

Universidade Federal da Paraíba
Centro de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica
Mestrado - Doutorado

**DIAGNÓSTICO DE BARRAS QUEBRADAS EM MOTORES DE INDUÇÃO
TRIFÁSICOS ATRAVÉS DA ANÁLISE DA DENSIDADE DE MÁXIMOS DO
SINAL DE CORRENTE**

por

Danyelson Barros Bezerra de Deus

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

João Pessoa - Paraíba

Janeiro, 2020

DANYELSON BARROS BEZERRA DE DEUS

**DIAGNÓSTICO DE BARRAS QUEBRADAS EM MOTORES DE INDUÇÃO
TRIFÁSICOS ATRAVÉS DA ANÁLISE DA DENSIDADE DE MÁXIMOS DO
SINAL DE CORRENTE**

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: Abel Cavalcante Lima Filho

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

D486d Deus, Danyelson Barros Bezerra de.

Diagnóstico de barras quebradas em motores de indução trifásicos através da análise da densidade de máximos do sinal de corrente / Danyelson Barros Bezerra de Deus. - João Pessoa, UFPB, 2020.
90f. : il.

Orientação: Abel Cavalcante Lima Filho.
Dissertação (Mestrado) - UFPB/CT.

1. diagnóstico de falhas. 2. motor de indução trifásico. 3. densidade de máximos. I. Lima Filho, Abel Cavalcante. II. Título.

UFPB/BC

DIAGNÓSTICO DE BARRAS QUEBRADAS EM MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS ATRAVÉS DA ANÁLISE CAÓTICA DO SINAL DE CORRENTE

por

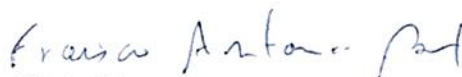
DANYELSON BARROS BEZERRA DE DEUS

Dissertação aprovada em 30 de janeiro de 2020



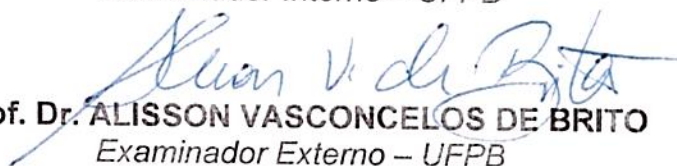
Prof. Dr. ABEL CAVALCANTE LIMA FILHO

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

DEDICATÓRIA

A Deus pelo dom da vida e por todas as bênçãos a nós concedidas. Aos meus pais, Joaquim e Marilene, por todo o apoio incondicional, incentivo e confiança em todas as decisões que venho tomando. Ao meu irmão, Danyelton, pelo seu jeito único de demonstrar preocupação comigo. À minha namorada, Aryadna, por todo amor, carinho e paciência dedicados a mim nos mais diversos momentos e por me tranquilizar nos momentos mais difíceis.

AGRADECIMENTOS

A Deus por todos os sonhos realizados, obstáculos superados e pelas ótimas pessoas que tenho ao meu redor. Por ser a minha fonte de calma e conhecimento antes/durante/após todos os meus passos.

Ao meu orientador, Abel Cavalcante Lima Filho, por toda a ajuda no desenvolvimento deste trabalho, pelo comprometimento e presteza diante de todas as atividades já realizadas e pela amizade construída.

Ao Professor Francisco Antônio Belo por todo o conhecimento repassado e por todas as conversas, esclarecimentos e risadas diárias.

Aos Professores Alisson Vasconcelos de Brito e Jorge Gabriel Gomes de Souza Ramos por toda paciência e disponibilidade para sanar as minhas dúvidas e enriquecer este trabalho.

Ao grande amigo/irmão, Hugo Pimentel, por estar disposto a me ajudar independentemente da ocasião, por todo o companheirismo e risadas.

Ao grande amigo David Domingos pela amizade, apoio e conselhos a mim concedidos durante toda a trajetória acadêmica.

Aos amigos e companheiros do laboratório GPICEEMA, José Anselmo, Frank Veras, Marlio Silva, Júlio César, Nayara Formiga, Fábio Araújo, Thyago Leite, Manoel Brasileiro, por todo o conhecimento repassado, pelas conversas paralelas e construtivas, por todas as risadas e momentos alegres e de descontração e por todos os momentos do cafezinho dedicado à reflexão e descanso.

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).

DIAGNÓSTICO DE BARRAS QUEBRADAS EM MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS ATRAVÉS DA ANÁLISE DA DENSIDADE DE MÁXIMOS DO SINAL DE CORRENTE

RESUMO

Resumo – O motor de indução trifásico (MIT) está presente na maioria dos processos industriais, sendo o principal responsável pela conversão eletromecânica no setor. A quebra total dessas máquinas pode comprometer a produção de setores inteiros em ambiente fabril, daí a necessidade de detecção de falhas incipientes. A falha de barra quebrada é uma das mais comuns no rotor de MIT. O presente trabalho analisa o comportamento caótico de um MIT, com diferentes níveis de falhas de barras quebradas de rotor. A caracterização da falha é realizada a partir da análise do comportamento da variável caótica chamada densidade de máximos. A abordagem proposta apresenta vantagens em relação às técnicas baseadas em *Motor Current Signature Analysis*, ao não necessitar de janelas longas de aquisição e possibilitar a detecção de falhas mesmo para o motor operando sob carga variável ou com baixíssimo escorregamento. A técnica apresenta um custo computacional inferior em relação aos métodos clássicos de detecção, utilizando pequenos intervalos de aquisição (0.035s para casos onde o carregamento é conhecido e 0.3s onde o carregamento não é conhecido). Os resultados obtidos comprovam a eficiência do método, conseguindo identificar falhas e seu nível de severidade.

Palavra Chave - diagnóstico de falhas, motor de indução trifásico, densidade de máximos.

DIAGNOSTICS OF BROKEN BARS IN THREE-PHASE INDUCTION MOTORS THROUGH THE MAXIMUM DENSITY OF THE CURRENT SIGNAL

ABSTRACT

The three-phase induction motor (TIM) is present in most industrial processes, being the main responsible for the electromechanical conversion in the sector. The total breakdown of these machines can compromise the production of entire sectors in a manufacturing environment, hence the need for early fault detection. Bar-break failures are the most common on the TIM rotor. The present work analyzes the chaotic behavior of an TIM, with different levels of broken rotor bar failures. The characterization of the failure is performed by analyzing the behavior of the chaotic variable called density of maxima. The proposed approach has advantages over classic Motor Current Signature Analysis techniques in that it does not require long acquisition windows and enables fault detection even for motors operating under variable load or with low slip. The technique methods, using small acquisition intervals (in this article 0.035 seconds). The obtained results prove the efficiency of the method, being able to identify failures and its severity level.

Keywords - Failure Detection, three-phase induction motor, density of maxima.

SUMÁRIO

CAPÍTULO I	1
1. INTRODUÇÃO	1
1.1 HISTÓRICO DO DESENVOLVIMENTO	7
1.2 OBJETIVO.....	8
1.2.1 Objetivo Geral	8
1.2.2 Objetivos Específicos	8
1.3 APRESENTAÇÃO DA DISSERTAÇÃO	9
CAPÍTULO II.....	11
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	11
2.1 MOTORES ELÉTRICOS	11
2.1.1 Dados construtivos do motor de indução	12
2.1.3 Tipos de falha	16
2.1.4 Falhas de barras quebradas	17
2.2 TEORIA DO CAOS.....	18
2.2.1 História da Teoria do Caos	19
2.2.2 Função de autocorrelação	25
2.2.3 Estudos e técnicas relacionadas ao caos	25
2.2.4 Análise do Caos baseado no SAC-DM	28
CAPÍTULO III	31
3. MATERIAIS E MÉTODOS	31
3.1 FLUXOGRAMA.....	31
3.2 BANCADA EXPERIMENTAL	32
3.2.1 Instrumentação da bancada de torque.....	32
3.2.1.1 Motor de indução trifásico e seus acionamentos	34
3.2.1.2 Motor de corrente contínua e seus dispositivos de acionamento	37
3.2.1.3 Quadro de comando e dispositivos de medição	39
3.2.2 Falhas nas barras do rotor	43
3.3 COMPROVAÇÃO DO COMPORTAMENTO CAÓTICO.....	43

CAPÍTULO IV.....	45
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES	45
4.1 PARTE 1 - MÉTODO TRADICIONAL	45
4.2 PARTE 2 - MÉTODO PROPOSTO	49
4.2.1 Verificação do comportamento caótico	49
4.2.2 Detecção de falhas de barras quebradas a partir do SAC-DM	52
CAPÍTULO V	59
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	59
6. REFERÊNCIAS	61

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 Componentes básicos de um motor de indução trifásico.....	13
Figura 2.2 Esquema de disposição de anéis de extremidade e barras do rotor.....	17
Figura 2.3 Simulações climáticas alcançadas por Edward Lorenz.....	21
Figura 2.4 Atrator de Lorenz.....	23
Figura 2.5 Simulação computacional de um pêndulo duplo.....	24
Figura 3.1 Fluxograma do algoritmo proposto para diagnóstico de barras quebradas em MIT.....	32
Figura 3.2 Desenho esquemático da bancada experimental.....	33
Figura 3.3 Disposição dos motores de corrente contínua e indução na bancada experimental.....	34
Figura 3.4 Motor de indução trifásico.....	35
Figura 3.5 Motor de indução trifásico sobre a estrutura metálica.....	36
Figura 3.6 Inversor de frequência utilizado na bancada.....	36
Figura 3.7 Motor de corrente contínua.....	37
Figura 3.8 Dispositivos de acionamento do motor de corrente contínua.....	38
Figura 3.9 Circuito retificador.....	38
Figura 3.10 Banco de resistências.....	39
Figura 3.11 Quadro de comando.....	40
Figura 3.12 Torquímetro dinâmico telemétrico.....	41
Figura 3.13 Disposição do torquímetro na bancada experimental.....	41

Figura 3.14 Dispositivo de medição de velocidade.....	42
Figura 3.15 Dispositivo de aquisição de dados.....	42
Figura 3.16 Processo de modificação do rotor.....	43
Figura 3.17 Função de autocorrelação. (a) Sinal periódico; (b e c) Sinal quasi-periódico; (d) Sinal caótico ou estocástico.	44
Figura 4.1 FFT do motor saudável e com uma barra quebrada sob 100% do carregamento nominal.....	46
Figura 4.2 FFT do motor saudável e com uma barra quebrada sob 75% do carregamento nominal.....	46
Figura 4.3 FFT do motor saudável e com uma barra quebrada sob 50% do carregamento nominal.....	47
Figura 4.4 FFT do motor saudável e com uma barra quebrada sob 25% do carregamento nominal.....	48
Figura 4.5 FFT do motor saudável e com sete barra quebrada sob 0% do carregamento nominal.....	48
Figura 4.6 Função de autocorrelação do sinal adquirido do motor de indução trifásico submetido ao carregamento nominal.....	50
Figura 4.7 Função de autocorrelação e funções de ajuste.....	51
Figura 4.8 Médias e Desvios Padrão do SAC-DM para o motor saudável e com diferentes configurações de falha em função do carregamento nominal do MIT.....	52
Figura 4.9 Gráfico de evolução temporal do SAC-DM para diferentes configurações de carga e falha.	53
Figura 4.10 Gráfico de evolução temporal do SAC-DM para diferentes configurações de carga e falha.....	54
Figura 4.11 Gráfico de evolução temporal do SAC-DM para diferentes configurações de carga e falha.....	55
Figura 4.12 Diagnóstico de falhas em MIT a partir da técnica SAC-DM sob carregamento nominal.....	56

Figura 4.13 Diagnóstico de falhas em MIT a partir da técnica SAC-DM sob 75% do carregamento nominal.....	57
Figura 4.14 Diagnóstico de falhas em MIT a partir da técnica SAC-DM sob 50% do carregamento nominal.....	58
Figura 4.15 Diagnóstico de falhas em MIT a partir da técnica SAC-DM sob 25% do carregamento nominal.....	59
Figura 4.16 Diagnóstico de falhas em MIT a partir da técnica SAC-DM sob 0% do carregamento nominal.....	60

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 Especificações técnicas do motor de indução utilizado.....	35
Tabela 4.1 Comparativo entre os resultados teóricos e a partir da abordagem proposta neste trabalho (SAC-DM)	51
Tabela 4.2 Médias e Desvios padrão apresentados pelo SAC-DM.....	52

LISTA DE QUADROS

Quadro 1.1 Técnicas apresentadas pelo estado da arte.....	5
Quadro 2.1 Vantagens e desvantagens de um motor quanto a sua construção.....	14
Quadro 3.1 Matriz de ensaio dos dados coletados.....	32
Quadro 3.2 Especificações técnicas do torquímetro utilizado.....	34

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACF – Abreviatura do inglês Autocorrelation Function

CA – Corrente Alternada

CAPES – Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior

CC – Corrente Contínua

CEEMD – Abreviatura do inglês Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition

CNPq – Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico

DAQ – Dispositivo de Aquisição de Dados

EMD – Abreviatura do inglês Empirical Mode Function

FEM – Força Eletromotriz

FFT – Abreviatura do inglês Fast Fourier Transform

FPGA – Abreviatura do inglês Field Programmable Gate Array

GPICEEMA – Grupo de Pesquisa em Instrumentação e Controle em Estudo de Energia e Meio Ambiente

IMF – Abreviatura do inglês Intrinsic Mode Function

KNN – Abreviatura do inglês K-Nearest Neighbour

MCSA – Abreviatura do inglês Motor Current Signature Analysis

MI – Motor de Indução

MIT – Motor de Indução Trifásico

MLP – Abreviatura do inglês Multilayer Perceptron

MUSIC – Abreviatura do inglês Multiple Signal Classification

NN – Abreviatura do inglês Nearest Neighbour

PCA – Análise de Componentes Principais

RPM – Repetições por Minuto

SAC-DM – Abreviatura do inglês Signal Analysis based on Chaos using Density os Maxima

SMOFS – Abreviatura de inglês Shortened Method of Frequencies Selection

STFT – Abreviatura do inglês Short Time Fourier Transform

SVM – Abreviatura do inglês Support Vector Machine

UFPB – Universidade Federal da Paraíba

ZSC – Zero Sequence Current

LISTA DE SÍMBOLOS

s – escorregamento

N_s – rotação síncrona do motor

N – rotação do motor

f_b – frequência característica da falha de barra quebrada

f_s – frequência síncrona

t – tempo

t_i – tempo inicial

t_f – tempo final

Δt – intervalo de tempo

$q(t)$ – sinal adquirido

δt – intervalo infinitesimal de tempo

$P(q', q'')$ – probabilidade conjunta

C_i – função de autocorrelação

Cov – Covariância

Var – variância

τ – coeficiente de comprimento de autocorrelação

ρ – densidade de máximos experimental

Hz – hertz

CAPÍTULO I

1. INTRODUÇÃO

Com o avanço da tecnologia e o desejo dos seres humanos por mais desenvolvimento, os equipamentos movidos a motores elétricos se tornaram cada vez mais presentes nas casas e indústrias do mundo. São diversos os tipos de motores elétricos já desenvolvidos. Contudo, os mais utilizados são os motores de indução. Essenciais para o processo produtivo, os motores elétricos representam uma parcela expressiva de todos os custos envolvidos na indústria.

Segundo HENAO (2014), no ano de 2011, cerca de 16,1 bilhões de máquinas elétricas já se encontravam em funcionamento no mundo, afirmando ainda que a taxa de crescimento era cerca de 50% nos últimos cinco anos.

Dentre as vantagens da utilização do motor de indução em aplicações comerciais e industriais, têm-se: versatilidade, ampla faixa de potência de operação, baixa relação peso-potência, construção relativamente simples, fácil manuseio, alta confiabilidade, alta eficiência e robustez e baixo custo de fabricação. Pelos motivos mencionados essas máquinas elétricas já representam mais de 80% no processo de conversão de energia nesses setores (ADISSI, 2015).

Apesar de todas as vantagens acima citadas, os motores de indução também apresentam deterioração e podem chegar à quebra. Segundo AHMED (2004), isso ocorre principalmente devido à combinação de alguns fatores, como: ambiente, ciclo de trabalho, instalação e fabricação.

As falhas e a deterioração gradual podem levar a parada do motor se não forem detectadas e o tempo de inatividade resultante pode tornar-se muito dispendioso, podendo comprometer todo o processo produtivo, ou parte dele, causando prejuízos na classe de dezenas ou até centenas de vezes o valor investido no motor. É conhecido que a detecção de

falhas em máquinas de indução na fase inicial pode não só minimizar as avarias e reduzir o tempo de manutenção, mas também interromper a propagação da falha ou limitar a evolução do dano para graus menos severos (SHI et al., 2014). Sua detecção é importante devido ao fato de que as falhas podem ser silenciosas e as consequências que elas produzem (como aumento de consumo de energia, vibração, introdução de frequências espúrias na linha elétrica, entre outras) podem ser catastróficas (MAGDALENO et al., 2014). Devido a sua importância no setor produtivo é importante que os mesmos sejam devidamente monitorados com o intuito de se evitar interrupções de produção e desastres operacionais (NÓBREGA SOBRINHO, 2015). De preferência, o monitoramento deve ser feito de forma não invasiva e sem interromper a operação da máquina (LEITE et al., 2015).

O diagnóstico de falhas com rapidez e precisão em estágios iniciais evita avarias inesperadas, aumenta a confiabilidade, a segurança do operador e a disponibilidade da unidade (LU et al., 2009).

Lamim Filho (2012) classifica as falhas de acordo com a sua origem: interna (falha de rotor, barra quebrada, excentricidade do entreferro, rolamentos e desalinhamento) ou externa (sobrecarga mecânica, carga pulsante, desequilíbrio de fase, subtensão, sobretensão). As falhas também podem ser classificadas em quatro classes: falhas de rolamento, falhas relacionadas ao estator, falhas relacionadas ao rotor e outras falhas (refriamento, conexões e caixas de terminais) (IMMOVILLI et al., 2013).

Entre as várias falhas do motor de indução, cerca de 40-50% são falhas de rolamento, 5-10% são falhas graves de rotor e 30-40% são falhas relacionadas ao estator (NANDI, 2005). Embora a ocorrência de falhas nos rolamentos seja maior que as falhas do rotor, Naha (2016) e Puche-Panadero (2009) afirmam que o design aprimorado, a qualidade da construção apresentada pelos novos motores de indução e o desenvolvimento de rotinas de manutenção eficientes minimizam expressivamente as falhas de rolamento e estator, enquanto que o projeto do rotor teve poucas melhorias.

Tendo em vista a necessidade de novas abordagens e melhorias quanto ao diagnóstico de falhas rotor do MIT, este trabalho apresenta uma proposta de detecção de falhas em rotores, especificamente, a defeitos de barras quebradas.

A literatura apresenta diversas técnicas para detecção de falhas em barras quebradas extraíndo a informação através do sensoriamento de grandezas específicas como: corrente

de armadura do motor, vibração, deformação mecânica, potência instantânea e comportamento térmico.

No trabalho de Dias (2018) foi instalado um sensor de efeito Hall entre as ranhuras do rotor; os dados coletados foram processados pela Transformada Rápida de Fourier (FFT) para extrair as harmônicas características de falha, os dados também foram usados para se obter alguns parâmetros estatísticos no domínio no tempo que foram utilizados como entrada para redes neurais (MLP, KNN e SVM) e assim realizar a identificação da situação do motor. Antes de os dados serem inseridos nas redes neurais, estes foram submetidos à Análise de Componentes Principais (PCA) que reduz a dimensão do conjunto de dados. Segundo os autores, o método apresentou resultados satisfatórios para diagnosticar o motor até mesmo quando é submetido a baixos níveis de carregamento.

Morales (2017) realizou a detecção e classificação da severidade de falha através da homogeneidade do sinal de corrente de partida do motor. O algoritmo foi implementado em FPGA, automatizando a metodologia desenvolvida.

Na proposta desenvolvida por Bessam (2006), o envelope do sinal de corrente do estator é obtido via transformada de Hilbert. A partir do envelope algumas características específicas (amplitude e frequência dos harmônicos) são extraídas e usadas como entrada numa rede neural. O autor apresenta resultados do motor atuando sob diferentes níveis de severidade e carregamento. Laala (2011) também fez uso da transformada de Hilbert para obter o envelope do sinal de corrente do estator, contudo, utilizou esses dados como parâmetros de entrada em um algoritmo desenvolvido em lógica fuzzy; segundo os autores, o sistema foi capaz de diagnosticar o motor sob diferentes carregamentos e severidades de falha.

Geourgoulas (2014) apresentou uma abordagem baseada na aplicação da ferramenta *Empirical Mode Decomposition* (EMD) no sinal de corrente de partida do motor para extrair funções de modo intrínseco (IMF). Segundo o autor, o diagnóstico pode ser automatizado a partir da utilização da técnica denominada *Hidden Markov Models*.

Na Tabela 1.1 foram postos em evidência outros trabalhos que também fizeram uso do sinal de corrente para detectar falhas. Alguns aspectos foram evidenciados como: o sensor utilizado, a técnica de processamento presente, a carga na qual o motor era submetido durante os testes e o tempo de aquisição utilizado.

Tabela 1.1 - Técnicas apresentadas pelo estado da arte.

