



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CAMPUS FLORIANÓPOLIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Tiago Drummond Lopes

**Desenvolvimento de Gêmeos Digitais para o Estudo de Falhas em Motores de
Indução Trifásicos Usando o Método de Elementos Finitos**

Florianópolis - SC
2023

Tiago Drummond Lopes

Desenvolvimento de Gêmeos Digitais para o Estudo de Falhas em Motores de Indução Trifásicos Usando o Método de Elementos Finitos

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina para a obtenção do título de doutor em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Adroaldo Raizer, Dr.

Coorientador: Prof. Wilson Valente Junior, Dr.

Florianópolis - SC

2023

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Lopes, Tiago Drummond

Desenvolvimento de gêmeos digitais para o estudo de falhas em motores de indução trifásicos usando o método de elementos finitos / Tiago Drummond Lopes ; orientador, Adroaldo Raizer, coorientador, Wilson Valente Junior, 2023. 138 p.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Florianópolis, 2023.

Inclui referências.

1. Engenharia Elétrica. 2. Gêmeos Digitais. 3. Método de Elementos Finitos. 4. Diagnóstico de Falhas. 5. Motor de Indução Trifásico. I. Raizer, Adroaldo. II. Valente Junior, Wilson. III. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. IV. Título.

Tiago Drummond Lopes

Desenvolvimento de Gêmeos Digitais para o Estudo de Falhas em Motores de Indução Trifásicos Usando o Método de Elementos Finitos

O presente trabalho em nível de doutorado foi avaliado e aprovado, em 11 de novembro de 2022, por banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Alessandro Goedel, Dr.
Universidade Tecnológica Federal do Paraná - UTFPR/CP

Prof. Sebastião Lauro Nau, Dr.
WEG – Equipamentos Elétricos S.A.

Prof. Silvio Ikuyo Nabeta, Dr.
ESCOLA POLITÉCNICA DA USP

Prof. Luís Alberto Pereira, Dr.-Ing.
Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS

Prof. Mauricio Valencia Ferreira da Luz, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC

Certificamos que esta é a **versão original e final** do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de doutor em Engenharia Elétrica.

Prof. Telles Brunelli Lazzarin, Dr.
Coordenador do Programa de
Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Prof. Adroaldo Raizer, Dr.
Orientador

Prof. Wilson Valente Junior, Dr.
Coorientador
Florianópolis - SC, 2023.

Dedico este trabalho à minha família, razão da minha vida. Especialmente aos meus pais Rafael e Marcell e à minha esposa Amanda, pelo amor incondicional.

AGRADECIMENTOS

A Deus por estar sempre ao meu lado, guiando-me para conseguir vencer todas as adversidades da vida.

A toda minha família, em especial meus pais Rafael e Marcell, meus irmãos Renato, Beatriz e Maurício, que mesmo de longe sempre se fizeram presentes em todos os momentos da minha vida pessoal e profissional. Sempre amando, apoiando e rezando para que tudo pudesse transcorrer na mais perfeita harmonia, mesmo nos momentos mais difíceis.

À minha avó Maria Drummond, que mesmo não estando mais entre nós, continuou cuidando de mim e trazendo-me grande inspiração.

À minha esposa, Amanda, pela constante presença, paciência, compreensão, companheirismo, incentivo e estímulo, durante todo o período de elaboração do trabalho. Você foi fundamental para que eu conseguisse chegar até aqui, muito obrigado.

Ao meu orientador e amigo Prof. Adroaldo Raizer, por aceitar o desafio de desenvolver este trabalho, por acreditar no meu potencial, por me acolher, por me dar essa oportunidade, por abrir as portas do GEMCO/MagLab e fornecer toda a estrutura necessária para desenvolver esta pesquisa. Também, agradeço pelos inúmeros conselhos e ensinamentos na condução deste trabalho, na minha formação e consolidação acadêmica, ética e profissional. Serei sempre grato.

Ao meu coorientador e amigo Prof. Wilson Valente Jr, por me incentivar e motivar a iniciar esta etapa tão desafiadora, por me recomendar e me apresentar ao Prof. Adroaldo Raizer. Pelo constante incentivo, plena disponibilidade para discussão e condução de assuntos acadêmicos e pessoais. Pelo auxílio no desenvolvimento dos trabalhos e por traçar caminhos exemplares, os quais proporcionaram inspiração e serviram como referência. Agradeço ainda, pelo exemplo de conduta ética e profissional, de força, de coragem, bem como pelos preciosos ensinamentos. Minha eterna gratidão.

Às contribuições da WEG – Equipamentos Elétricos S.A., em especial ao pessoal do Departamento de Pesquisa & Inovação Tecnológica, pelo apoio e fornecimento de informações e dados que foram pontos-chaves desta tese e, sem os quais não seria possível o desenvolvimento desta pesquisa.

Aos gerentes e técnicos do MagLab, Dalton Aryel Pedro dos Santos e Mikael Pontes Fonseca, pela incessante paciência, atenção e disponibilidade para solucionar os problemas técnicos, mesmo nos finais de semana ou fora de hora, sempre à disposição quando precisei. Vocês não mediram esforços para me ajudar e foram essenciais para desenvolvimento deste trabalho. Meu mais sincero obrigado!

Aos colegas de laboratório, Kassia Toccolini, Taiane Pereira dos Reis, Dalton Aryel Pedro dos Santos, Emanuel Pereira Elias e Mikael Pontes Fonseca pela amizade, companheirismo, apoio, convívio e auxílio no desenvolvimento deste projeto. Obrigado

pelo ambiente alegre e motivador, pelos inesquecíveis almoços, cafés e momentos de descontração, as lembranças que levo nunca serão apagadas.

Aos colegas, professores do IFSC - Itajaí, pelo apoio e compreensão.

A todas as pessoas que, direta ou indiretamente, colaboraram para realização deste trabalho e acreditaram nos meus princípios, muito obrigado.

Aos servidores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Marcelo, Wilson e Lis, sempre solícitos quando precisei.

