar o desempenho da técnica, os autores utilizaram séries temporais geradas de dados

experimentais obtidas de um laser (infravermelho) com intensidade de pulsações apresentando dinâmica caótica e observaram que o resultado do espectro simbólico da série em questão, caracterizava uma dinâmica caótica (Figura 3.3).

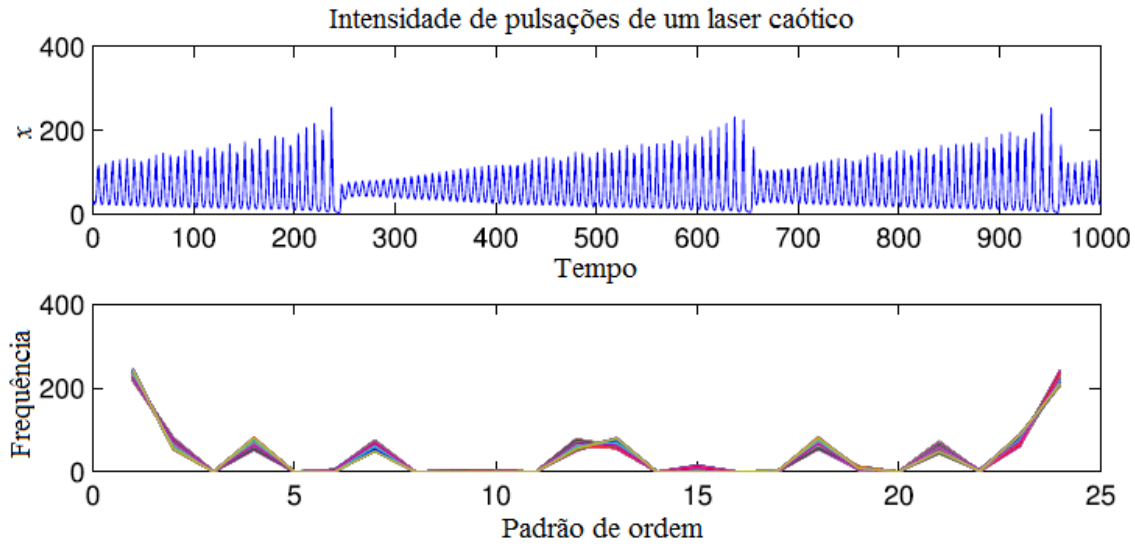


Figura 3.3 – Séries temporais complexas derivadas de um experimento usando um diodo laser (infravermelho) com intensidade de pulsações caótica (imagem superior) e correspondentes espectros de permutação dessas séries (imagem inferior) (KULP e ZUNINO, 2014).

No segundo exemplo prático Kulp e Zunino (2014) fez uso da série temporal obtida de fenômeno decorrente das flutuações da pressão atmosférica produzidas no oceano Atlântico Norte e que são quantificadas através do índice *North Atlantic oscillation* (NAO), influenciando significativamente no clima de inverno na Europa Ocidental e Central. Os autores constataram que o modelo que representava esse índice caracterizava uma dinâmica estocástica o que corroborava com a descoberta de outros autores citados por eles (Figura 3.4).

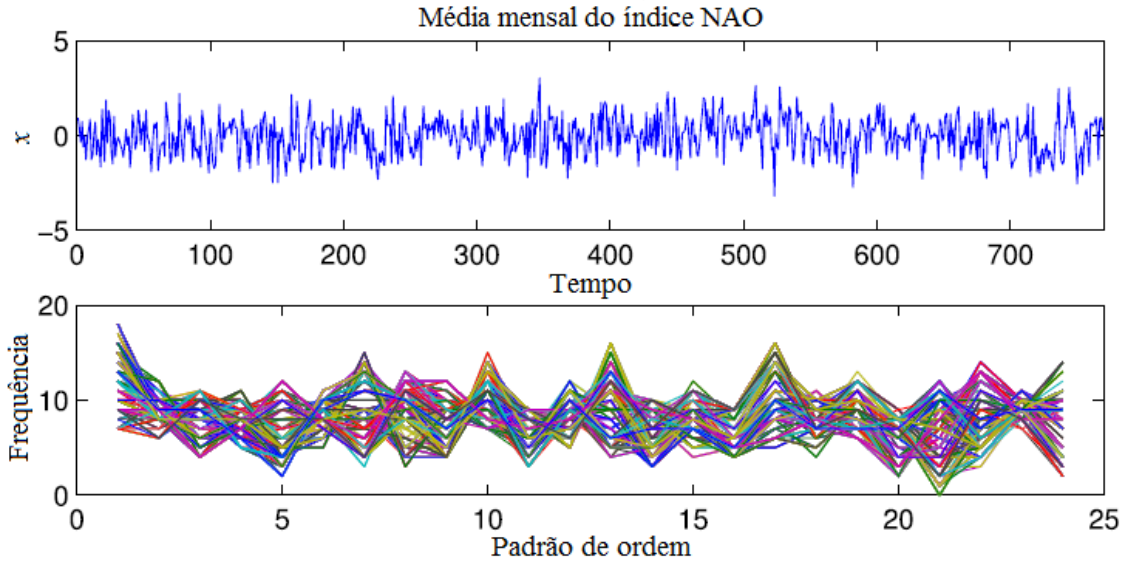


Figura 3.4 – Série temporal relativa ao processo geofísico conhecido como oscilação do Atlântico Norte (NAO) (imagem superior) e seus respectivos espectros de permutação (imagem inferior) (KULP e ZUNINO, 2014).

Finalmente, a última e terceira aplicação dessa técnica por Kulp e Zunino (2014) em um contexto prático foi avaliar a evolução histórica diária dos preços de duas commodities relevantes, a saber, o petróleo bruto, como sendo a principal fonte de energia para a atividade econômica atual e o ouro, para fins de investimento. Os comportamentos de ambas as séries temporais apresentam características de uma dinâmica estocástica segundo afirmam os autores (Figura 3.5 e 3.6).

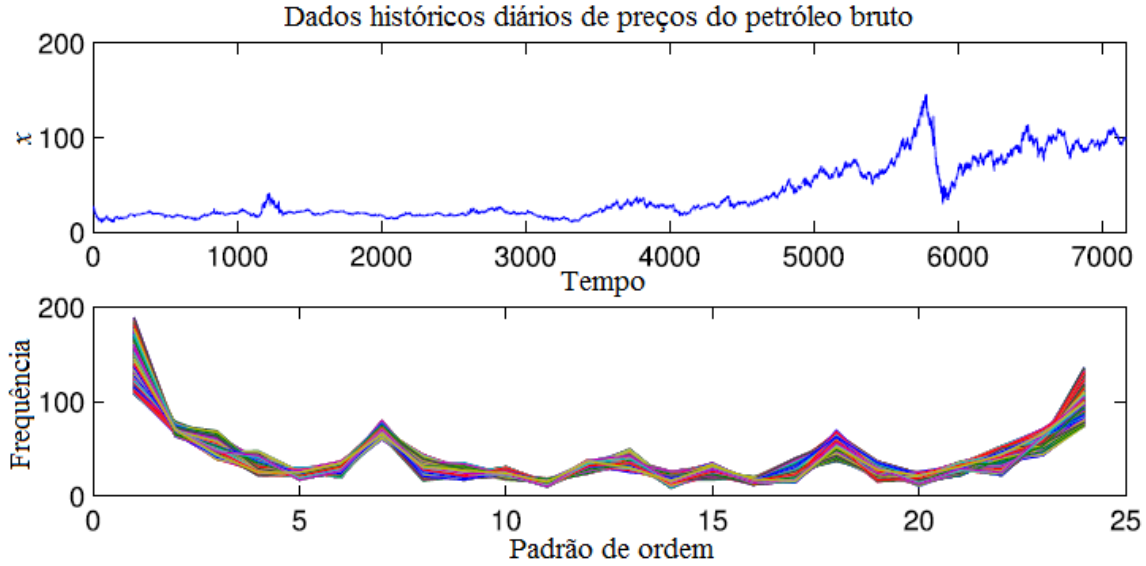


Figura 3.5 – Série temporal da evolução histórica diária dos preços de petróleo bruto entre os anos de 1986 a 2013 (imagem superior) e seus respectivos espectros de permutação (imagem inferior) (KULP e ZUNINO, 2014).

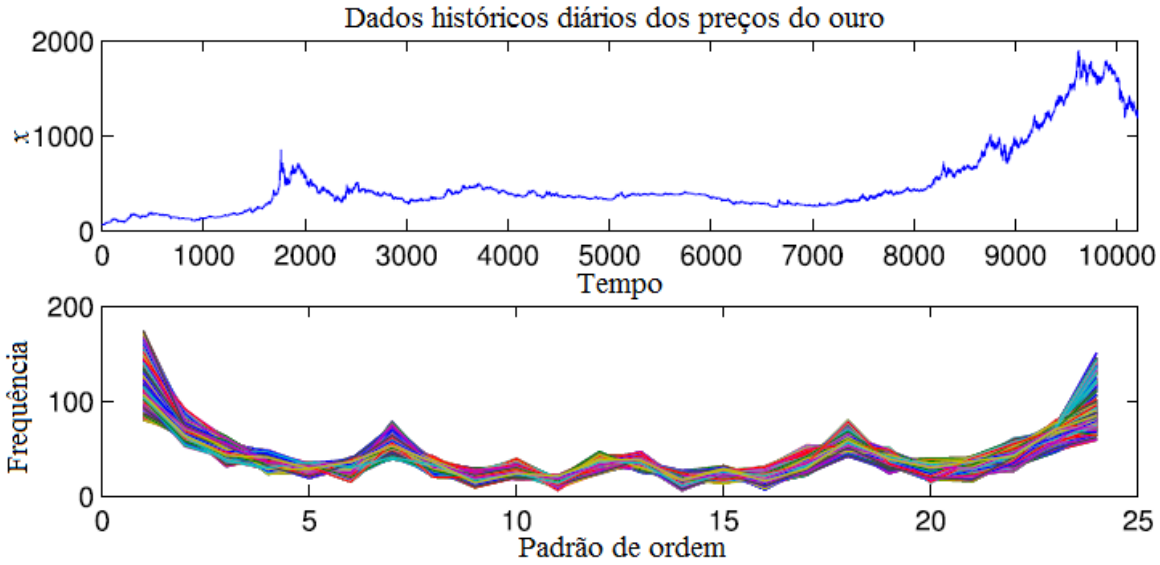


Figura 3.6 – Série temporal da evolução histórica diária dos preços do ouro entre os anos de 1973 a 2013 (imagem superior) e seus respectivos espectros de permutação (imagem inferior) (KULP e ZUNINO, 2014).

3.2 TESTE PARA O CAOS

Uma técnica conhecida popularmente como Teste 0-1 para o Caos (0-1 *Test for Chaos*) para a detecção do comportamento caótico de um sistema apareceu pela primeira em um trabalho publicado por Gottwald e Melbourne (2004). Portanto, este teste foi projetado para diferenciar o comportamento caótico de um comportamento regular (periódico ou quase-periódico) em sistemas determinísticos (KULP e SMITH, 2011). Basicamente, o teste proposto resulta em 1 caso o sistema seja caótico, ou em 0 caso o sistema seja regular.

Abordaremos aqui um resumo da base teórica fornecida por Gottwald e Melbourne (2009). Considere uma série temporal de comprimento *N*. O teste 0-1 inicialmente obtêm as variáveis $p_c(n)$ e $q_c(n)$ através das Equações 3.3:

$$p_c(n) = \sum_{j=1}^{n} \emptyset(j) \cos(jc)$$
$$q_c(n) = \sum_{j=1}^{n} \emptyset(j) \sin(jc) \tag{3.3}$$

onde $\emptyset(j)$ é um observável construído a partir da série temporal, onde o autor escolhe esta propriedade como o *j-ésimo* valor da série temporal e $c \in (0, \pi)$ é escolhido aleatoriamente.

As quantidades $p_c(n)$ e $q_c(n)$ são declaradas como "variáveis de conversão" e o modo como se comportam (difusas ou não difusas) é o que determina a dinâmica do sistema, portanto, a dinâmica do sistema poderá ser regular ou caótica. Para determinar o comportamento dessas variáveis, o teste usa seu deslocamento quadrático médio utilizando a relação matemática dada pela Equação 3.4.

$$M_c(n) = \lim_{N\to\infty} \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} [p_c(j+n) - p_c(j)]^2 + [q_c(j+n) - q_c(j)]^2 \tag{3.4}$$

Gottwald e Melbourne (2009), mostraram que se a dinâmica do sistema é regular, então a Equação 3.4 tem limite no domínio do tempo, porém, se a dinâmica do sistema é caótica a mesma equação cresce linearmente no domínio do tempo. Para um melhor resultado numérico do limite obtido na Equação 3.4 é recomendado que:

$$n \ll N, \text{ ou seja, } n \leq n_{cut} = N/10 \tag{3.5}$$

Há dois comportamentos possíveis para $M_c(n)$, ou é limitado no tempo ou escala linearmente no tempo e desde que as autocorrelações da série sejam absolutamente somáveis, então, em um determinado valor de c, $M_c(n)$ assume a forma apresentada na Equação 3.6.

$$M_c(n) = V(c)n + V_{osc}(c, n) + e(c, n) \tag{3.6}$$

Onde $e(c, n)$ representa um termo relacionado ao erro, tal qual $n \to \infty$, $e(c, n)/n \to 0$, uniformemente em $c \in (0, \pi)$ e o termo com comportamento oscilatório $V_{osc}(c, n)$ é definido como:

$$V_{osc}(c,n) = (E\phi)^2 \frac{1-\cos nc}{1-\cos c} \tag{3.7}$$

Onde $E\phi$ é o valor da expectativa da série temporal, dado por:

$$E\phi = \lim_{N\to\infty} \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} \phi(j) \tag{3.8}$$

O teste para o caos é baseado na taxa de crescimento de $M_c(n)$ como uma função de n . Uma equação modificada para obter o deslocamento quadrado médio foi proposta. A Equação 3.9 exibe o mesmo crescimento assintótico de $M_c(n)$, porém, com melhores propriedades de convergência (GOTTWALD e MELBOURNE, 2009).

$$D_c(n) = M_c(n) - V_{osc}(c,n) \tag{3.9}$$

Dessa forma, Gottwald e Melbourne (2009) encontraram uma maneira simplificada de reproduzir o resultado apresentado por $M_c(n)$, eliminando a oscilação do termo $V_{osc}(c,n)$. A Figura 3.7 demonstra o resultado desta manipulação matemática aplicado a uma dinâmica caótica (mapa logístico $\mu = 3{,}91$) e com valor arbitrário de $c = 1$. A curva oscilante (verde) é o deslocamento quadrático médio original $M_c(n)$, conforme definido na Equação 3.6, já a curva reta (vermelha) é o deslocamento quadrado médio modificado $D_c(n)$, definido pela Equação 3.9. Isto permite uma melhor determinação da taxa de crescimento assintótica K_c, onde veremos sua aplicabilidade.

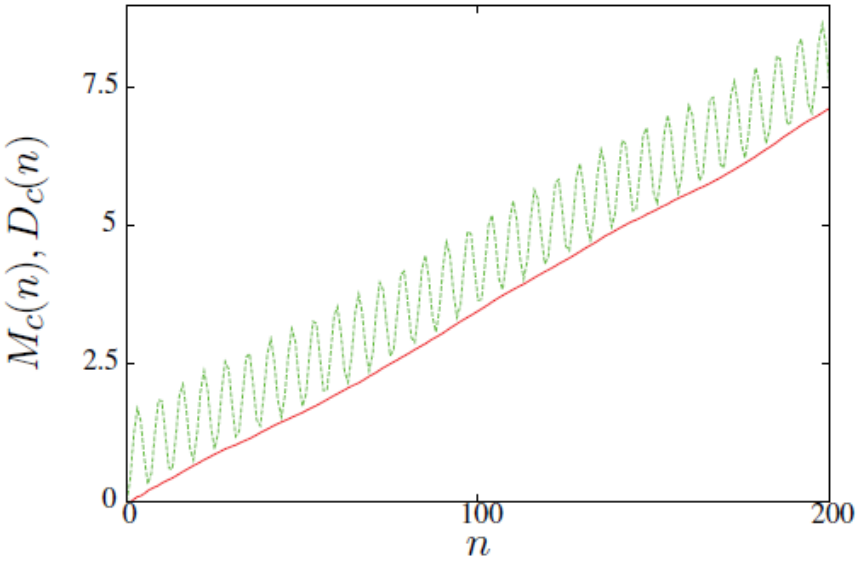


Figura 3.7 – Gráfico do deslocamento quadrático médio $\boldsymbol{M_c(n)}$ versus deslocamento quadrático médio modificado $\boldsymbol{D_c(n)}$ (GOTTWALD e MELBOURNE, 2009).

Para determinar o comportamento de $M_c(n)$, calcula-se a taxa de crescimento assintótico K_c. Portanto, Gottwald e Melbourne (2009) estimaram a taxa de crescimento assintótica de $M_c(n)$, aplicando a regressão linear de um gráfico log-log de $M_c(n)$. No entanto, segundo Gottwald e Melbourne (2009), melhores resultados foram obtidos pelo deslocamento quadrado médio modificado $D_c(n)$ e um método alternativo por correlação foi utilizado ao invés do método por regressão, por apresentar resultados melhores na prática, comprovados em suas pesquisas. Desta forma, K_c é o coeficiente de correlação dos vetores, $\xi = (1, 2, \ldots, n_{cut})$ e $\Delta = \big(D_c(1), D_c(2), \ldots, D_c(n_{cut})\big)$.