Autor	Sensor	Técnica de Processamento	Carga	Tempo de aquisição
Pezzani (2014)	Corrente de armadura	Fourier	Carga zero	10 s
Shi (2014)	Corrente de armadura	Wavelet	Carga variável	Não especificado
Magdaleno (2014)	Corrente	MCSA e Mathematical Morphology	25%, 50%, 75% e 100%	Não especificado
Novo (2015)	Corrente	MCSA e EMD	50% e 75%	Não especificado
Troncoso (2016)	Corrente	CEEMD e MUSIC	Carga variável	12 s
Jerkan (2017)	Corrente	STFT	Independente de carga	30-35 s
Magdaleno (2017)	Corrente	EMD, Transformada de Hilbert e Kurtosis	50% e 100%	Não especificado, mas deixa claro o alto custo computacional
Malek (2017)	Corrente	Transformada de Hilbert	0% e 100%	Não especificado
Sotelo (2018)	Corrente	Zero Sequence Current e MUSIC e Finite Element Analysis	Carga variável	100 s
Naha (2016)	Corrente	Extended Kalman Filter e MUSIC	Carga variável	Não especificado

Diferentemente dos métodos baseados no estudo da corrente do motor anteriormente citados; Sanchez (2017) utilizou dados de vibração do motor de indução para detectar a falha a partir de uma metodologia baseada em dimensões fractais e utilização da lógica Fuzzy, durante a aquisição dos dados o motor atuava sob 50% da sua carga nominal. Perez (2018) também fez uso de sinais de vibração, contudo, a técnica desenvolvida fez uso da FFT e da

Orthogonal Matching Pursuit, os testes foram realizados com o motor atuando sob os carregamentos de 0%, 50% e 75% do carregamento nominal. Glowacz (2019) diagnosticou a falha de barra quebrada em motores de indução a partir do som; foram desenvolvidos dois métodos para extrair as características desejadas do sinal (*SMOFS-32-MULTIEXPANDED-2-GROUP* e *SMOFS-32-MULTIEXPANDED-1-GROUP*), para classificar a condição do motor foram utilizadas as técnicas *Nearest Neighbour* (NN), *Backpropagation Neural Network* e um classificador com base na codificação de palavras.

Sousa (2017) detectou falhas em barras quebradas a partir de medições de deformação mecânica apresentadas pelo estator do motor, a metodologia fez uso do driver DI-410 Optical Sensing Interrogator durante o diagnóstico, as amostras coletadas correspondiam a situações em que o motor estava sob 75% e 100% do carregamento nominal. Maouche (2014) coletou dados de potência instantânea do motor de indução quando o mesmo estava sob 0,06 de escorregamento e submeteu-os à FFT para assim realizar a detecção da falha. Xie e Wang (2014) propuseram a utilização do Método de Elementos Finitos para analisar a temperatura apresentada pelos motores de indução quando estes estavam sob o carregamento nominal, a técnica necessitou de 20 segundos de aquisição para chegar ao resultado esperado.

Cabanas (2011) apresentou um método baseado na deformação causada nos pólos do campo magnético do motor quando uma barra é quebrada. Soleimani (2019) adotou uma metodologia invasiva para detectar barras quebradas; no trabalho, são analisadas as perturbações do campo magnético rotacional a partir de bobinas de busca instaladas simetricamente ao eixo nas ranhuras do estator, a combinação dos sensores fornece tensões induzidas associadas a cada fase do motor, dado o algoritmo desenvolvido pelos autores, a técnica capta distúrbios nas tensões diferenciais a partir da comparação de cada tensão diferencial com a tensão relativa localizada a 180°; os autores afirmam que a técnica é capaz de detectar falhas de barras quebradas mesmo quando há variação de carregamento e eventuais desbalanceamentos da tensão de alimentação.

Arredondo (2017) desenvolveu uma metodologia para detecção de falhas em barras quebradas, desbalanceamento mecânico e de rolamentos em motores de indução em regime permanente utilizando sinais de vibração mecânica e sinais acústicos, ambos processados pela *Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition* (CEEMD) que realiza um tipo de decomposição dos sinais representando-os em várias funções denominadas *Intrinsic Mode Functions* (IMF) que permite separar as componentes de frequência desejadas relacionadas

à falha, preservando suas características no domínio do tempo. Por fim, os autores determinam a frequência marginal da representação de Gabor de modo a obter o conteúdo espectral dessas funções IMF no domínio da frequência.

Um dos problemas relacionados às técnicas para identificação de barras quebradas encontradas na literatura se deve ao fato da necessidade de grandes janelas de tempo de aquisição e diagnóstico como descritos por Pezzani (2014), Jerkan (2017) e Sotelo (2018). Outro desafio, principalmente nas técnicas baseadas em análise de Fourier, é a não sensibilidade à falha para motores sob variação de carga e, principalmente quando o motor opera sob condições de escorregamento próximo de zero. Pezzani (2014) e Dias (2018) se dedicaram a encontrar soluções para a condição de escorregamento próximo de zero, porém com baixa sensibilidade sob carga variável e com alguns algoritmos com custo computacional relativamente elevado.

O presente trabalho realiza pela primeira vez uma análise do comportamento caótico do sinal de corrente para diagnóstico de barras quebradas no rotor de motores de indução trifásico. A técnica se baseia na identificação da variável caótica densidade de máximos utilizada por Bazeia (2017), Medeiros (2019), Veras (2019) e Lucena Júnior (2019).

Bazeia (2017) apresenta uma abordagem quantitativa que relaciona o comprimento de correlação com a densidade média de máximos de uma espécie. Tal abordagem é demonstrada a partir da presença do caos em simulações estocásticas, estas que são amplamente utilizadas para estudar a biodiversidade na natureza.

Medeiros (2019) apresenta um método para o diagnóstico de motores Brushless Direct Current Motor (BLDC) através da análise do comportamento caótico a partir da análise da corrente elétrica no domínio do tempo, medido através da contagem da densidade de máximos da função.

Veras (2019) faz o uso da técnica SAC-DM para detectar a velocidade e a falha de excentricidade em motores de corrente contínua sem escovas a partir de sinais sonoros. Para a identificação e separação da componente caótica do sinal, o autor utilizou a Análise Wavelet multirresolução.

Lucena Júnior (2019) 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 SAC-DM.

O comportamento caótico do sinal de corrente é identificado para extrair a componente oscilatória da rede. Os sistemas caóticos são aparentemente aleatórios e dependem sensivelmente das condições iniciais, sendo sensíveis a certos sinais e imunes ao ruído de fundo (Gokyildirim, 2016). Isso se reflete nos resultados positivos obtidos mesmo sob o ruído e variação de carga. A técnica apresentada possui baixo custo computacional e permite detectar a falha usando uma janela de aquisição de apenas 0,035 segundos, sob baixo escorregamento e sob variação de carga.

1.1 HISTÓRICO DO DESENVOLVIMENTO

O Grupo de Pesquisa em Instrumentação e Controle em Estudo de Energia e Meio Ambiente (GPICEEMA) foi fundado em 2006 e, desde então, vem pesquisando e desenvolvendo trabalhos com relação à medição de torque, velocidade, eficiência e detecção de falhas em motores elétricos.

Lima Filho (2009) defendeu sua tese de doutorado intitulada “Estudo e desenvolvimento de soluções para determinação do torque em unidades de bombeio mecânico utilizadas na extração de petróleo”. Em seu trabalho foram realizados estudos teóricos e experimentais e sugeridas duas soluções para determinação de torque em redutores com maior exatidão e menor custo quando comparado ao proposto pelo instituto responsável.

Araújo (2009) realizou o primeiro estudo do laboratório sobre rede de sensores sem fio para o desenvolvimento de um sistema de monitoramento dos metrô de Recife. Sua tese foi intitulada “Sistema Telemétrico Dinâmico Sem Fio Aplicado a Veículos Rodoferroviários em Malhas Metroferroviárias”.

Adissi (2012) desenvolveu seu mestrado com base na estimação de torque, velocidade e eficiência de motores de indução utilizando dados coletados do torque no entreferro do motor. Seu mestrado foi intitulado “Sistema Embarcado de Estimação de Torque, Velocidade e Eficiência em Motores de Indução”.

Nóbrega Sobrinho (2015) em sua tese de doutorado “Estudo e Desenvolvimento de Técnicas para Diagnóstico de Falhas em Motores de Indução Trifásicos com vistas à Aplicação Industrial” fez um estudo buscando técnicas capazes de diagnosticar falhas

comuns em motores de indução trifásicos, no trabalho são apresentados os resultados obtidos e esclarecidas vantagens de desvantagens das técnicas quanto às falhas.

Borges (2015) defendeu sua tese de doutorado intitulada “Estudo e Desenvolvimento de um Transdutor de Torque para Eixos Rotativos por meio de Sensores Hall”. Em seu trabalho foi desenvolvida uma técnica capaz de mensurar o torque em situações dinâmicas a partir da variação do campo magnético produzido por ímãs fixados ao eixo, a leitura da variação de campo magnética era feita através do sensor de Efeito Hall e em seguida processada por um algoritmo.

De Deus (2017), em seu trabalho de conclusão de curso intitulado “Transdutor de torque baseado em Efeito Hall aplicado à prevenção de quebra de eixos girantes presentes em plataformas de extração de petróleo onshore e offshore”, realizou em parceria com Borges (2015) o desenvolvimento de um medidor de torque para eixos girantes direcionados para a aplicação em plataformas de extração de petróleo.

Pimentel (2018) em seu trabalho de conclusão de curso fez uma comparação quanto a empregabilidade de métodos de diagnóstico de desbalanceamento em motores de indução trifásicos. Durante o seu trabalho foram utilizadas ferramentas como a Transformada Rápida de Fourier.

1.2 OBJETIVO

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é avaliar a aplicação de um método quanto a sua capacidade de diagnosticar falhas de barras quebradas em motores de indução trifásicos a partir da aquisição do sinal de corrente de alimentação, utilizando processamento baseado em densidade de máximos.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Realizar o levantamento do estado da arte quanto às técnicas anteriormente propostas para diagnóstico de falhas em barras quebradas de motores de indução trifásicos;
- Comprovar o comportamento caótico presente no sinal de corrente emitido pelo motor de indução trifásico;
- Apresentar uma abordagem baseada na Teoria do Caos para detectar barras quebradas em motores de indução trifásicos;
- Realizar o processamento do sinal de corrente a partir de uma extensão da Teoria do Caos definida como Densidade de Máximos;
- Validar o método proposto a partir do processamento do sinal de corrente coletado de motores de indução trifásicos quando submetido a diferentes condições de funcionamento.

1.3 APRESENTAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

Este trabalho foi subdividido nos cinco capítulos descritos a seguir.

- CAPÍTULO I: Construído para contextualizar o leitor sobre as falhas de barras quebradas em motores de indução trifásicos e apresentar a relevância desta linha de pesquisa, frente às diversas situações. Dispõe de trabalhos presentes na literatura que buscam realizar o diagnóstico desta falha, assim como solucionar os problemas apresentados pelos problemas anteriores. O capítulo conta ainda com a motivação encontrada para o desenvolvimento deste estudo e os objetivos estabelecidos no início deste.
- CAPÍTULO II: Neste capítulo é discutida a teoria que envolve os motores de indução trifásicos, como dados construtivos, perdas existentes, principais componentes de um motor e as principais falhas que podem ocorrer. O capítulo apresenta ainda alguns episódios históricos que envolvem a Teoria do Caos, alguns estudos desenvolvidos com base no caos e por fim, apresenta a técnica utilizada neste trabalho para detectar a falha, designada como SAC-DM.

- CAPÍTULO III: Contém os materiais e métodos utilizados neste trabalho. É iniciado com um fluxograma de todo o processo a ser percorrido pelos sinais adquiridos. Detalha a bancada experimental utilizada para simular as condições de funcionamento. O comportamento dos dados quanto ao aspecto caótico também é apresentado neste capítulo.
- CAPÍTULO IV: São apresentados os resultados alcançados durante todo o período desta pesquisa. A seção compara os resultados alcançados com métodos convencionais e com o método proposto.
- CAPÍTULO V: Por fim, são apresentadas as considerações finais da pesquisa e sugestões para trabalhos futuros.

CAPÍTULO II

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo é apresentada a base teórica e os conceitos fundamentais sobre os motores de indução trifásicos: características importantes, dados construtivos e as principais falhas que surgem nestas máquinas. O capítulo conta ainda com a apresentação da Teoria do caos, desde uma breve listagem de acontecimentos históricos até à extensão aplicada neste trabalho.

2.1 MOTORES ELÉTRICOS

Máquinas elétricas são equipamentos cuja função é converter energia mecânica em elétrica (quando atuando como gerador) ou converter energia elétrica em mecânica (quando atuando como motor). Na prática quase todos os motores fazem a conversão da energia de uma forma ou outra pela ação de um campo magnético (CHAPMAN, 2013).

Os transformadores são outro exemplo de máquinas elétricas fundamentais e presentes no nosso cotidiano. Usados para converter energia elétrica CA de um nível de tensão em energia elétrica CA em outro nível de tensão.

Utilizados nas mais diversas situações e com diversas finalidades, os motores elétricos estão presentes nas nossas casas através dos aparelhos de ar condicionado, nos processadores de alimentos, nos ventiladores e demais eletrodomésticos similares. No setor industrial, são usados para mover e acionar praticamente todas as máquinas na produção.

Segundo Fitzgerald (2006), as máquinas elétricas assumem formas distintas e recebem diversas denominações como motores de corrente contínua, síncronas, de imã permanente, de indução, de relutância variável e de histerese. Embora essas máquinas se

mostrem bastante diferentes, os princípios físicos que regem o seu comportamento são similares e é útil pensar nelas em termos de um mesmo ponto de vista físico.

As máquinas de corrente alternada ou motores CA classificam-se em duas categorias: síncronas e de indução. Nas máquinas síncronas, as correntes do enrolamento do rotor são fornecidas através de contatos rotativos fixos diretamente na parte estacionária do motor, além de a velocidade de rotação ser constantemente sincronizada com a frequência da tensão elétrica alternada aplicada aos terminais da mesma (sincronismo entre o campo do estator e rotor). Nos motores de indução, o processo de conversão eletromecânica ocorre quando o fluxo magnético variante no tempo produzido no estator atravessa o entreferro e induz corrente alternada no enrolamento do rotor em curto circuito, gerando corrente elétrica, o conjugado magnético (*air gap torque*) é produzido pela tendência dos campos existentes no estator e no rotor em alinhar os eixos magnéticos e resulta em velocidade de rotação do eixo variável de acordo com a carga.

2.1.1 Dados construtivos do motor de indução

Segundo CHAPMAN (2013), o estudo e projeto das máquinas elétricas e sistemas de potência estão entre as áreas mais antigas da engenharia elétrica, tendo seu início no período final do século XIX.

Embora haja outros tipos de motores de indução trifásicos, neste trabalho daremos maior ênfase aqueles denominados de rotor gaiola de esquilo. A Figura 2.1 a seguir ilustra os componentes básicos de um motor de indução trifásico.

O rotor do tipo gaiola de esquilo é assim denominado pelo fato de a disposição das barras e os anéis de extremidade lembrarem a uma roda de exercício vista frequentemente nas gaiolas de roedores de estimação.

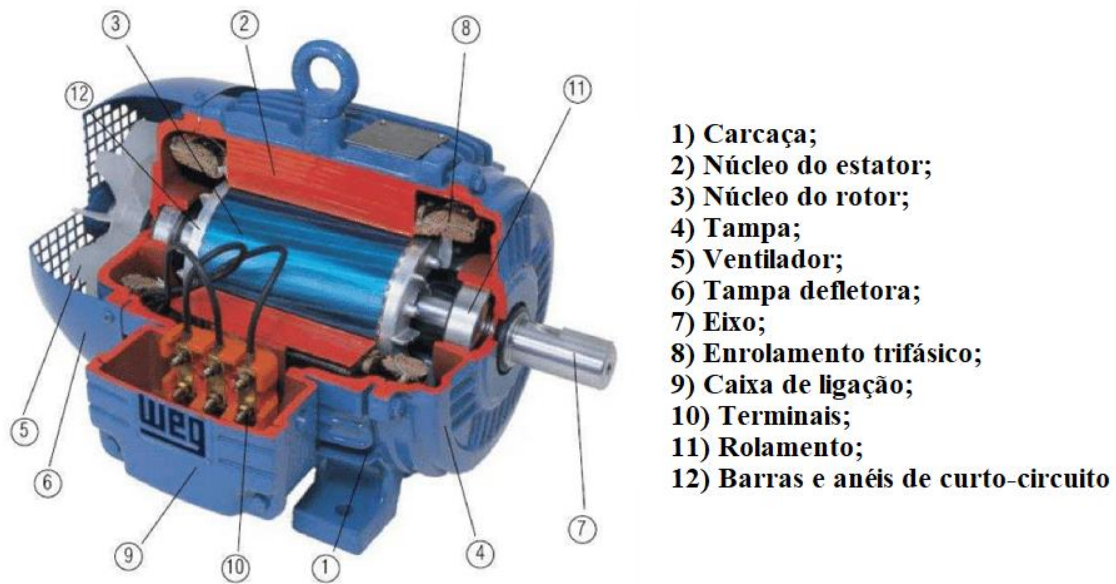


Figura 2.1 - Componentes básicos de um motor de indução trifásico.

Normalmente constituído de aço laminado, o rotor é usado para transportar fluxo magnético, transferir calor e fornecer estrutura para a gaiola. O eixo deve ser cuidadosamente dimensionado levando em consideração aspectos como o torque a ser transportado e o tamanho, pois este deve ser grande o suficiente para que o rotor não desvie ou entre em contato com o estator durante a partida ou operação.

Conforme descrito por Bonnett (2001), o rotor não se encontra conectado a fonte de alimentação elétrica, mas obtém sua energia por indução a partir do fluxo produzido pelo enrolamento do estator. Presume-se que o fluxo do espaço de ar seja distribuído sinusoidalmente e rotativo em relação ao rotor. A força eletromotriz (EMF) será conduzida em cada barra do rotor. Sua magnitude será determinada pela quantidade e taxa de densidade de fluxo que corta a barra do rotor. A corrente em cada barra exercerá uma força sobre a barra que produzirá um torque e fará com que o rotor gire a uma velocidade que será menor que a velocidade síncrona do enrolamento do estator. A diferença entre essas velocidades é chamada de escorregamento e é calculada segundo a Equação 2.1.

$$s = \frac{N_s - N}{N_s} \times 100\% \quad (2.1)$$

Onde s é o escorregamento em porcentagem, N_s é a velocidade síncrona do motor em RPM e N é a velocidade de rotação do rotor em RPM.

Ainda segundo Bonnett (2001), um rotor fabricado é aquele em que as barras do rotor são individualmente inseridas e depois curto-circuitadas em cada extremidade com os anéis. As barras podem ser de alumínio, cobre ou de ligas de alumínio ou cobre. Os anéis finais são geralmente do mesmo material que as barras. Os anéis finais podem ser vazados em cada extremidade usando alumínio fundido. As extremidades das barras são pré-aquecidas para derreter junto com o anel de extremidade fundido para fornecer contato entre as barras e os anéis. Alguns fabricantes que usam anéis finais de alumínio preferem soldá-los junto às barras.

As barras do rotor de alumínio podem ter um revestimento isolante, chamado anodização. Esse óxido de alumínio duro atua como um isolamento entre as barras e as laminações, minimizando perdas.

O Quadro 2.1 mostra algumas vantagens e desvantagens quanto ao material utilizado na construção do rotor.

Tabela 2.1 - Vantagens e desvantagens de um motor quanto a sua construção (adaptado de Bonnett (2001)).

	Alumínio Fundido	Alumínio	Cobre
Manufatura	Alta capacidade e tempo de ciclo curto. Maiores quantidades e/ou diâmetros são mais difíceis de fabricar.	Baixa capacidade e tempo de ciclo mais longo. Capital de investimento baixo.	Baixa capacidade e tempo de ciclo mais longo. Capital de investimento baixo.
Custo de manufatura	Custo mais baixo.	Custo mais alto – trabalho intensivo.	Custo mais alto – trabalho intensivo.

Porosidade da fundição	Pode surgir porosidade no processo.	Não há porosidade. Técnica de soldagem crítica.	Não há porosidade. Técnica de soldagem crítica.
Performance elétrica	Boa performance. Porém a porosidade pode induzir a eficiência e torque menores.	Alumínio é muito bom.	Cobre é excelente.
Construção Mecânica	-	Anéis finais e pás do ventilador acopladas	Anéis finais soldados e pás do ventilador acopladas
Confiabilidade	Ótima. Raramente solta, racha ou quebra barras.	Boa. O anel final impede o movimento da barra.	Boa. O processo de soldagem é crítico para a confiabilidade.
Estabilidade	Excelente.	Boa.	Boa.
Capacidade inicial	Excelente curva velocidade-torque.	Bom torque.	Melhor para carregamentos de alta inércia.
Transferência de calor	Melhor.	Mais baixo.	Baixo.
Manutenção/ Reparo	Difícil/Impossível.	Possível.	Mais fácil.
Tamanho máximo	Comprimento e diâmetro limitado.	Se a estabilidade térmica for mantida, não há limite.	Não há limite.

2.1.3 Tipos de falha

As falhas encontradas em motores de indução podem ser classificadas em quatro classes: falhas de rolamento, falhas relacionadas ao estator, falhas relacionadas ao rotor e outras falhas (resfriamento, conexões e caixas de terminais) (IMMOVILLI, 2013).

Seja por contaminação, instalação inadequada, manutenção precária ou outro fator prejudicial, os rolamentos podem ser prejudicados e danificados. Quando há o contato entre o defeito e algum dos componentes do rolamento é gerado uma resposta anormal ao sistema, normalmente um impulso é gerado. Ao manter a velocidade de rotação constante, a anormalidade se repetirá com uma frequência específica. Tal fato é utilizado por vários pesquisadores como forma de detectar tais falhas.