"Deus dá as batalhas mais difíceis aos seus melhores soldados."
(Papa Francisco)

RESUMO

Os motores de indução são essenciais para o funcionamento dos processos fabris. Assim, é fundamental seu monitoramento e o diagnóstico de falhas para evitar paradas inesperadas e prejuízos. Nesse cenário, o uso de algoritmos inteligentes tem se destacado. No entanto, o uso desses métodos demanda bancos de dados com sinais de motores danificados, o que é complexo. Nesse contexto, esta Tese de doutorado apresenta o desenvolvimento e a simulação de gêmeos digitais de motores comerciais saudáveis e com falhas por meio do método de elementos finitos. Os gêmeos digitais, são modelos 2D e 3D complexos e detalhados que levam em consideração: dados, características e dimensões de reais dos motores; modelos completos, sem divisões em eixos de simetria; a influência da temperatura em seus componentes; a inclinação das barras do rotor; o transiente mecânico do motor; os efeitos das cabeças de bobinas dos enrolamentos do estator e os anéis de curto-circuito; condições de contorno em que os campos só se anulam em pontos distantes do estator; o cálculo das perdas no núcleo. Esses gêmeos digitais são validados por meio da comparação com sinais medidos em motores reais. Adicionalmente, foram realizadas no processo de validação a análise da assinatura da corrente usando FFT e a análise dos efeitos do aumento da severidade da falha na densidade de fluxo magnético para as diferentes condições de operação. Um estudo comparativo entre modelos 2D e 3D de máquinas com defeitos de barras quebradas no rotor é realizado. É criado um banco de dados com sinais de simulação computacional de gêmeos digitais que operam em variados níveis de torque de carga e com diferentes severidades de falha. Posteriormente, realizou-se um estudo de diversas estruturas de redes neurais artificiais do tipo Perceptron Multicamadas treinadas e validadas com sinais de corrente dos gêmeos digitais simulados. Por fim, sinais experimentais inéditos de motores comerciais são apresentados a essas redes, que são capazes de diagnosticar falhas de rotor nessas máquinas reais, conhecendo exclusivamente sinais de simulação dos gêmeos digitais.

Palavras-chave: Gêmeos digitais. Método de elementos finitos. Diagnóstico de falhas. Motor de indução trifásico.

ABSTRACT

Induction motors are essential for the operation of manufacturing processes, so their monitoring and fault diagnosis is essential to avoid unexpected stops and financial losses. In this scenario, the use of intelligent algorithms stands out. However, the use of these methods demands databases with faulty motor signals, which is complex. In this context, this PhD Thesis presents the development and simulation of digital twins of healthy and faulty commercial motors using the finite element method. The digital twins are complex and detailed 2D and 3D models that take into account: data, characteristics and real dimensions of the motors; complete models, without divisions into symmetry axes; the influence of temperature on its components; the skew of the rotor bars; the mechanical transient of the motor; the effects of stator winding coil heads and short circuit rings; boundary conditions in which the magnetic fields only vanish at points far from the stator; and the calculation of core losses. These digital twins are validated by comparing them to signals measured in real motors. Additionally, the analysis of the current signature using FFT, and the analysis of the effects of increasing the severity of the fault on the magnetic flux density for different operating conditions were performed in the validation process. A comparative study between 2D and 3D models of machines with broken rotor fault is carried out. A database is created with computer simulation signals from digital twins that operate at different load torque levels and with different faulty severities. Subsequently, a study was carried out on several structures of artificial neural networks of the Multilayer Perceptron type trained and validated with current signals from the simulated digital twins. Finally, unpublished experimental signals from commercial motors are presented to these networks, which are capable of diagnosing rotor faults in these real machines, exclusively knowing simulation signals from the digital twins.

Keywords: Digital twins. Finite element method. Fault diagnosis. Three-phase induction motor.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Classificação das falhas em motores de indução.	20
Figura 2 – Percentuais de incidência dos tipos de falhas dos motores.	20
Figura 3 – Diagrama de blocos com a relação entre os objetivos específicos desta tese.	26
Figura 4 – Diagrama de Venn da relação entre diferentes disciplinas de IA.	36
Figura 5 – Vista explodida do motor de indução.	50
Figura 6 – Detalhes construtivos do MIT: a) posicionamento do estator e rotor; b) constituição e acomodação das bobinas nas ranhuras; c) laminação do núcleo do estator; d) rotor gaiola de esquilo; e) barras e anéis de curto-circuito do rotor; f) laminação do núcleo do rotor.	51
Figura 7 – Neurônio artificial.	68
Figura 8 – Estrutura de uma rede neural do tipo PMC.	69
Figura 9 – Detalhes do modelo 3D motor de indução de 5cv: a) modelo motor sem falhas; b) malha de elementos finitos; c) detalhe do rotor com barras quebradas.	73
Figura 10 – Correntes I_a do modelo com e sem falha no domínio do tempo.	74
Figura 11 – Espectro de frequência das correntes I_a dos modelos 3D do motor de 5 cv saudável e defeituoso.	75
Figura 12 – Detalhes do modelo 3D do motor de indução de 10 cv: a) modelo motor sem falhas; b) detalhe banda de rodagem segmentada; c) malha de elementos finitos; d) detalhe do rotor com barras quebradas.	76
Figura 13 – Espectro de frequência das correntes I_a do motor 10 cv saudável e defeituoso.	77
Figura 14 – Modelos motor de indução de 10 cv: a) tridimensional (3D); b) bidimensional (2D).	78
Figura 15 – Comparação resultados modelos 2D e 3D MIT 10 cv sem falhas: corrente no domínio do tempo, curvas de torque e espectro das correntes.	79
Figura 16 – Comparação resultados modelos 2D e 3D MIT 10 cv com 2-2 barras quebradas: corrente no domínio do tempo, curvas de torque e espectro das correntes.	80
Figura 17 – Sinais de corrente no domínio do tempo para modelo 2D do MIT 10 cv com e sem falha.	81
Figura 18 – Sinais de corrente no domínio da frequência para modelo 2D do MIT 10 cv com e sem falha.	82
Figura 19 – MIT 1 cv WEG W22 Plus e seu modelo MEF 2D.	83