De uma forma mais simplificada podemos representar os vetores x, y de comprimento q, e sendo assim, define-se a covariância (Equações 3.10) e variância (Equação 3.11) da forma usual.

$$cov(x,y) = \frac{1}{q}\sum_{j=1}^{q}(x(j)-\bar{x})(y(j)-\bar{y})$$
$$\bar{x} = \frac{1}{q}\sum_{j=1}^{q}x(j) \qquad \bar{y} = \frac{1}{q}\sum_{j=1}^{q}y(j) \tag{3.10}$$

$$var(x) = cov(x,x) \tag{3.11}$$

Então o coeficiente de correlação K_c pode ser definido no intervalo $[-1, 1]$ pela Equação 3.12.

$$K_c = \frac{cov(\xi, \Delta)}{\sqrt{var(\xi)var(\Delta)}} \tag{3.12}$$

De fato, o valor de K_c mede a força da correlação de $D_c(n)$ com o crescimento linear. Vale lembrar que $M_c(n)$ é limitado por dinâmicas regulares e é escalado linearmente no tempo para dinâmicas caóticas, assim, para dinâmica caótica $K_c = 1$ e para dinâmica não-caótica $K_c = 0$. A constatação de que o sinal é caótico, possibilitará que o mesmo seja analisado na técnica analisada na seção seguinte. Desta forma, torna-se necessário analisar o sinal através das técnicas apresentadas nas seções 3.1 e 3.2. Estas foram as técnicas escolhidas para aplicação prévia ao método de análise de falhas proposto neste trabalho, levando em consideração à praticidade, confiabilidade e baixo custo computacional dos algoritmos além da consolidação dessas técnicas no meio científico.

3.3 ANÁLISE DE SINAL BASEADA NO CAOS USANDO DENSIDADE DE MÁXIMOS (SAC-DM)

O comportamento de equilíbrio cíclico é a questão central deste trabalho, portanto, esse princípio é aplicado a fim de identificar o comportamento caótico do sinal sonoro gerado por um MIT, utilizando para isso uma única amostra em uma evolução temporal curta, como é assegurado pelo princípio da máxima entropia, que é o princípio da termodinâmica que mede a desordem das partículas de um sistema físico, e de extensões da Teoria do Caos (BAZEIA *et al*., 2017).

Há algumas técnicas para a identificação do caos (GOSAK *et al*., 2008; KÁROLYI *et al*., 2005; MITCHELL *et al*., 1993; NOWAK e MAY, 1992), porém, neste trabalho, aplicou-se uma técnica demonstrada em um trabalho anterior (BAZEIA *et al*., 2017) baseado nos estudos desenvolvidos em física nuclear, transporte quântico em nanoestruturas e sistemas biológicos, e na contagem da densidade dos máximos (RAMOS *et al*., 2011) da emissão sonora do MIT. Esses trabalhos exploram a possibilidade de distinguir entre as evoluções temporais que partem de estados iniciais levemente diferentes, o que revela heuristicamente o comportamento caótico.

Bazeia *et al*. (2017) parte de uma abordagem quantitativa que relaciona o comprimento de correlação com a densidade média de máximos de um sinal, onde nessa condição, o sinal representa a quantidade de cada espécie biológica definida na simulação. Como resultado, tem-se um experimento único e direto que contabiliza a densidade de máximos associada à evolução caótica das espécies para inferir seu comprimento de correlação.

Analisando os dados de uma pequena porção de um sinal $q(t)$, é possível caracterizar o comportamento caótico em um MIT. A oscilação desse sinal no tempo fornecerá um máximo local no intervalo $[t, t+\delta t]$, para um δt suficientemente pequeno, assim, têm-se $q_i'(t) > 0$ e $q_i'(\,t+\delta t) < 0$ onde essas relações simbolizam a derivada primeira do sinal no tempo, tal que $-q_i''(t)\delta t > q_i'(t) > 0$.

A probabilidade conjunta $P(q_i', q_i'')$ pode ser usada para calcular a densidade de máximos média $\langle \rho_i \rangle$ utilizando um caminho simples: sendo assim, a probabilidade de encontrar um máximo no intervalo $[t, t+\delta t]$ é proporcional à integral que compreende a região acima definida, de modo que (Equação 3.13):

$$\begin{aligned} \langle \rho_i \rangle &\equiv \frac{1}{\delta t} \int_{-\infty}^{0} dq_i'' \int_{0}^{-q_i''\delta t} dq_i' P(q_i', q_i'') \\ &= \int_{-\infty}^{0} dq_i'' q_i'' P(0, q_i'') \end{aligned} \tag{3.13}$$

O fato das propriedades estatísticas do número médio de picos serem invariantes perante as translações no tempo, indica que ambos q_i' e q_i'' têm valores médios tendendo a valor nulo. Além disso, as propriedades de $P(q_i', q_i'')$ podem ser obtidas a partir do menor instante de q_i' e q_i'', e as variâncias de $P(q_i', q_i'')$ estão diretamente relacionadas à função de autocorrelação (Equação 3.14).

$$C_i(\delta t) = \langle q_i(t+\delta t), q_i(t) \rangle \tag{3.14}$$

Desta forma, podemos obter em vários instantes, em particular:

$$\langle q_i'^2 \rangle = -\frac{d^2 C_i(\delta t)}{d(\delta t)^2}\bigg|_{\delta t=0} \; ; \; \langle q_i''^2 \rangle = \frac{d^4 C_i(\delta t)}{d(\delta t)^4}\bigg|_{\delta t=0} \tag{3.15}$$

O princípio da máxima entropia pode ser usado para construir a distribuição de probabilidade conjunta para $q(t)$, e o mesmo se aplica às suas derivadas das equações anteriores. Após implementação dos cálculos algébricos, a integração em $q(t)$ leva a $P(q_i', q_i'')$ que resulta na Equação 3.16.

$$P(0, q_i'') = \frac{1}{2\pi} \frac{1}{\sqrt{\langle q_i'^2 \rangle \langle q_i''^2 \rangle}} exp\left(-\frac{1}{2}\frac{q_i''^2}{\langle q_i''^2 \rangle}\right) \tag{3.16}$$

As expressões definidas acima podem ser usadas para escrever a densidade dos máximos em termos da função de autocorrelação.

A Equação 3.17 é aplicada à análise de amostras de sinais não periódicos, em que $\langle \rho_i \rangle$ é teórico e C_i é calculado através das derivadas segunda e quarta (Equação 3.15) da função de autocorrelação em zero, representadas respectivamente neste trabalho por C_i'' e $C_i^{(4)}$, conforme apresentado em Bazeia *et al*. (2017) e Medeiros *et al*. (2018), e padronizado em Ávila e Araújo (2012).

$$\langle \rho_i \rangle = \frac{1}{2\pi}\sqrt{\frac{\langle q_i''^2 \rangle}{\langle q_i'^2 \rangle}} = \frac{1}{2\pi}\sqrt{\frac{\frac{d^4 C_i}{dt^4}(0)}{-\frac{d^2 C_i}{dt^2}(0)}} \tag{3.17}$$

Bazeia *et al*. (2017) reescrevem a Equação 3.17 para séries temporais periódicas e homogêneas, possibilitando a obtenção de uma função de correlação normalizada, a partir de uma função cosseno. Como exemplo desta demonstração, o autor utiliza uma curva obtida experimentalmente por equações diferenciais. Em seguida, obtém-se a curva de autocorrelação dessa função na qual uma curva de ajuste é inserida sobre a original e assim obtém-se uma função cosseno resultante desse ajuste (Figura 3.8).

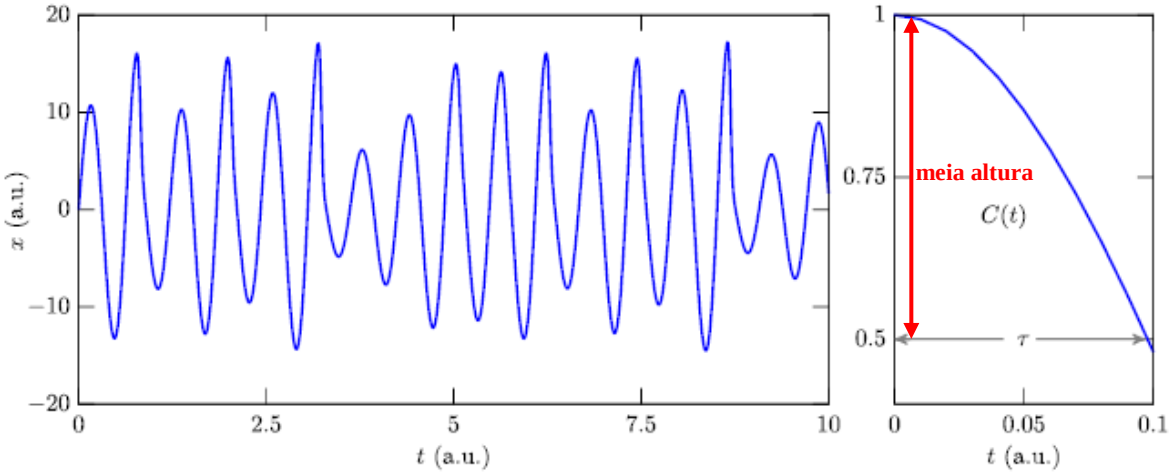


Figura 3.8 – Curva de evolução de uma função $\boldsymbol{x(t)}$ para um sistema determinístico modelado por equações diferenciais de primeira ordem e ao lado direito sua função de autocorrelação (BAZEIA *et al*., 2017).

Sabendo-se que o coeficiente de comprimento de correlação τ é extraído da função de autocorrelação como sendo correspondente à largura à meia altura, então, foi usada a função de ajuste definida pela Equação 3.18.

$$C(t) = \cos(kt) \tag{3.18}$$

O argumento da função cosseno será melhor compreendido se for observado que à meia altura, o $\cos(kt) = 0{,}5$, portanto, o valor correspondente a este valor para o argumento da função será a relação $k\tau = \pi/3$, sabendo que τ é equivalente a t. A partir das equações 3.15 e 3.17, chega-se a relação da função de correlação normalizada (Equação 3.19), aplicada para séries temporais periódicas e homogêneas.

$$\langle\rho\rangle = \frac{k}{2\pi} \tag{3.19}$$

O k representa a função raiz quadrada da Equação 3.17 onde na seção seguinte será melhor explorada. Após reorganização dos termos na Equação 3.19 com a inclusão da relação $k\tau = \pi/3$, chega-se a Equação 3.20, onde de fato, percebe-se a relação entre τ (coeficiente de comprimento de autocorrelação) e ρ (densidade dos máximos) obtida experimentalmente.

$$\tau = \frac{1}{6\langle\rho\rangle} \tag{3.20}$$

O comportamento caótico presente nos sistemas estocásticos pode ser apresentado pelo resultado encontrado na Equação 3.20. Utilizando o método SAC-DM, é possível estimar as características de um sistema através da análise de uma série temporal em um intervalo curto e pode-se estimar o coeficiente de autocorrelação, baseado na média da densidade de máximos adquirida a partir do som captado (sinal acústico).

3.4 ESTUDO DE SÉRIES TEMPORAIS

Uma série temporal é uma sequência ordenada de observações. Embora tal ordem seja geralmente observada através do tempo, particularmente em termos de alguns intervalos de tempo igualmente espaçados, verifica-se também uma certa ordem através de outras dimensões, a exemplo do espaço. Séries temporais estão presentes em várias áreas, como na agricultura, em negócios e economia, em engenharia, na geofísica e medicina, na meteorologia, enfim, a lista de áreas em que as séries temporais é observada e estudada é infinita, além disso, diversas séries temporais são não estacionárias (WEI, 2006).

Segundo Wei (2006), um processo não estacionário na média poderia representar um problema muito sério para a estimativa da função média dependente do tempo sem múltiplas funções amostrais, no entanto, há modelos que podem ser construídos a partir de uma única função amostral para descrever esse fenômeno dependente do tempo. Uma dessas classes de modelos que são muito úteis na modelagem de séries temporais não-estacionárias é denominada modelo de tendência determinística. A função média de um processo não estacionário poderia ser representada por uma tendência determinista do tempo, então, em tal caso, um modelo de regressão padrão pode ser usado para descrever o evento.

Para o propósito deste trabalho, o sinal de autocorrelação $C_i(\delta t)$ desenvolvido no tempo pode ser representado por aproximações em séries temporais descritas por Wei (2006). Segundo o autor, se a função média μ_t segue uma tendência linear, $\mu_t = \alpha_0 + \alpha_1 t$, então pode ser usado o modelo de tendência linear determinista dado pela Equação 3.21, onde α_t é definida como uma série de ruído branco com média zero.

$$Z_t = \alpha_0 + \alpha_1 t + \alpha_t \tag{3.21}$$

Geralmente, se a tendência determinística puder ser descrita por um polinômio de *k*-ésima ordem no tempo, pode-se modelar os processos segundo a Equação 3.22.

$$Z_t = \alpha_0 + \alpha_1 t + \cdots + \alpha_k t^k + \alpha_t \tag{3.22}$$

Porém, se a tendência determinística pode ser representada por uma curva seno-cosseno, então Z_t pode ser definido pela Equação 3.23, sendo v_0 uma constante qualquer que determina o deslocamento vertical da curva, v, ω e ϕ são respectivamente a amplitude, a frequência e a fase dessa curva (WEI, 2006).

$$Z_t = v_0 + v\cos(\omega t + \phi) + \alpha_t \tag{3.23}$$

Aplicando-se a propriedade trigonométrica de adição à função cosseno na Equação 3.23, chega-se a relação dada pela Equação 3.24.

$$Z_t = v_0 + \alpha\cos(\omega t) + \beta\,\mathrm{sen}(\omega t) + \alpha_t \tag{3.24}$$

Onde:

$$\alpha = v\cos(\phi)\,, \qquad \beta = -v\,\mathrm{sen}(\phi)$$
$$v = \sqrt{\alpha^2 + \beta^2} \tag{3.25}$$

Sendo,

$$\phi = \tan^{-1}(-\beta/\alpha) \tag{3.26}$$

Em geral, a Equação 3.23 poderá ser reescrita em sua forma mais abrangente apresentada pela Equação 3.27 que é frequentemente denominada de modelo de periodicidades ocultas (WEI, 2006).

$$Z_t = v_0 + \sum_{j=1}^{m} \left(\alpha_j \cos \omega_j t + \beta_j \operatorname{sen} \omega_j t\right) + \alpha_t \tag{3.27}$$

Adequando Z_t às condições do $\langle \rho_i \rangle$ apresentado na Equação 3.17, e representando a função de autocorrelação C_i (Equação 3.14) na forma descrita pela Equação 3.27, obtém-se a Equação 3.28 desenvolvida até $j = 2$ para fins de demonstração.

$$\begin{aligned} C = v_0 + \alpha_1 \cos \omega_1 t + \beta_1 \operatorname{sen} \omega_1 t + \alpha_2 \cos \omega_2 t \\ + \beta_2 \operatorname{sen} \omega_2 t + \alpha_t \end{aligned} \tag{3.28}$$

Uma similaridade à Série de Fourier pode ser observada na Equação 3.27 e desta forma a relação entre as frequências pode ser estabelecida como $\omega_1 = \omega, \omega_2 = 2\omega, \ldots, \omega_n = n\omega$ e $\alpha_0 = v_0$, mantendo-se o termo α_t relativo ao efeito do ruído, descrito anteriormente, e sem qualquer prejuízo da compreensão deste raciocínio. Assim C, tomará a seguinte forma:

$$\begin{aligned} C = \alpha_0 + \alpha_1 \cos \omega t + \beta_1 \operatorname{sen} \omega t + \alpha_2 \cos 2\omega t \\ + \beta_2 \operatorname{sen} 2\omega t + \alpha_t \end{aligned} \tag{3.29}$$

O passo seguinte é obter a derivada segunda e quarta da função de autocorrelação C. Nessa condição o termo α_t pode-se ser suprimido por se tratar de uma curva de ajuste em que o ruído pode ser devidamente suavizado pela curva resultante e redistribuído em porções desprezíveis dentro dos termos desenvolvidos. Assim, tem-se:

$$\begin{aligned} \frac{d^2 C}{dt^2} &= -\alpha_1 \omega^2 \cos \omega t - 4\alpha_2 \omega^2 \cos 2\omega t \\ &\quad - \beta_1 \omega^2 \operatorname{sen} \omega t - 4\beta_2 \omega^2 \operatorname{sen} 2\omega t \\ \frac{d^4 C}{dt^4} &= \alpha_1 \omega^4 \cos \omega t + 16\alpha_2 \omega^4 \cos 2\omega t \\ &\quad + \beta_1 \omega^4 \operatorname{sen} \omega t + 16\beta_2 \omega^4 \operatorname{sen} 2\omega t \end{aligned} \tag{3.30}$$

Aplicando os resultados na Equação 3.17 tem-se:

$$\rho = \frac{\omega}{2\pi}\sqrt{\frac{\alpha_1 \cos\omega t + 16\alpha_2 \cos 2\omega t + \beta_1 \operatorname{sen}\omega t + 16\beta_2 \operatorname{sen} 2\omega t}{\alpha_1 \cos\omega t + 4\alpha_2 \cos 2\omega t + \beta_1 \operatorname{sen}\omega t + 4\beta_2 \operatorname{sen} 2\omega t}} \tag{3.31}$$

Para a condição em que $t = 0$, encontra-se:

$$\rho = \frac{\omega}{2\pi}\sqrt{\frac{\alpha_1 + 16\alpha_2}{\alpha_1 + 4\alpha_2}} \tag{3.32}$$

Assim, ρ estabelece uma relação entre a frequência fundamental, $\omega = 2\pi f$ em radianos/s e f em Hz, sendo K uma constante, resultante da raiz quadrada descrita na Equação 3.32. De fato, a relação matemática simplificada se dará da seguinte forma:

$$\rho = f_{fundamental} \cdot K \tag{3.33}$$

CAPÍTULO IV

4 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo serão apresentadas as ferramentas e técnicas empregadas para a aquisição dos dados, bem como o processamento desses para obtenção dos resultados. Na Seção 4.1 é apresentado um diagrama do fluxo do processamento dos áudios coletados em duas etapas distintas por algoritmos desconexos. A bancada de ensaio, compreendida de seus sistemas auxiliares é apresentada na Seção 4.2, seguida de subseções. Na Seção 4.3 é apresentado o dispositivo de aquisição sonora que foi desenvolvido por um pesquisador do laboratório e que supera em relação custo-benefício os gravadores de som comercialmente distribuídos, por sua implementação personalizada no algoritmo computacional desse sistema. Na Seção 4.4, encerra-se o capítulo descrevendo o procedimento de preparação das falhas nos rolamentos.