A excentricidade pode ser dita estática, dinâmica ou uma combinação destas. Segundo Faiz (2011), a excentricidade pode ser resultado do posicionamento incorreto do rotor/rolamento durante a montagem do motor, desgaste do rolamento, desalinhamento de carga e dos eixos do rotor. Em termos gerais, a excentricidade estática é resultado do deslocamento do centro de massa do eixo devido a fatores que influenciam o sistema internamente, enquanto a excentricidade dinâmica é relacionada a fatores externos como desalinhamento de cargas. A excentricidade gera uma força que tenta puxar o rotor da posição correta em relação ao estator. O ideal é que a distância entre o rotor e o estator (entreferro) se mantenha constante; ao estar sob influência de excentricidades, o entreferro do motor estará constantemente variando, ora aumentando, ora diminuindo. Tal variação provoca o aparecimento de harmônicos de frequência no espectro que caracterizam e auxiliam no diagnóstico deste defeito. Além de desgastar os rolamentos, a excentricidade é prejudicial ao núcleo e os enrolamentos do estator.

A maioria das falhas do rotor são causadas por uma combinação de várias tensões que atuam no rotor. Em termos gerais, essas tensões podem ser divididas da seguinte maneira:

- 1) térmica;
- 2) eletromagnética;
- 3) residual;
- 4) dinâmica;
- 5) ambiental;

6) mecânica.

Embora existam diferentes tensões atuando sobre o rotor, Ebrahimi (2013) afirma que as razões mais importantes da ocorrência de barras quebradas são as tensões térmicas devido à sobrecarga, as tensões magnéticas devido às forças eletromagnéticas e as tensões inerentes ao processo de fabricação e instalação. Na seção seguinte é abordado com maiores detalhes a ocorrência de barras quebradas em motores de indução trifásicos.

2.1.4 Falhas de barras quebradas

Basicamente, um rotor do tipo gaiola de esquilo é constituído de dois anéis e várias barras. Num rotor ideal, as barras são simetricamente espaçadas de tal forma que as correntes e o campo magnético também se comportam de forma simétrica. Na presença de barra(s) quebrada(s), o sistema passe a se comportar de forma assimétrica. A Figura 2.4 ilustra de forma simples a disposição dos anéis e das barras em um rotor saudável e em um rotor danificado.

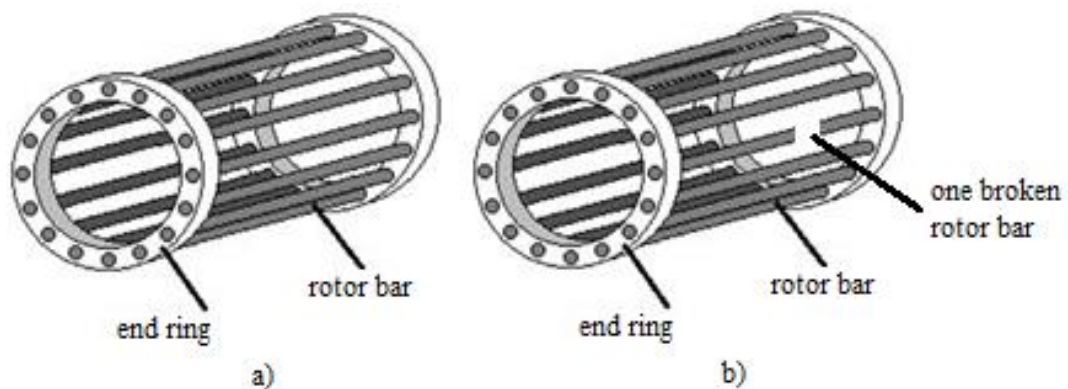


Figura 2.4 - Esquema de disposição de anéis de extremidade e barras do rotor (adaptado de MALEK, 2017).

Segundo Kanovic (2013) e Singh (2018), se uma barra estiver quebrada, nenhuma corrente elétrica fluirá através dela; como resultado, o campo no rotor ao redor dessa barra específica também deixará de existir e assim, a força eletromagnética associada ao processo estaria desequilibrada. A não condução de corrente através da barra quebrada faz com que as barras adjacentes sejam submetidas a valores de corrente maiores. Bellini (2008) afirma

ainda que as barras adjacentes à defeituosa podem ser submetidas a valores de corrente 50% superiores ao valor nominal. Bindu (2014) afirma que defeito de barras quebradas diminuem a eficiência do motor, causa aquecimento localizado no rotor, além de elevar os níveis de vibração. Com base nesses aspectos, o defeito analisado pode conduzir à falha prematura de barras circunvizinhas e por fim, a parada repentina do motor. Dependendo do nível de falha, elas podem provocar a perda total do motor ou interromper a linha de produção, além de aumentar o consumo de energia e vibração (MAGDALENO, 2013).

Quanto a visibilidade destes efeitos, o defeito provoca o surgimento de componentes espectrais espúrias que podem ser verificadas via FFT; as componentes são localizadas nas proximidades da frequência fundamental. As localizações dessas componentes são definidas pela Equação 2.9.

$$f_b = (1 \pm 2ks)f_s \quad (2.9)$$

Onde f_b é a frequência da componente espectral espúria relacionada ao defeito de barra quebrada, f é a frequência fundamental, k é um número inteiro e s representa o escorregamento do motor. Embora a FFT esteja presente de forma difundida na literatura, a mesma também apresenta limitações. Quanto ao escorregamento, este varia de acordo com a velocidade e a carga na qual o motor está atuando. À medida que a carga aumenta, a frequência característica da falha se afasta da frequência fundamental, tornando a localização mais evidente. Contudo, se o motor atuar com baixo ou nenhum carregamento, tem como consequência a aproximação da frequência característica de falha junto a frequência fundamental, podendo ser ocultada no espectro de frequência. Xu (2012) afirma ainda que a FFT depende da resolução apresentada pela amostra analisada e a detecção de falhas em estágio iniciais é deficiente, pois a amplitude das componentes espúrias é relativamente pequena. Segundo Guajardo (2018), a assinatura de falha de barras quebradas não pode ser detectada em cenários onde há transientes ou alterações de carga ou quando o tempo de observação é muito curto.

2.2 TEORIA DO CAOS

Antes de iniciar este tópico propriamente, é importante saber classificar as classes de sistemas como: deterministas, caóticos, aleatórios e estocásticos.

Segundo o modelo determinista proposto por Isaac Newton, a natureza se comporta segundo regras bem definidas; aqui, a previsão dos acontecimentos é algo atrelado às regras e independe das condições iniciais em que o sistema se encontra, além de haver a possibilidade de prever acontecimentos em intervalos suficientemente grandes.

Num sistema caótico, os acontecimentos dependem de regras complexas e de condições de contorno ou em outras palavras, das condições iniciais. Se as condições iniciais forem alteradas, mesmo que as modificações sejam infinitesimais, os acontecimentos futuros serão influenciados diretamente, o futuro pode inclusive ser alterado totalmente. É interessante dar como exemplo o modelo de Lorenz sobre o clima explicado na seção seguinte.

Segundo BAHIANA (2017), um sistema é dito aleatório quando o seu futuro só pode ser conhecido através da realização de um experimento, tais sistemas não são regidos por nenhuma lei e independem de condições iniciais. Um exemplo simples de aleatoriedade é a experiência com uma moeda, ao ser jogada para o alto, não há como saber qual a face estará voltada para cima, podendo ser afirmado que a probabilidade de ocorrência é a mesma para ambas as faces independentemente de qual tenha sido o resultado anterior.

Os dados estocásticos estão no limiar entre os sistemas aleatórios e os caóticos. Em teoria probabilística, eventos estocásticos são estatisticamente aleatórios, porém, podem eventualmente não o ser.

Dado um sistema desconhecido, a sua identificação quanto às classes citadas acima pode ser efetuada com base na observação do comportamento das curvas de autocorrelação de cada conjunto de dados.

2.2.1 História da Teoria do Caos

Até meados do século XX, os estudiosos da época ainda pregavam o determinismo científico defendido por Isaac Newton e Pierre-Simon Laplace. Segundo Newton, o Universo era um mecanismo cuja trajetória era única e inevitável; onde, uma vez conhecido o estado inicial do sistema e as equações que o regem, seu futuro é determinado para todo o

tempo. A visão apresentada por Newton não dava margem para o livre-arbítrio. Laplace acreditava que se o conhecimento fosse amplo o suficiente para desenvolver equações e leis que modelassem todos os fenômenos, estas seriam capazes de caracterizar desde os movimentos dos maiores corpos do universo aos menores átomos, segundo ele, nada seria incerto e o futuro seria evidente aos seus olhos (STEWART, 2007).

Paralelamente ao que diziam sobre o determinismo científico, havia a crença na conservação da complexidade. Tal crença afirma que causas simples geram efeitos simples, assim como causas complexas geram efeitos complexos. Contudo, em meados de 1886, o rei Oscar II (rei da Suécia) ofereceu um prêmio para a resolução do problema da estabilidade solar. Poincaré estava determinado a ganhar o prêmio, e fez seu aquecimento concentrando-se num problema mais simples, um sistema de três corpos. As equações para três corpos não são muito piores do que as para dois corpos, e possuem em grande parte a mesma forma geral. Mas o aquecimento de três corpos de Poincaré acabou se revelando surpreendentemente difícil, e ele descobriu algo perturbador. As soluções das equações eram totalmente diferentes das do caso de dois corpos. Na verdade, as soluções eram tão complicadas que não podiam ser escritas como fórmulas matemáticas. Pior, ele pôde compreender o suficiente da geometria - mais precisamente, da topologia- das soluções para provar, sem qualquer sombra de dúvidas, que os movimentos apresentados por essas soluções podiam, às vezes, ser altamente desordenados e irregulares (STEWART, 2007).

No começo dos anos 1960, Stephen Smale estudava a teoria dos sistemas dinâmicos, mais especificamente, os modos típicos de comportamento dos circuitos eletrônicos. Durante seus estudos, Smale desenvolveu a descoberta de Poincaré do movimento complexo no problema restrito de três corpos, simplificando a geometria até chegar ao que ficou conhecido como “ferradura de Smale”, embora fosse determinístico, o sistema apresentava traços aleatórios (STEWART, 2007).

O ano de 1960 também foi marcado na teoria do caos pelos estudos desenvolvidos por Edward Lorenz, talvez o mais conhecido dos estudiosos do Caos. Naquele ano Lorenz conseguiu deixar seus colegas cientistas fascinados após criar um “tempo atmosférico de brinquedo”. Lorenz simulava as condições atmosféricas a partir do seu computador, um Royal McBee. Embora a máquina utilizada por Lorenz fosse lenta, apresentava os resultados de forma segura. Depois de várias simulações, Lorenz decidiu utilizar 12 equações que relacionavam temperatura e pressão, pressão e velocidade do vento. Mesmo com uma quantidade pequena de regras e um computador primitivo, as simulações de Lorenz

apresentavam um comportamento padrão. Os resultados esboçados por Lorenz passaram a ser plotados de uma forma única e primitiva. Certo dia, o cientista tomou um atalho durante as simulações e ao invés de refazer todo o processo, Lorenz decidiu começar pelo meio e entrar com os dados manualmente na máquina. Depois de um certo período de tempo, Lorenz percebeu que suas simulações divergiam totalmente do que era esperado; vários motivos para o fato rondavam a cabeça de Lorenz, desde a modificação do programa até defeitos nas válvulas do seu computador. Contudo, depois de um tempo, Lorenz percebeu que o motivo da divergência dos seus resultados foi causado por algumas casas decimais, enquanto as simulações anteriores lidavam com seis casas decimais, ele havia inserido números com apenas três casas (GLEICK, 1989). A Figura 2.5 apresenta os resultados obtidos por Lorenz quando a máquina processava seis casas decimais e quando processava três casas.

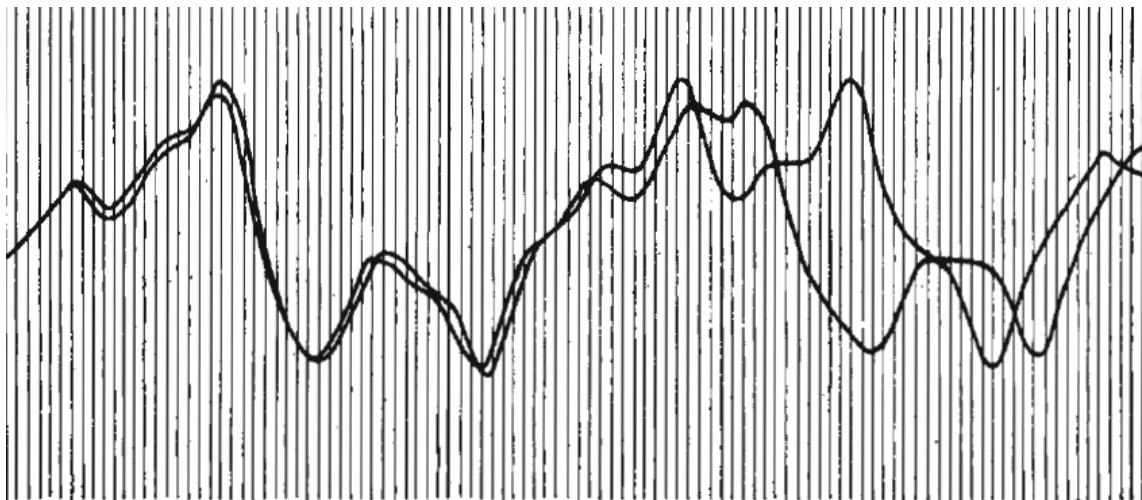


Figura 2.5 - Simulações climáticas alcançadas por Edward Lorenz (GLEICK, 1989).

Para a sociedade científica, o resultado alcançado por Lorenz mostrava o quanto a “previsibilidade das coisas” poderia ser substituída por um simples acaso; Lorenz havia produzido apenas uma notícia ruim. Mas Lorenz percebeu mais do que aleatoriedade no seu modelo de tempo, ele enxergava uma bela estrutura geométrica e passou a dedicar mais do seu tempo para a matemática de sistema que nunca se encontravam em regime estacionário, sistema que quase nunca se repetiam, mas não exatamente. Foi então que Lorenz passou a procurar por sistemas simples, mas que produzissem o comportamento complexo (GLEICK, 1989). Alguns exemplos de sistemas que se comportam como o que Lorenz se deparou são: populações de animais e epidemias que vão e vem em instantes quase regulares.

O fenômeno descrito por Lorenz recebeu o nome de Efeito Borboleta. Anos depois recebeu um nome técnico: dependência sensível das condições iniciais.

O comportamento complexo acima descrito é provocado por não-linearidades inerentes aos sistemas. Em geral, os sistemas não-lineares não podem ser resolvidos e nem somados uns aos outros. Em termos simples, a presença de não-linearidades em um jogo qualquer significa que o simples ato de o jogar modifica as suas regras constantemente. Um sistema não-linear é como um labirinto onde as suas paredes se movem constantemente a cada passo dado.

Finalmente Lorenz encontrou no fenômeno da convecção as características por ele procuradas. Ele tomou uma série de equações e reduziu-as ao máximo possível, deixando apenas o necessário, a não-linearidade. Os resultados obtidos durante esses experimentos foram difundidos e ficaram conhecidos como o “atrator de Lorenz”, o atrator lembra as asas de uma borboleta. O atrator foi construído com base no sistema de três equações e três variáveis descrito abaixo.

$$\frac{dx}{dt} = 10(y - x) \quad (2.10)$$

$$\frac{dy}{dt} = xz + 28x - y \quad (2.11)$$

$$\frac{dz}{dt} = xy - \left(\frac{8}{3}\right)z \quad (2.12)$$

Os resultados fornecidos mostravam-se instáveis e os números aumentavam ou diminuíam sem um comportamento previsível. Para visualizar os números graficamente, os valores foram apresentados em forma de coordenadas que especificavam um ponto no espaço tridimensional. As sequências dos números seguiam uma linha contínua que permanecia dentro de certos limites, porém, nunca se repetiam (GLEICK, 1989). O atrator de Lorenz (Figura 2.6) tornou-se o emblema daqueles que estudavam o caos.

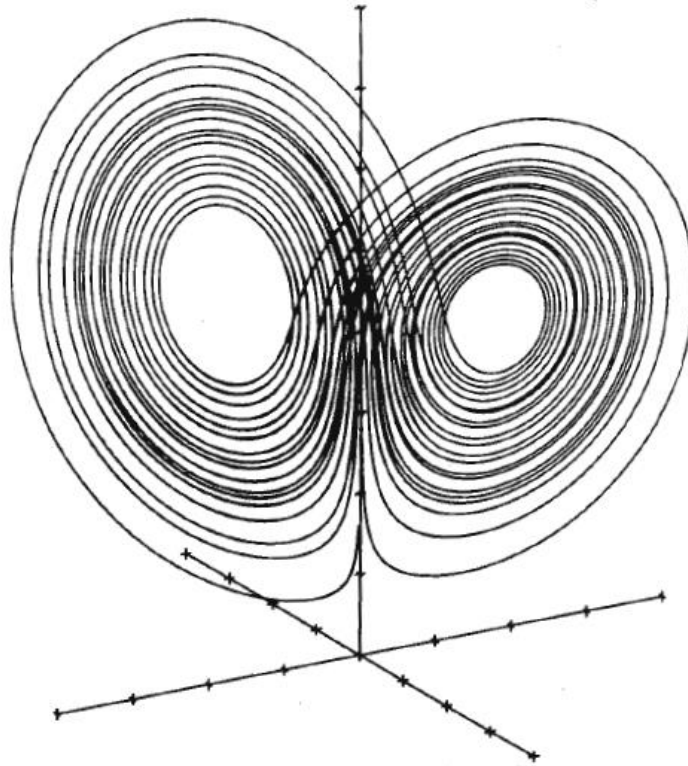


Figura 2.6 - Atrator de Lorenz (GLEICK, 1989).

Na década de 70, porém, alguns cientistas dos Estados Unidos da América e da Europa começaram a encontrar um caminho em meio a essa desordem. Eram matemáticos, físicos, biólogos, químicos, todos eles buscando ligação entre diferentes tipos de irregularidades. Os fisiologistas descobriram uma surpreendente ordem no caos que se desenvolve no coração humano, causa principal da morte súbita e inexplicada. Os ecologistas exploraram a ascensão e queda da população de mariposas conhecidas como limântrias. Os economistas desenterraram velhas cotações da Bolsa de Valores e tentaram um novo tipo de análise. As compreensões daí resultantes levaram diretamente ao mundo natural - às formas das nuvens, aos caminhos percorridos pelos relâmpagos, às interligações microscópicas dos vasos sanguíneos, às aglomerações estelares galácticas (GLEICK, 1989).

Diferentemente do que vinha acontecendo com os diversos campos de pesquisa, a dinâmica cada vez mais especializada dos estudos, o surgimento do caos mostrou ser desnecessária a especialização das disciplinas, uma vez que o caos foi capaz de romper as fronteiras que estavam sendo construídas. O caos mostrou ser uma disciplina global, não havia distinção entre campos de pesquisa quando se pensava em aplicar a teoria do caos.

A compreensão do caos ainda não é um assunto simples. Layek (2015) expõe alguns meios de quantificar e qualificar o caos a partir de técnicas como: sequência universal, número universal de Feigenbaum, expoente de Lyapunov, medida teórica de conjuntos invariantes, dentre outros. Para a realização desse estudo, a caracterização do comportamento caótico foi realizada com base na observação e descrição das funções de autocorrelação dos dados coletados.

É importante observar que embora um sistema dito caótico seja aparentemente imprevisível e tenha forte dependência das condições iniciais a ele impostas, um sistema dessa classe apresenta um comportamento pertencente a um intervalo ou região pré-estabelecida, mesmo que não apresente um aspecto temporalmente repetitivo. Na Figura 2.7 é demonstrado tal fato; à esquerda têm-se um gráfico cujas coordenadas são os ângulos formados pelas hastes do pêndulo em cada instante de tempo. Apesar de ser um sistema mecânico simples, o pêndulo duplo se comporta de forma caótica e é modelado segundo quatro equações diferenciais acopladas não-lineares (um fenômeno caótico possui no mínimo três equações diferenciais acopladas não lineares).

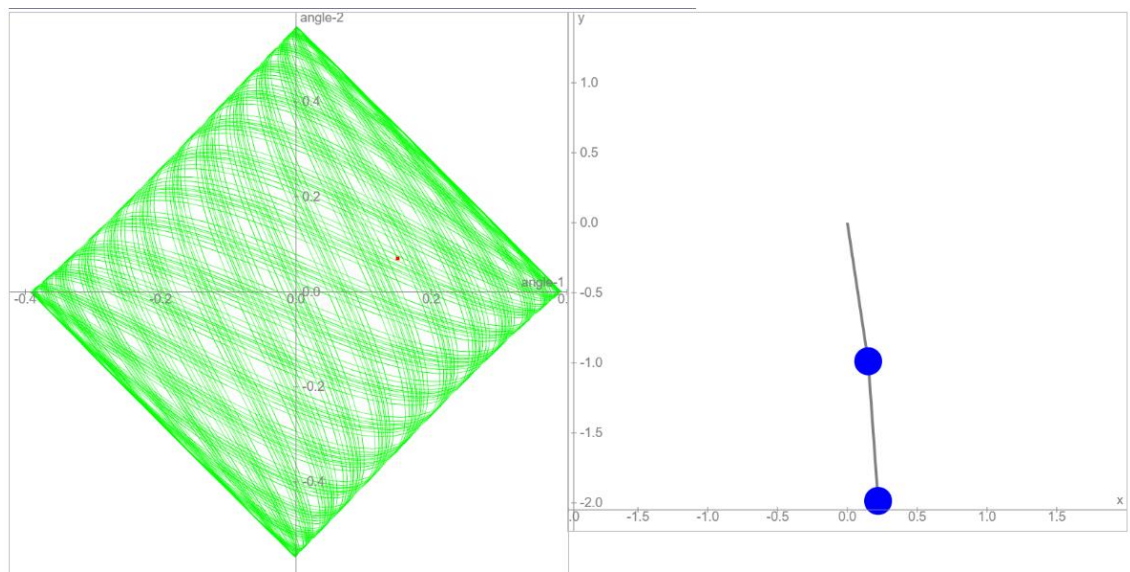


Figura 2.7 - Simulação computacional de um pêndulo duplo.