Figura 20 – Malhas modelo 2D do motor de indução de 1 cv: a) malha M0; b) malha M1; c) malha M2.	84
Figura 21 – Sinais de corrente e torque obtidos com o modelo motor 1 cv sem falhas para as malhas M0, M1 e M2.	85
Figura 22 – Sinais de corrente e torque obtidos com o modelo motor 1 cv com 1 barra quebrada para as malhas M0, M1 e M2.	85
Figura 23 – Sinais de corrente e torque obtidos com o modelo motor 1 cv com 4 barras quebradas para as malhas M0, M1 e M2.	86
Figura 24 – Método de Fatiamento para a representação de um rotor com barras inclinadas (apenas um quarto de rotor é mostrado): a) rotor com inclinação e b) rotor com 5 fatias.	92
Figura 25 – Sinais de corrente do modelo MEF sem fatiamento e do Gêmeo Digital com fatiamento, ambos sem falhas.	93
Figura 26 – Sinais de corrente do gêmeo digital e do motor real.	95
Figura 27 – Sinais de uma das correntes para o gêmeo digital saudável, com 1, 2 e 4 barras quebradas (resultados obtidos por simulação).	96
Figura 28 – Sinais de uma das correntes para o motor real saudável, com 1, 2 e 4 barras quebradas (resultados obtidos por medição).	96
Figura 29 – Sinais de torque para o gêmeo digital saudável, com 1, 2 e 4 barras quebradas operando com carga nominal (resultados obtidos por simulação).	97
Figura 30 – Sinais de torque para o motor real saudável, com 1, 2 e 4 barras quebradas operando com carga nominal (resultados obtidos por medição).	98
Figura 31 – Sinais de velocidade para o gêmeo digital saudável, com 1, 2 e 4 barras quebradas (resultados obtidos por simulação).	98
Figura 32 – Sinais de velocidade para o motor real saudável, com 1, 2 e 4 barras quebradas (resultados obtidos por medição).	99
Figura 33 – Espectro da corrente para o gêmeo digital saudável e com 1, 2 e 4 barras quebradas (resultados obtidos por simulação).	100
Figura 34 – Espectro da corrente para o motor real saudável e com 1, 2 e 4 barras quebradas (resultados obtidos por medição).	100
Figura 35 – Valores das amplitudes de corrente das frequências de falha para o gêmeo digital e para o motor real.	102
Figura 36 – Distribuição espacial da densidade de fluxo magnético para a condição (a) saudável, (b) com 1, (c) 2 e (d) 4 barras quebradas.	103
Figura 37 – Detalhes do gêmeo digital 3D do motor de indução de 1 cv: a) modelo completo do motor; b) detalhe banda de rodagem segmentada; c) malha de elementos finitos.	107

Figura 38 – Detalhes do rotor com falha do gêmeo digital 3D do motor de indução de 1 cv: a) rotor perfurado; b) detalhe da inclinação das barras e da falha; c) corte da gaiola com uma barra quebrada.	107
Figura 39 – Exemplo de sinal de entrada de dados após processo de discretização e normalização.	111
Figura 40 – Diagrama de blocos para o diagnóstico de falhas em motores reais usando RNA treinada somente com dados de simulação do gêmeo digital.	117

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Possíveis causas das falhas em motores de indução.	54
Quadro 2 – Composição da temperatura em função da classe de isolamento. . .	89

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Parâmetros e características dos MITs utilizados nos experimentos.	64
Tabela 2 – Parâmetros e características: nominais do MIT real (dados de placa), medição do MIT real, Modelo A (sem influência da temperatura) e Modelo B (com influência da temperatura).	87
Tabela 3 – Erro relativo do Modelo A (sem influência da temperatura) e Modelo B (com influência da temperatura) em relação aos dados nominais (dados de placa) e de medição do MIT real.	87
Tabela 4 – Amplitudes de corrente nas frequências de falha para o gêmeo digital e motor real, diferença entre os valores e desvio padrão.	101
Tabela 5 – Parâmetros e características: nominais do MIT real (dados de placa), medição do MIT real, gêmeo digital 2D e gêmeo digital 3D.	108
Tabela 6 – Erro relativo do gêmeo digital 3D em relação ao gêmeo digital 2D e aos dados nominais (dados de placa) e de medição do MIT real. . .	109
Tabela 7 – Tabela para interpretação da estatística Kappa.	112
Tabela 8 – Acurácia, estatística Kappa, erros e tempo de construção dos modelos para as estruturas neurais com uma camada intermediária. . . .	114
Tabela 9 – Acurácia, estatística Kappa, matriz de confusão e tempo de teste para o diagnóstico de falha em motor real.	116
Tabela 10 – Resultado do diagnóstico de falhas do gêmeo digital 3D.	118

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BEN	Balanço Energético Nacional
BEU	Balanço de Energia Útil
CNN	Redes Neurais Convolucionais (<i>Convolutional Neural Network</i>)
DL	Aprendizado Profundo (<i>Deep Learning</i>)
DSP	Processamento Digital de Sinais (<i>Digital Signal Processing</i>)
FFT	Transformada Rápida de Fourier (<i>Fast Fourier Transform</i>)
HPC	computação de alto desempenho (<i>High-Performance Computing</i>)
IA	Inteligência Artificial
KDD	<i>Knowledge Discovery in Databases</i>
k-NN	k-ésimo Vizinho mais Próximo (<i>k-Nearest Neighbour</i>)
MCSA	Análise de Assinatura da Corrente do Motor (<i>Motor Current Signature Analysis</i>)
MEF	Método de Elementos Finitos (<i>Finite Element Method</i>)
MIT	Motor de Indução Trifásico
ML	Aprendizado de Máquinas (<i>Machine Learning</i>)
NB	<i>Naive Bayes</i>
PMC	Perceptron Multicamadas
PNE	Plano Nacional Energético
pu	por unidade
RNA	Redes Neurais Artificiais
SVM	Máquina de Vetores de Suporte (<i>Support Vector Machine</i>)
WEKA	<i>Waikato Environment for Knowledge Analysis</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	18
1.1	MOTIVAÇÃO	18
1.2	OBJETIVOS	25
1.2.1	Objetivo Geral	25
1.2.2	Objetivos Específicos e Contribuições	25
1.3	ESTADO DA ARTE	26
1.3.1	Identificação de Falhas em MITs	26
1.3.1.1	Sinais Usados para a Identificação de Falhas	27
1.3.1.2	Processamento de Sinais para Análise de Falhas	35
1.3.1.3	Modelagem Computacional de Motores com Falhas	40
1.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO ESTADO DA ARTE	46
1.5	ORGANIZAÇÃO DO DOCUMENTO	47
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	49
2.1	MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS	49
2.2	IDENTIFICAÇÃO DE FALHAS EM MITS	53
2.2.1	Falhas no Rotor	54
2.2.2	Falhas no Estator	56
2.3	CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE A FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	59
3	MATERIAIS E MÉTODOS	61
3.1	SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL	61
3.1.1	Método de Elementos Finitos Aplicados à MITs	62
3.2	BANCO DE DADOS EXPERIMENTAIS	64
3.2.1	Curto-circuito no Estator	64
3.2.2	Barras Quebradas no Rotor	65
3.3	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS APLICADAS À IDENTIFICAÇÃO DE FALHAS	66
3.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS DOS MATERIAIS E MÉTODOS	70
4	RESULTADOS	72
4.1	MODELAGEM DE MITS EM ELEMENTOS FINITOS	72
4.1.1	Modelos de MITs com Parâmetros Típicos	72
4.1.2	Análise Comparativa de Modelos 2D x 3D	77
4.1.3	Modelos de MITs Reais	82
4.1.3.1	Análise de Simplificação de Malhas	83
4.1.3.2	Análise da Influência da Temperatura no Modelo do MIT	86
4.1.3.2.1	<i>Modelagem dos Enrolamentos do Estator</i>	88
4.1.3.2.2	<i>Modelagem das Barras e Anéis de Curto-circuito do Rotor</i>	90
4.1.3.3	Consideração da Inclinação das Barras do Rotor	91