4.1 FLUXOGRAMA DO PROCESSAMENTO DO SINAL

Para apresentar de forma esquemática o fluxo do processamento dos dados, são apresentadas nas Figura 4.1 e Figura 4.2 as etapas essenciais para execução e funcionamento do mesmo. Antes dessa etapa, foram preparadas amostras de áudio, captadas pelo dispositivo a ser apresentado na Seção 4.3, e construiu-se uma matriz de ensaio conforme Quadro 4.1.

Carga % / Rolamento	0%	50%	100%
Saudável	amostra 1	amostra 2	amostra 3
Falha na pista externa	amostra 4	amostra 5	amostra 6
Falha na pista interna	amostra 7	amostra 8	amostra 9

Quadro 4.1 – Matriz de ensaio para o processamento do sinal acústico.

O passo inicial dar-se-á pela aquisição do som, de modo que o sinal contínuo apresentado de forma natural no ambiente será convertido em seu equivalente digital a uma taxa de amostragem de 44100Hz com resolução de 16 bits.

O próximo passo será desenvolvido conforme método apresentado na Seção 3.1, que trata de classificar o sinal quanto ao comportamento determinístico ou estocástico por meio do Teste da Árvore de Símbolos, uma espécie de espectro de símbolos que mostrará de forma simples e gráfica se os dados se classificam em séries temporais determinísticas ou estocásticas, sendo possível também não obter nenhuma das alternativas anteriores em função de determinado nível de ruído que possa estar agregado ao sinal coletado, comprometendo então a aplicação do teste (Figura 4.1).

Constatando-se ser uma série temporal determinística, aplica-se o Teste para o Caos (Figura 4.1), método esse descrito na Seção 3.2, tal que K_c referenciado antes, é o coeficiente de correlação dos vetores e seu valor próximo a unidade caracteriza uma dinâmica caótica. Ambos os testes substituem o método do coeficiente de comprimento de autocorrelação aplicado em Medeiros (2018).

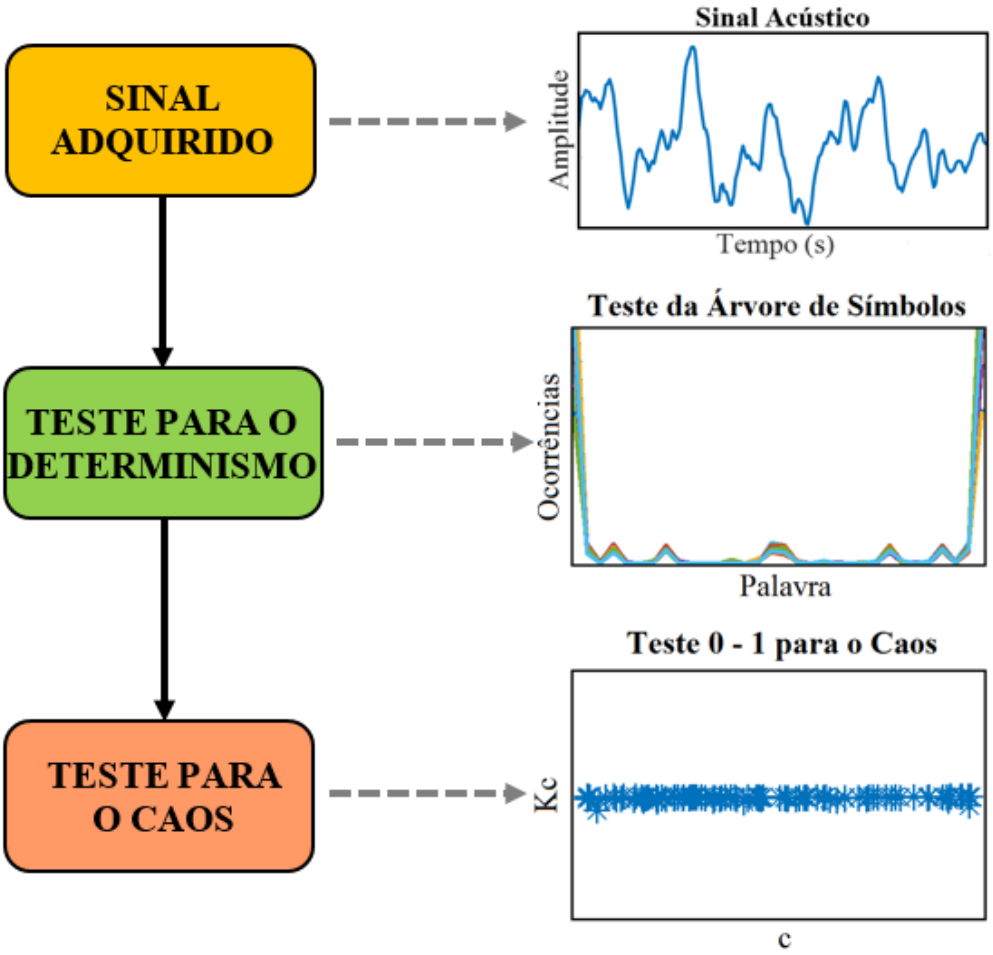


Figura 4.1 – Diagrama da sequência dos testes para o determinismo e caos para o sinal acústico coletado.

Finalmente, comprovado o comportamento caótico da série temporal resultante do sinal acústico emitido pelo motor, parte-se para a etapa final que será aplicar a técnica proposta para este trabalho, a técnica SAC-DM. Basicamente um outro algoritmo computacional desenvolvido em Matlab, assim como foi para os dois testes prévios, irá contabilizar os picos de máximo do sinal em um determinado instante de tempo, que disponibilizará um tipo de série temporal para cada condição (carga x falha) dos rolamentos estudados (Figura 4.2).

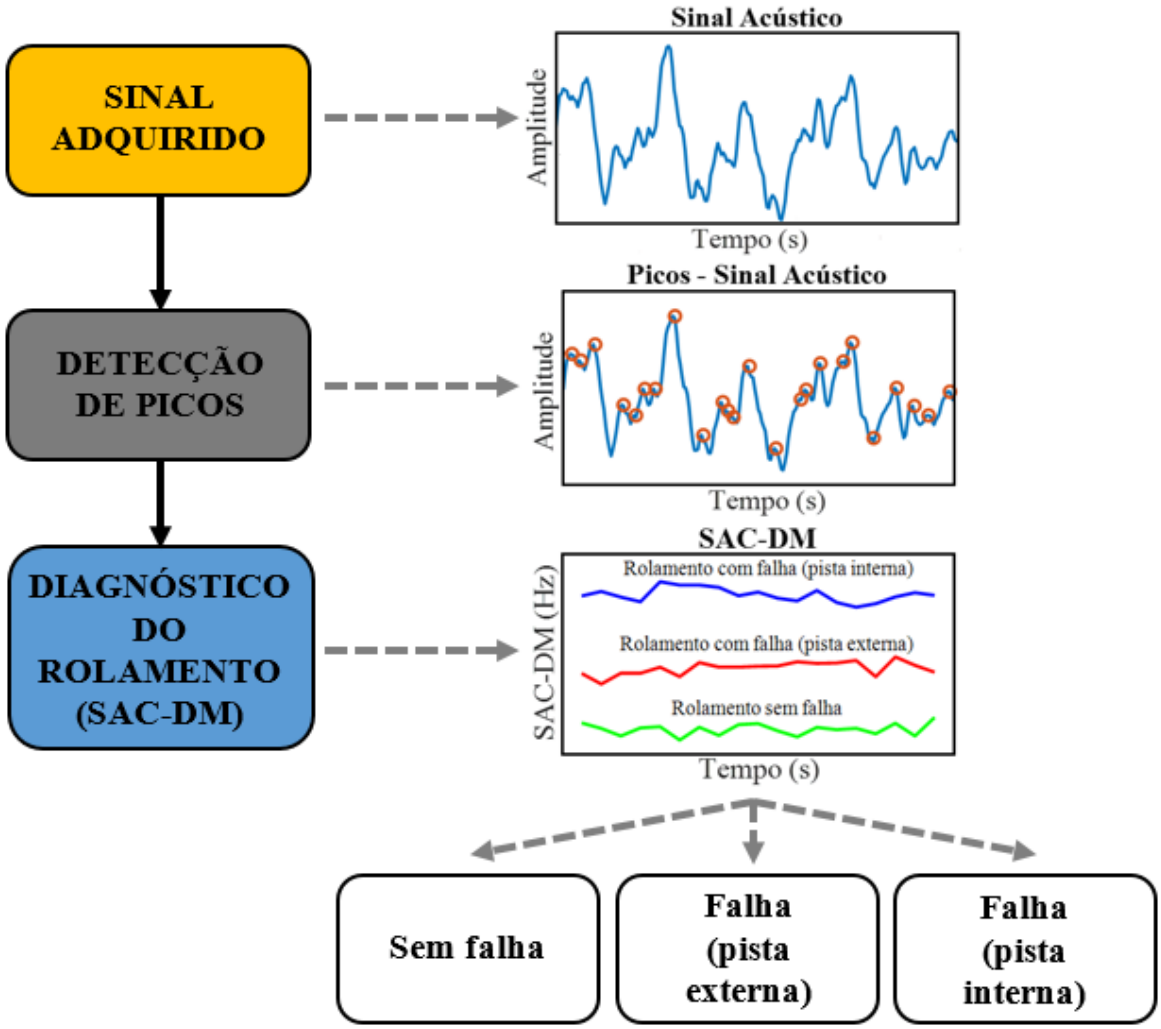


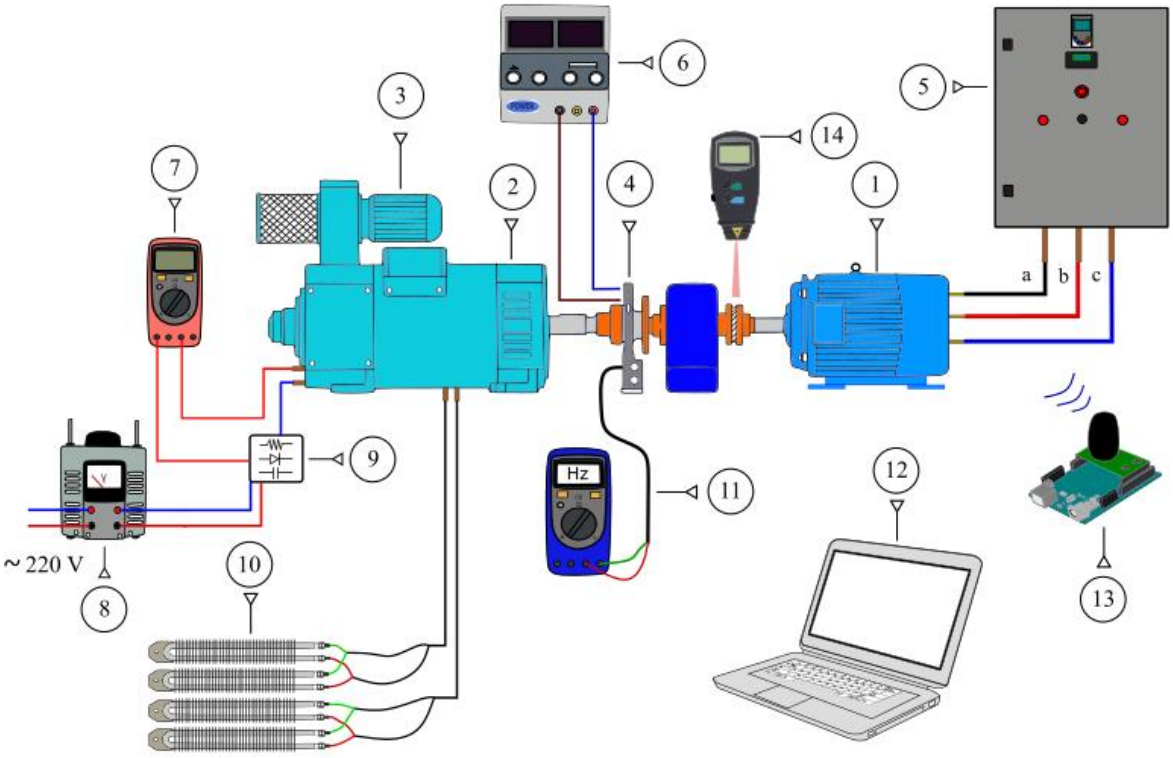
Figura 4.2 – Diagrama do fluxo do processamento do sinal acústico na técnica SAC-DM.

4.2 BANCADA DE MOTORES

Foi projetada e desenvolvida no laboratório do GPICEEMA, na UFPB, uma bancada para ensaios de torque em motores de indução trifásico. Nessa bancada é possível aplicar uma carga conhecida e controlada ao motor de indução trifásico, permitindo assim, obter uma ampla escala de torque, para a pesquisa em questão, partindo de um valor de torque nulo até valores superiores ao nominal especificado pelo fabricante do motor utilizado nesta pesquisa. Para o modo de acionamento do motor de indução trifásico nessa bancada é contemplado o acionamento por partida direta ou por inversor de frequência. Esta versatilidade no modo de acionamento, via inversor de frequência, permite controlar a velocidade do motor através da modulação da frequência, estabelecendo condições de ensaios para distintos valores de velocidade e torque. O diferencial dessa bancada está na

possibilidade de trabalhar sobre condições variáveis de torque e velocidade associado à uma condição de poder simular falha no sistema, condição tal já demonstrada em trabalhos diversos publicados à nível de mestrado e doutorado utilizando essa estrutura.

Na Figura 4.3 é apresentado o diagrama da bancada de torque controlável com os componentes que integram esse sistema, desde o acionamento do motor de indução trifásico até o controle da carga aplicada ao eixo do motor de indução trifásico por meio do motor de corrente contínua, passando pelo sistema de monitoramento de torque composto por um torquímetro digital e um multímetro também digital, tendo este último componente a função monitorar a carga aplicada ao motor de indução, utilizando para isso a relação de conversão de torque/frequência do torquímetro.



① Motor CA trifásico
② Motor CC
③ Exaustor do motor CC
④ Torquímetro
⑤ Quadro de comando
⑥ Fonte de alimentação
⑦ ⑪ Multímetros
⑧ Regulador de tensão
⑨ Ponte retificadora
⑩ Resistências elétricas
⑫ Computador
⑬ Gravador
⑭ Tacômetro

Figura 4.3 – Instrumentação da bancada de torque controlável (adaptado de Silva, 2018).

A bancada de testes é subdividida basicamente em três conjuntos: motor de indução trifásico e motor de corrente contínua com dispositivos de acionamento e de medição/aquisição (torquímetro, multímetros, tacômetro e gravador de som). Neste trabalho

busca-se diagnosticar as falhas implantadas no rolamento dianteiro do motor de indução trifásico (lado acionamento) sob o aspecto do método proposto. Para tanto, uma condição simulada de um motor elétrico operando com velocidade constante, e assim, um torque também constante, surge como uma forma prática e simples para validar tal método, em especial, nessa configuração.

Na Figura 4.4 têm-se os principais componentes que integram a bancada, entre eles: (1) motor de indução trifásico, (2) mancal com dois rolamentos e elementos de acoplamento, (3) transdutor de torque, (4) motor de corrente contínua com exaustor conjugado e (5) um regulador de tensão da alimentação do motor de corrente contínua.

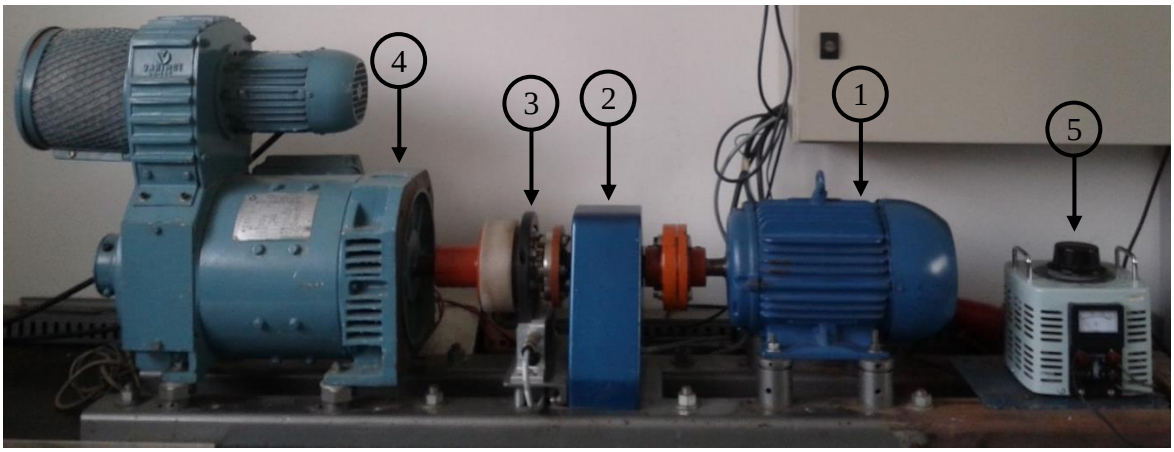


Figura 4.4 – Principais componentes da bancada de motores.

O acoplamento de uma carga a um motor de indução, impõe uma certa dificuldade na sustentação da velocidade de rotação em comparação à condição em vazio. Sendo assim, o motor de corrente contínua, atuando como um freio eletromagnético, cumpre este papel de simular o efeito de uma carga, o que implica em uma força contrária ao movimento de rotação do eixo do motor de indução, qualquer que seja seu sentido de rotação. Para que ocorra o efeito da frenagem eletromagnética no eixo do motor de corrente contínua é necessário que haja aplicação de corrente contínua no estator desse. Então, através de um regulador de tensão AC e um circuito retificador de tensão, a alimentação do estator do motor de corrente contínua converte esta grandeza elétrica em uma grandeza mecânica de forma que qualquer alteração no campo eletromagnético do motor de corrente contínua, irá permitir aumentar ou diminuir o torque sobre o eixo do motor de indução.