2.2.2 Função de autocorrelação

Em estatística, a função de autocorrelação (ACF) mede o grau de correlação de uma variável, em um dado instante, consigo mesma, em um instante de tempo posterior (SILVA FILHO; LIMA, 2008), ou seja, é uma medida do quanto um valor é capaz de influenciar os seguintes. Ela permite que as irregularidades de um sinal sejam analisadas. O valor da autocorrelação pode variar entre 1 (correlação perfeita) e -1 (anti-correlação perfeita). A autocorrelação é igual a 1 quando um conjunto de dados é comparado com ele mesmo. É igual a zero, quando não há nenhuma correlação. A construção da curva de autocorrelação é realizada a partir da comparação de várias amostras de um mesmo experimento ou variável.

Neste trabalho, a construção das curvas de autocorrelação foram realizadas a partir da translação de uma quantidade específica de dados. Dado um conjunto de dados com n elementos, onde o primeiro elemento foi coletado num instante de tempo t_i e o último elemento foi coletado em t_f , o conjunto de dados seguintes também possui n elementos, contudo, diferentemente do primeiro conjunto, o primeiro elemento foi coletado em $t_i + \Delta t$ e o último elemento do conjunto em $t_f + \Delta t$, onde Δt é o menor intervalo de tempo entre um dado e outro no sinal adquirido. Dada a definição de cada conjunto de dados (cada translação ou incremento de Δt), o algoritmo de autocorrelação reconhece cada conjunto como um experimento, tornando desnecessária a realização de vários experimentos com intervalos de tempo curto. Inicialmente, o primeiro conjunto foi comparado com ele mesmo, motivo pelo qual, a autocorrelação foi igual a 1; a comparação seguinte foi entre o 1º conjunto e o 2º, a seguinte com o 2º conjunto e o 3º, e assim sucessivamente.

2.2.3 Estudos e técnicas relacionadas ao caos

Apesar do fato de que muitos fenômenos comuns observados diariamente em circuitos e sistemas de processamento de sinais podem ser explicados apenas em termos de modelos não lineares, o estudo da dinâmica não linear ainda é um grande território desconhecido na análise de sistemas. A regra comum no ensino de engenharia tem sido "linearizar; depois analise" (Kennedy, 1993).

Embora o número de pesquisas direcionadas ao entendimento da dinâmica não linear ainda seja relativamente pequena quando comparada com outros campos de estudo. A

literatura já detém de inúmeras publicações e estudos nesta área. Nesta seção serão apresentados alguns estudos desenvolvidos a partir das premissas da Teoria do caos e suas extensões.

Alves e Peixoto (2011) apresentaram uma solução para prever e simular o impacto de fornos a arco elétrico no sistema de energia elétrica. Durante o estudo, os autores fizeram uso de um oscilador de Chua para gerar um sinal caótico, este foi usado para modular a tensão do arco.

Muddada e Patnaik (2011) apresentam uma revisão quanto às manifestações do caos na dinâmica não linear e verificam a aplicabilidade da Teoria do caos no estudo da turbulência apresentada pelos fluidos.

Hanias et al., (2012) trabalharam na questão clássica e tecnológica dos circuitos de transistor que podem ser levados a estados caóticos por perturbações externas. Eles verificaram e analisaram as séries temporais de tensão de saída obtidas experimentalmente fazendo uso de técnicas de reconstrução de fase. Os resultados alcançados mostraram que as características caóticas existem pelo fato de haver um maior expoente positivo de Lyapunov.

Segundo Mastinu (2012) a estabilidade de um automóvel pode ser descrita na maioria das vezes por modelos lineares, no entanto, existem casos raros onde a dinâmica dos veículos passa a ser descritas por modelos dinâmicos não-lineares. Para demonstrar tal fato, o autor desenvolveu tal estudo onde foi realizada a descrição do comportamento dinâmico não-linear de automóveis em situações específicas, justificando ainda a presença das não linearidades em função das características dos pneus do veículo. É importante salientar que durante a apresentação do estudo foram feitas várias simplificações do modelo e considerações.

Faggini e Parziale (2016) procuraram por evidências da dinâmica caótica em dados econômicos e financeiros. Os resultados obtidos pelas autoras não chegaram a provar a existência do caos em todas as variáveis econômicas, mas afirmaram que em alguns casos, tal fato pode significar que alguns fenômenos econômicos são menos complexos que outros e que a economia de um país ou de um simples mercado pode ser caótico, enquanto a economia como um todo pode não ser.

Klonowski (2016) propôs um método de avaliação quantitativa simples de rugosidade, não apenas em imagens anatomopatológicas e de ressonância magnética, mas

também de avaliação de nanosuperfícies. O objetivo descrito pelo autor era desenvolver um método simples e facilmente compreensível para que pudesse ser aplicado amplamente em hospitais e clínicas. Segundo ele, o método baseado em fractais mostrou-se simples e aplicável.

Sanchez (2017) desenvolveu uma metodologia de detecção de falhas em barras quebradas em motores de indução do tipo gaiola de esquilo, a técnica atua durante partida do motor e em regime permanente. O processo de detecção ocorre em duas etapas; na primeira é realizada a análise dos sinais de vibração dos três eixos usando a teoria da dimensão fractal, na segunda é apresentado um sistema lógico para cada regime de funcionamento.

Bazeia et al., (2017) apresentou uma abordagem quantitativa capaz de relacionar o comprimento de correlação com a densidade média dos máximos apresentados por um sinal. O estudo foi embasado na observação da evolução caótica apresentada pela quantidade de uma espécie biológica no decorrer de uma simulação.

Medeiros (2018) fez uso das extensões da Teoria do Caos para detectar falhas em motores de corrente contínua sem escovas. Em seu trabalho o diagnóstico foi realizado com base na observação e processamento do sinal de corrente apresentado pelo estator do motor.

Veras (2019) detectou variações de velocidade e diagnosticou falhas de excentricidade em motores de corrente contínua a partir de sinais sonoros utilizando densidade de máximos. Segundo o autor, a técnica utilizada necessitou de baixo poder computacional e teve altos índices de acerto.

Lucena Júnior (2019) aplicou extensões da Teoria do Caos para detectar defeitos em rolamento em motores de indução trifásicos. A técnica utilizada pelo autor baseia-se num algoritmo que realiza a contagem de picos do sinal sonoro do motor no domínio do tempo. Os resultados apresentados pelo autor mostram a capacidade da técnica de detectar falhas na pista interna e externa do rolamento até quando há variação de carga no motor.

Os trabalhos acima citados reafirmam a multidisciplinaridade apresentada pelas extensões do Caos. Embora seja um campo de estudo ainda pouco falado, a literatura apresenta trabalhos relacionados ao Caos nas mais diversas áreas de pesquisa, sendo correto afirmar que a Teoria do Caos e suas extensões são aplicáveis globalmente, no sentido de não haver áreas específicas de aplicação.

2.2.4 Análise do Caos baseado no 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 de corrente 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).

Durante o desenvolvimento deste trabalho foi seguida a abordagem descrita por Bazeia et al., (2017), partindo do princípio de que há uma relação de caráter quantitativo entre o comprimento de correlação e a densidade de máximos de um sinal.

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

A probabilidade conjunta $P(q', q'')$ 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:

$$\langle \rho_i \rangle \equiv \frac{1}{\delta t} \int_{-\infty}^0 dq_i'' \int_0^{-q_i'' \delta t} dq_i' P(q_i', q_i'') = \int_{-\infty}^0 dq_i'' q_i'' P(0, q_i'') \quad (2.13)$$

O fato das propriedades estatísticas do número médio de picos serem invariantes perante as translações de 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 2.14).

$$C_i(\delta t) = \frac{\text{Cov}(q_i(t+\delta t), q_i(t))}{\sqrt{\text{Var}(t+\delta t)}\sqrt{\text{Var}(t)}} \quad (2.14)$$

Onde o radical Cov indica a covariância e o Var a variância do sinal para um intervalo de tempo δt .

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

$$\langle q_i'^2 \rangle = -\frac{d^2 C_i(\delta t)}{d(\delta t)^2} \Big|_{\delta t=0}; \quad \langle q_i''^2 \rangle = \frac{d^4 C_i(\delta t)}{d(\delta t)^4} \Big|_{\delta t=0} \quad (2.15)$$

O princípio da máxima entropia pode ser usado para construir a distribuição de probabilidade conjunta para $q(t)$, e o mesmo se aplicará às suas derivadas das equações anteriores. Após a implementação dos cálculos algébricos, a integração em $q_i(t)$ leva a $P(q_i', q_i'')$ que resulta na Equação 2.16.

$$P(0, q_i'') = \frac{1}{2\pi} \frac{1}{\sqrt{\langle q_i'^2 \rangle \langle q_i''^2 \rangle}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{q_i''^2}{\langle q_i''^2 \rangle}\right) \quad (2.16)$$

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

A Equação 2.17 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 da função de autocorrelação em zero, representadas respectivamente neste trabalho por $\frac{d^2 C_i}{dt^2}(0)$ e $\frac{d^4 C_i}{dt^4}(0)$, conforme apresentado em Bazeia (2017), Medeiros (2019) e Veras (2019).

$$\langle \rho_i \rangle = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{\langle q_i''^2 \rangle}{\langle q_i'^2 \rangle}} = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{\frac{d^4 C_i(0)}{dt^4}}{-\frac{d^2 C_i(0)}{dt^2}}} \quad (2.17)$$

Ao reescrever a Equação 2.17 para séries temporais periódicas e homogêneas, Bazeia et al., (2017) estabelece a Equação 2.18, uma relação entre o τ (coeficiente de comprimento de autocorrelação) e o ρ (densidade de máximos) obtida experimentalmente.

$$\tau = \frac{1}{6 \langle \rho \rangle} \quad (2.18)$$

O comportamento caótico presente nos sistemas estocásticos é demonstrado pelo resultado encontrado na Equação 2.17. Utilizando o método Signal Analysis based on Chaos using Density of Maxima (SAC-DM) (Medeiros, 2019) é possível estimar as características de um sistema através da análise de uma série temporal curta e estimar a densidade de máximos média para certa quantidade de amostras dividindo a quantidade de picos apresentado por um sinal pelo intervalo de tempo utilizado (Equação 2.19).

$$SAC - DM = \frac{\text{total de picos no intervalo}}{\text{tempo intervalo}} = \frac{\text{picos}}{\Delta t} \quad (2.19)$$

Em testes iniciais foi confirmado que o motor sob falha altera o seu comprimento de correlação e, conseqüentemente, o SAC-DM, permitindo o seu diagnóstico. Para o restante do texto deste trabalho utilizaremos o termo SAC-DM para designar o valor ρ experimental.

CAPÍTULO III

3. MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 FLUXOGRAMA

O processo percorrido pelos dados é apresentado no fluxograma ilustrado na Figura 3.1. De forma simplificada, a técnica compreende duas etapas específicas: na primeira, os dados são testados para a verificação do comportamento caótico do sinal; ao verificar o aspecto caótico do sinal, os dados são continuamente processados em períodos curtos de tempo para o cálculo do SAC-DM e seu respectivo diagnóstico. É importante afirmar que, a confirmação do algoritmo quanto ao aspecto caótico enseja na continuação do processamento dos dados, caso contrário, o processo é cessado.

Para o desenvolvimento deste trabalho, algumas amostras do sinal de corrente foram coletadas a uma taxa de amostragem de 30.000 Hz quando o motor se encontrava em funcionamento. As amostras foram coletadas de acordo com os parâmetros de funcionamento apresentados no Quadro 3.1.

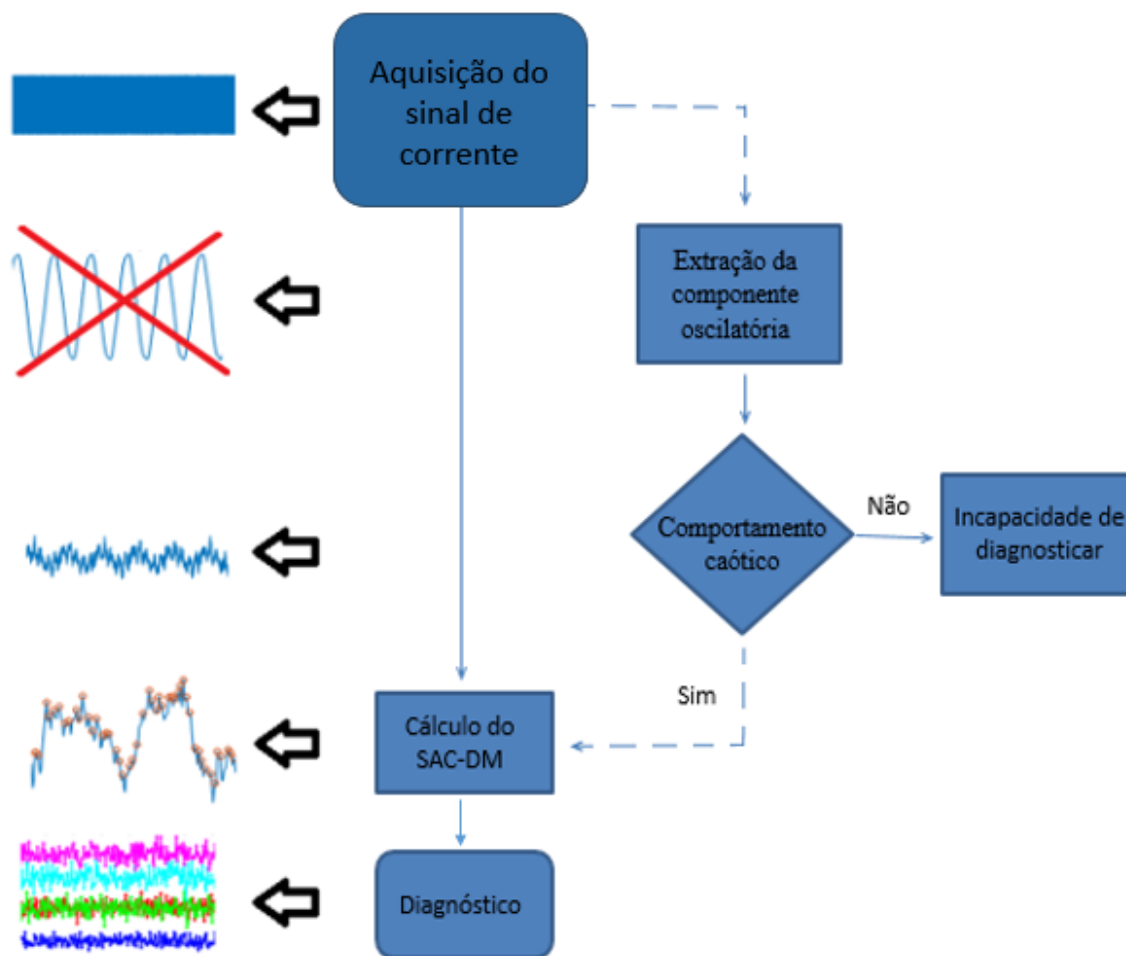


Figura 3.1 - Fluxograma do método proposto.

Quadro 3.1 - Matriz de ensaios dos dados coletados.

	0%	25%	50%	75%	100%
Saudável	Amostra 1	Amostra 2	Amostra 3	Amostra 4	Amostra 5
1 barra quebrada	Amostra 6	Amostra 7	Amostra 8	Amostra 9	Amostra 10
3 barras quebradas	Amostra 11	Amostra 12	Amostra 13	Amostra 14	Amostra 15
5 barras quebradas	Amostra 16	Amostra 17	Amostra 18	Amostra 19	Amostra 20
7 barras quebradas	Amostra 21	Amostra 22	Amostra 23	Amostra 24	Amostra 25

3.2 BANCADA EXPERIMENTAL

3.2.1 Instrumentação da bancada de torque

Projetada e construída no laboratório Grupo de Pesquisa em Instrumentação e Controle em Estudo de Energia e Meio Ambiente (GPICEEMA), na Universidade Federal da Paraíba (UFPB), a bancada experimental foi desenvolvida com o propósito de simular condições reais de funcionamento quanto aos aspectos de carregamento/torque, velocidade e falha/defeito. As possibilidades de carregamento ao qual o motor de indução trifásico pode ser submetido varia de 0 Nm (condição em vazio) até valores superiores ao carregamento nominal definido pelo fabricante. Quanto ao acionamento, o motor pode ser acionado de duas formas: partida direta na rede, caso onde o motor é conectado diretamente na rede de alimentação; e acionamento a partir do inversor de frequência, caso em que a velocidade do motor pode ser variada de acordo com os parâmetros de entrada do inversor de frequência. As falhas e defeitos provêm da modificação dos componentes do motor de indução utilizado. A Figura 3.2 ilustra a bancada experimental.

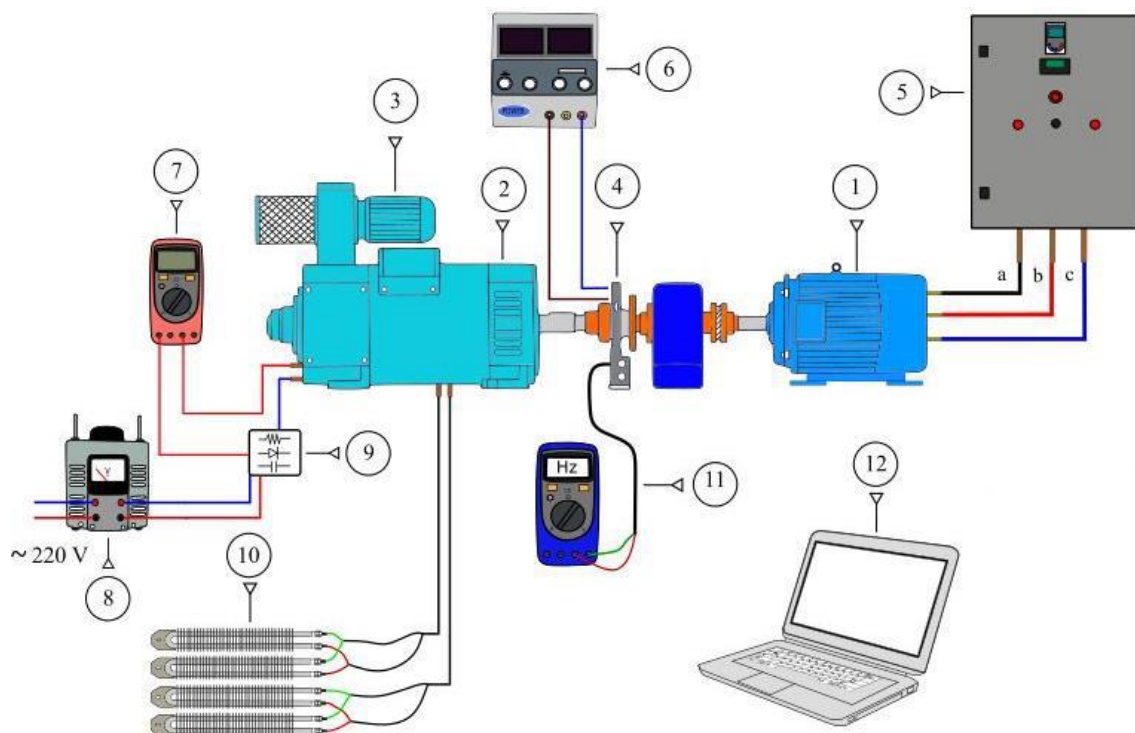


Figura 3.2 - Desenho esquemático da bancada experimental (adaptado de Silva, 2018).

Quadro 3.2 - Componentes da bancada experimental.

1	Motor de indução trifásico	5	Quadro de comando e acionamentos	9	Circuito retificador
2	Motor de corrente contínua	6	Fonte de alimentação	10	Banco de resistências elétricas
3	Exaustor	7	Multímetro	11	Multímetro
4	Torquímetro	8	Regulador de tensão (varivolt)	12	Computador

A bancada pode ser analisada a partir de três subsistemas, sendo eles: o motor de indução trifásico e seus acionamentos, o motor de corrente contínua com seus dispositivos de acionamento e o quadro de comando e dispositivos de medição.



Figura 3.3 - Disposição dos motores de corrente contínua e indução na bancada experimental.

3.2.1.1 Motor de indução trifásico e seus acionamentos

A Figura 3.4 apresenta o motor de indução trifásico utilizado durante este trabalho. Os parâmetros disponibilizados pelo fabricante são dispostos na Tabela 3.1. A bancada desenvolvida permite afixá-lo em uma estrutura metálica para que durante o funcionamento

a segurança do processo seja garantida, a bancada permite ainda movimentá-lo facilmente ao desatarraxar quatro parafusos e suas respectivas porcas. A Figura 3.5 expõe um motor na bancada referida acima.



Figura 3.4 - Motor de indução trifásico.

Tabela 3.1 - Especificação técnica do motor de indução utilizado.