4.1.3.4	Validação do Gêmeo Digital com Dados Experimentais	92
4.1.4	Gêmeos Digitais de MITs Reais com Falhas	94
4.1.4.1	Validação dos Gêmeos Digitais com Falhas	95
4.1.4.2	Análise da Densidade de Fluxo dos Gêmeos Digitais	102
4.1.4.3	Gêmeos Digitais 3D	104
4.2	REDE NEURAL ARTIFICIAL PARA DIAGNÓSTICO DE FALHA	109
4.2.1	Banco de Dados Obtidos por Simulação com o Gêmeo Digital	109
4.2.2	Estudo de Estruturas de Redes Neurais tipo PMC	111
4.2.3	Diagnóstico de Falhas Usando Gêmeos Digitais	115
4.2.3.1	Diagnóstico de Falhas no Gêmeo Digital 3D	117
4.3	CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE OS RESULTADOS	118
5	CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS PARA TRABALHOS FUTUROS	120
	REFERÊNCIAS	126

1 INTRODUÇÃO

1.1 MOTIVAÇÃO

Desde seu surgimento, as máquinas elétricas rotativas têm causado um impacto fundamental no mundo moderno. Não é exagero afirmar que elas possuem posição de destaque na consolidação das indústrias em geral. Certamente, a maioria dos processos industriais depende de um motor elétrico. Dentre todos os tipos de motores elétricos disponíveis no mercado, o mais popular é o de indução trifásico [1], [2]. Afinal, esse equipamento se destaca frente aos outros por possuir características como elevada eficiência, construção simples, robustez, elevado torque de partida, baixa manutenção e relação potência-volume conveniente. Atualmente, quando se trata de conversão de energia elétrica em energia mecânica motriz esse tipo de motor é o mais utilizado no Brasil e no mundo [3]–[6].

O Motor de Indução Trifásico (MIT) é utilizado para o acionamento das mais variadas cargas. Pode-se citar aplicações industriais típicas, tais como: sistemas de refrigeração e condicionamento de ar, ventiladores, bombas, compressores, tornos, laminadores, sistemas de transporte, misturadores, trefiladoras, extrusoras, centrífugas, bobinadores, sistemas de elevação, moinhos, fresadoras, sistemas de dosagem, entre outras. Predominantemente, toda forma de força motriz de origem elétrica é produzida por meio de um motor de indução.

O último Balanço de Energia Útil (BEU) [7] estabelece como um dos tipos de uso final da eletricidade a “Força Motriz”, que corresponde à energia mecânica gerada por motores elétricos. Segundo o Balanço Energético Nacional (BEN) (2019), o maior consumo de energia elétrica no Brasil, correspondente a 37,5%, ocorre no setor industrial. No setor, o uso final de “Força Motriz” (ou Sistemas Motrizes), corresponde ao maior percentual: 62% ou 68% se incluir refrigeração [8]. Isto significa que os sistemas motrizes utilizados pela indústria são responsáveis por mais de um quarto de todo o consumo de eletricidade do Brasil.

Ainda analisando os dados presentes no último BEU, considerando-se a participação dos sistemas motrizes nos outros setores da economia (comercial, residencial, público, transporte, agropecuário e energético) somados ao setor industrial, a parcela desse tipo de uso final alcança 58% do consumo nacional de energia elétrica. Quantitativamente, esse percentual representa o uso de 310 TWh. De acordo com Filippo Filho [9], mais de 95% dos motores instalados nos setores industrial, rural, comercial e residencial são de indução trifásicos ou monofásicos. Além disso, representam 75% da potência instalada total de motores.

Por fim, destaca-se que os dados apresentados estão em constante alteração devido ao eminente avanço tecnológico nos principais setores consumidores de energia elétrica no Brasil e no mundo. Observa-se que há uma tendência do aumento do

número de motores de indução em operação. A título de exemplo, pode-se citar: a quarta revolução industrial (Indústria 4.0); a automação e o crescimento do uso de equipamentos eletroeletrônicos nos setores residencial, comercial e público; a modernização e automatização dos processos no setor agropecuário e a grande perspectiva dos veículos elétricos no setor de transportes. Tais fatos corroboram com o BEN 2019, que aponta crescimento anual médio de 2,31%, nos últimos 10 anos, do consumo de eletricidade [8]. Além disso, o Plano Nacional Energético (PNE) projeta uma evolução do consumo de energia elétrica até 2030, que poderá variar de 41% no pior cenário a 62% no melhor [10].

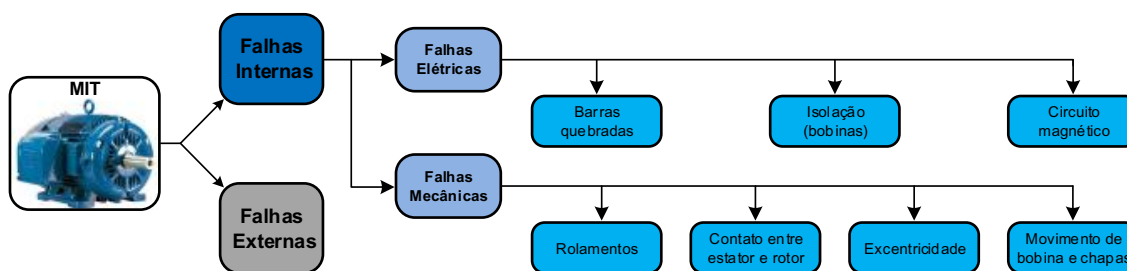
Apesar de habitualmente serem bem construídos e robustos, os motores de indução estão sujeitos a apresentarem defeitos [11]. Costumeiramente, esses defeitos podem se originar devido à umidade, à poeira do ambiente, à sobrecarga mecânica no eixo, ao desbalanceamento da tensão de alimentação, ao desalinhamento entre a carga e o eixo da máquina, assim como outros fatores. As possíveis falhas relacionadas aos MITs são inúmeras. Essa abundância de tipos, causa uma divergência entre os autores da literatura consultada quanto à classificação de falhas. No entanto, entre os pesquisadores da área, é unânime o entendimento de que algumas falhas não têm relação com componentes do motor, assim são categorizadas como **falhas externas**. Por outro lado, avarias que são relacionadas aos próprios elementos que compõem o motor são chamadas de **falhas internas** [12]–[15].