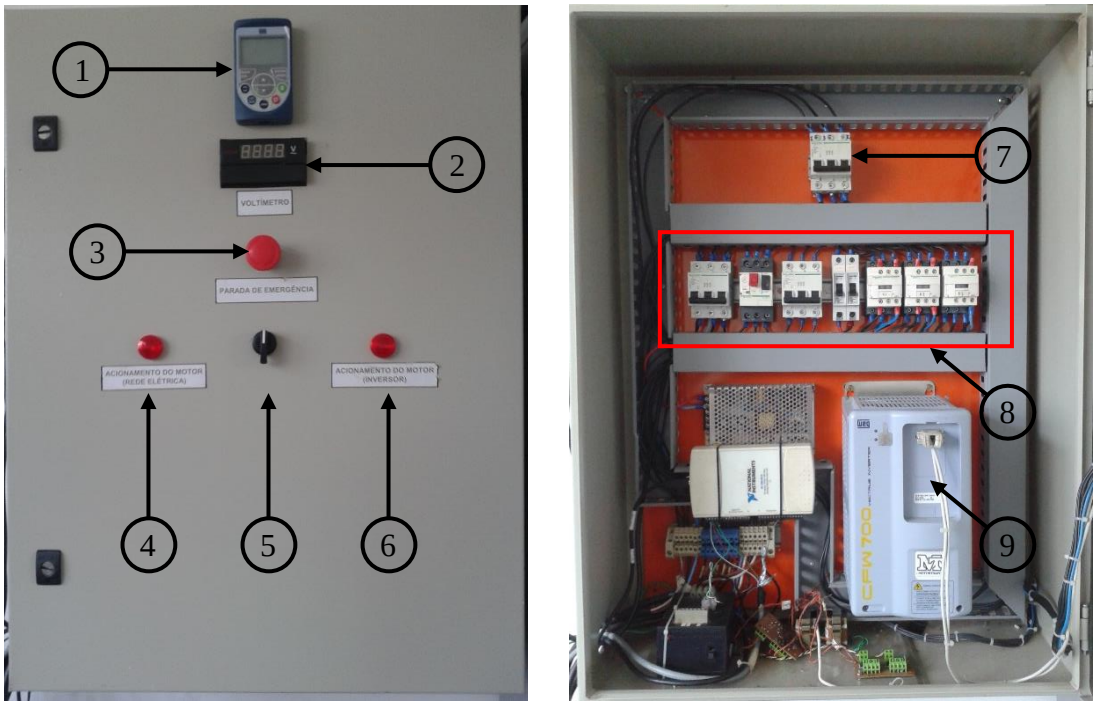
Para fins de limitação e controle do torque na bancada, evitando assim danos elétricos e mecânicos aos motores, é conectado em série em um dos condutores elétricos de saída do retificador de tensão, um multímetro na escala de medição de corrente, sendo o

valor limite estabelecido de 1 A. Além desse instrumento de monitoramento, há também um torquímetro interligado a um outro multímetro ajustado na escala de frequência, e um tacômetro. Por questão de segurança, nos terminais elétricos do motor de corrente contínua foi instalado um banco de resistores para dissipação de energia térmica, essa convertida pela energia elétrica gerada no motor CC e que foi apresentado na Figura 5.3. Na sequência, cada componente da bancada será melhor descrito.

4.2.1 Quadro de Acionamento e Comando

Os componentes para acionamento e comando dos motores trifásicos (motor de indução trifásico e motor do exaustor) estão no quadro de comando apresentado na Figura 4.5. Na vista frontal, o quadro apresenta a Interface Humano Máquina de comunicação com o inversor de frequência (1), display do voltímetro (2), botoeira de emergência para desenergizar o motor de indução em caso de anomalias (3) e uma chave seletora de três posições (5) para o modo de acionamento do motor de indução: giro anti-horário para acionar o motor por partida direta com indicador luminoso (4) ou giro horário para acionar o motor pelo inversor de frequência, também com indicador luminoso (6). Na vista interna, o quadro inclui disjuntor geral (7), disjuntores, relé e contactores para seccionamento, proteção e acionamento do circuito elétrico (8) e um inversor de frequência (9).

Referente ao modo de acionamento do motor de indução trifásico, optou-se por utilizar a partida direta nesta pesquisa, sendo assim, não será comentado neste trabalho dados relacionados ao inversor de frequência, ao contrário dos demais componentes que fazem parte da bancada de motores.



Vista frontal Vista interna

Figura 4.5 – Quadro de comando da bancada.

4.2.2 Motor de Indução Trifásico

O motor de indução trifásico utilizado nesta pesquisa é do fabricante WEG modelo W22 Plus (Figura 4.6). Sua potência nominal é de 3kW (3,7 hp / 5 cv) com um fator de serviço de 1,15 e rendimento nominal de 88,0%. As características elétricas de alimentação do motor foram dimensionadas pelo fabricante para operar sob tensão de 380 Vca (Δ) ou 660 Vca (Y) com frequência de 60 Hz. O motor por ter sido dimensionado com quatro polos tem seu ponto de operação de rotação nominal em torno de 1725 rpm segundo dados do fabricante. No entanto, esta rotação é passível de alteração sobre efeito de uma determinada carga ou mesmo do modo de acionamento do motor de indução, caso seja acionado por inversor de frequência. Para a pesquisa em questão, em função do dimensionamento das instalações elétricas do laboratório, o motor de indução trifásico é alimentado na tensão de 380 Vca e seu acionamento é realizado pelo método convencional de partida direta.

Figura 4.6 – Motor elétrico de indução trifásico WEG W22 Plus 3 kW.

4.2.3 Motor de Corrente Continua

A fim de realizar simulações com diferentes valores de torque é utilizado um motor de corrente contínua (Figura 4.7) apropriado para aplicações onde é utilizada a frenagem eletromagnética. Esse torque de frenagem, assim compreendido, é controlado pela tensão de armadura do motor de corrente contínua através de um sistema que será detalhado no próximo tópico. Como resultado desta frenagem eletromagnética há a geração de energia térmica devido efeito Joule, portanto, o próprio fabricante do motor dimensiona um exaustor acoplado ao corpo do motor. Nessa bancada dispõem-se de um motor de corrente contínua fabricado pela VARIMOT modelo BN 132S com potência de 7,5 cv e rotação nominal de 1800 rpm e um motor de indução trifásico para o exaustor, da fabricante WEG, com potência de 0,33 cv, rotação nominal de 3390 rpm e uma configuração nos terminais de alimentação de 380 V (YY) à 60 Hz.

O motor de corrente contínua pode atuar como gerador de energia, condição na qual este sistema se comporta em função da sua configuração para simular uma carga. Porém, há a necessidade de conduzir a corrente elétrica gerada a fim de não danificar a parte elétrica do motor por efeito Joule. Sendo assim, é conectado nos terminais de saída do motor de corrente contínua um banco de resistores para prover uma dissipação desta energia elétrica gerada. Este sistema será melhor apresentado no tópico abaixo.

Figura 4.7 – Motor de corrente contínua VARIMOT BN 132S (LYRA, 2014).

4.2.4 Circuito Elétrico de Frenagem Eletromagnética do Motor CC

Basicamente, este sistema é constituído por três elementos (Figura 4.8): regulador de tensão, retificador de tensão e multímetro.

Um regulador de tensão é um tipo de autotransformador, neste caso monofásico, cujo primário está conectado à rede elétrica e o secundário possui saída com níveis de tensão ajustáveis. Esta regulagem de tensão é realizada variando-se o número de bobinas do enrolamento secundário. O autotransformador, diferentemente dos transformadores convencionais, possui apenas um enrolamento (ADISSI, 2015).

Para a bancada de motores foi adquirido um regulador de tensão monofásico do fabricante JNG modelo TDGC2-2 com alimentação de 220 V/ (50 ou 60 Hz) e saída podendo variar de 0 a 250 V, potência de 2kVA e corrente máxima de 8 A. No estudo em questão, o regulador de tensão é indiretamente empregado no ajuste do nível de excitação do campo do motor CC, permitindo assim, obter uma ampla faixa de torque controlado sobre o eixo do motor de indução trifásico.

Figura 4.8 – Sistema de acionamento do motor CC: regulador de tensão, retificador de tensão e multímetro (SILVA, 2018).

O regulador de tensão está diretamente conectado à rede elétrica monofásica, consequentemente sua saída manterá as mesmas características da entrada exceto a possibilidade de poder ser ajustada o nível de tensão na saída do regulador. Porém, o motor de corrente contínua necessita de alimentação compatível com sua especificação elétrica. Assim, a saída do regulador de tensão está conectada a um circuito retificador (ponte de diodos retificadores) (Figura 4.8 e Figura 4.9) que terá a função de converter a corrente alternada da rede em corrente contínua. Em seguida, este circuito retificador finalmente se interliga aos terminais elétricos do campo do motor CC. Esta composição elétrica possibilita o controle do nível de tensão contínua no campo do motor (neste caso, configurado como gerador CC) proporcionando o controle da carga aplicada ao motor de indução trifásico. O circuito retificador contém uma ponte de diodos com filtro capacitivo.

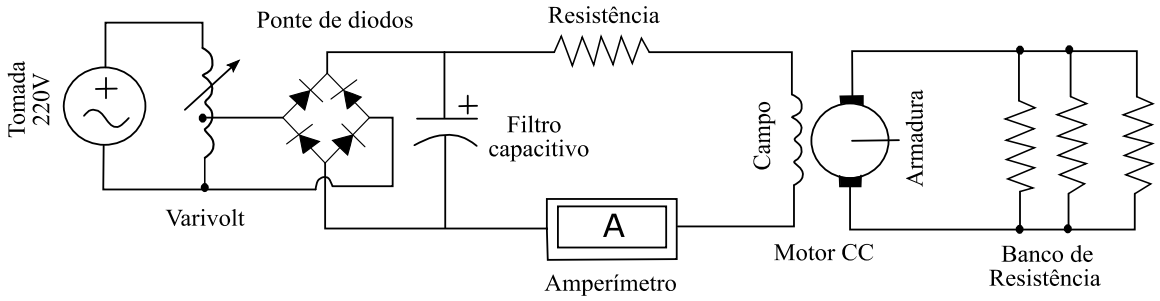


Figura 4.9 – Circuito elétrico de acionamento do motor CC (ADISSI, 2015).

Para evitar danos elétricos ao motor de corrente contínua, existem duas resistências em série, que totalizam 50 Ω e 600 W, para limitar a corrente do campo. Outra recomendação

do fabricante do motor é que não exceda muito além o valor nominal de 1 A para a corrente no campo, sendo assim, um multímetro da marca ICEL referência MD-1700, na função de amperímetro faz o monitoramento da corrente que circula neste circuito (Figura 4.8).

Quatro resistências de 24 Ω e potência máxima de 2000 W estão ligadas em paralelo nos terminais da armadura do motor de corrente contínua (Figura 4.10). Este conjunto de resistência tem a função de dissipar a energia elétrica gerada com a interação eletromagnética entre o rotor e estator do gerador (motor CC funcionando como gerador CC) quando esse está trabalhando para manter uma certa resistência no desenvolvimento da velocidade de rotação do motor de indução em teste, simulando assim uma determinada carga com regime permanente de ação. Dessa forma, a resistência elétrica na armadura é convertida, em parte, em resistência mecânica (torque) ao motor de indução (ADISSI, 2015).

Figura 4.10 – Resistências elétricas de 24 Ω e 2000 W aletadas e conectadas à armadura (ADISSI, 2015).

4.2.5 Torquímetro

Para a medição do torque diretamente no eixo do motor de indução trifásico, com acoplamento por flange, foi utilizado um torquímetro digital fabricado pela HBM cuja referência T40B-200 possui capacidade de medição de torque nominal de 200 N.m (medição no sentido horário ou anti-horário de rotação), precisão de 0,1 N.m (ou 0,05%) em fundo de escala e dimensionado para operar em rotações de até 20.000 rpm. É alimentado por uma fonte externa em tensão contínua que atenda um intervalo de 18V a 30V. Este torquímetro mede torques estáticos ou dinâmicos num eixo sob rotação ou estacionário.

Este instrumento apresenta certa robustez e precisão e está protegido contra interferências eletromagnéticas, condição esta imprescindível, haja vista que o sistema de

comunicação utiliza uma antena circular para receber os dados de medição de torque do eixo e disponibiliza esses dados por meio de duas formas opcionais de saídas de sinais analógicos, permitindo serem conectadas a qualquer dispositivo de aquisição de dados ou outro sistema de análise e registro, compatíveis com a comunicação do torquímetro (BORGES, 2015). Uma das saídas disponibiliza um sinal modulado em tensão, na escala de –10 V a +10V a depender do sentido de rotação do eixo dos motores, variando linearmente, de forma proporcional ao torque. Já a outra opção de saída, disponibiliza um sinal de torque modulado em frequência, na escala de 30 kHz a 90 kHz com o valor de 60 kHz correspondente a ausência de torque e que similarmente ao modo em tensão funciona linearmente e proporcionalmente ao torque aplicado. Neste caso, a partir de 60kHz, valores inferiores de frequência correspondem ao torque aplicado num sentido de rotação enquanto valores superiores de frequência correspondem ao sentido oposto de rotação. Nesta pesquisa, utilizou-se um multímetro, modelo ET-2076A da Minipa, para monitorar o torque por meio da medição da frequência, por apresentar menor interferência à ruídos.

O torque aplicado ao sistema permite atingir os 24 N.m por um período de 1 minuto sem incorrer à possíveis danos eletromecânicos aos motores. Portanto, o maior valor de tensão de saída do torquímetro não ultrapassa ±1,2 V ou em modo frequência 60kHz ±3,6 kHz. Na Figura 4.11 observa-se a descrição de seus componentes e montagem na bancada.

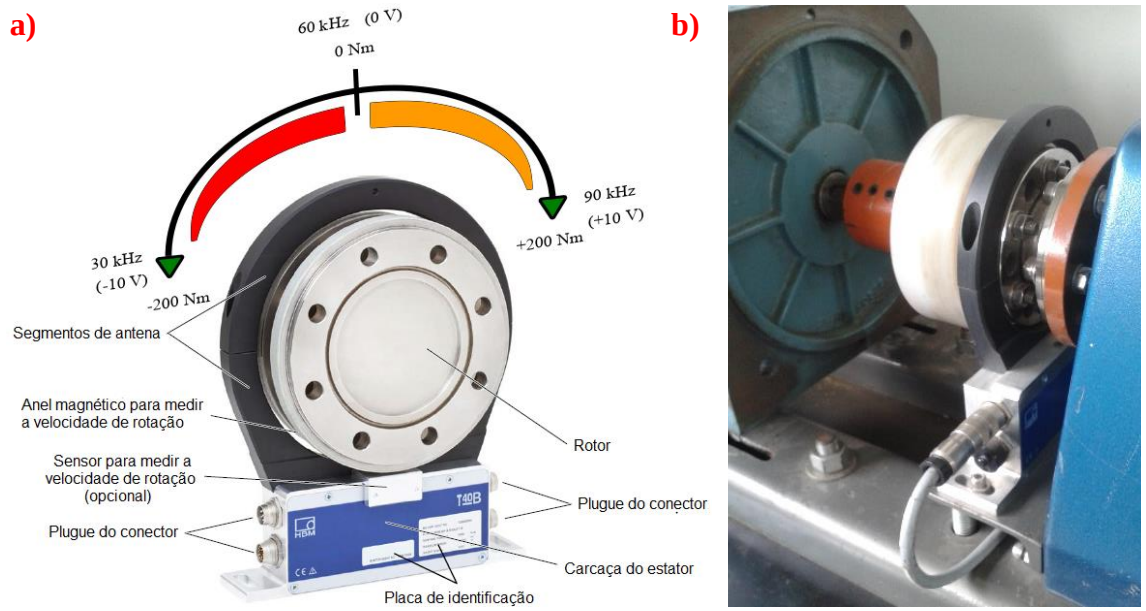


Figura 4.11 – Torquímetro: a) Detalhe do modelo HBM-T40B-200 (HBM, 2002); b) Instrumento montado na bancada.

4.2.6 Fonte de Alimentação

Para minimizar os efeitos de ruído e oscilações, foi utilizada uma fonte de alimentação chaveada que agrega estas características desejáveis, portanto atende exclusivamente ao torquímetro a fim de obter uma medição com maior exatidão, lembrando que o sistema de leitura do torquímetro é baseado em telemetria. Esse instrumento é recomendado pelo fabricante especialmente para pesquisas cientificas, desenvolvimento de produto, laboratório, universidades, faculdades e eletrônica. A fonte de tensão contínua utilizada na pesquisa foi do fabricante INSTRUTHERM® referência FA-3005 com alimentação de 127V/220V (50/60Hz) AC, tensão de saída regulável de 0 a 32V com ruído de oscilação ≤ 0,5m Vrms, apresentando exatidão de indicação e estabilidade em modo de tensão constante de ±1% ± 2 dígitos e ≤ 0,01% + 2mV respectivamente. Possui regulagem de tensão e corrente continuamente em torno do valor nominal mantendo uma alta exatidão em tensão e em corrente. Na Figura 4.12 é apresentado um modelo similar utilizado nesta pesquisa.

Figura 4.12 – Fonte de alimentação modelo FA-3005 (INSTRUTHERM, 2014).