Motor de indução trifásico		
Marca	Voges CE	
Modelo	VTOP	
Potência Nominal	5 cv / 3,7 hp	
Nº de polos	4	
Velocidade Nominal	1730 rpm / 181,17 rad/s	
Eficiência Nominal	% da Potência Nominal	Eficiência
	50%	84,5%
	75%	87,0%
	100%	87,5%
Torque Nominal	20,4 Nm	
Tensão Nominal	380 Vca	
Corrente Nominal	7,8 A	



Figura 3.5 - Motor de indução trifásico sobre a estrutura metálica.

Quanto ao acionamento do motor, este pode ser acionado diretamente à rede elétrica através de contactores localizados no quadro de comando ou pode ser acionado através do inversor de frequência, também localizado no quadro de comando. Os inversores de frequência são dispositivos eletrônicos capazes de variar a velocidade de rotação dos motores de indução trifásicos através da manipulação da frequência da corrente alternada disponibilizada pela rede elétrica.

O inversor de frequência escolhido para compor a bancada experimental foi o CFW700 fabricado pela WEG, o mesmo é apresentado na Figura 3.6.



Figura 3.6 - Inversor de frequência utilizado na bancada.

3.2.1.2 Motor de corrente contínua e seus dispositivos de acionamento

Fornecido pela fabricante Varimot, o motor de corrente contínua utilizado foi o da série BN, carcaça 132S, com 7,5 cavalos de potência e rotação nominal de 1800 rpm. O torque de frenagem do motor é controlado a partir da tensão de armadura aplicado a ele, esta por sua vez é controlada por um circuito elétrico detalhado mais à frente. Segundo a configuração do fabricante, o motor dispõe ainda de um exaustor de 0,33cv fabricado pela WEG acoplado ao motor para a ventilação forçada do mesmo.



Figura 3.7 - Motor de corrente contínua.

Os dispositivos utilizados no acionamento do motor de indução são apresentados na Figura 3.8. Para a bancada foi adquirido um regulador de tensão monofásico do fabricante JNG modelo TDGC2-2 com alimentação de 220V/(50 ou 60Hz) e saída podendo variar de 0 a 250V, potência de 25 kVA e corrente máxima de 8A. No estudo em questão, o regulador de tensão é indiretamente empregado no ajuste do nível de excitação do campo do motor de corrente contínua, permitindo assim, obter uma ampla faixa de torque controlado sobre o eixo do motor de indução trifásico.

O ajuste do regulador de tensão se dá através da variação do número de bobinas no enrolamento secundário. Como a excitação do motor de corrente contínua se dá por corrente contínua e o regulador de tensão fornece corrente alternada, foi utilizado um circuito

retificador para realizar a conversão CA/CC necessária para esse experimento. O circuito retificador é exposto na Figura 3.9.

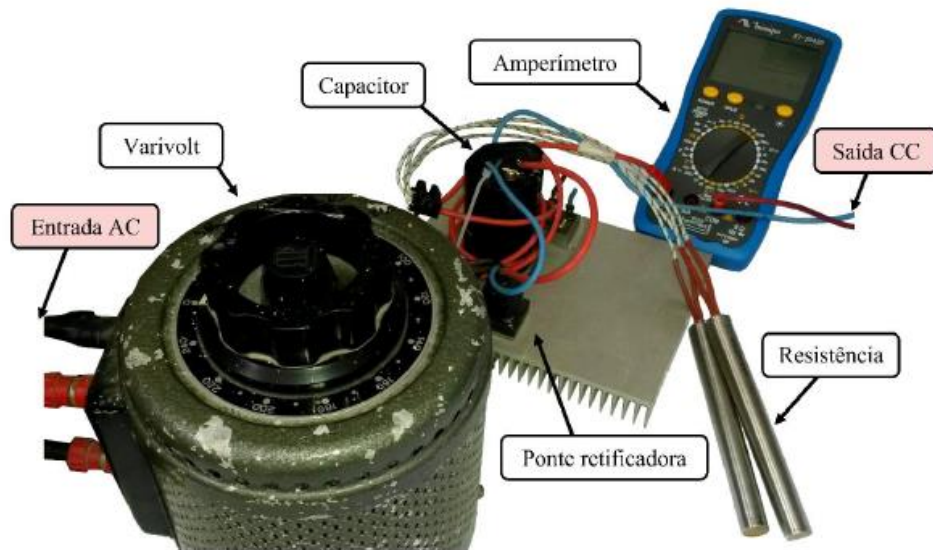


Figura 3.8 - Dispositivos de acionamento do motor de corrente contínua (ADISSI, 2015).

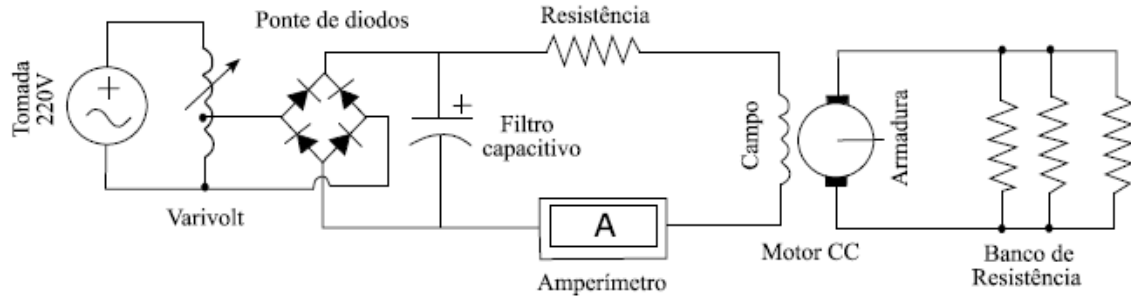


Figura 3.9 - Circuito retificador (ADISSI, 2015).

Ao variar a tensão da armadura do motor, este fará esforços na tentativa de girar no sentido oposto à rotação dada pelo motor de indução trifásico. O esforço contínuo exercido pelo motor de corrente contínua, porém não compreendido (pois o sentido de rotação será aquele determinado pelo motor de indução), será convertido em corrente. Para evitar o aquecimento do motor, foram ligadas quatro resistências de 24 Ohms e 2000W aos terminais da armadura do motor CC para dissipar a energia ora acumulada. Em caso de aquecimento excessivo, a operação é suspensa até o retorno da normalidade. O banco de resistências utilizado é apresentado na Figura 3.10.



Figura 3.10 - Banco de resistências.

3.2.1.3 Quadro de comando e dispositivos de medição

Os componentes de acionamento e aquisição de dados estão dispostos no quadro de comando e acionamentos exposto na Figura 3.11. Em a) é apresentado a vista frontal do sistema, nela o quadro de comando dispõe de uma interface Humano-Máquina através do display do inversor de frequência, display do voltímetro, botoeira de emergência, caso haja a presença de anomalias no sistema, e uma chave seletora de três posições para a definição de como será o acionamento do motor de indução; no sentido horário tem-se o acionamento por partida direta, enquanto que no sentido anti-horário tem-se o acionamento via inversor de frequência. Em b) é apresentado o interior do quadro de comando onde são dispostos o disjuntor geral do sistema, disjuntores, relés e contactores para seccionamento, proteção e acionamento do circuito elétrico, o inversor de frequência, sensores para medição de tensão e corrente e a placa de aquisição.



Figura 3.11 - Quadro de comando.

Externamente ao quadro de comando, mas definido como dispositivo de medição, tem-se o torquímetro dinâmico telemétrico acoplado aos eixos de ambos os motores. O torquímetro utilizado foi fabricado pela HBM, modelo T40B-200, de acordo com o fabricante o instrumento apresenta precisão de fundo de escala de 0,05% (correspondente a 0,1 Nm), capacidade de medir torque máximo de 200 Nm em rotações de até 20.000 rpm. O sinal de saída pode ser coletado de duas formas: tensão ou frequência. o torquímetro dispõe de uma saída de tensão que pode variar entre -10V e 10V, esta por sua vez, varia de forma linear e proporcional ao torque no qual o eixo é submetido. A segunda opção é originada da frequência apresentada pelo equipamento, a frequência varia de 30 kHz a 90 kHz, sendo o valor de 60 kHz a medição para o torque nulo, enquanto 30 kHz (torque no sentido horário) e 90 kHz (torque no sentido anti-horário) são as medições para torques máximos. A Figura 3.12 apresenta o torquímetro utilizado, enquanto que a sua disposição na bancada experimental é apresentada na Figura 3.13.

Quadro 3.2 - Especificações técnicas do torquímetro utilizado.

Torquímetro digital	
Marca	HBM
Modelo	T40B-200

Torque Nominal	200 Nm
Precisão do fundo de escala	0,05%
Rotação Máxima	20.000 rpm



Figura 3.12 - Torquímetro dinâmico telemétrico.

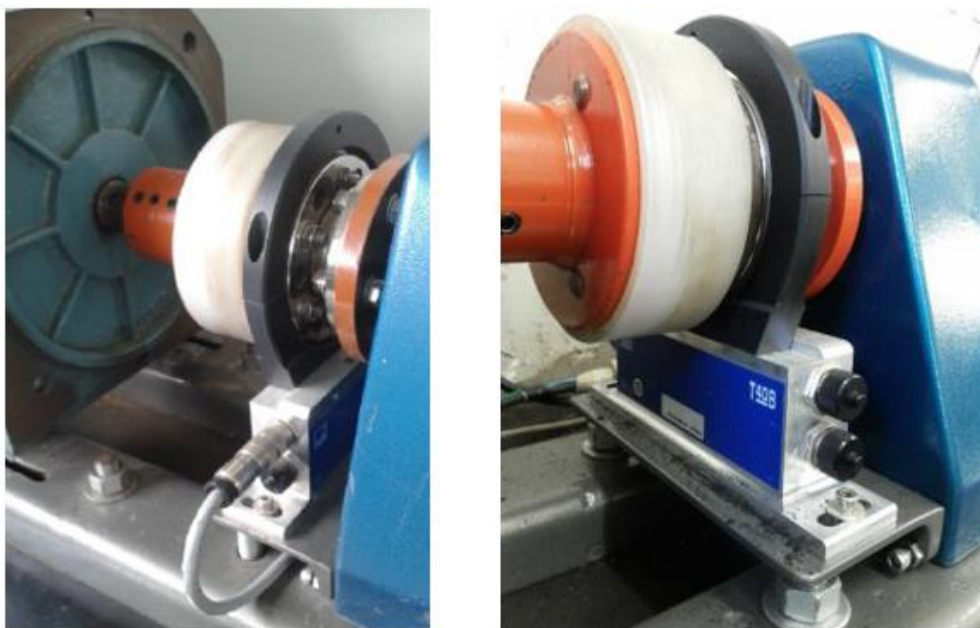


Figura 3.13 - Disposição do torquímetro na bancada experimental.

A bancada experimental dispõe ainda de um dispositivo de medição de velocidade (Figura 3.14). O dispositivo referido acima veio acoplado ao motor de corrente contínua. O tacômetro, como também é chamado, é um sensor de velocidade largamente utilizado na

indústria em situações onde há a necessidade de ter conhecimento da velocidade. Ao girar o eixo do motor uma diferença de potencial elétrica é gerada, esta por sua vez, é proporcional à velocidade do mesmo.



Figura 3.14 - Dispositivo de medição de velocidade.

Ainda no quadro de comando, foi utilizado um dispositivo de aquisição de dados (DAQ) da fabricante National Instruments, modelo USB-6215 ilustrado na Figura 3.15. A DAQ utilizada conta com taxa de amostragem máxima de 250.000 amostras por segundo (250 kS/s) e 16 bits de resolução da entrada analógica.



Figura 3.15 - Dispositivo de aquisição de dados.

3.2.2 Falhas nas barras do rotor

Durante a realização dos experimentos foram necessárias algumas modificações no rotor. Para as amostras do motor saudável não foram necessárias modificações em nenhuma parte do motor. Contudo, para as condições com rotor danificado fez-se necessário submeter o rotor a processos de furação à medida em que o dano desejado se tornava mais severo. A Figura 3.16 a) ilustra o desenho esquemático de como as barras são dispostas na gaiola do rotor, em b) é exposto o rotor sendo submetido a processos de furação; é importante deixar claro que cada furo efetuado no rotor corresponde a uma barra quebrada.

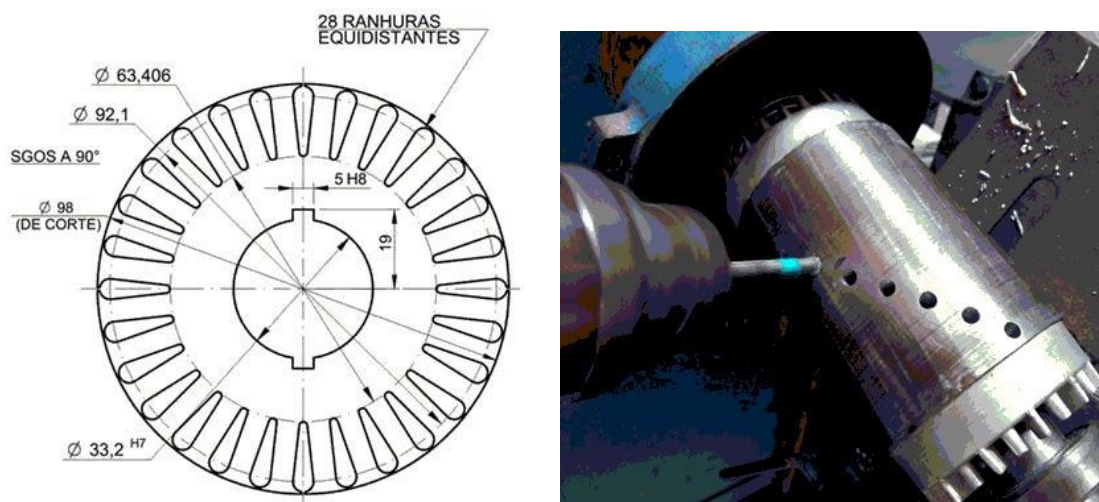


Figura 3.16 - Processo de modificação do rotor.

3.3 COMPROVAÇÃO DO COMPORTAMENTO CAÓTICO

O processo de comprovação do comportamento teórico parte da observação da função de autocorrelação gerada pelos dados processados. Segundo a função de autocorrelação observada, os dados podem ser classificados como deterministas, caóticos, estocásticos ou aleatórios. A literatura aponta os quatro modelos apresentados na Figura 3.17.

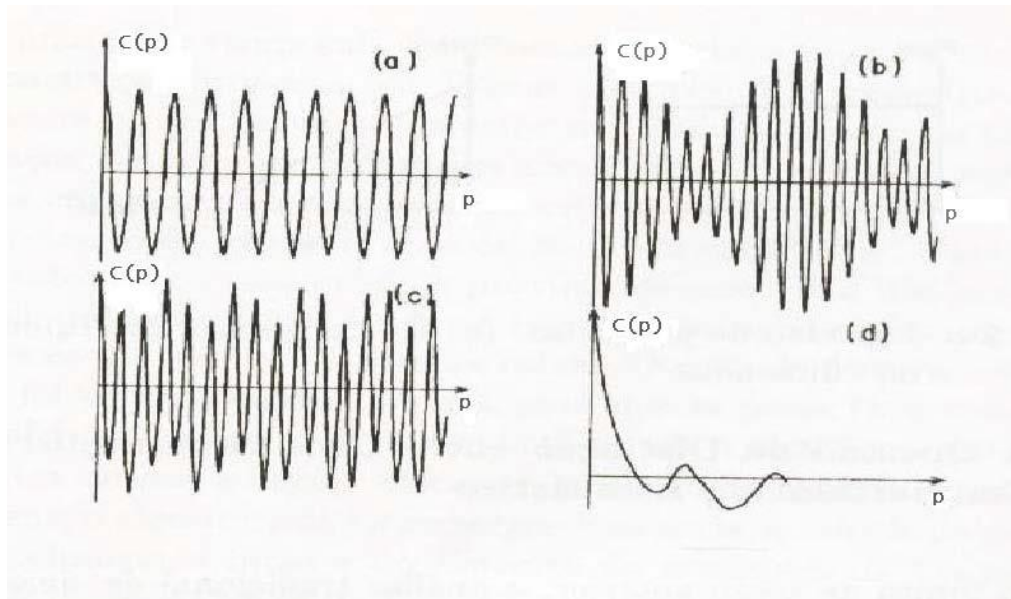


Figura 3.17 - Função de Autocorrelação. (a) Sinal periódico; (b e c) Sinal quasi-periódico; (d) Sinal caótico ou estocástico (SILVA FILHO; LIMA, 2008).

Funções de autocorrelação de dados aleatórios parte do valor +1 (uma vez que o conjunto de dados é comparado com ele mesmo) e segue para zero, pois os conjuntos não apresentam interdependência em nenhum momento.

Visto que os sinais caóticos e estocásticos se comportam de forma semelhante quanto ao comportamento apresentado pela função de autocorrelação, faz-se necessário distingui-los. A distinção é feita com base na verificação da existência de relações de correspondência (mesmo que complexas), caso haja regras de correspondência o sinal é dito caótico, caso contrário, é dito estocástico até que se prove o contrário. Neste estudo é verificada a correspondência entre o resultado teórico ρ_i e o SAC-DM.

CAPÍTULO IV

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Na condução dos experimentos, foram realizadas aquisições de valores de corrente para a condição saudável do MIT, com 1 barra quebrada, com 3 barras quebradas, com 5 barras quebradas e com 7 barras quebradas. Para cada condição de falha, foram realizados ensaios para o motor sob 0%, 25%, 50%, 75% e 100% da carga nominal. Totalizando 25 configurações distintas. A coleta dos dados foi realizada com uma taxa de aquisição de 30 kHz.

4.1 PARTE 1 - MÉTODO TRADICIONAL

O objetivo desta seção é implementar a detecção da falha a partir de uma ferramenta consolidada na literatura, como a Transformada Rápida de Fourier, e por fim, comparar os resultados alcançados via FFT e via SAC-DM.

Os resultados a seguir foram organizados de forma decrescente quanto ao carregamento no qual o motor era submetido.

Na Figura 4.1 é apresentado o resultado obtido quando o motor está em funcionamento sob o carregamento nominal (20Nm) de forma saudável e com defeito de uma barra quebrada.

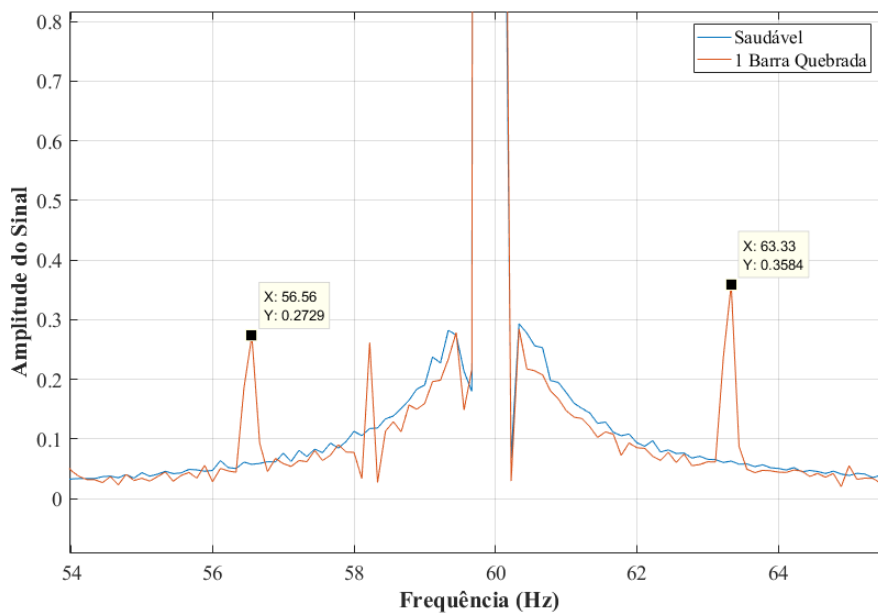


Figura 4.1 - FFT do motor saudável e com uma barra quebrada sob carregamento de 20 Nm.

Na Figura 4.2 é apresentado o resultado obtido quando o motor está em funcionamento sob o carregamento nominal (15 Nm) de forma saudável e com defeito de uma barra quebrada.

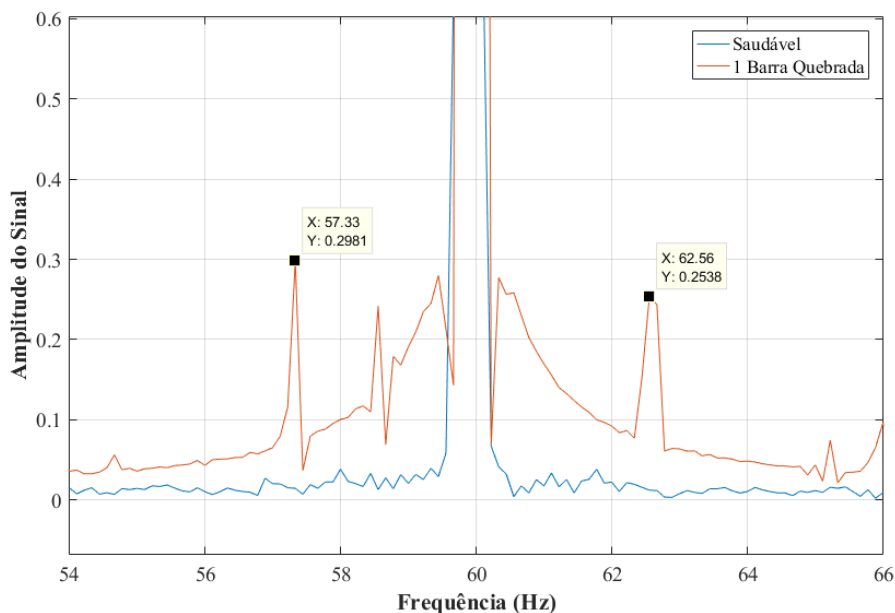


Figura 4.2 - FFT do motor saudável e com uma barra quebrada sob carregamento de 15 Nm.