- **Falhas externas:** falha de montagem, sobrecarga da máquina, carga oscilante, fonte de alimentação desequilibrada, flutuação de tensão, ruídos na rede, falha no sistema de acionamento, fonte de tensão ou corrente instável, linha de suprimento em curto-circuito ou aberta, entre outras.
- **Falhas internas:** falhas nos rolamentos, contato entre estator e rotor, excentricidade estática ou dinâmica, movimento de bobina e chapas do estator, quebra de barra do rotor, falha de isolamento e falha no circuito magnético.

As falhas internas podem ser divididas em dois grupos (elétricas e mecânicas). A Figura 1 mostra de forma sintetizada a classificação dos principais defeitos, não levando em conta as falhas externas à máquina por não fazer parte do escopo do estudo.

Dentre os defeitos vinculados às partes que integram motor, de acordo com alguns autores como Frosini e Bassi [16], em torno de 40% a 50% das falhas em máquinas de indução estão relacionadas às falhas mecânicas, sendo essas normalmente associadas a rolamentos, desgaste de mancais ou excentricidade. Baseado em pesquisas mais detalhadas [17], percebe-se que os rolamentos estão entre os principais elementos deteriorados nos motores, com mais de 41%. Ainda, cerca de 37% são problemas com o enrolamento do estator e aproximadamente 10% com quebra nas

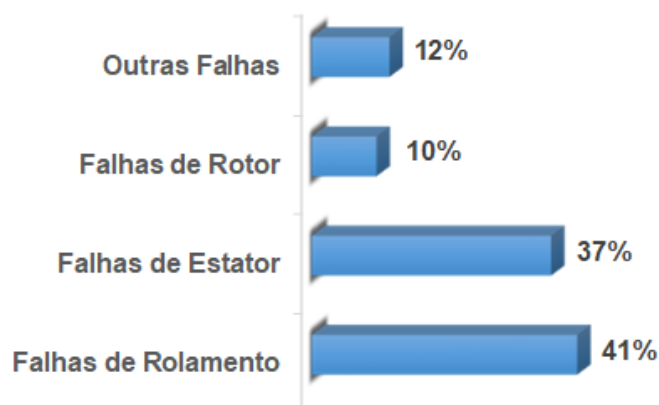
Figura 1 – Classificação das falhas em motores de indução.



Fonte: Adaptado de [15].

barras de rotor. Dessa forma, pode-se inferir que estes três tipos são os defeitos mais recorrentes em motores de indução trifásicos (88%). Na Figura 2 estão expressos, graficamente, os respectivos percentuais de incidência destes e dos demais problemas, tais como as conexões elétricas, os anéis e o enrolamento do rotor, excentricidade, desgaste do acoplamento e desalinhamento.

Figura 2 – Percentuais de incidência dos tipos de falhas dos motores.



Fonte: Adaptado de [17].

Uma das principais e mais conhecida característica do MIT é sua simetria, tanto construtivamente quanto funcionalmente. Todos os tipos de defeitos, sejam eles elétricos ou mecânicos, modificam o equipamento interferindo diretamente em seu funcionamento e conseqüentemente na carga acoplada ao seu eixo. Os efeitos de tais falhas incluem correntes e tensões desequilibradas do estator, oscilações no torque, redução na eficiência e no torque, superaquecimento e vibração excessiva. Além disso, essas falhas podem aumentar a magnitude de certos componentes harmônicos de correntes

e tensões [13]. Salienta-se que independentemente do tipo, origem ou causa da avaria, pode haver o incremento da temperatura de operação como consequência.

A WEG, uma das maiores fabricantes de máquinas elétricas do mundo, descreve o motor de indução como sendo uma máquina robusta e de construção simples. Elenca que sua durabilidade depende quase exclusivamente da vida útil do sistema de isolamento dos enrolamentos [18]. Este é afetado por muitos fatores, como umidade, vibrações, ambientes corrosivos e outros. Dentre todos os fatores, o mais importante é, sem dúvida, a temperatura suportada pelos materiais isolantes empregados. Um aumento de 8 a 10 graus acima do limite da classe térmica da temperatura da isolamento, pode reduzir a vida útil do enrolamento pela metade [18].

Atualmente, as responsabilidades das máquinas de indução crescem continuamente. A operação confiável dessas é, estrategicamente, muito importante para a prestação de serviços essenciais e para continuidade do fluxo de processos fabris. Portanto, é fundamental garantir sua operação dentro das condições nominais de projeto [12].

No ambiente industrial, os setores encarregados pela preservação do bom funcionamento dos motores elétricos estão sob pressão contínua para reduzir os custos de manutenção e impedir o tempo de inatividade não programado desses. Para reduzir o tempo de inatividade e também para operação confiável, a detecção precoce de falhas do motor é altamente exigida [13].

Os autores Lughofer e Sayed Mouchaweh [19] afirmam que a manutenção preditiva automatizada se tornou uma componente essencial para a implantação da Indústria 4.0. Em uma estrutura típica de manutenção preditiva, é imprescindível a existência de sistemas de previsões (de qualidade), de indicação de problemas e falhas decorrentes em um estágio inicial e, também, da realização de qualquer diagnóstico mais profundo sobre os futuros comportamentos anômalos esperados (conforme o previsto) em vários processos. Essa ação permite agendar uma manutenção adequada, evitando falhas, danos significativos, perdas econômicas, interrupções e possibilitando otimizar o desempenho e aprimorar o controle de qualidade.

Por todo o exposto, torna-se essencial o diagnóstico preciso de falhas em máquinas elétricas, com o intuito de assegurar a operação e manutenção dessas, reconhecer um defeito incipiente em estágio inicial, evitar a degradação do seu desempenho, o mau funcionamento e até avarias irreversíveis. Em casos extremos de falhas, qualquer dano grave à infraestrutura, às máquinas, a todo o sistema ou, ainda, a exposição dos operadores a quaisquer riscos graves, podem ser evitados pela manutenção preditiva. Isso torna essa metodologia extremamente importante para ampliação da produção e para a redução de custos, desperdícios e reparos, além de ajudar a garantir maior qualidade dos itens de produção e reduzir as reclamações de clientes.