4.2.7 Tacômetro Digital

Para a medição da velocidade de rotação do eixo dos motores para fins de aplicação nas Equações 2.2 a 2.5, foi utilizado um tacômetro digital modelo MDT-2238B da Minipa (Figura 4.13) onde é possível obter medidas com alta exatidão e alta taxa de amostragem. O instrumento pode operar de duas formas: por contato e por foto detecção. Em função da

segurança, praticidade e menor erro de medição, optou-se em medir a velocidade de rotação do acoplamento entre eixos usando o modo óptico. No modo de leitura óptica, a velocidade de rotação do eixo pode ser medida na faixa de 2,5 a 100.000 rpm com uma distância de detecção de 50 a 500 mm e uma resolução de 0,1 rpm (de 2,5 a 1000 rpm) ou 1 rpm (acima de 1000 rpm) com uma exatidão de ± (0,05% leitura + 1 dígito).

a) b)

Figura 4.13 – Tacômetro digital: a) Modelo MDT-2238B usado na pesquisa; b) Modo óptico de operação.

4.3 SISTEMA DE AQUISIÇÃO DO SOM

Para aquisição do som foi utilizado um sistema embarcado (Figura 4.14) que é baseado na plataforma de desenvolvimento Arduino DUE e do microfone condensador de eletreto CMA-4544PF-W. A montagem entre os módulos do hardware e o desenvolvimento do algoritmo foram realizados por Lima *et al.* (2018).

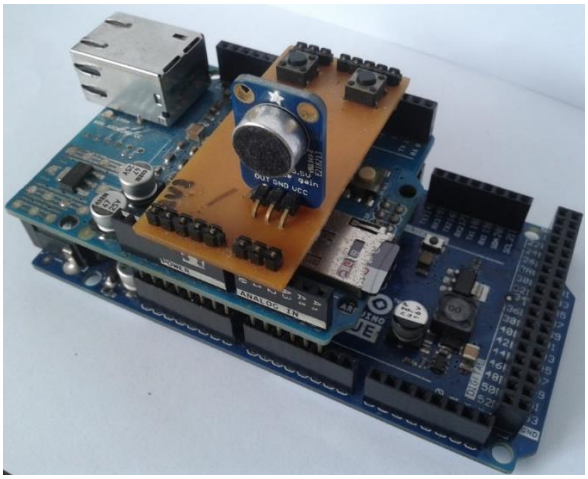


Figura 4.14 – Plataforma Arduino com microfone embarcado (LIMA *et al*., 2018).

O Arduino DUE possui elevada capacidade computacional e rápido processamento, visto que possui um microcontrolador arm de 32 bits: Atmel SAM3X8E ARM Cortex-M3. Mediante a configuração prévia de seus registradores e timers internos, a frequência de aquisição pôde ser estabelecida com o valor de 44,1 kHz com uma resolução de 16 bits (LIMA *et al*., 2018).

O CMA-4544PF-W é um microfone condensador de eletreto omnidirecional com sensibilidade de 44 dB e com frequência de operação de 20 Hz até 20 kHz. A sua curva de resposta em frequência (Figura 4.15) é estável, caracterizando-o como um bom mecanismo de transdução. Os arquivos de áudio são armazenados seguindo o padrão do formato WAVE, garantindo um armazenamento de áudio sem compressão e possibilitando a transferência desses arquivos via cartão de memória para posterior análise (LIMA *et al*., 2018).

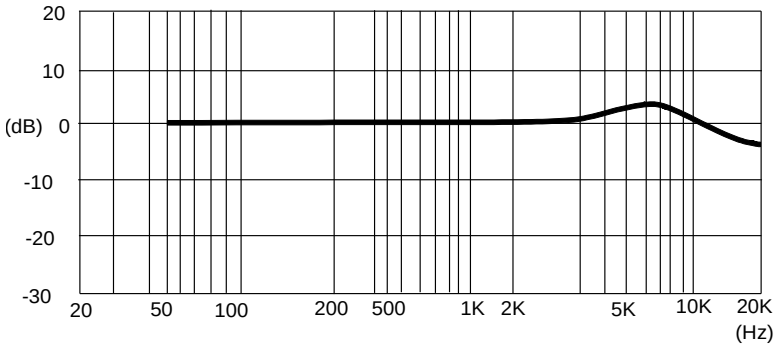


Figura 4.15 – Curva de resposta em frequência do microfone Arduino (Hz x dB) (LIMA *et al*., 2018).

4.4 PREPARAÇÃO DOS ROLAMENTOS

Nesta pesquisa foram utilizados três rolamentos rígidos de esferas com dupla blindagem, cuja referência 6206 2Z do fabricante SKF é similar ao utilizado na extremidade frontal (lado acionamento) do motor de indução trifásico. As características geométricas do rolamento foram obtidas de catálogos online e modelos CAD fornecidos pelo fabricante (ver Quadro 4.2). As variáveis foram previamente apresentadas nas Equações 2.2 a 2.5. As equações evidenciam a dependência das frequências características de falhas à velocidade de rotação do eixo, observado que a geometria do rolamento é inalterada e a carga em que é submetido é unicamente axial.

Variáveis	Valor	Unidade
d	9,525	mm
D	46,000	mm
n	9	elementos rolantes
θ	0°	graus

Quadro 4.2 – Dados da geometria do rolamento 6206 2Z (fonte: skf.com).

A primeira etapa da preparação dos rolamentos se deu pela remoção das blindagens como mostra a Figura 4.16. Nessa mesma figura estão identificados os rolamentos com falha na pista interna (a) e pista externa (b). Os furos têm um diâmetro aproximado de 5,8 mm em função do tipo de ferramenta utilizada.

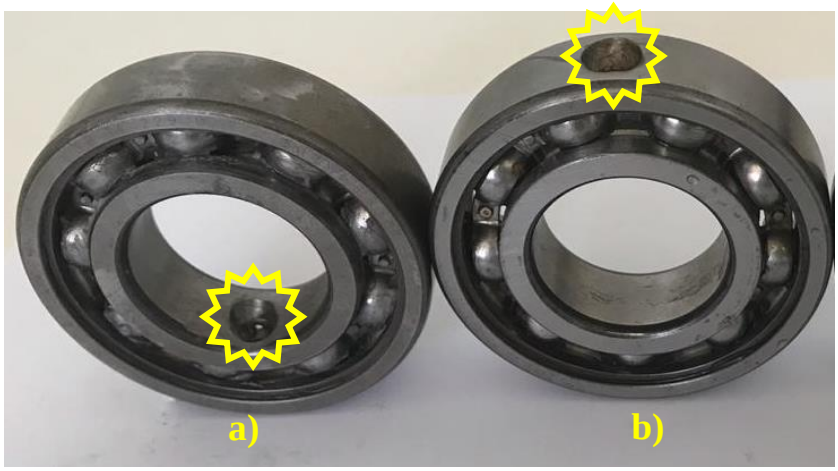


Figura 4.16 – Furos de aproximadamente 5,8 mm de diâmetro: a) pista interna; b) pista externa.

Os furos foram realizados utilizando uma ferramenta abrasiva do tipo ponta montada onde é muito empregada em forjarias, fundições, caldeirarias, ferramentarias e

indústrias metalúrgicas em geral, para atividades de desbaste em locais de difícil acesso. Esta ferramenta é constituída por um pequeno rebolo de material abrasivo fixado a uma haste de aço e o conjunto é montado em uma retifica elétrica ou pneumática que por meio de determinada velocidade de rotação realiza o desbaste de material do rolamento (Figura 4.17).

Figura 4.17 – Ponta montada empregada na preparação das falhas dos rolamentos.

Finalizada a implantação das falhas nos rolamentos, o passo seguinte foi realizar as trocas do rolamento frontal e fazer as aquisições das emissões acústicas para cada condição de falha (Figura 4.18).

Figura 4.18 – Operação de substituição dos rolamentos.

CAPÍTULO V

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são apresentados os resultados experimentais obtidos na bancada de motores, em especial no rolamento frontal do motor de indução, onde utilizou-se da configuração apresentada na matriz de ensaio do Quadro 4.1.

Os resultados provêm de uma condição simulada de falhas em dois rolamentos, em comparação a um rolamento saudável, em um motor de indução operando em regimes constante de carga, predefinida e ajustável. A bancada foi projetada para ensaio de torque de motores elétricos por meio de uma disposição física de conexão axial entre motor e carga, via mancal (Figura 4.4).

Este tipo de acoplamento, axial, permite simular uma carga que influência apenas na rotação do motor de indução, portanto, não origina qualquer componente de força radial sobre os rolamentos, a não ser que haja um desalinhamento considerável entre eixos.

Os experimentos são apresentados em duas partes: A primeira parte é apresentar o sinal acústico no domínio da frequência por meio da técnica clássica da Transformada Rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform - FFT*) buscando identificar as três primeiras harmônicas das frequências características de falhas dos rolamentos, demonstrando que é possível obter o espectro de frequência do som emitido pelo motor, porém com uma parcela significativa de componentes de ruído. Na segunda parte do experimento, submete-se os mesmos sinais acústicos aos métodos de classificação do determinismo e comportamento caótico, para enfim aplicar-se a técnica SAC-DM para a identificação da falha.

5.1 PARTE 1 – MÉTODO TRADICIONAL

Nesta parte, a ideia é detectar no áudio captado as frequências relacionadas ao rolamento em estudo, analisando-o através da Transformada Rápida de Fourier, permitindo obter um referencial comparativo quanto a identificação da falha para avaliar tal condição no método proposto.

Sendo a FFT uma técnica que apresenta o sinal no domínio da frequência e o método proposto tendo como resultado a quantidade de picos por segundo, pode-se esperar alguma relação particular de proporcionalidade entre esses fenômenos físicos quando comparados em termos de unidades de frequência.

Foram utilizados para a construção desses espectros de frequência um intervalo arbitrário de 30 segundos de dados de áudio para cada amostra, totalizando neste intervalo uma média de 1.278.901 pontos coletados para cada uma. Estes dados não foram submetidos a nenhum processo de filtragem, seja analógico ou digital, portanto, é de se esperar uma considerável interferência no sinal por componentes ruidosos provenientes do ambiente do experimento.

Para obter as FCF dos rolamentos foram utilizadas as Equações 2.2 e 2.3, pista externa e interna respectivamente. Visto que a geometria do rolamento já está definida, mediu-se a velocidade de rotação do eixo do motor com o tacômetro a fim de obter a respectiva FCF para cada condição de operação via equações citadas acima.

Na primeira aquisição, o som emitido pelo MIT sob ausência de carga (0% de carga nominal), porém acoplado ao motor de corrente contínua tem seu espectro de frequências revelado (Figura 5.1) sob três condições distintas: rolamento saudável, rolamento com falha na pista externa e falha na pista interna. A frequência de rotação do eixo do motor (29,93 Hz) é captada e identificada como pode ser observado. As demais frequências fundamentais e suas respectivas harmônicas geradas por cada pista do rolamento também foram identificadas.

Rolamento saudável não apresentou em nossas análises espectrais um destaque expressivo dos picos, provavelmente devido baixo nível de energia no sinal gerado, já em decorrência da ausência de falha.

A Tabela 5.1 resume as principais informações extraídas do espectro de frequências, e para efeito comparativo, os valores de FCF calculados através das equações 2.2 e 2.3. De certa forma, a análise dos dados em um espectro de frequências de um sinal

captado de um rolamento ocorrerá quando confrontado com o valor de frequência calculado das equações 2.2 a 2.5.

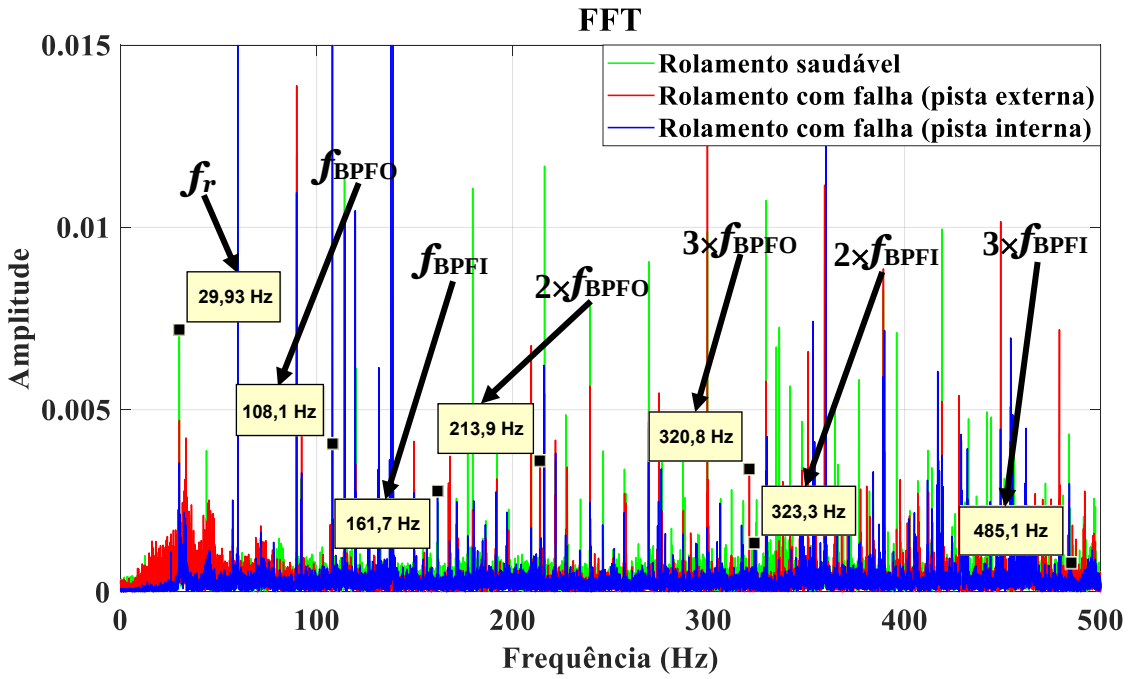


Figura 5.1 – FFT do sinal acústico para diferentes condições do rolamento, indicando as FCF sob carga a 0%.

Tabela 5.1 – FCF do rolamento SKF 6206 ZZ: valores da FFT e de equações, para 0% de carga.

Condições da Aquisição:	***Carga: 0%***	***Rotação do Eixo: 1795,8 rpm (29,93Hz)***	
Valores obtidos da FFT (Hz)			
	1×FCF	***2×FCF***	***3×FCF***
Pista Externa	108,1	213,9	320,8
Pista Interna	161,7	323,3	485,1
Valores obtidos das equações 2.2 e 2.3 (Hz)			
	1×FCF	***2×FCF***	***3×FCF***
Pista Externa	106,8	213,6	320,4
Pista Interna	162,6	325,1	487,7

Na segunda aquisição, com uma carga de 50% da nominal (Figura 5.2) foram captados novos áudios com os mesmos rolamentos sob as três condições citadas acima. Após processamento do sinal acústico, foram obtidas as frequências fundamentais e suas harmônicas, dos rolamentos em falha, com a respectiva frequência de rotação do eixo do motor (29,41 Hz). Com a elevação do torque sobre o MIT, resultado do aumento da carga

em 50%, é previsível uma redução sensível da rotação do eixo e consequentemente uma redução proporcional das frequências características de falhas dos rolamentos. A Tabela 5.2 apresenta esta tendência, comparando-se à Tabela 5.1.

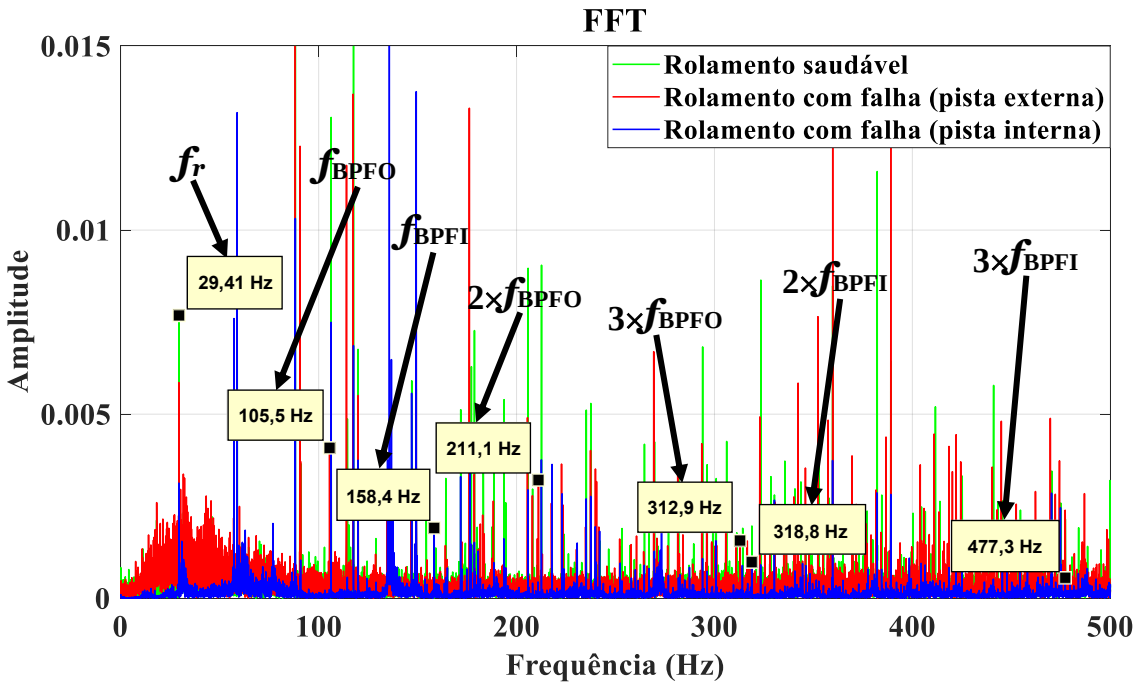


Figura 5.2 – FFT do sinal acústico para diferentes condições do rolamento, indicando as FCF sob carga a 50%.

Tabela 5.2 – FCF do rolamento SKF 6206 ZZ: valores da FFT e de equações, para 50% de carga.