Na Figura 4.3 é apresentado o resultado obtido quando o motor está em funcionamento sob o carregamento nominal (10 Nm) de forma saudável e com defeito de uma barra quebrada.

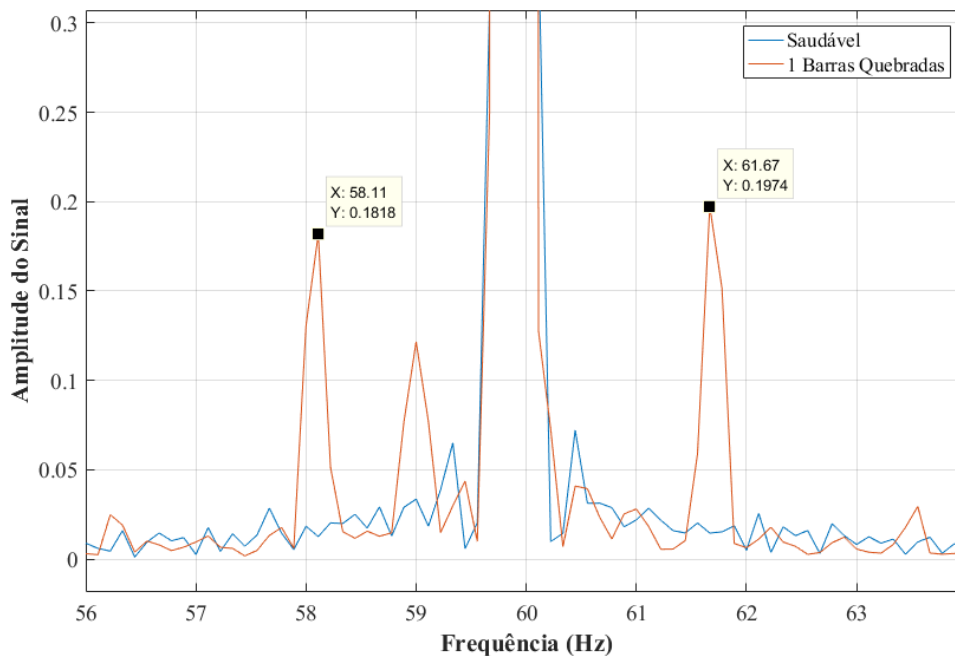


Figura 4.3 - FFT do motor saudável e com uma barra quebrada sob carregamento de 10 Nm.

Na Figura 4.4 é apresentado o resultado obtido quando o motor está em funcionamento sob o carregamento nominal (5 Nm) de forma saudável e com defeito de uma barra quebrada.

Na Figura 4.5 é apresentado o resultado obtido quando o motor está em funcionamento sob o carregamento nominal (0 Nm) de forma saudável e com defeito de uma barra quebrada.

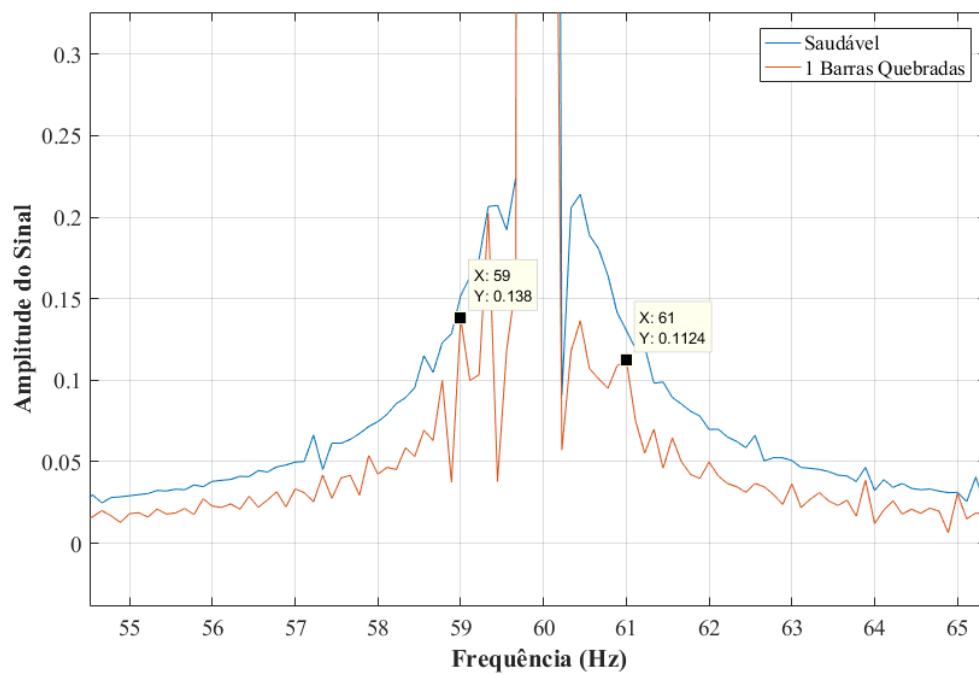


Figura 4.4 - FFT do motor saudável e com uma barra quebrada sob carregamento de 5 Nm.

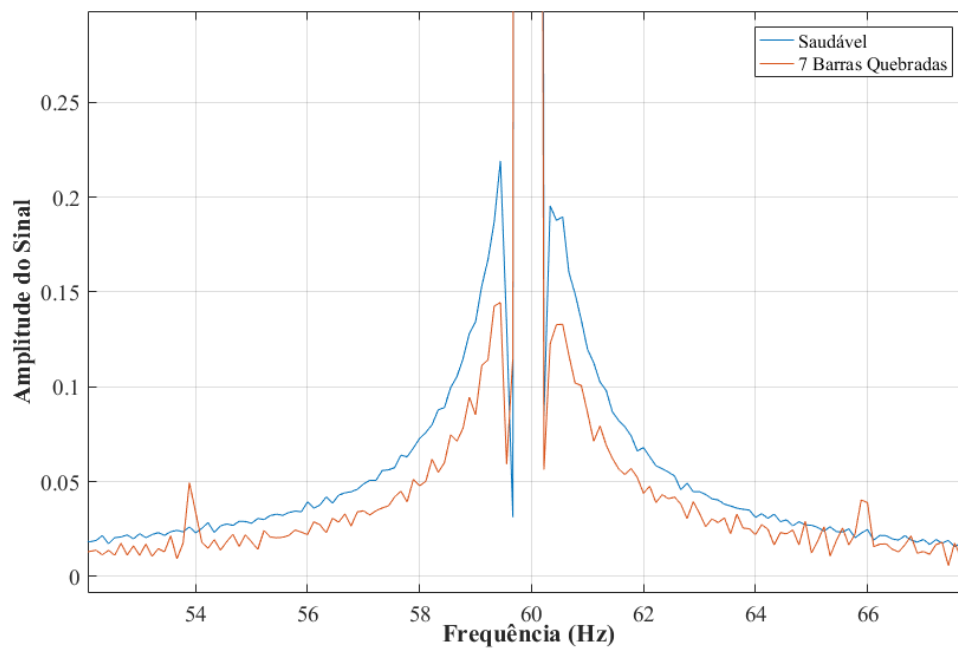


Figura 4.5 - FFT do motor saudável e com sete barras quebradas sob carregamento de 0 Nm.

É importante salientar que os dados se comportaram segundo a literatura nos seguintes aspectos. O aumento ou diminuição do carregamento no qual o motor era submetido influenciou diretamente na distância entre a frequência natural e a frequência característica da falha. À medida que a carga era aumentada, as bandas laterais se afastavam da frequência fundamental, e vice-versa. Os resultados acima puderam mostrar que a Transformada Rápida de Fourier apresenta limitações quanto a detecção de falhas em motores com baixo nível de carregamento. Os resultados apresentados pela Figura 4.1, Figura 4.2 e Figura 4.3 evidenciam a detecção da falha uma vez que a componente espectral da falha foi identificada e não era confundida com a componente fundamental de frequência (a componente característica de falha foi caracterizada nas imagens a partir da sua amplitude e da sua localização em termos de frequência). O resultado apontado na Figura 4.4 permite afirmar que a FFT não foi eficaz na detecção de uma barra quebrada, uma vez que as frequências de falha características estavam sobrepostas ao espectro do motor saudável. Enquanto que na Figura 4.5 foi observado que sob condições de funcionamento em vazio, não foi possível nem ao menos identificar a frequência característica de falha, mesmo quando o motor dispõe de sete barras quebradas.

4.2 PARTE 2 - MÉTODO PROPOSTO

Esta seção foi dedicada à verificação do comportamento caótico dos dados coletados e aos resultados obtidos a partir das extensões da Teoria do Caos. Inicialmente, os dados foram caracterizados quanto ao modelo que rege os dados coletados (determinístico, caótico, aleatório ou estocástico) a partir da observação do comportamento apresentado pela função de autocorrelação dos dados a ela submetidos. Se verificado o aspecto caótico nos dados, os mesmos são encaminhados para a análise via SAC-DM; caso contrário, o processo de detecção é cessado.

4.2.1 Verificação do comportamento caótico

O principal objetivo dessa etapa é verificar o comportamento do sinal quanto ao aspecto caótico e a convergência das funções de autocorrelação com os valores obtidos a partir do SAC-DM.

A princípio, o aspecto caótico do sinal de corrente foi julgado apenas pela simples observação do comportamento apresentado pelas funções de autocorrelação da Figura 4.6. Ao observá-las é notável a tendência ao decaimento amortecido apresentado por estas em todas as condições de funcionamento analisadas; desta forma, é correto afirmar que os dados coletados representam um sistema tipicamente caótico ou estocástico.

Como citado anteriormente, a qualificação dos dados observados entre caótico e estocástico deve ser feita a partir da determinação ou não de relações de correspondência. Sendo assim, com o intuito de afirmar a existência de relações de correspondência fez-se o confronto entre resultados teóricos e resultados experimentais a partir do uso da Equação 2.17.

Tendo em vista a necessidade de definir matematicamente as derivadas das funções de autocorrelação, foram traçadas as funções de ajuste sobre os pontos demarcados pertencentes aos dados de corrente (Figura 4.7). As funções de ajuste foram traçadas a partir de expansões de Fourier de ordem 4. Após as expansões e tendo o conhecimento das derivadas, foram observadas as convergências entre as grandezas a partir dos erros relativo apresentados na Tabela 4.1 comprovando assim, o comportamento caótico do sinal. Vale salientar que os resultados da Tabela 4.1 podem ser melhorados se a análise for realizada a partir de dados adquiridos com uma taxa de amostragem maior. Outro fato importante a ser mencionado, é a segregação dos sinais de acordo com a sua condição de falha, enquanto, que os sinais permanecem numa mesma tendência quando há variação de carga.

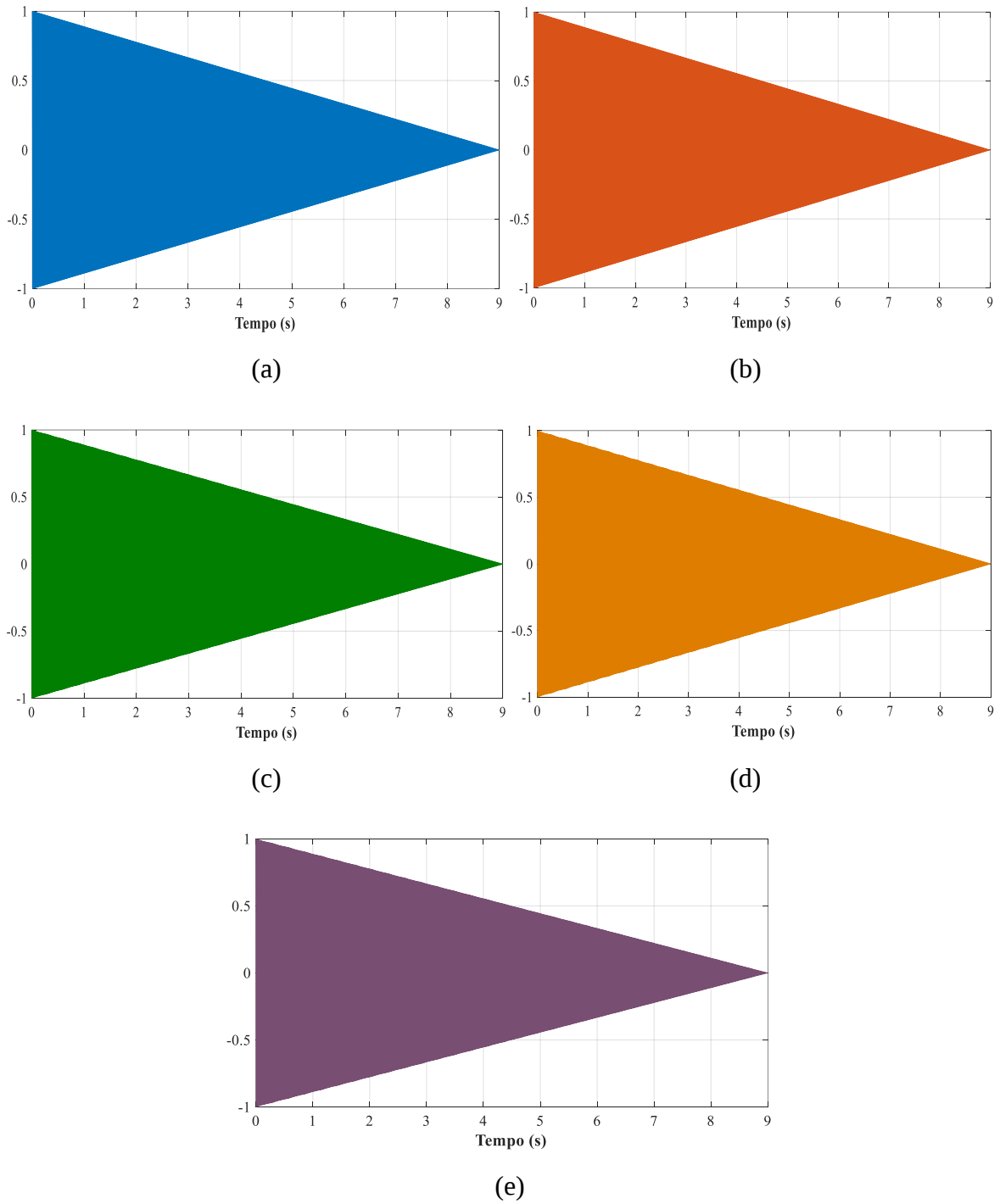


Figura 4.6 - Função de Autocorrelação do sinal adquirido do motor de indução trifásico submetido ao carregamento nominal com (a) motor saudável, (b) 1 barra quebrada, (c) 3 barras quebradas, (d) 5 barras quebradas e (e) 7 barras quebradas.

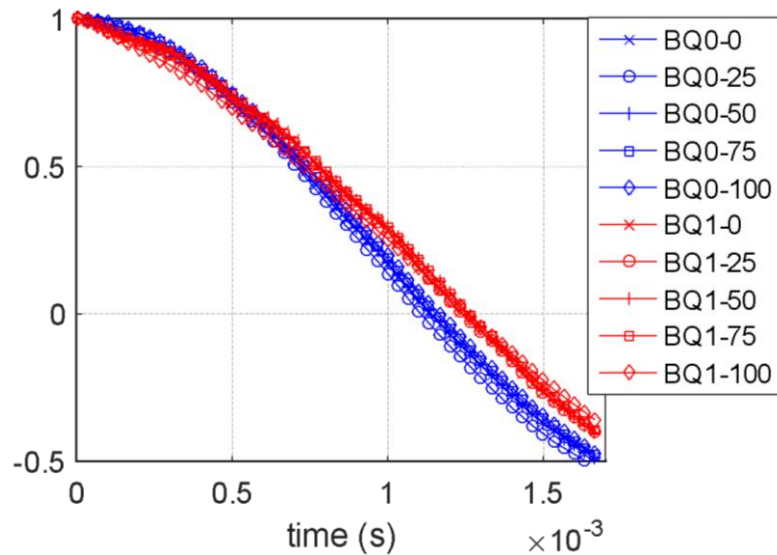


Figura 4.7 - Função de autocorrelação e funções de ajuste.

Tabela 4,1 - Comparativo entre os resultados teóricos e a partir da abordagem proposta neste trabalho (SAC-DM).

Carga	Motor saudável			Motor com uma barra quebrada		
	Teórico	Proposto	Erro relativo	Teórico	Proposto	Erro relativo
0%	3227.2	3258.2	-0.95%	4246.2	4151.7	2.28%
25%	3011.8	3208.3	-6.12%	4200.7	4020.1	4.49%
50%	2655.4	2545.7	4.31%	3896.6	3627.4	7.42%
75%	2392.9	2278.6	5.01%	4611.2	4635.7	-0.53%
100%	2219.5	2.2546	-1.56	4454.3	4405.9	0.01%

4.2.2 Detecção de falhas de barras quebradas a partir do SAC-DM

A Figura 4.8 apresenta as médias e os respectivos desvios padrão das amostras analisadas pelo SAC-DM. A imagem dispõe de 25 sequências de amostras coletadas pelos sensores de corrente. Cada curva corresponde a uma condição de falha dada em função do carregamento no qual o motor era submetido (a sigla BRB advém do inglês *broken rotor bar*, traduzido ao português como barra quebrada, enquanto que o algarismo que antecede a sigla identifica a quantidade de barras quebradas). Com base na Figura 4.8 é correto afirmar que a metodologia SAC-DM é capaz de detectar falhas de barras quebradas em MIT independente do carregamento no qual o motor é submetido, uma vez que, em momento

algum houve o cruzamento ou intersecção da curva que representa o motor saudável com as curvas que representam o motor danificado. É importante salientar que, mesmo atuando sem carga (0% da carga nominal), a técnica distingue com clareza e eficácia a condição normal e a condição danificada. Para as amostras coletadas sob o carregamento nominal (100% da carga nominal), a técnica também mostra bons resultados quanto ao diagnóstico da severidade da falha, uma vez que os valores de SAC-DM aumentam à medida que o dano causado também é agravado, com exceção da situação onde o motor possui 1 barra quebrada e 3 barras quebradas.

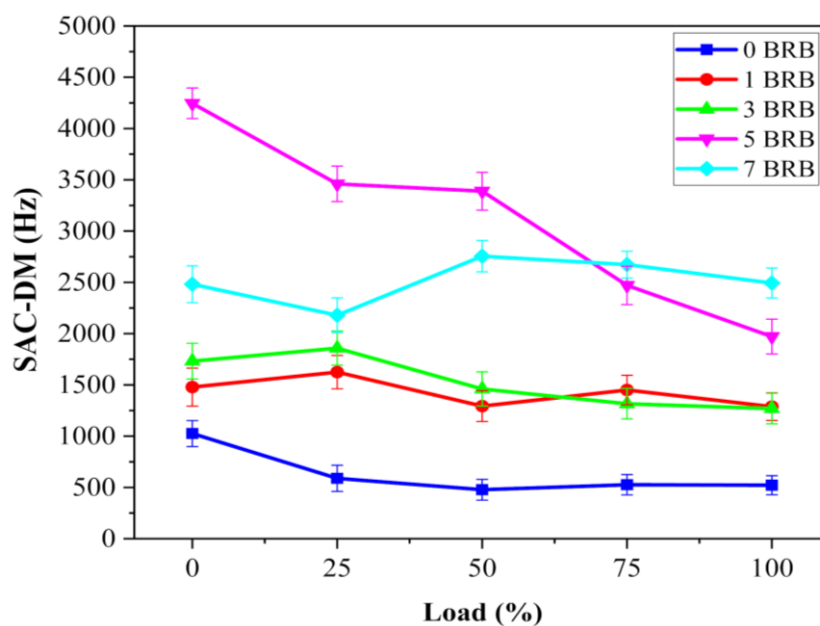


Figura 4.8 – Médias e Desvios padrão do SAC-DM para o motor saudável e com diferentes configurações de falhas em função do carregamento nominal do MIT.

Tabela 4.2 - Médias e Desvios Padrão apresentados pelo SAC-DM.

Condition \ Load	0%	25%	50%	75%	100%
Healthy	1026.00 ± 63.32	589.29 ± 63.61	477.68 ± 50.79	526.45 ± 49.52	521.88 ± 46.50
1 BRB	1478.45 ± 92.77	1624.55 ± 81.52	1293.97 ± 75.43	1451.23 ± 71.48	1287.50 ± 67.25
3 BRB	1732.81 ± 87.04	1858.37 ± 83.06	1460.49 ± 83.73	1316.85 ± 73.72	1268.97 ± 74.22
5 BRB	4245.87 ± 74.67	3460.83 ± 86.59	3389.29 ± 92.38	2470.31 ± 93.77	1971.32 ± 84.97
7 BRB	2481.70 ± 89.42	2180.13 ± 84.62	2755.13 ± 76.47	2673.10 ± 65.49	2493.86 ± 73.35

Numa perspectiva temporal, os dados apresentados a seguir são expostos em função do tempo transcorrido. Cada amostra analisada foi adquirida com 30 kHz de taxa de amostragem. Durante a aplicação da técnica foi feito o uso de apenas 9 segundos de

aquisição, totalizando 270.000 dados. Para a aplicação da técnica e construção dos gráficos a seguir, os dados foram particionados em conjuntos menores (tempos menores de aquisição de dados) respeitando a capacidade de detecção da técnica aplicada. Cada ponto dos gráficos foi tomado como parâmetro para a confirmação ou não da presença de barra quebrada no motor analisado.