Assim, fica evidente que, direta ou indiretamente, tais defeitos causam prejuízos

nos mais diversos setores. Dessa forma, é crucial a necessidade da identificação de falhas em máquinas elétricas.

Conforme mencionado anteriormente, o motor elétrico costuma ter simetria elétrica, mecânica e magnética no estator e no rotor para melhor acoplamento magnético e maior eficiência. Quando em condição de falha localizada no rotor e/ou no estator, o motor tem sua propriedade de simetria perdida, proporcionando a manifestação de efeitos anormais durante sua operação. À vista disso, muitos trabalhos de pesquisa estão em andamento no mundo todo com o intuito de estudar os vários tipos de defeitos em motores. Diversas técnicas de detecção de falhas vêm sendo desenvolvidas e introduzidas pelos pesquisadores.

Independente da metodologia empregada para a identificação de defeitos, existe a necessidade da verificação de algum “sintoma” por meio do monitoramento de um ou mais parâmetros, sendo os principais: vibração mecânica [20], temperatura [21], torque [22], potência de saída, ruído audível (acústico) [23], tensão [24], corrente [25], fluxo magnético no entreferro [26], fluxo disperso [27], campo eletromagnético [28] e velocidade. Deste modo, a interpretação dessas alterações de comportamento pode contribuir na tarefa de detecção de defeitos ainda em fase de evolução. Sendo assim, uma operação preventiva e/ou preditiva pode ser planejada de forma a atuar no processo, reduzindo os impactos e evitando uma parada inesperada.

Alguns desses métodos de identificação de falhas são considerados invasivos, pois é necessária a interrupção do funcionamento para a instalação de sensores ou para a aplicação de sinais de tensão ou corrente no motor. Apesar dos benefícios dos testes invasivos, eles têm algumas desvantagens, entre elas: fadigar o isolamento e os enrolamentos, exigir equipamentos caros e podem ser perigosos para as pessoas que os executam. Em alguns casos, é necessário desmontar o motor (isso é crítico em máquinas grandes) e testes específicos devem ser realizados para cada tipo de falha [29]. Por outro lado, há um bom tempo, a Análise de Assinatura da Corrente do Motor (*Motor Current Signature Analysis*) (MCSA) vem se mostrando como uma das técnicas não-invasiva mais populares. Essa tem como objetivo detectar falhas por meio da obtenção de componentes em frequências específicas (“assinaturas de falha”) localizadas no espectro da corrente do estator [30].

Em termos gerais, sabe-se que as assimetrias causadas pelos defeitos, são refletidas nas correntes do motor na forma de bandas de frequências laterais distribuídas com uma certa uniformidade ao redor da componente principal. No entanto, esse espaçamento é alterado devido a fatores como variação de carga do motor. Em muitos casos, essa variação de espaçamento e ruídos dificultam a distinção das falhas, sendo necessário o uso de uma técnica adequada de decomposição do sinal para obter as frequências associadas a falhas [31]. Assim, o uso de ferramentas de análise do sinal no domínio da frequência, como a Transformada Rápida de Fourier (*Fast Fourier Trans-*

form) (FFT), é a solução mais natural. Todavia, esses métodos apresentam algumas desvantagens, a saber: limitação de largura de banda, distorção devido à baixa taxa de amostragem (*aliasing*), distorção devido ao comprimento finito do sinal (*leakage*), efeito de cerca de Picket [32] e variações de velocidade.

Recentemente, com o intuito de contornar os inconvenientes apresentados em estratégias de diagnóstico de defeitos baseados na análise de sinais no domínio da frequência, pesquisadores têm proposto diferentes abordagens fundamentadas em inteligência artificial e Aprendizado de Máquinas (*Machine Learning*) (ML) [33]. Esses métodos têm se mostrado eficazes para modelar sistemas não lineares complexos (máquinas com falhas) que empregam certas estruturas e regras baseadas no entendimento do comportamento do sistema, para tornar a sua implementação computacional mais simples. Além disso, são capazes de classificar e determinar a origem das falhas precocemente.

Dentre os algoritmos inteligentes, pode-se evidenciar as Redes Neurais Artificiais (RNA). Essas estruturas imitam a estrutura do cérebro humano e se mostram atrativas para os pesquisadores da área de detecção de falhas em máquinas elétricas, pois podem ser usadas como classificadores de padrões. Recentemente, as RNAs têm se mostrado como uma importante ferramenta para auxiliar o diagnóstico de falhas em máquinas elétricas e tomadas de decisão. Diversos trabalhos atuais da literatura são exemplos da aplicação eficiente de redes neurais na área [34]–[39].

Contudo, para que as redes neurais sejam eficazes, muitas vezes elas dependem de um treinamento supervisionado baseado em bancos de dados de sinais de motores com e sem falhas. Os dados usados no treinamento das redes devem cobrir amplamente o domínio do problema.¹ Quanto mais abrangente for o banco de dados, maiores as possibilidades de sucesso. Essa particularidade pode ser uma inconveniência, pois a obtenção de sinais reais de motores com defeitos não é uma tarefa simples. Esses sinais são obtidos basicamente de duas formas: coleta de sinais de máquinas operando na indústria ou em laboratório. Ambas as estratégias possuem limitações e/ou inconvenientes. A primeira depende do surgimento de um determinado tipo de falha, bem como sua posterior constatação por meio da manutenção corretiva. Já a segunda, requer a reprodução de falhas controladas em laboratório que sejam fiéis às encontradas em ambiente industrial, tarefa que demanda tempo e ensaios destrutivos. Neste sentido, manifesta-se como alternativa aos métodos tradicionais de experimentação citados a possibilidade da simulação de modelos computacionais adequados para representar máquinas com falhas. Esses modelos podem ser tão precisos na representação das características e efeitos de falhas em motores reais que são chamados de gêmeos digitais.

¹ Há uma ressalva para os algoritmos e métodos de clusterização com treinamento não-supervisionado, por exemplo os mapas de Kohonen, que não necessariamente dependem de bancos de dados para o treinamento.

A tecnologia de gêmeos digitais tem sido considerada uma das técnicas cruciais para a transformação digital e tem recebido grande atenção dos mais diversos setores nos últimos anos. Gêmeo digital é uma tecnologia que replica objetos físicos no mundo real em objetos digitais no mundo digital para resolver vários problemas e otimizar o mundo real por meio de simulação ou previsão de situações que podem ocorrer no futuro [40]. Nesse contexto, a criação de gêmeos digitais capazes de representar com precisão o comportamento de motores elétricos operando em diferentes condições de operação, tipos e gravidades de falha, é muito importante para o desenvolvimento da área. Isto é, esses gêmeos digitais são indispensáveis para melhor entender, caracterizar e diagnosticar as falhas incipientes em motores, bem como seus respectivos efeitos e consequências.