Condições da Aquisição:	***Carga: 50%***	***Rotação do Eixo: 1764,6 rpm (29,41Hz)***	
Valores obtidos da FFT (Hz)			
	1×FCF	***2×FCF***	***3×FCF***
Pista Externa	105,5	211,1	312,9
Pista Interna	158,4	318,8	477,3
Valores obtidos das equações 2.2 e 2.3 (Hz)			
	1×FCF	***2×FCF***	***3×FCF***
Pista Externa	104,9	209,9	314,8
Pista Interna	159,7	319,5	479,2

Na terceira aquisição, com torque máximo, consequência de uma carga de 100% da nominal (Figura 5.3) foram obtidos novos sinais acústicos. Similar às duas aquisições anteriores, conseguiu-se identificar a frequência de rotação do eixo (28,62 Hz) e as respectivas frequências fundamentais e harmônicas dos rolamentos em falha. A partir daí,

apresentou-se as informações extraídas dos espectros e equações de frequência características do rolamento na Tabela 5.3.

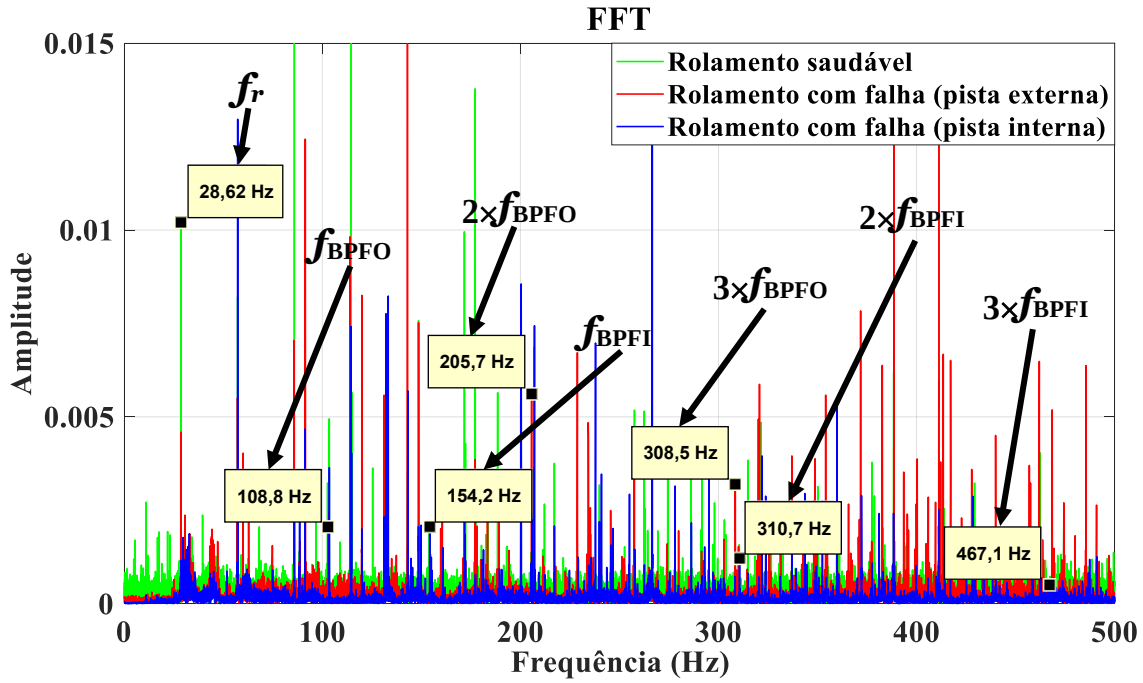


Figura 5.3 – FFT do sinal acústico para diferentes condições do rolamento, indicando as FCF sob carga a 100%.

Tabela 5.3 – FCF do rolamento SKF 6206 ZZ: valores da FFT e de equações, para 100% de carga.

Condições da Aquisição:	***Carga: 100%***	***Rotação do Eixo: 1717,2 rpm (28,62Hz)***	
Valores obtidos da FFT (Hz)			
	1×FCF	***2×FCF***	***3×FCF***
Pista Externa	108,8	205,7	308,5
Pista Interna	154,2	310,7	467,1
Valores obtidos das equações 2.2 e 2.3 (Hz)			
	1×FCF	***2×FCF***	***3×FCF***
Pista Externa	102,1	204,2	306,4
Pista Interna	155,5	310,9	466,4

5.2 PARTE 2 – MÉTODO PROPOSTO

Quanto a abordagem da identificação do comportamento caótico do sinal em estudo, partimos da colaboração cientifica apresentada nas seções 4.1 e 4.2. Consiste em duas etapas em que se pretende caracterizar e classificar um dado sinal acústico sob determinado comportamento gráfico apresentado, antes da aplicação da técnica SAC-DM. Utilizou-se nos dois testes a seguir, um sinal acústico captado de um rolamento saudável sobre condição de carga nula. Para os demais rolamentos, sob condições de falhas e carga aplicada ao motor, praticamente não houveram modificações sensíveis nos resultados usando os testes para o determinismo e caos.

5.2.1 Teste para o Determinismo

O teste adotado para o determinismo foi o teste da árvore de símbolos que é um método de plotagem do espectro de símbolos de partições das séries temporais em estudo, geradas pelos sinais de áudios.

Inicialmente definiu-se o comprimento da série temporal em estudo com $N = 10.000$ pontos, considerando que todos os arquivos de áudio foram gerados a uma taxa de amostragem de 44.100 Hz em aproximadamente um minuto de gravação. Em seguida estabeleceu-se partições de comprimento $l = 500$, ordenadas nessa série temporal. A escolha de L que corresponde a grupos de elementos de cada partição em "palavras" de comprimento L, ficou preestabelecido em $L = 5$.

Como resultado desses parâmetros pré-estabelecidos, foram gerados 20 espectros de símbolos. Kulp e Smith (2011), relatam que 20 espectros tendem a ser suficientes para determinar se os espectros de símbolos são semelhantes ou não. Caso seja gerada uma quantidade pequena de espectros, é difícil distinguir entre uma série determinística ou uma estocástica, porque torna-se difícil estabelecer um padrão (ou não há) entre os espectros. Se escolher muitas partições, o tamanho da partição pode tornar-se muito curto para produzir um espectro confiável.

O eixo das abscissas corresponde à 2^L, ou seja, para esta pesquisa adotou-se 32 palavras ($L = 5$). No eixo das ordenadas são apresentadas as frequências de cada palavra. Segundo Kulp e Smith (2011), se 2^L é muito próximo à l, pode haver uma certa dificuldade em estabelecer padrões no espectro de símbolo, especialmente em se tratando de séries

caóticas. O resultado do teste determinístico para o sinal de áudio do rolamento pode ser visualizado na Figura 5.4, evidenciando uma sobreposição e similaridade significativa entre os espectros de símbolos do sinal em análise, o que caracteriza tal série temporal como determinística.

O comportamento das curvas ascendentes visualizados nas extremidades da Figura 5.4 indicam que na série binária gerada da função limiar descrita na relação 3.2 da Seção 3.1 são decorrentes da alta probabilidade de se obterem palavras com sequências binárias só com 0's ou 1's. A justificativa para tal efeito ainda não foi compreendida pelos autores da técnica.

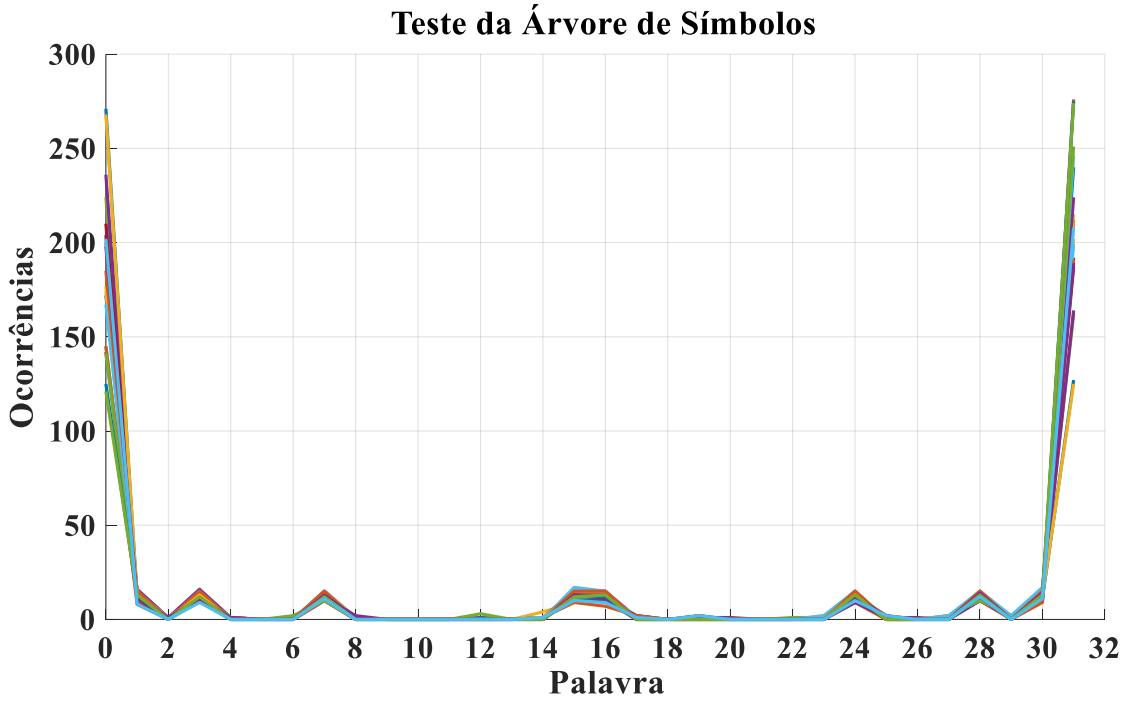


Figura 5.4 – Resultado do Teste da Árvore de Símbolos do sinal acústico em estudo.

5.2.2 Teste para o Caos

O método utilizado para identificar a presença de comportamento caótico no sinal em estudo será o Teste 0-1 para o caos, já abordado aqui, e que em comparação a outros métodos, apresenta a vantagem de não exigir a reconstrução do espaço de fase do sistema, mas funciona diretamente com a série temporal apresentada, além de oferecer uma interpretação direta de seu resultado.

Tendo como base o trabalho cientifico de Kulp e Smith (2011), foi estabelecido que $n \ll N$, onde na prática $n < n_{cut} = N/10$. N corresponde ao comprimento da série temporal (sinal captado) em sua totalidade ou parte dela, enquanto n representará a décima

parte relativa ao comprimento desta série (ou da parte dela definida). Para este experimento, adotamos também $N = 10.000$, o que define o valor de $n = 1.000$. A fim de evitar alguns valores ressonantes de "c", porém nem todos, é restringi-lo no intervalo compreendido entre $\pi/5 < c < 4\pi/5$, atribuindo nesse intervalo segundo Gottwald e Melbourne (2009), 100 valores diferentes escolhidos aleatoriamente, que já seriam suficientes para caracterizar um sistema.

O resultado final para a caracterização é a obtenção do valor de K, que representa a mediana dos Kc's. Segundo Kulp e Smith (2011), a escolha da mediana é usada para suprimir ainda mais as ressonâncias que podem não ter sido evitadas na determinação do intervalo restrito em "c". ´Tal atenção deve-se ao fato de que para um valor de K maior que 1 o sistema estará sob efeito de um comportamento ressonante, o que compromete o resultado desse teste.

Para o sinal em análise, os resultados podem ser visualizados na Figura 5.5, onde as sequências de pontos destacados revelam uma mediana com valor de 0,997, o que atesta o comportamento caótico do sinal em análise.

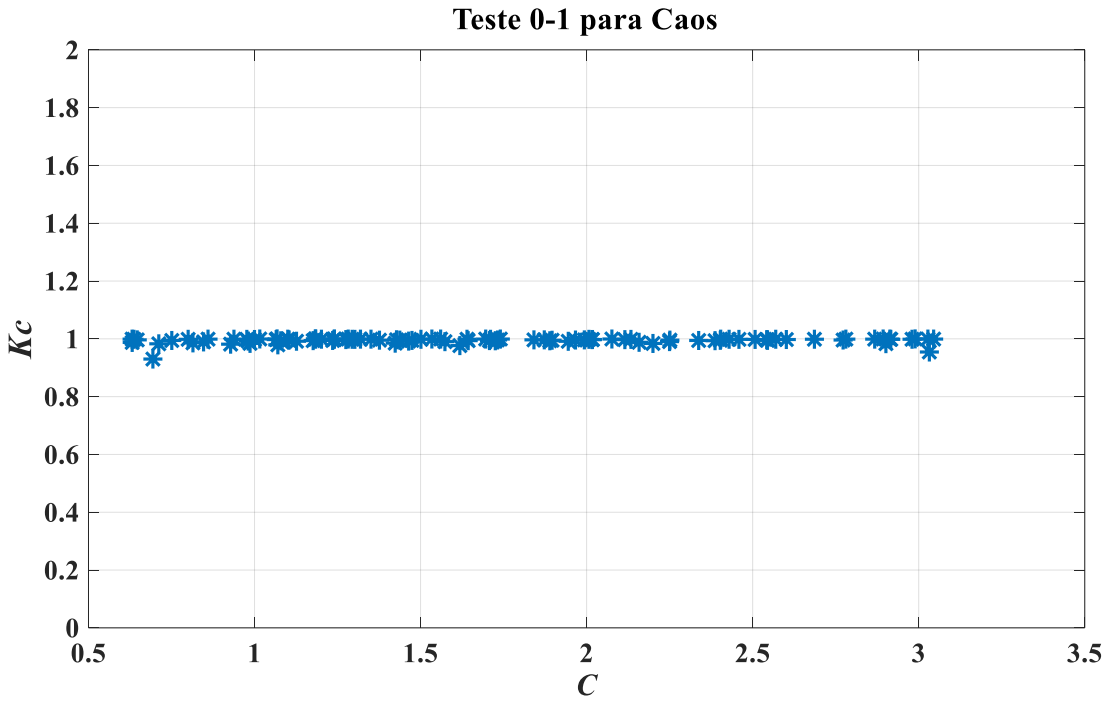


Figura 5.5 – Resultado do Teste 0-1 do sinal acústico em estudo.

5.2.3 Técnica SAC-DM

Com o propósito de confrontar o resultado prático com o teórico, da técnica SAC-DM, a Equação 3.17 aplicada às funções não periódicas, foi utilizada para a obtenção dos valores teóricos da técnica, por meio da relação entre as derivadas, segunda e quarta, da função de autocorrelação apresentada na Equação 3.14. Para tanto, foram obtidas as curvas de autocorrelação referentes as condições de operação do rolamento versus percentual de carga nominal aplicada ao motor (Figura 5.6). Essas curvas correspondem as funções de ajustes sobre os pontos demarcados que pertencem aos dados adquiridos dos sinais acústicos.

As curvas coincidentes com os pontos foram geradas via série de Fourier. Nota-se uma determinada segregação das curvas por condição de operação dos rolamentos e cargas impostas ao motor. O resultado comparativo entre os dados teóricos e práticos foram apresentados ao final deste capítulo.

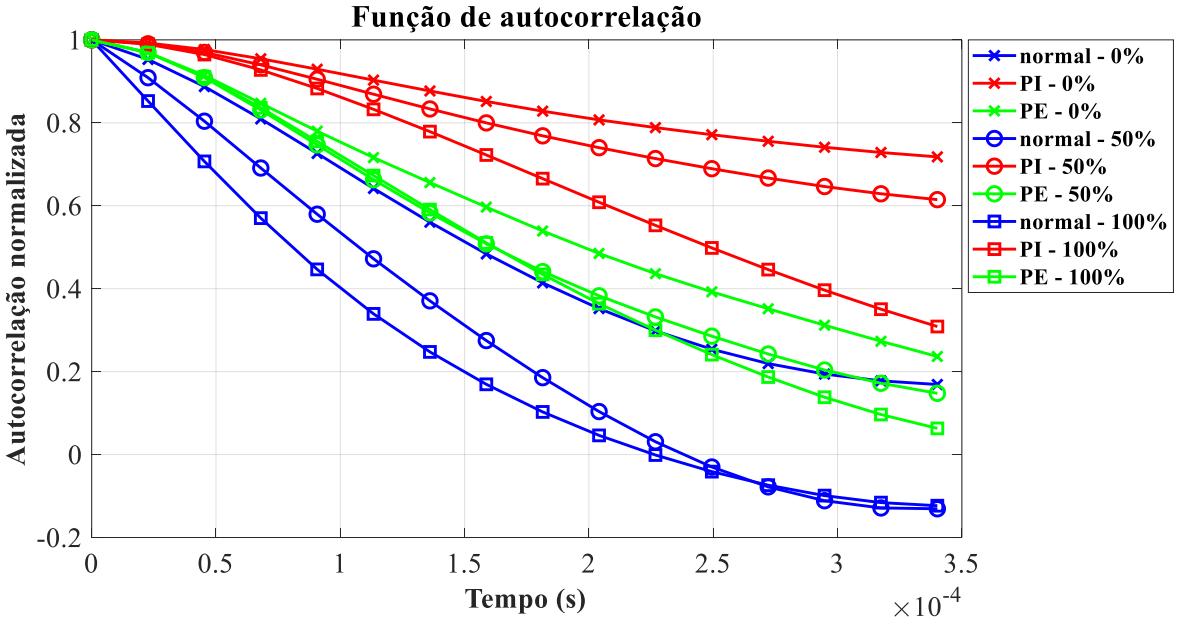


Figura 5.6 – Funções de autocorrelação das três condições do rolamento e percentual de cargas.

A técnica proposta do SAC-DM, baseada no princípio fundamental da contagem do número de picos do sinal acústico foi aplicada e o conjunto de dados da técnica são apresentados na Tabela 5.4. Este resultado obtido via algoritmo desenvolvido em Matlab corresponde à parte prática do estudo. Com um intervalo de amostragem de 20 segundos do sinal total, foi gerada a matriz 9 x 19 com valores parcialmente truncados do SAC-DM.