Cada ponto compreendido na Figura 4.9 corresponde a um pacote de dados de 9.000 pontos (0,3 segundos). Dado o tempo de resposta, a técnica SAC-DM mostrou-se capaz de detectar a falha independente do carregamento aplicado e durante todo o período de aquisição. Tendo em vista a dificuldade apresentada na literatura quanto à detecção em baixos níveis de carregamento (escorregamento próximo de zero), a técnica apresentada neste trabalho mostrou ser capaz de detectar a falha mesmo a aproximadamente 0% da carga nominal, reafirmando tamanha contribuição da técnica para a literatura.

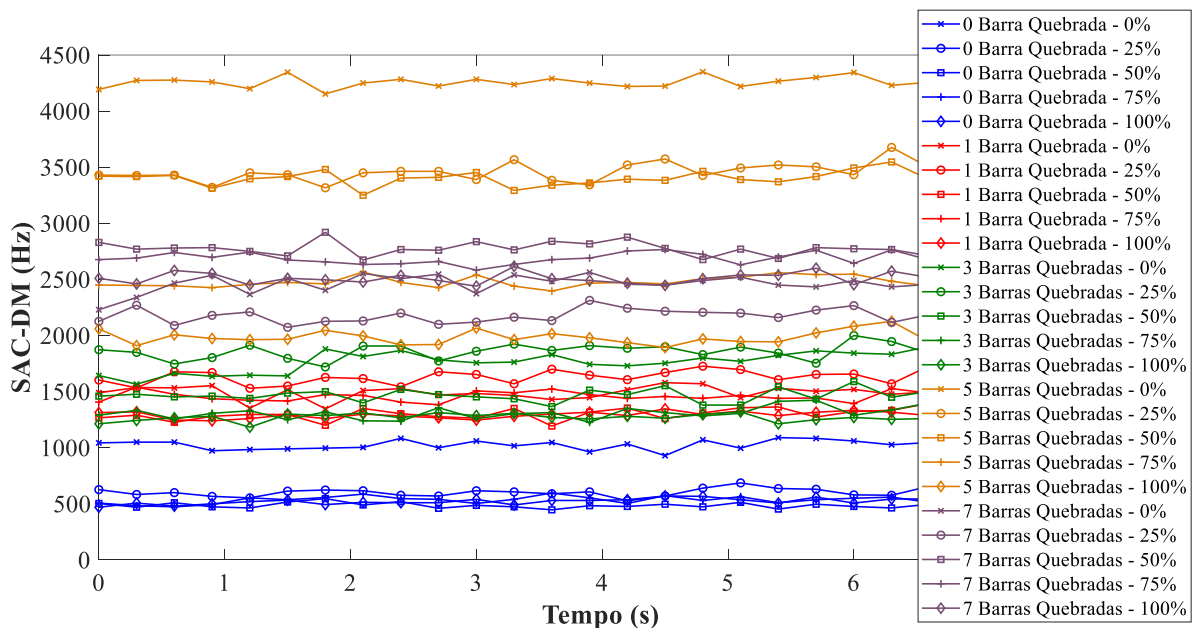


Figura 4.9 - Gráfico de evolução temporal do SAC-DM para diferentes configurações de carga e de falha.

A Figura 4.10 expõe os resultados obtidos quando há a diminuição do pacote de dados, desta vez de apenas 6.000 pontos (0,2 segundos de aquisição). Nesta é verificada a aproximação da curva referente ao motor saudável com as curvas de motor danificado. Dessa forma, caso a carga não seja conhecida, é recomendável utilizar o pacote de dados anterior (9.000 pontos) para o diagnóstico do motor.

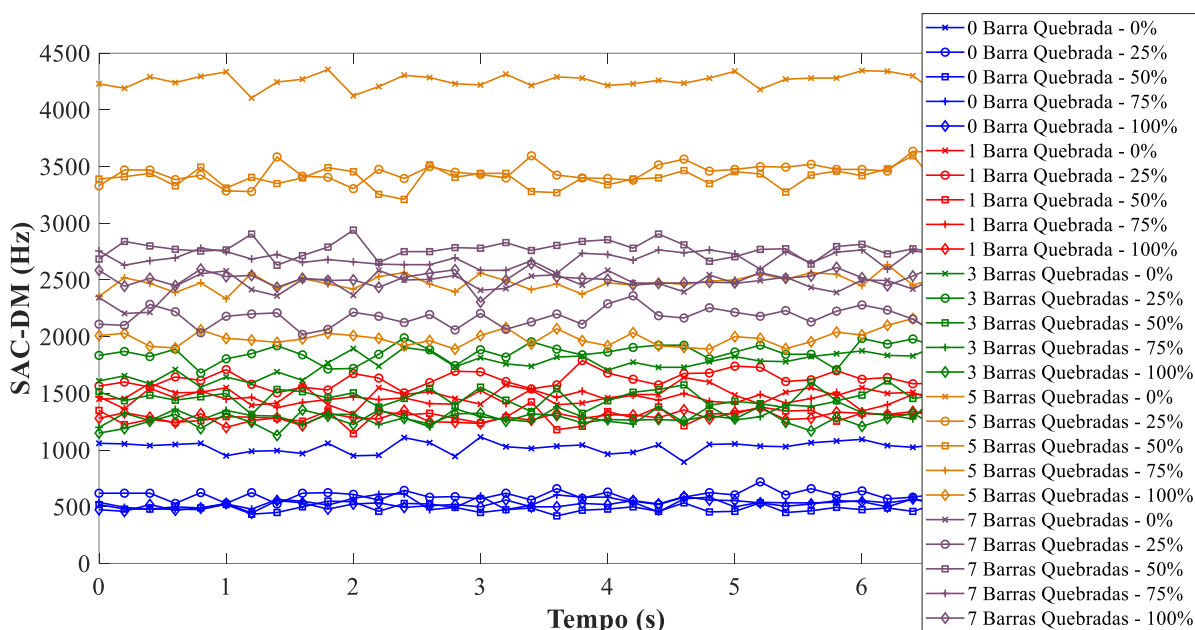


Figura 4.10 - Gráfico de evolução temporal do SAC-DM para diferentes configurações de carga e de falha.

Embora a Figura anterior mantenha a recomendação de utilizar um pacote maior de dados. Diferentemente dos resultados anteriores, a Figura 4.11 mostra a possibilidade de reduzir o pacote de dados, caso sejam analisados apenas situações onde a carga é diferente de zero. Nesta, a técnica foi capaz de detectar as falhas com pacotes de dados de apenas 1200 pontos (0,04 segundos).

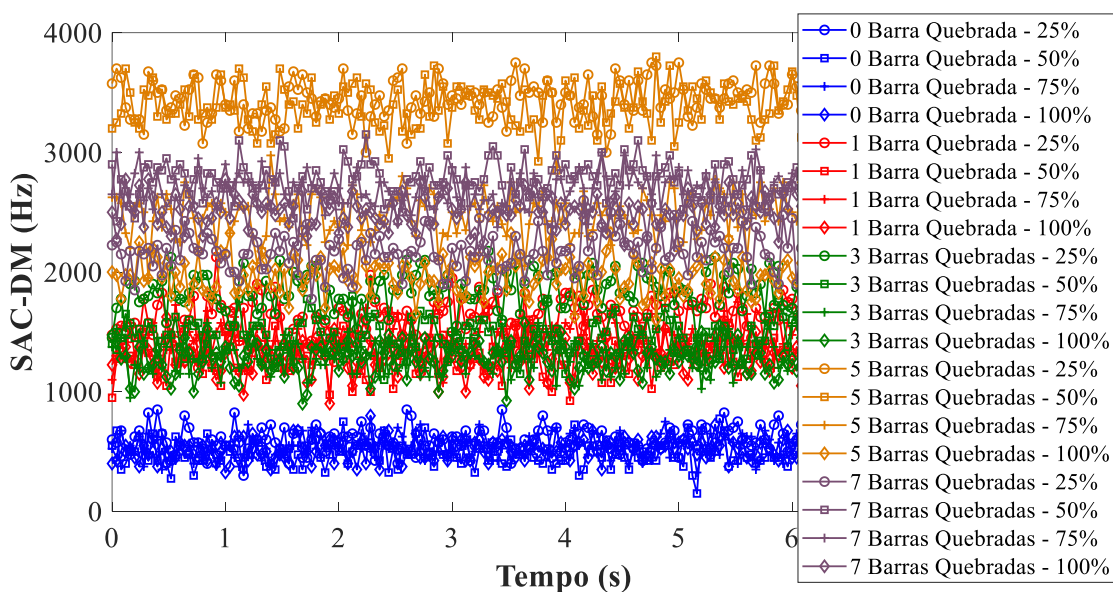


Figura 4.11 - Gráfico de evolução temporal do SAC-DM para diferentes configurações de carga e de falha.

Partindo do princípio de que as cargas são conhecidas, os resultados apresentados a seguir demonstram a eficiência do método para pacotes de dados menores. Para a carga nominal (20 Nm), os dados foram processados em pacotes de 1050 pontos (equivalente a 0,035 segundos), a Figura 4.12 mostra o desempenho da técnica, sendo correto afirmar que o diagnóstico é feito com confiabilidade, uma vez que não há interseção entre as curvas dos ensaios de motor saudável e motor com falha.

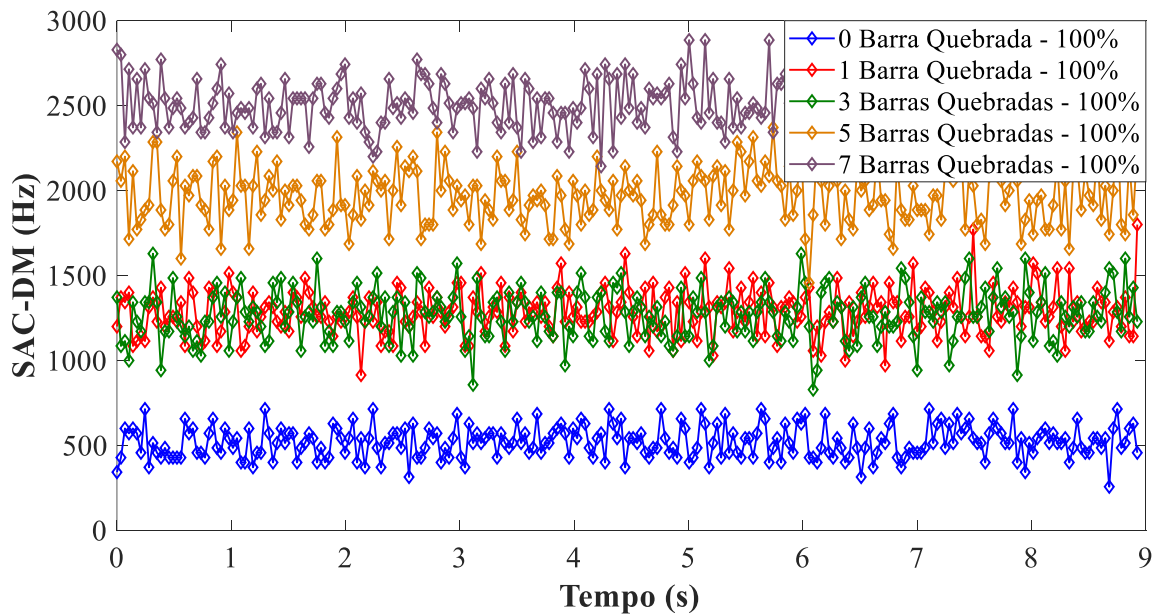


Figura 4,12 - Diagnóstico de falhas em MIT a partir da técnica SAC-DM sob carregamento nominal.

A Figura 4.13 apresenta os resultados obtidos quando o motor era submetido a 15 Nm de carga fazendo uso de pacotes de dados de 1050 pontos. Mesmo com diminuição do escorregamento, a técnica ainda se mostra eficaz no diagnóstico de motores.

A Figura 4.14 apresenta os resultados obtidos quando o motor era submetido a 10 Nm de carga (50% da carga nominal). Os dados foram agrupados em pacotes de 1050 pontos. Embora tenha havido a inversão das curvas de 5 barras quebradas e 7 barras quebradas, a técnica se mostra capaz de diagnosticar o motor.

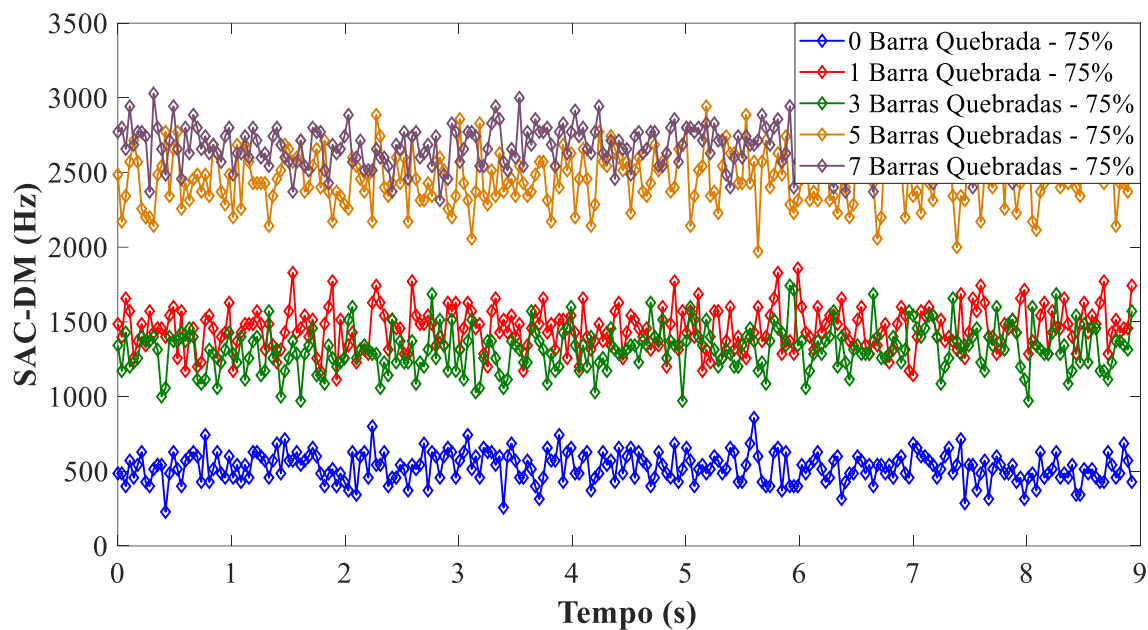


Figura 4.13 - Diagnóstico de falhas em MIT a partir da técnica SAC-DM sob 75% carregamento nominal.

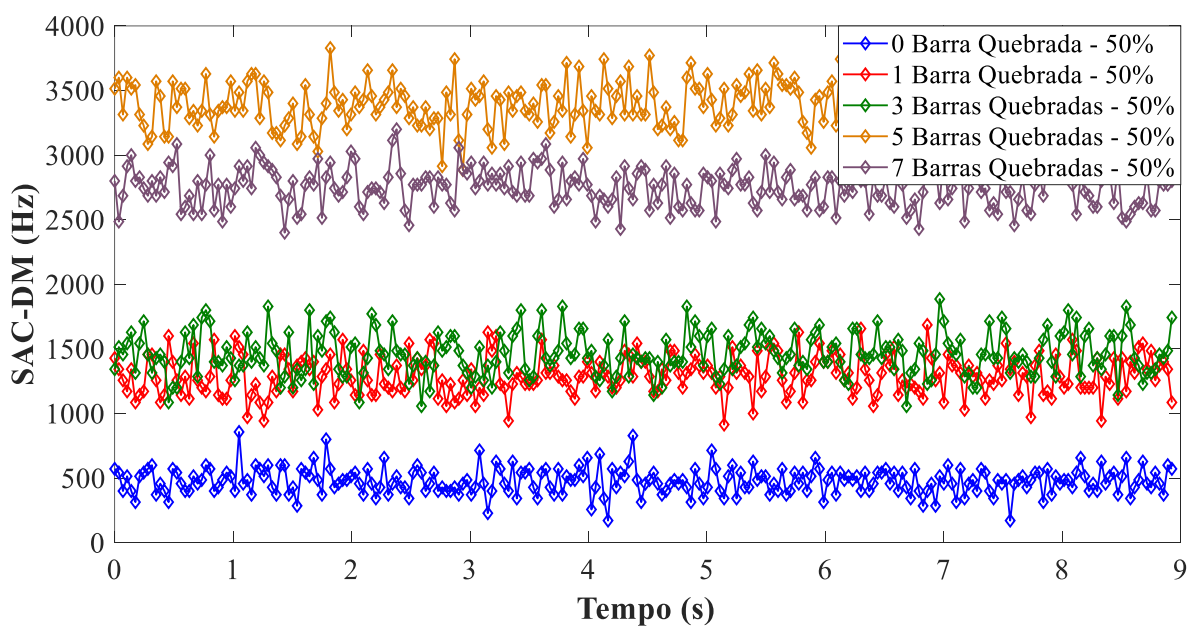


Figura 4.14 - Diagnóstico de falhas em motores de indução trifásicos a partir da técnica SAC-DM sob 50% da carga nominal.

Com apenas 25% da carga nominal (5 Nm) e pacotes de dados de apenas 1050 pontos, a técnica ainda se mostra capaz de detectar falhas mesmo a níveis baixos de carregamento e baixa severidade de falha (Figura 4.15).

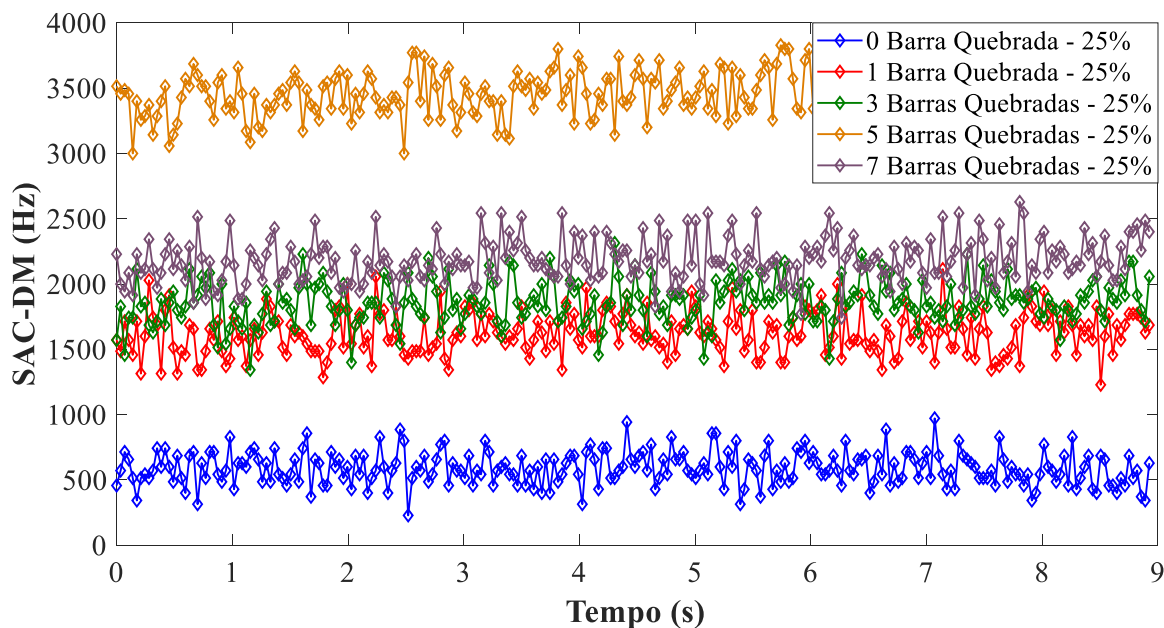


Figura 4.15 - Diagnóstico de falhas em motores de indução trifásicos a partir da técnica SAC-DM com 25% da carga nominal.

A Figura 4.16 apresenta os resultados obtidos através da aplicação da técnica quando o motor se encontra em vazio (zero Nm), condição essa, que leva o escorregamento a tender a zero. Diferentemente dos resultados anteriores, os pacotes foram agora arranjados em grupos de 3000 pontos (0,1 segundos). A técnica se mostra eficiente mesmo quando o motor atua em vazio e com baixo volume de dados necessários ao processamento.

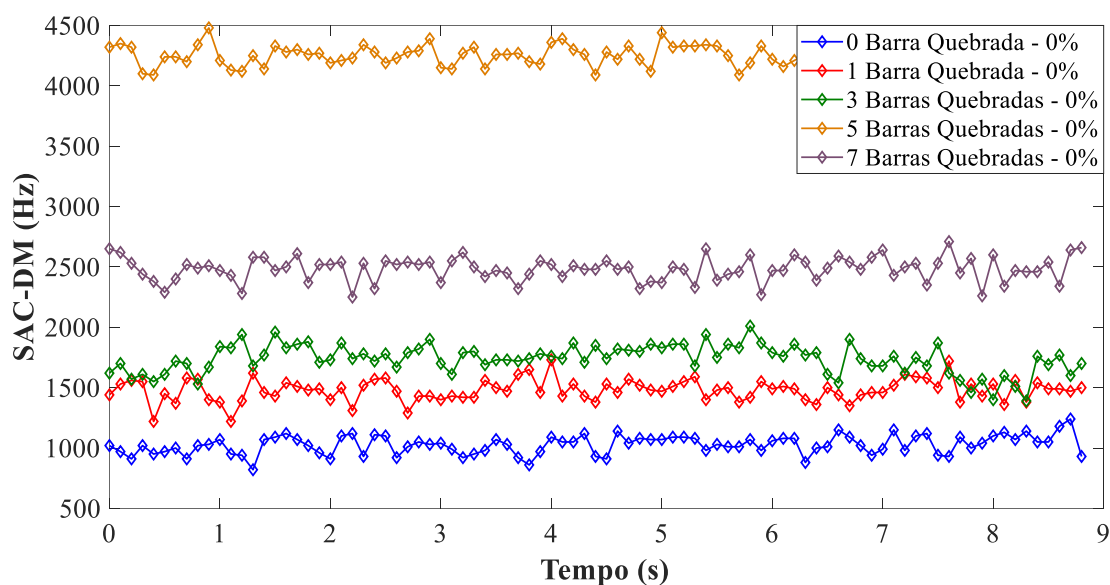


Figura 4.16 - Diagnóstico de falhas em motores de indução trifásicos a partir da técnica SAC-DM com zero carga (escorregamento tendendo a zero).