A aplicação de métodos de simulação computacional para modelar de forma robusta motores defeituosos (por exemplo, gêmeos digitais) a fim de criar bancos de dados parametrizados para identificar a evolução de falhas em máquinas reais, mostra-se como uma estratégia promissora. Entre as técnicas de simulação, o Método de Elementos Finitos (*Finite Element Method*) (MEF) tem se consolidado como uma importante ferramenta para análise de máquinas elétricas. O MEF pode fornecer modelagem precisa para várias condições da máquina. Neste sentido, muitos pesquisadores têm mostrado a eficiência do método aplicado às máquinas elétricas [26], [27], [41]–[43]. Ainda, os autores Liang, Ali e Zhang [44] publicaram um trabalho com uma ampla revisão bibliográfica da literatura sobre técnicas de diagnóstico de falhas em motores de indução usando o MEF. No artigo, denotam que o método pode oferecer dados, informações e sinais necessários para análises adicionais usando processamento de sinais e/ou aprendizado de máquina. Por fim, salientam que o MEF comumente é combinado com o processamento de sinais, no entanto, a estratégia de combiná-lo ao aprendizado de máquina e outras técnicas avançadas é muito pouco usado para o diagnóstico de falhas.

Finalmente, cabe destacar que a identificação e a análise de falhas em motores têm sido tratada com grande relevância e destaque pela literatura técnica especializada, com seções específicas nos principais periódicos internacionais e congressos dedicados para discussão do tema. Nessa perspectiva, a presente tese de doutorado visa contribuir para o desenvolvimento da área, explorando as lacunas existentes, como a aplicação de métodos de simulação computacional para criar gêmeos digitais de motores saudáveis e defeituosos a fim de usar dados computacionais para estudar, caracterizar e identificar falhas em máquinas reais. Para isso, pretende-se usar o método de elementos finitos para modelar e simular os motores com falhas, além de utilizar os seus resultados como base de treinamento para redes neurais artificiais especializadas para diagnosticar os defeitos em MIT.

1.2 OBJETIVOS

Neste tópico são apresentados o objetivo geral deste trabalho, bem como a descrição das especificidades apontadas pelos objetivos específicos desta tese de doutorado.

1.2.1 Objetivo Geral

O presente trabalho tem como objetivo geral o desenvolvimento de gêmeos digitais para o estudo e diagnóstico de falhas em motores de indução trifásicos.

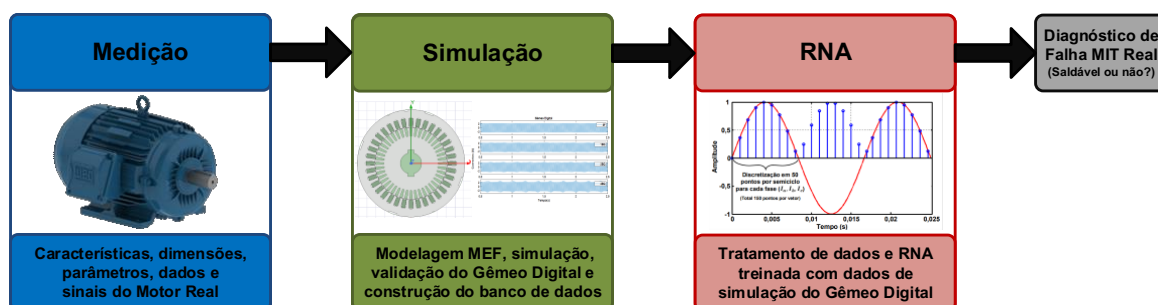
1.2.2 Objetivos Específicos e Contribuições

Mais especificamente, esta pesquisa visou o desenvolvimento e a simulação de modelos precisos de motores com falhas de rotor por meio do método de elementos finitos, denominados de gêmeos digitais. Posteriormente, objetivou-se identificar defeitos de rotor em MITs reais, por meio de redes neurais artificiais treinadas somente com sinais de corrente no domínio do tempo de gêmeos digitais simulados. Nesse contexto, o trabalho está pautado em:

- implementar e contribuir com a modelagem robusta de motores 2D e 3D com o método de elementos finitos, para a simulação de casos em condições operacionais fidedignas de geometria e temperatura;
- desenvolver gêmeos digitais 2D e 3D de motores reais saudáveis e com falha de barras do rotor rompidas;
- averiguar e compreender qual a técnica de diagnóstico de falha é a mais viável para ser implementada;
- validar os gêmeos digitais por meio da comparação de sinais de simulação com dados experimentais;
- criar um banco de dados de sinais de simulação de gêmeos digitais com e sem falhas operando em condições variadas de torque de carga;
- usar redes neurais artificiais treinadas com dados dos gêmeos digitais simulados para identificar falha em sinais de máquinas reais.

A Figura 3 apresenta um diagrama de blocos que ilustra a relação entre os objetivos específicos divididos em 3 blocos, medição, simulação e classificação para atingir o objetivo principal desta tese de doutorado.

Figura 3 – Diagrama de blocos com a relação entre os objetivos específicos desta tese.



Fonte: Autoria própria.

1.3 ESTADO DA ARTE

Esta seção descreve os principais trabalhos, disponíveis na literatura atual, que se relacionam com o tema abordado nesta Tese. Expõe-se o levantamento bibliográfico, de modo a compilar os estudos recentes relacionados à identificação e diagnóstico de defeitos no rotor e no estator de motores de indução. Para isso, a presente seção é dividida em três partes. As duas primeiras são destinadas à apresentação de sinais usados para a identificação de falhas e as principais ferramentas de processamento de sinais para análise de defeitos. Com essa exposição, é possível se situar a respeito das pesquisas recentes desenvolvidas na área. Por fim, a última subseção é focada na simulação de modelos de motores com falhas, que se trata do tema central da presente Tese.

1.3.1 Identificação de Falhas em MITs

A detecção precoce de falhas é um desafio, e muitos trabalhos de pesquisa estão em andamento há muito tempo para desenvolver novas ferramentas de análise. Para a detecção de falhas do motor de indução, são utilizadas diferentes técnicas, como análise de assinatura de corrente do motor, análise de vibração, térmica, acústica, de fluxo magnético etc. A literatura demonstra que várias ferramentas de processamento de sinal podem ser utilizadas com sucesso sob diferentes condições de operação do motor, como: partida, regime transitório ou permanente, sob carga ou sem carga. Naturalmente, cada ferramenta possui as suas vantagens e limitações em condições específicas [13], conforme será explorado nesta seção.