Nas Figuras 5.7, 5.8 e 5.9 são mostradas as curvas do SAC-DM obtidas dos sinais de áudio do motor de indução sob efeito das cargas de 0%, 50% e 100% referentes à carga nominal e condições do rolamento. A diferença entre os gráficos está na resolução do tempo, onde inicia com $\Delta t = 1\ s$ e termina com $\Delta t = 0{,}1\ s$. Um comportamento verificado entre os dados plotados é que as segregações entre as curvas se mantêm, mesmo com o aumento da resolução no tempo. Essa observação é melhor constatada quando a relação é feita generalizando as curvas de rolamento saudável, com falha na pista interna e pista externa, sem se ater ao efeito da carga imposta ao motor.

Tabela 5.4 – Resultado truncado dos valores do SAC-DM (Hz) (matriz 9 x 19).

	1	**2**	**3**	...	**17**	**18**	**19**
Saudável / 0% carga	3399,92	3403,92	3386,92	...	...	...	...
P. externa / 0% carga	4420,90	4602,90	...	...	...	...	...
P. interna / 0% carga	5317,88	...	...	...	...	...	...
⋮	...	...	...	...	...	...	...
Saudável / 100% carga	...	...	...	...	...	...	3524,92
P. externa / 100% carga	...	...	...	...	...	3994,90	3932,91
P. interna / 100% carga	...	...	...	...	4612,89	4650,89	4626,89

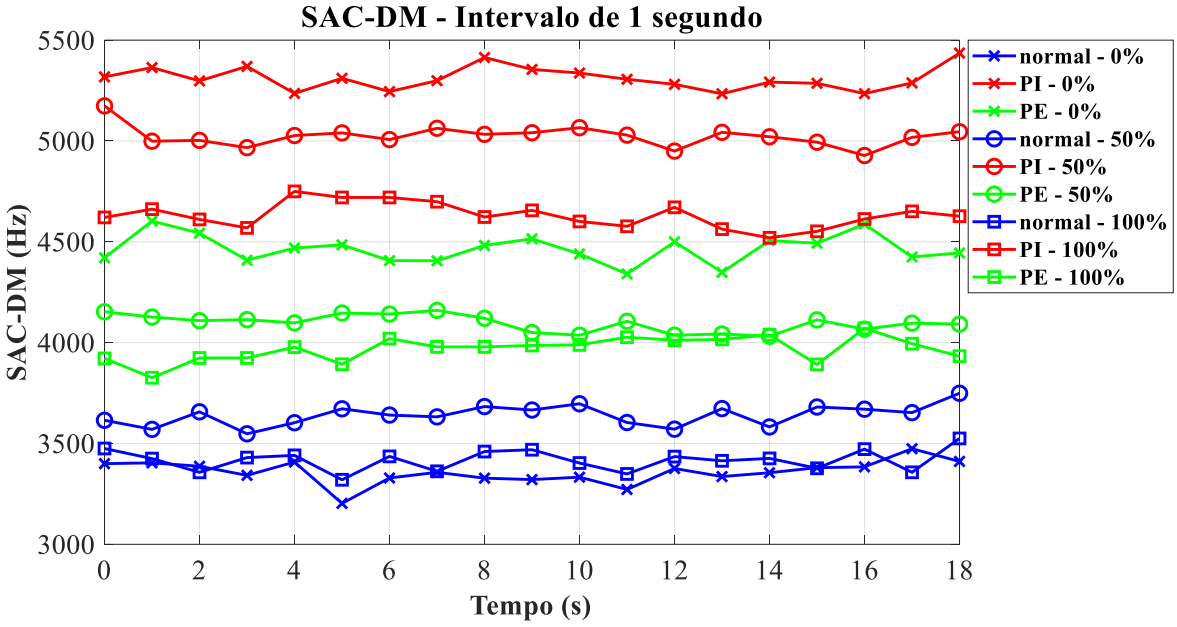


Figura 5.7 – Resultado do SAC-DM para três condições do rolamento e percentual de cargas em um Δt = 1 s.

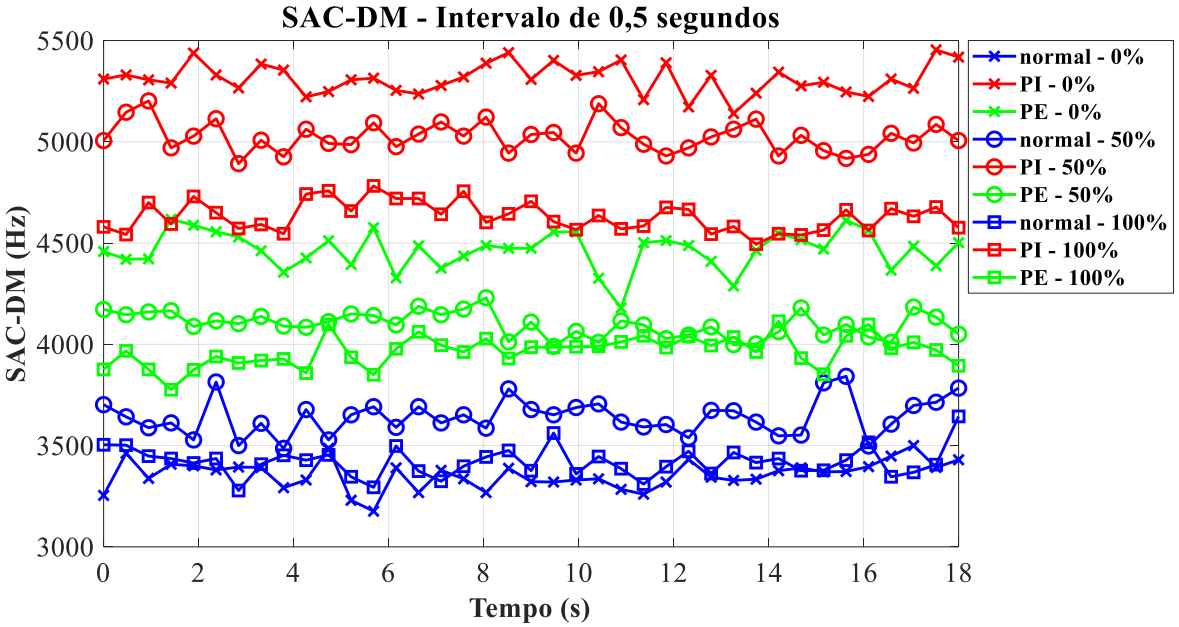


Figura 5.8 – Resultado do SAC-DM para três condições do rolamento e percentual cargas em um Δt = 0,5 s.

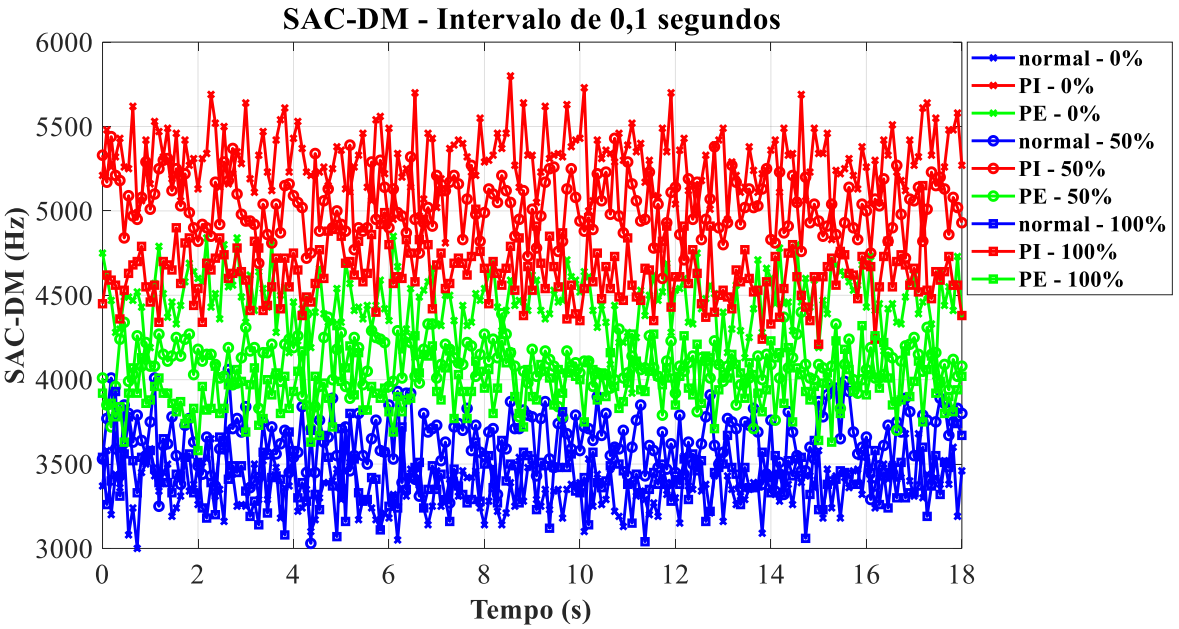


Figura 5.9 – Resultado do SAC-DM para três condições do rolamento e percentual cargas em um Δt = 0,1 s.

O gráfico ilustrado na Figura 5.10 foi gerado considerando a média e o desvio padrão do conjunto de valores apresentados no Tabela 5.4. Nota-se uma faixa distinta de valores de SAC-DM para cada condição do rolamento e a manutenção da ordem de grandeza se mantêm similarmente aos dados anteriores.

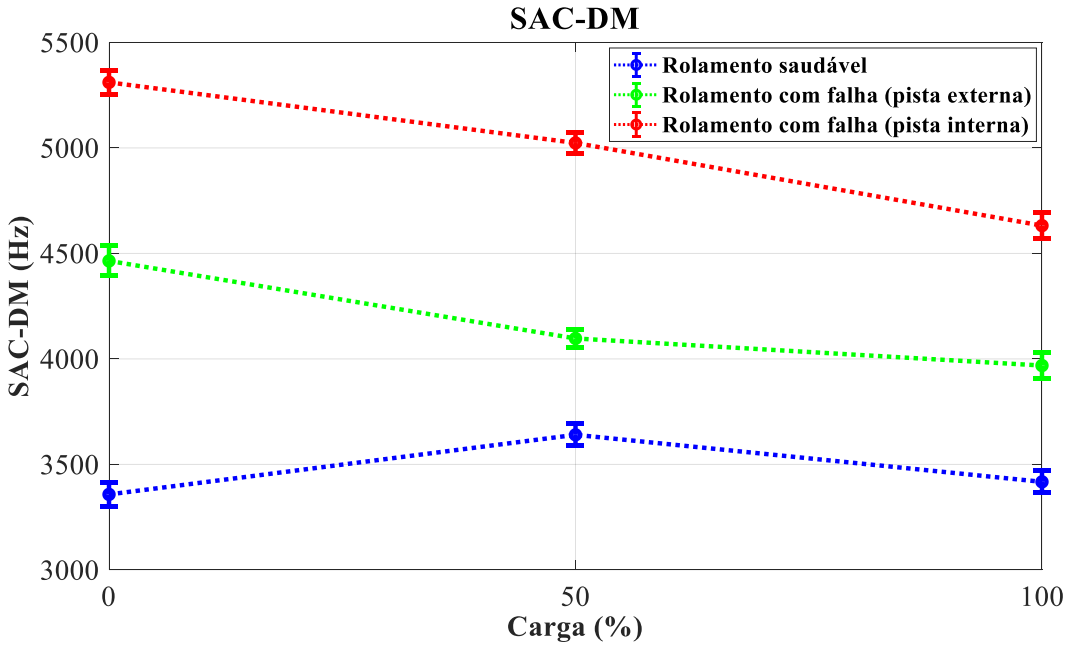


Figura 5.10 – Valores médios e desvios padrão do SAC-DM em função do percentual de cargas aplicadas (0%, 50% e 100%).

Outro fato a ser destacado, é que o valor do desvio padrão proporcionalmente aos valores médios do SAC-DM demonstram uma variação relativamente baixa (valor máximo aproximado de 3,5% referente ao intervalo de variação dividido pela média) para cada combinação de carga e condição do rolamento (ver Tabela 5.5).

Tabela 5.5 – Dados estatísticos do SAC-DM (Hz) referentes a Figura 5.10.

Rolamento	0%	50%	100%
Saudável	3357,82 ± 58,15	3640,29 ± 51,45	3417,45 ± 52,83
Com falha na pista externa	4464,48 ± 70,91	4097,01 ± 41,73	3968,59 ± 60,86
Com falha na pista interna	5310,67 ± 57,55	5023,52 ± 51,38	4631,79 ± 62,34

Mesmo sob aplicação das cargas, o valor do SAC-DM tende a permanecer dentro de uma determinada faixa de valores, concomitantemente as condições de rolamento saudável e com falha, permitindo assim, distinguir os dados relativos de SAC-DM para cada elemento do rolamento em estudo. Além disso, a faixa de valores do SAC-DM de uma falha na pista interna do rolamento é mais alta do que a da pista externa, e consequentemente, de um rolamento saudável. Isso demonstra uma certa correspondência com à ordem de grandeza relacionada às frequências características das falhas de rolamento quando analisadas no domínio da frequência e utilizando as Equações 2.2 e 2.5.

Comparando-se os valores do SAC-DM teóricos e práticos (Tabela 5.6), o primeiro obtido pela aproximação de uma função de correlação representada por série de Fourier e o

segundo efetivamente obtido pela contagem de picos do sinal de áudio, é possível afirmar que há uma certa convergência entre os dados, visto que o respectivo erro relativo comprova este comportamento. O erro relativo médio também calculado foi de 1,79% em valores absolutos.

Tabela 5.6 – Erro relativo entre os valores teóricos e práticos do SAC-DM.

	Rolamento saudável			**Falha pista interna**			**Falha pista externa**		
Carga	**SAC-DM**	**Equação**	**Erro relativo**	**SAC-DM**	**Equação**	**Erro relativo**	**SAC-DM**	**Equação**	**Erro relativo**
0%	3357,9	3310,5	1,43%	5310,8	5111,2	3,90%	4464,6	4447,7	0,38%
50%	3640,4	3657,7	-0,47%	5023,6	5147,3	-2,40%	4097,1	4152,2	-1,33%
100%	3417,5	3395,9	0,64%	4631,9	4811,8	-3,74%	3968,7	3899,4	1,78%

CAPÍTULO VI

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho expôs a aplicação de uma técnica usada pela primeira vez na análise de falhas de rolamentos de motor de indução trifásico, usando o som emitido pelo mesmo e captado por um único sensor. A pesquisa abordou a análise de falhas nas pistas interna e externa do rolamento frontal do motor.

Como etapa inicial, explorou-se os trabalhos científicos relacionados ao uso do som para o diagnóstico de falhas em motores elétricos e ficou evidente que essas técnicas são minorias dentre outras alternativas, também abordadas. No entanto, estas poucas técnicas podem potencializar o desenvolvimento de instrumentos de captação, processamento e medição mais sofisticados, visto que o som é um fenômeno físico que fornece informações de um sistema, provendo meio interativo entre homem e máquina de forma não invasiva.

Para aplicação da técnica proposta, três rolamentos idênticos, porém com condições operacionais diferenciadas, foram utilizados na pesquisa. Suas emissões acústicas foram capturadas e os respectivos dados avaliados sobre a óptica de dois testes simples e práticos, que constataram o comportamento caótico nos sinais acústicos e validou o uso dos mesmos na técnica SAC-DM, fornecendo assim, resultados confiáveis.

O resultado prático alcançado por algoritmo que executa a contagem do número de picos do sinal acústico foi comparado com o resultado teórico obtido via interpolação por série de Fourier da curva de autocorrelação, e evidenciou uma similaridade significativa entre os valores respectivos.

A técnica de análise de sinais baseada em uma extensão da Teoria do Caos usando contagem de picos demonstra que a quantificação do comportamento caótico em um sinal acústico com características determinísticas pode ser uma alternativa viável para a

caracterização e diagnóstico de falhas de rolamentos em motores de indução trifásicos. Esta técnica também foi confrontada com a análise espectral e a ordem de grandeza de seus resultados foram significativamente compatíveis comparados a técnica clássica.

Este trabalho procurou contribuir para análise de falhas de rolamento rígido de esferas em motor de indução trifásico utilizando técnica nunca antes direcionada a este fim e que demonstra com os resultados acima discutidos uma possibilidade de se equiparar aos resultados de técnicas já consolidadas no meio industrial usando para isso ferramentas que envolvem menor custo operacional, menor quantidade de dados e processamento, interpretação mais prática do comportamento do sistema e principalmente ser menos invasivo.

Quanto à trabalhos futuros, pretende-se:

- Aplicar a técnica a análise de severidade de falhas em rolamentos rígidos de esferas no intuito de avaliar sua detectabilidade, ainda que usando o som, modificando inclusive a disposição física entre os eixos dos motores, permitindo que a carga imposta ao motor de indução resulte em maior sobrecarga ao rolamento;
- Aplicar a técnica usando sinais de vibração mecânica (via acelerômetro) e tentar estabelecer padrões de calibração tendo como referência resultados espectrais de técnicas clássicas industriais;
- Testar a técnica em outros tipos de falhas, de origem mecânica e elétrica, susceptíveis de ocorrerem em um motor de indução trifásico.

REFERÊNCIAS

ABDELKADER, R.; KADDOUR, A.; BENDIABDELLAH, A.; DEROUICHE, Z. Rolling bearing fault diagnosis based on an improved denoising method using the complete ensemble empirical mode decomposition and the optimized thresholding operation. **IEEE Sensors Journal**, v. 18, n. 17, p. 7166-7172, 2018.

ADISSI, M. O. **Estudo e desenvolvimento de sistema de monitoramento da eficiência energética em motores elétricos na indústria**. 2015. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) — PPGEM, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2015.

AKÇAY, H.; GERMEN, E. Identification of acoustic spectra for fault detection in induction motors. *In*: **2013 Africon**. IEEE, p. 1-5. 2013.

ANTONI, J.; RANDALL, R. B. Differential diagnosis of gear and bearing faults. **J. Vib. Acoust.**, v. 124, n. 2, p. 165-171, 2002.

ÁVILA, G.; ARAÚJO, L. C. L. **Cálculo**: ilustrado, prático e descomplicado. Grupo Gen-Rio de Janeiro: LTC, 2012.