CAPÍTULO V

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho apresenta a aplicação de uma técnica usada pela primeira vez na análise de falhas de barras quebradas em motores de indução trifásico usando dados de corrente.

Durante o desenvolvimento deste estudo foram levantadas pesquisas anteriores que buscavam detectar falhas em motores de indução partindo de várias premissas. No decorrer desse estudo, foram percebidas algumas desvantagens e/ou limitações apresentadas pelos trabalhos anteriores. Tais fatos potencializaram e reafirmaram os benefícios da técnica proposta, bem como surgiram ideias e sugestões para otimizar a técnica.

Os resultados teóricos se mostram coerentes com as premissas da literatura, uma vez que os dados coletados também foram analisados pelo método da Transformada Rápida de Fourier.

Os sinais coletados foram devidamente verificados quanto ao aspecto caótico, podendo então serem estudados pelas extensões do caos. Os resultados teóricos obtidos a partir das derivadas segunda e quarta foram comparados com os resultados experimentais provenientes da técnica SAC-DM com o objetivo de verificar a equivalência do método proposto. O resultado da comparação foi a equivalência confirmada entre a teoria e a prática.

É importante observar que o diagnóstico baseado na contagem de picos foi capaz de diagnosticar corretamente todas as amostras utilizadas durante os experimentos, inclusive aquelas que detinham de apenas 1 barra quebrada. Outra contribuição relevante da técnica foi a capacidade de detectar falhas em motores de indução mesmo quando estes estão sob baixos níveis de carregamento (escorregamento tendendo a zero), especificamente o carregamento de 0 Nm. Diferentemente das técnicas encontradas na literatura, o método

proposto consegue superar duas lacunas simultaneamente, a detecção de pequenas falhas (1 barra quebrada) e o diagnóstico sob baixos níveis de carregamento.

Durante os experimentos foram realizados vários processamentos de dados, a seguir são explicitados os testes e seus respectivos tempos de processamento:

- Teste com todas as condições de funcionamento (motor saudável, 1/3/5/7 barras quebradas) e variações de carga (0/5/10/15/20 Nm), tempo de processamento de 0,3 segundos (equivalente a 9.000 pontos);
- Teste com todas as condições de funcionamento e carregamento diferente de zero, tempo de processamento de 0,04 segundos (equivalente a 1.200 pontos);
- Testes com todas as condições de funcionamento e cargas conhecidas, tempo de processamento de 0,035 segundos (1050 pontos). Exceto os experimentos onde o motor atuava em vazio (0 Nm), neste foi necessário particionar o sinal em instantes de 0,1 segundos (3.000 pontos).

Vale salientar que a técnica apresentada neste trabalho necessita de menor custo operacional, menor quantidade de dados e processamento quando comparada às técnicas apresentadas pela literatura.

Quanto aos trabalhos futuros, a metodologia aqui apresentada pode se estender a:

- Aplicar a técnica buscando detectar outras falhas em motores diversos e fazendo uso de outros sinais;
- Realizar estudos que tornem a técnica capaz de detectar várias falhas em um mesmo processo de diagnóstico;
- Analisar as vantagens e desvantagens de inserir ferramentas de inteligência artificial, redes neurais, classificadores inteligentes;
- Desenvolver um sistema embarcado de diagnóstico de falhas;
- Procurar outros campos de aplicação para a técnica, além da detecção de falhas.

6. REFERÊNCIAS

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

AHMED, I.; SUPANGAT, R.; GRIEGER, J.; ERTUGRUL, N.; SOONG, W. L., 2004. “A Baseline Study for Online Condition Monitoring of Induction Machines”. In: *Australasian Universities Power Engineering Conference (AUPEC 2004)*. pp. 26-29, Brisbane, Sep.

ARAÚJO, R. C. C. **Sistema Telemétrico Dinâmico Sem Fio Aplicado aos Veículos Rodoferroviários em Malhas Metroferroviárias**. 2009. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) - PPGEM, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, Paraíba, Brasil.

ARREDONDO, P. A. D; SOTELO, D. M.; RIOS, R. A. O.; CERVANTES, J. G. A.; GONZALES, H. R.; TRONCOSO, R. d. J. R. Methodology for fault detection in induction motors via sound and vibration signals. **Mechanical Systems Signal Processing**, v. 83, p. 568-589, 2017.

BAHIANA, Monica. **Introdução à computação científica em C**. 01 August 2017, 28 November 2017. 68p. Notas de aula

BAZEIA, D.; PEREIRA, M.; BRITO, A.; de OLIVEIRA, B.; RAMOS, J. A novel procedure for the identification of chaos in complex biological systems. **Sci. Rep.**, vol. 7, 2017.

BANERJEE, S.; MITRA, M.; RONDONI, L. **Applications of Chaos and Nonlinear Dynamics in Engineering: Modeling and Compensation of Flicker in Electrical Networks using Chaos Theory and SVC Systems**. New York: Springer, 2011. 347 p. v. 1. ISBN 9783642219214.

BELLINI, A.; FILIPETTI, F.; TASSONI, C.; CAPOLINO, G. Advances in Diagnostic Techniques for Induction Machines. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 55, ed. 12, p. 4109-4126, Dec 2008.

BINDU, S.; THOMAS, V. V. Diagnoses of internal faults of three phase squirrel cage induction motor — a review. In: **International Conference on Advances in Energy Conversion Technologies (ICAECT)**, pp. 48-54, Jan 2014.

BONNETT, A. H.; SOUKUP, G. C. Analysis of rotor failures in squirrel-cage induction motors. **IEEE Transactions on Industry Applications**, [s. l.], v. 24, ed. 6, p. 1124-1130, Nov/Dec 1988.

BONNETT, A. H.; ALBERS, T. Squirrel-cage rotor options for AC induction motors. **IEEE Transactions on Industry Applications**, [s. l.], v. 37, ed. 4, p. 1197-1209, July-Aug 2001.

BORGES, J. C. S., 2015. **Estudo e Desenvolvimento de um Transdutor de Torque para Eixos Rotativos por meio de Sensores de Efeito Hall**. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) - PPGEM, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, Paraíba, Brasil.

CABANAS, M. F.; PEDRAYES, F.; MELERO, M. G.; GARCÍA, C. H. R.; CANO, J. M.; ORCAJO, G. A.; NORNIELLA, J. G. Unambiguous Detection of Broken Bars in Asynchronous Motors by Means of a Flux Measurement-Based Procedure. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 60, ed. 3, p. 891-899, March 2011.

CUSIDO, J.; GARGIA, J. R.; ALDABAS, E.; ORTEGA, J.; ROMERAL, L. New fault detection techniques for induction motors. **Electrical Power Quality and Utilisation, Magazine**, v. 2, p. 39-46, January 2006.

CHAPMAN, S. J. **Fundamentos de máquinas elétricas**. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2013. 1 p. ISBN 978-85-8055-207-2

DE DEUS, Danyelson Barros Bezerra. **Transdutor de torque baseado em Efeito Hall aplicado à prevenção de quebra de eixos girantes presentes em plataformas de extração de petróleo onshore e offshore**. 2017. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Mecânica) - Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, Paraíba, Brasil, 2017.

DIAS, C. G.; PEREIRA, F.H. Broken rotor bars detection in induction motors running at very low slip using a hall effect sensor. **IEEE Sensors Journal**, v. 18, ed. 11, p. 4602–4613, June 2018.

EBRAHIMI, B. M.; TAKBASH, A. M.; FAIZ, J. Losses Calculation in Line-Start and Inverter-Fed Induction Motors Under Broken Bar Fault. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 62, ed. 1, p. 140-152, Jan 2013.

FAGGINI, M, PARZIALE, A. “Why Economics Has Not Accomplished What Physics Has?”, **Handbook of Applications of Chaos Theory**, CRC Press, pp. 21-38, Jun. 2016. ISBN: 13: 978-1-4665-9044-1

FAIZ, J.; OJAGHI, M. Stator Inductance Fluctuation of Induction Motor as an Eccentricity Fault Index. **IEEE Transactions on Magnetics**, v. 47, ed. 6, p. 1775-1785, June 2011.

FITZGERALD, A. E, Kingsley, J. C, UMANS, S. D. **Máquinas Elétricas: Com introdução à eletrônica de potência**. 6. ed.

GEORGOULAS, G.; TSOUMAS, I. P.; DAVIU, J. A. A.; ALARCÓN, V. C.; STYLIUS, C. D.; MITRONIKAS, E. D.; SAFAKAS, A. N. Automatic Pattern Identification Based on the Complex Empirical Mode Decomposition of the Startup Current for the Diagnosis of Rotor Asymmetries in Asynchronous Machines. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 61, ed. 9, p. 4937-4946, Sept 2014.

GLEICK, J. **CAOS: A criação de uma nova ciência**. 16. ed. Rio de Janeiro: Elsevier Editora LTDA, 1989. ISBN: 85-7001-594-1.

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**, v. 127, ed. 19, p. 7889 – 7895, 2016.

GUAJARDO, L. A. T.; MALDONADO, J. R.; MOONEM, M. A.; GARZA, M. A. P. A Multiresolution Taylor–Kalman Approach for Broken Rotor Bar Detection in Cage Induction Motors. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 67, ed. 6, p. 1317-1328, June 2018.

HANIAS, M. P, NISTAZAKIS, H. E, TOMBRAS, G.S. “Chaotic Behavior of Transistor Circuits”, *Application of Chaos and Nonlinear Dynamic in Science and Engineering*. vol. 2. ISBN 9783642219214.

HENAO, H.; CAPOLINO, G. A.; CABANAS, M. F.; FILIPETTI, F.; BRUZZECE, C.; STRANGAS, E.; PUSCA, R.; ESTIMA, J.; GUASP, M. R.; KIA, S. H. Trends in fault diagnosis for electrical machines: a review of diagnostic techniques. **IEEE Industrial Electronics Magazine**, New York, v. 8, ed. 2, p. 31-42, 2014.

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, ed. 8, p. 3408-3418, Aug 2013.

JERKAN, D. G.; RELJIC, D. D.; Marčetić, D. P. Broken Rotor Bar Fault Detection of IM Based on the Counter-Current Braking Method. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, v. 32, ed. 4, p. 1356-1366, Dec 2017.

KANOVIĆ, D., MATIĆ, Z., JELIĆIĆ, M., RAPAĆ, B., JAKOVLJEVIĆ; KAPETINA, M. Induction motor broken rotor bar detection using vibration analysis — a case study. In: **9th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED)**, p. 64-68, Aug 2013.

KLONOVSKI, W. “Applications of Chaos Theory Methods in Clinical Digital Pathology”, **Handbook of Applications of Chaos Theory**, CRC Press, pp. 21-38, Jun. 2016. ISBN: 13: 978-1-4665-9044-1

LAALA, W.; GUEDINI, S.; ZOUZOU, S. Novel approach for diagnosis and detection of broken bar in induction motor at low slip using fuzzy logic. **8th IEEE Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics & Drives**, p. 511-516, 2011.

LAMIM FILHO, P.C.M., 2012. “Detecção de Falhas no Estator da Máquina de Indução Trifásica Através da Análise de Vibração e Fluxo”. In: **VII Congresso Nacional de Engenharia Mecânica – CONEM**, 2012, São Luiz, MA. Anais do VII Congresso Nacional de Engenharia Mecânica – CONEM 2012.

LAYEK, G. C. *An Introduction to Dynamical Systems and Chaos*. 1. ed. West Bengal: Springer India, 2015. ISBN 978-81-322-2555-3.

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. L. de. Detection of Localized Bearing Faults in Induction Machines by Spectral Kurtosis and Envelope Analysis of Stator Current. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 62, ed. 3, p. 1855-1865, March 2015.

LIMA FILHO, A. C., 2009. *Estudo e Desenvolvimento de Soluções para Determinação do Torque em Unidades de Bombeio Mecânico utilizadas na Extração de Petróleo*. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) - PPGEM, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, Paraíba, Brasil.

LU, B.; DUROCHER, D. B.; STEMPEL, P. Predictive maintenance techniques. **IEEE Ind. Appl. Mag.**, v. 15, ed. 6, p. 52–60, Nov-Dec 2009.

LUCENA JÚNIOR, J. A., 2019. **Análise de Falha em Rolamento de Motores de Indução Trifásicos através do Som utilizando Densidade de Máximos**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) - PPGEM, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, Paraíba, Brasil.

MAGDALENO, J. de J. R.; BARRETO, H. P.; CORTES, J. M. R.; GIL, P. G.; CAPORAL, R. M. Fpga-based broken bars detection on induction motors under different load using motor current signature analysis and mathematical morphology. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 63, ed. 5, p. 1032–1040, May 2014.

MAGDALENO, J. R.; BARRETO, H. P.; CORTES, J. R.; VEGA, I. C. Hilbert spectrum analysis of induction motors for the detection of incipient broken rotor bars. **Measurement**, v. 109, p. 247 – 255, 2017.

MAGDALENO, J. R.;CORTES, J. R.; BARRETO, H. P. Broken bars detection on induction motor using mcsa and mathematical morphology: An experimental study. **IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)**, p. 825-829, May 2013.

MALEK, M. A.; ABDELSALAN, A. K.; HASSAN, O. E. Induction motor broken rotor bar fault location detection through envelope analysis of start-up current using hilbert transform. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 93, p. 332 – 350, 2017.

MAOUCHE, Y.; OUMAAMAR, M. E. K.; BOUCHERMA, M.; KHEZZAR, A. Instantaneous power spectrum analysis for broken bar fault detection in inverter-fed six-phase squirrel cage induction motor. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 62, p. 110-117, 2014.

MASTINU, G.; ROSSA, F. D.; PICCARDI, C. “Nonlinear Dynamics of a Road Vehicle Running into a Curve”, *Application of Chaos and Nonlinear Dynamic in Science and Engineering*. vol. 2. ISBN 9783642219214.

MEDEIROS, R. L.V.; FILHO, A. C. L.; RAMOS, J. G. G. S.; NASCIMENTO, T. P.; BRITO, A. V. A Novel Approach for Speed and Failure Detection in Brushless DC Motors Based on Chaos. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 66, ed. 11, p. 8751-8759, November 2019.

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

MORALES, R. A. L.; DONATE, C. R.; YEPEZ, E. C.; RAMIREZ, M. L.; CARRILLO, L. M. L.; ALVAREZ, E. R. F. Novel FPGA-based Methodology for Early Broken Rotor Bar

Detection and Classification Through Homogeneity Estimation. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 66, ed. 7, p. 1760-1769, July 2017.

MUDDADA, S.; PATNAIK, B. S. V. Application of Chaos Control Techniques to Fluid Turbulence”, *Applications of Chaos and Nonlinear Dynamics in Engineering*. vol. 1. ISBN 9783642219214.

NAHA, A.; SAMANTA, A. K.; ROUTRAY, A.; DEB, A. K. A method for detecting half-broken rotor bar in lightly loaded induction motors using current. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 65, ed. 7, p. 1614–1625, July 2016.

NANDI, S.; TOLİYAT, H. A.; LI, X. Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Electrical Motors—A Review. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, v. 20, ed. 4, p. 719-729, Dec 2005.

NÓBREGA SOBRINHO, C. A., 2015. **Estudo e Desenvolvimento de técnicas para diagnóstico de falhas em motores de indução trifásicos com vistas à aplicação industrial**. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) - PPGEM, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, Paraíba, Brasil.

NOVO, R. V.; MAGDALENO, J. de J. R.; CORTES, J. M. R.; BARRETO, H. P.; CAPORAL, R. M. Empirical mode decomposition analysis for broken-bar detection on squirrel cage induction motors. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 64, ed. 5, p. 1118–1128, May 2015.

PANADERO, R. P.; SANCHEZ, M. P.; GUASP, M. R.; FOLCH, J. R. PEREZ, E. H.; CRUZ, J. P. Improved Resolution of the MCSA Method Via Hilbert Transform, Enabling the Diagnosis of Rotor Asymmetries at Very Low Slip. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, v. 24, ed. 1, p. 52-59, March 2009.

PEREZ, C. M.; MAGDALENO, J. R.; BARRETO, H. P.; SANCHEZ, J. P. A.; RODRIGUEZ, M. V. Incipient Broken Rotor Bar Detection in Induction Motors Using Vibration Signals and the Orthogonal Matching Pursuit Algorithm. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 67, ed. 9, p. 2058-2068, September 2018.

PEZZANI, C.; DONOLO, P.; BOSSIO, G.; DONOLO, M.; GUZMÁN, A.; ZOCHOLL, S. E. "Detecting broken rotor bars with zero-setting protection," **IEEE Transactions on Industry Applications**, vol. 50, no. 2, pp. 1373– 1384, March 2014. DOI: 10.1109/TIA.2013.2276116

PIMENTEL, H. S., 2017. **Aplicabilidade das Análises da Corrente de Armadura e de Vibração na Detecção de Desbalanceamento em Motores de Indução Trifásicos**. Trabalho de Conclusão de Curso, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, Paraíba, Brasil.

SANCHEZ, J. A.; RODRIGUEZ, M. V.; RAMÍREZ, C. P.; MARTINEZ, D. C.; PEREZ, A. G.; TRONCOSO, R. T. "Fractal dimension and fuzzy logic systems for broken rotor bar detection in induction motors at start-up and steady-state regimes. **Measurement Science and Technology**, v. 28, April 2017.

SHI, P.; CHEN, Z.; VAGAPOV, Y.; ZOUAOU, Z. A new diagnosis of broken rotor bar fault extent in three phase squirrel cage induction motor. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 42, ed. 1, p. 388 – 403, 2014.

SILVA FILHO, A. C.; LIMA, F. G. A função de autocorrelação e a escolha do passo da reconstrução. *In: Anais do IX Encontro de Pesquisadores do Uni-FACEF*. 9. ed. Franca, 2008.

Disponível

em:

legacy.unifacef.com.br/novo/publicacoes/IIforum/Textos%20EP/Antonio%20Carlos%20e%20Fabiano.pdf. Acesso em: 3 fev. 2020

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

SINGH, G.; NAIKAN, V. Detection of half broken rotor bar fault in vfd driven induction motor drive using motor square current music analysis. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 110, p. 333 – 348, 2018.

SOLEIMANI, Y.; CRUZ, S. M. A.; HAGHJOO, F. Broken Rotor Bar Detection in Induction Motors Based on Air-Gap Rotational Magnetic Field Measurement. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 68, ed. 8, p. 2916-2925, August 2019.

SOTELO, D. M.; TRONCOSO, R. de J. R.; PANAGIOTOU, P. A.; DAVIU, J. A. A.; GYFTAKIS, K. N. Reliable Detection of Rotor Bars Breakage in Induction Motors via MUSIC and ZSC. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 54, ed. 2, p. 1224-1234, March-April 2018.

SOUSA, K. M.; DA COSTA, I. B. V.; MACIEL, E. S.; ROCHA, J. E.; MARTELLI, C.; DA SILVA, J. C. C. Broken Bar Fault Detection in Induction Motor by Using Optical Fiber Strain Sensors. **IEEE Sensors Journal**, v. 17, ed. 12, p. 3669-3676, June 2017.

STEWART, I. **Em busca do infinito**: Uma história da matemática dos primeiros números à teoria do caos. 1. ed. Zahar, 2014. 384 p. ISBN 9788537811931.

TRONCOSO, R. R.; PEREZ, A. G.; SOTELO, D. M.; PEREZ, O. D.; RIOS, R. O.; MANZANO, M. I. Rotor unbalance and broken rotor bar detection in inverterfed induction motors at start-up and steady-state regimes by high-resolution spectral analysis. **Electric Power Systems Research**, v. 133, p. 142 – 148, 2016.

VERAS, F. C.; LIMA, T. L. V.; SOUZA, J. S.; RAMOS, J. G. G. S.; LIMA FILHO, A. C.; BRITO, A. V. Eccentricity Failure Detection of Brushless DC Motors From Sound Signals Based on Density of Maxima. **IEEE Access**, v. 7, p. 150318-150326, 2019.

VERAS, F. C. L., 2019. **Detecção de Velocidade e de Falha de Excentricidade em Motores de Corrente Contínua Sem Escovas a partir de Sinais Sonoros utilizando Densidade de Máximos**. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) - PPGEM, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, Paraíba, Brasil.

XIE, Y.; WANG, Y. 3d temperature field analysis of the induction motors with broken bar fault. **Applied Thermal Engineering**, v. 66, ed. 1, p. 25 – 34, 2014.

XU, B.; SUN, L.; XU, L.; XU, G. An ESPRIT-SAA-Based Detection Method for Broken Rotor Bar Fault in Induction Motors. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, v. 27, ed. 3, p. 654-660, September 2012.