BAZEIA, D.; PEREIRA, M. B. P. N.; BRITO, A. V.; OLIVEIRA, B. F.; RAMOS, J. G. G. S. A novel procedure for the identification of chaos in complex biological systems. **Scientific reports**, v. 7, p. 44900, 2017.

BEHNIA, A.; CHAI, H. K.; SHIOTANI, T. Advanced structural health monitoring of concrete structures with the aid of acoustic emission. **Construction and Building Materials**, v. 65, p. 282-302, 2014.

BORGES, J. C. S. **Estudo e desenvolvimento de um transdutor de torque para eixos rotativos por meio de sensores de efeito hall**. 2015. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) — PPGEM, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2015.

BOUDINAR, A. H.; BENOUZZA, N.; BENDIABDELLAH, A.; KHODJA, M. Induction motor bearing fault analysis using a root-MUSIC method. **IEEE Transactions on Industry applications**, v. 52, n. 5, p. 3851-3860, 2016.

BRAUN, S.; DATNER, B. Analysis of roller/ball bearing vibrations. **Transactions of the ASME Journal of Mechanical Design**, v. 101, p. 118-125, 1979.

BRIE, D. Modelling of the spalled rolling element bearing vibration signal: an overview and some new results. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 14, n. 3, p. 353-369, 2000.

BUDYNAS, R. G.; NISBETT, J. K. **Elementos de máquinas de Shigley**: Projeto de engenharia Mecânica. 8. ed. Porto Alegre: Mcgraw Hill, 2011. 1073 p. ISBN 978-85-8055-042-9.

CERRADA, M.; SÁNCHEZ, R.-V.; LI, C.; PACHECO, F.; CABRERA, D.; VALENTE de OLIVEIRA, J.; VÁSQUEZ, R. E. A review on data-driven fault severity assessment in rolling bearings. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 99, p. 169-196, 2018.

CRUTCHFIELD, J. P.; YOUNG, K. Inferring statistical complexity. **Physical Review Letters**, v. 63, n. 2, p. 105, 1989.

DALVAND, F.; DALVAND, S.; SHARAFI, F.; PECHT, M. Current noise cancellation for bearing fault diagnosis using time shifting. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 64, n. 10, p. 8138-8147, 2017.

DELGADO-ARREDONDO, P. A.; MORINIGO-SOTELO, D.; OSORNIO-RIOS, R. A.; AVINA-CERVANTES, J. G.; ROSTRO-GONZALEZ, H.; ROMERO-TRONCOSO,

R. J. Methodology for fault detection in induction motors via sound and vibration signals. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 83, p. 568-589, 2017.

EL-THALJI, I.; JANTUNEN, E. A summary of fault modelling and predictive health monitoring of rolling element bearings. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 60, n. 1, p. 252-272, 2015.

EREN, L.; DEVANEY, M. J. Bearing damage detection via wavelet packet decomposition of the stator current. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 53, n. 2, p. 431-436, 2004.

FROSINI, L.; HARLIŞCA, C.; SZABÓ, L. Induction machine bearing fault detection by means of statistical processing of the stray flux measurement. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 62, n. 3, p. 1846-1854, 2015.

GAO, Z.; CECATI, C.; DING, S. X. A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques - Part I: Fault diagnosis with model-based and signal-based approaches. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 62, n. 6, p. 3757-3767, 2015.

GARCÍA-ESCUDERO, L. A.; DUQUE-PEREZ, O.; FERNANDEZ-TEMPRANO, M.; MORINIGO-SOTELO, D. Robust detection of incipient faults in VSI-fed induction motors using quality control charts. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 53, n. 3, p. 3076-3085, 2017.

GARCIA-PEREZ, A.; ROMERO-TRONCOSO, R. J.; CABAL-YEPEZ, E.; OSORNIO-RIOS, R. A.; LUCIO-MARTINEZ, J. A. Application of high-resolution spectral analysis for identifying faults in induction motors by means of sound. **Journal of Vibration and Control**, v. 18, n. 11, p. 1585-1594, 2011.

GAUTHIER, Y. The construction of chaos theory. **Foundations of Science**, v. 14, n. 3, p. 153-165, 2009.

GERMEN, E.; BAŞARAN, M.; FIDAN, M. Sound based induction motor fault diagnosis using Kohonen self-organizing map. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 46, n. 1, p. 45-58, 2014.

GHORBANIAN, V.; FAIZ, J. A survey on time and frequency characteristics of induction motors with broken rotor bars in line-start and inverter-fed modes. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 54, p. 427-456, 2015.

GLOWACZ, A. Fault diagnosis of single-phase induction motor based on acoustic signals. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 117, p. 65-80, 2019.

GOKYILDIRIM, A.; UYAROGLU, Y.; PEHLIVAN, I. A novel chaotic attractor and its weak signal detection application. **Optik - International Journal for Light and Electron Optics**, v. 127, n. 19, p. 7889-7895, 2016.

GOSAK, M.; MARHL, M.; PERC, M. Chaos between stochasticity and periodicity in the Prisoner's Dilemma game. **International Journal of Bifurcation and Chaos**, v. 18, n. 3, p. 869-875, 2008.

GOTTWALD, G. A.; MELBOURNE, I. A new test for chaos in deterministic systems. **Proceedings of the Royal Society of London. Series A:** Mathematical, Physical and Engineering Sciences, v. 460, n. 2042, p. 603-611, 2004.

GOTTWALD, G. A.; MELBOURNE, I. On the implementation of the 0–1 test for chaos. **SIAM Journal on Applied Dynamical Systems**, v. 8, n. 1, p. 129-145, 2009.

HAMADACHE, M.; LEE, D.; VELUVOLU, K. C. Rotor speed-based bearing fault diagnosis (RSB-BFD) under variable speed and constant load. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 62, n. 10, p. 6486-6495, 2015.

HANITSCH, R. Energy efficient electric motors. In: RIO 02 - **World Climate & Energy Event**. p. 45–50, 2002.

HANSEN, R. E. Synthetic aperture sonar technology review. **Marine Technology Society Journal**, v. 47, n. 5, p. 117-127, 2013.

HARVEY, G.; GACHAGAN, A.; MUTASA, T. Review of high-power ultrasound-industrial applications and measurement methods. **IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control**, v. 61, n. 3, p. 481-495, 2014.

HBM, Hottinger Baldwin Messtechnik GmbH, Montageanleitung Drehmoment-Messflansch – T40B. A3452-2.0 en/de. Darmstadt, Germany, 2002.

HE, M.; HE, D. Deep learning based approach for bearing fault diagnosis. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 53, n. 3, p. 3057-3065, 2017.

HE, W.; MIAO, Q.; AZARIAN, M.; PECHT, M. Health monitoring of cooling fan bearings based on wavelet filter. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 64, p. 149-161, 2015.

HENAO, H.; CAPOLINO, G. A.; FERNANDEZ-CABANAS, M.; FILIPPETTI, F.; BRUZZESE, C.; STRANGAS, E.; PUSCA, R.; ESTIMA, J.; RIERA-GUASP, M.; HEDAYATI-KIA, S. Trends in fault diagnosis for electrical machines: A review of diagnostic techniques. **IEEE Industrial Electronics Magazine**, v. 8, n. 2, p. 31-42, 2014.

HU, J.; DUAN, J.; CHEN, Z.; LI, H.; XIE, J.; CHEN, H. 2018. Detecting impact signal in mechanical fault diagnosis under chaotic and Gaussian background noise. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 99, p. 702-710, 2018.

IMMOVILLI, F.; BIANCHINI, C.; COCCONCELLI, M.; BELLINI, A.; RUBINI, R. Bearing fault model for induction motor with externally induced vibration. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 60, n. 8, p. 3408-3418, 2013.

INSTRUTHERM. **Fonte de Alimentação Modelo FA-3005**: manual de instruções. São Paulo: [INSTRUTHERM], 2014.

JIN, X.; ZHAO, M.; CHOW, T. W. S.; PECHT, M. Motor bearing fault diagnosis using trace ratio linear discriminant analysis. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 61, n. 5, p. 2441-2451, 2014.

KANG, M.; KIM, J.; KIM, J. M. An FPGA-based multicore system for real-time bearing fault diagnosis using ultrasampling rate AE signals. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 62, n. 4, p. 2319-2329, 2015a.

KANG, M.; KIM, J.; WILLS, L. M.; KIM, J. M. Time-varying and multiresolution envelope analysis and discriminative feature analysis for bearing fault diagnosis. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 62, n. 12, p. 7749-7761, 2015b.

KÁROLYI, G.; NEUFELD, Z.; SCHEURING, I. Rock-scissors-paper game in a chaotic flow: The effect of dispersion on the cyclic competition of microorganisms. **Journal of Theoretical Biology**, v. 236, n. 1, p. 12-20, 2005.

KATERIS, D.; MOSHOU, D.; PANTAZI, X. E.; GRAVALOS, I.; SAWALHI, N.; LOUTRIDIS, S. A machine learning approach for the condition monitoring of rotating machinery. **Journal of Mechanical Science and Technology**, v. 28, n. 1, p. 61-71, 2014.

KULP, C. W.; SMITH, S. Characterization of noisy symbolic time series. **Physical Review E**, v. 83, n. 2, p. 026201(1-14), 2011.

KULP, C. W.; ZUNINO, L. Discriminating chaotic and stochastic dynamics through the permutation spectrum test. **Chaos**: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, v. 24, n. 3, p. 033116(1-9), 2014.

LEITE, V. C. M. N.; BORGES da SILVA, J. G.; VELOSO, G. F. C.; BORGES da SILVA, L. E.; LAMBERT-TORRES, G.; BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, L. E. de L. Detection of localized bearing faults in induction machines by spectral kurtosis and envelope analysis of stator current. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 62, n. 3, p. 1855-1865, 2015.

LI, C.; QU, L. Applications of chaotic oscillator in machinery fault diagnosis. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 21, n. 1, p. 257-269, 2007.

LI, D. Z.; WANG, W.; ISMAIL, F. A spectrum synch technique for induction motor health condition monitoring. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, v. 30, n. 4, p. 1348-1355, 2015.

LIH, J.-S.; KO, J.-Y.; CHERN, J.-L.; JIANG, I.-M. Determinism test and noise estimate for a complex time series. **EPL (Europhysics Letters)**, v. 40, n. 1, p. 7, 1997.

LIMA, T. L. V.; SILVA, J. C.; LUCENA Jr, J. A.; SOUTO, F. V.; SILVA, T. C. B.; LIMA FILHO, A. C.; BELO, F. A.; ADISSI, M. O. Embedded system for speed estimation by means of sound analysis in three-phase induction motors. In: **International Conference for Emerging Technologies in Computing**. Springer, Cham, v. 200, p. 127-136, 2018.

LÓPEZ-PÉREZ, D.; ANTONINO-DAVIU, J. Application of infrared thermography to failure detection in industrial induction motors: case stories. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 53, n. 3, p. 1901-1908, 2017.

LU, B.; DUROCHER, D. B.; STEMPER, P. Predictive maintenance techniques. **IEEE Industry Applications Magazine**, v. 15, n. 6, p. 52-60, 2009.

LU, S.; GUO, J.; HE, Q.; LIU, F.; LIU, Y.; ZHAO, J. A novel contactless angular resampling method for motor bearing fault diagnosis under variable speed. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 65, n. 11, p. 2538-2550, 2016.

LU, S.; HE, Q.; ZHAO, J. Bearing fault diagnosis of a permanent magnet synchronous motor via a fast and online order analysis method in an embedded system. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 113, p. 36-49, 2018.

LYRA, G. J. **Análise de métodos para estimação de velocidade em eixos para motores de indução trifásicos**. 2014. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) — PPGEM, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2014.

MCFADDEN, P. D.; SMITH, J. D. Model for the vibration produced by a single point defect in a rolling element bearing. **Journal of Sound and Vibration**, v. 96, n. 1, p. 69-82, 1984.

MCFADDEN, P. D.; SMITH, J. D. The vibration produced by multiple point defects in a rolling element bearing. **Journal of Sound and vibration**, v. 98, n. 2, p. 263-273, 1985.

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

MEDEIROS, R. L. V. **Método de Detecção de Falhas em Motores de Corrente Contínua sem Escovas Utilizando Análise do Caos**. 2018. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) — PPGEM, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2018.

MITCHELL, M.; HRABER, P. T.; CRUTCHFIELD, J. P. Revisiting the edge of chaos: Evolving cellular automata to perform computations. **Complex Systems**, v. 7, p. 89-130, 1993.

MONTEITH, S.; SHEEHAN, J.; MEDEL, R.; WINTERMARK, M.; EAMES, M.; SNELL, J.; KASSELL, N. F.; ELIAS, W. J. Potential intracranial applications of magnetic resonance–guided focused ultrasound surgery: a review. **Journal of Neurosurgery**, v. 118, n. 2, p. 215-221, 2013.

NORTON, R. L. **Projeto de máquinas**: uma abordagem integrada. 4. ed. Porto Alegre: Bookman, 2013. 1055 p. ISBN 978-85-8260-023-8.

NOWAK, M. A.; MAY, R. M. Evolutionary games and spatial chaos. **Nature**, v. 359, n. 6398, p. 826-829, 1992.

PANDARAKONE, S. E.; MIZUNO, Y.; NAKAMURA, H. Distinct fault analysis of induction motor bearing using frequency spectrum determination and support vector machine. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 53, n. 3, p. 3049-3056, 2017.

PANDARAKONE, S. E.; MIZUNO, Y.; NAKAMURA, H. Evaluating the progression and orientation of scratches on outer-raceway bearing using a pattern recognition method. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 66, n. 2, p. 1307-1314, 2019.

PARVATHI SANGEETHA, B.; HEMAMALINI, S. Rational-dilation wavelet transform based torque estimation from acoustic signals for fault diagnosis in a three-phase induction motor. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 15, n. 6, p. 3492-3501, 2019.

PRUDHOM, A.; ANTONINO-DAVIU, J.; RAZIK, H.; CLIMENTE-ALARCON, V. Time-frequency vibration analysis for the detection of motor damages caused by bearing currents. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 84, p. 747-762, 2017.

RAMOS, J. G. G. S.; BAZEIA, D.; HUSSEIN, M. S.; LEWENKOPF, C. H. Conductance peaks in open quantum dots. **Physical Review Letters**, v. 107, n. 17, p. 176807(1-5), 2011.

RANDALL, R. B.; ANTONI, J. Rolling element bearing diagnostics — A tutorial. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 25, n. 2, p. 485-520, 2011.

SEO, D.-H.; JEON, J.-H.; KIM, Y.-H. A novel sensing method of fault in moving machine. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 45, n. 1, p. 154-169, 2014.

SILVA, C. P.; YOUNG, A. M. Introduction to chaos-based communications and signal processing. *In*: **2000 IEEE Aerospace Conference**. Proceedings (Cat. No. 00TH8484). IEEE, p. 279-299, 2000.

SILVA, J. C. **Sistema totalmente não-invasivo para determinação da velocidade de rotação do eixo, torque e rendimento em motores de indução em operação**. 2018. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) — PPGEM, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2018.

SONG, L.; WANG, H.; CHEN, P. Vibration-based intelligent fault diagnosis for roller bearings in low-speed rotating machinery. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 67, n. 8, p. 1887-1899, 2018.

STACK, J. R.; HABETLER, T. G.; HARLEY, R. G. Fault classification and fault signature production for rolling element bearings in electric machines. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 40, n. 3, p. 735-739, 2004.

TAYLOR, J. I. **The Vibration Analysis Handbook**: A Practical Guide for Solving Rotating Machinery Problems. 1st. ed., Florida: Vibration Consultants, Inc, 2003.

WANG, J.; HE, Q. Wavelet packet envelope manifold for fault diagnosis of rolling element bearings. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 65, n. 11, p. 2515-2526, 2016.

WANG, S.; SELESNICK, I.; CAI, G.; FENG, Y.; SUI, X.; CHEN, X. Nonconvex sparse regularization and convex optimization for bearing fault diagnosis. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 65, n. 9, p. 7332-7342, 2018.

WANG, T.; LIANG, M.; LI, J.; CHENG, W. Rolling element bearing fault diagnosis via fault characteristic order (FCO) analysis. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 45, n. 1, p. 139-153, 2014.

WEG. **Guia de Especificação**: Motores Elétricos. 23. ed. rev. Jaraguá do Sul, 2020. 68 p.

WEI, W. W. S. 2006. **Time Series Analysis**: univariate and multivariate methods. 2nd ed. USA: Pearson Addison Wesley. Temple University. 2006. ISBN: 0-321-32216-9

YANG, Z.; ZHAO, G. Application of symbolic techniques in detecting determinism in time series. *In*: Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. v. 20, n. 5, Biomedical Engineering Towards the Year 2000 and Beyond (Cat. No. 98CH36286). IEEE, p. 2670-2673, 1998.

YAU, H. -T.; WU, S. -I.; CHEN, C. -L.; LI, Y. -C. Fractional-order chaotic self-synchronization-based tracking faults diagnosis of ball bearing systems. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 63, n. 6, p. 3824-3833, 2016.

ZELINKA, I. Deterministic Chaos and Evolutionary Dynamics: mutual relations. *In*: **Handbook of Applications of Chaos Theory**. Chapman and Hall/CRC, p. 21-38, 2016.

ZHAO, S. F.; LIANG, L.; XU, G. H.; WANG, J.; ZHANG, W. M. Quantitative diagnosis of a spall-like fault of a rolling element bearing by empirical mode decomposition and the approximate entropy method. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 40, n. 1, p. 154-177, 2013.

ZHAO, Z.; WU, S.; QIAO, B.; WANG, S.; CHEN, X. Enhanced sparse period-group lasso for bearing fault diagnosis. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 66, n. 3, p. 2143-2153, 2019.

ZHOU, W.; HABETLER, T. G.; HARLEY, R. G. Bearing condition monitoring methods for electric machines: a general review. In: **2007 IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives**. IEEE, p. 3-6. 2007.