De acordo com os autores Bellini, Filippetti, Tassoni *et al.* [31], o procedimento de diagnóstico comumente pode ser dividido em três classes: baseada em modelo, em sinal e em dados. O processamento de sinais é uma ferramenta possível para todos os três, mas com impacto e função diferentes.

O diagnóstico baseado em modelo respalda-se em uma análise teórica da máquina assimétrica cujo modelo é usado para prever assinaturas de falha. A diferença entre assinaturas medidas e simuladas pode ser usada para detectar falhas. A análise residual e o processamento de sinal são usados para definir um índice de falha.

O diagnóstico baseado em sinal procura assinaturas de falha conhecidas em grandezas amostradas da máquina real. Em seguida, as assinaturas são classificadas por processamento de sinal. Normalmente, a análise no domínio da frequência é tradicionalmente usada, embora métodos mais avançados e/ou técnicas de tomada de decisão vêm ganhando espaço e possam ser interessantes. Nesse caso, o processamento do sinal desempenha um papel crucial, pois pode ser usado para aprimorar a relação sinal/ruído e normalizar os dados, a fim de isolar a falha de outros fenômenos e diminuir a sensibilidade às condições operacionais.

Já o diagnóstico baseado em dados não requer nenhum conhecimento dos parâmetros e modelo da máquina. Baseia-se apenas no processamento de sinal e nas técnicas de agrupamento (*clustering*). Os dados amostrados da máquina real são processados para extrair um conjunto de características para classificá-las. Eventualmente, técnicas de processo de decisão são usadas para definir um índice de falha. As técnicas de inteligência artificial e reconhecimento de padrões são amplamente utilizadas para alcançar os objetivos citados.

1.3.1.1 Sinais Usados para a Identificação de Falhas

No monitoramento das condições de operação do motor, sinais de vibração, temperatura, torque, potência, ruído audível, tensão, corrente, campo eletromagnético, são obtidos e analisados continuamente. Com base nesses sinais, os pesquisadores comumente aplicam diferentes técnicas para o diagnóstico de falhas de motores de indução. Na sequência, são apresentadas as principais estratégias para a identificação de falhas, bem como, suas características.

Análise térmica: nessa técnica, a detecção de falha de um motor de indução é realizada normalmente ao mensurar a sua mudança de temperatura. A análise térmica pode ser usada para detectar falhas nos rolamentos e no estator de um motor. Em caso de falha do rolamento, o atrito aumenta e, por sua vez, a temperatura do motor se torna maior. No caso de defeito entre espiras, a temperatura aumenta rapidamente na região deteriorada, essa alteração demora para ser observada na carcaça. Isso ocorre pelo fato de a dinâmica de condução de temperatura ser lenta em comparação com a evolução de deterioração da isolação dos condutores. Como resultado, a detecção da falha pode ser tardia. De qualquer modo, a falha pode ser prevista baseada na análise dessa alteração térmica da máquina. Ainda, essa técnica pode apresentar inconvenientes, como a necessidade de sensores internos na máquina e, no caso do uso de câmeras termográficas, o alto custo do equipamento que faz as imagens.

O método apresentado por Mohammed, Melecio e Djurović [21] emprega o monitoramento térmico distribuído para o diagnóstico de falhas de curto-circuito no estator. Com base no recurso de multiplexação, sensores FBG (*fiber-Bragg grating*) são inseridos em vários pontos dentro dos enrolamentos, na proximidade de pontos de interesse onde podem surgir falhas. Os autores afirmam que o método proposto permite o diagnóstico de falhas por meio da identificação da excitação térmica localizada, que é motivada por falhas nos enrolamentos.

Análise acústica: é realizada por meio da medida e análise do espectro de ruído acústico gerado pelo motor. Nandi, Toliyat e Li [45] afirmam que os sinais acústicos e de vibração são os mais sensíveis para detectar falhas nos rolamentos, enquanto os sinais elétricos são mais sensíveis para detectar falhas nas barras do rotor. Recentemente, foi demonstrado que os sinais acústicos podem ser adequados para diagnósticos de falha de rolamentos, estator e rotor de motores de indução [46]. A ocorrência desses defeitos causa alterações no espectro acústico, dessa forma, esse sinal pode ser usado para detecção de falhas no motor de indução. No entanto, em um ambiente barulhento, como uma planta industrial em que várias outras máquinas estão funcionando, a análise acústica pode não ser prática. Existe a necessidade de criar um padrão para considerar se há falha ou não. Esse padrão deve levar em consideração a psicoacústica ², não apenas a amplitude do sinal em si.

Na pesquisa de Stief, Ottewill, Baranowski *et al.* [23], é apresentada uma abordagem que usa sinais acústicos, elétricos e de vibração para o diagnóstico de falhas elétricas e mecânicas em motores de indução. A estratégia usada é baseada na combinação do método *Bayesian* de dois estágios e análise de componentes principais (PCA - *principal component analysis*). O PCA é usado para remover as correlações presentes na extração de características e reduzir a influência das condições de carga nos sinais. O método *Bayesian* com um classificador GNB (*Gaussian Naïl Bayes*) são usados para criar um diagnóstico final.

Análise de vibração: o motor de indução gera vibração, a qual depende das forças radiais devido ao fluxo no entreferro. A distribuição do campo magnético no entreferro da máquina depende da força magnetomotriz (fmm) resultante e da permeância magnética. Caso ocorram assimetrias do rotor a fmm resultante e a permeância magnética variam com a alteração do entreferro. Essas variações são consequências da manifestação de alguma falha, especialmente mecânica. Assim, ao analisar a vibração do motor, é possível prever as falhas e os vários tipos de assimetrias [13]. Corriqueiramente a aceleração da vibração é medida usando transdutores, que funcionam com base no efeito piezométrico (produção de eletricidade a partir de tensão mecânica). Esses transdutores piezométricos são bastante caros, o que limita o uso da técnica para

² A psicoacústica é uma subdisciplina da psicofísica que estuda a relação entre estímulos sonoros e as sensações auditivas decorrentes destes estímulos.

detecção de falhas, especialmente em motores pequenos.

No estudo de Sun, Zhao, Yan *et al.* [20], o método CDFL (*convolutional discriminative feature learning*) foi desenvolvido para o diagnóstico de falha de motores de indução. Segundo consta, o método pode aprender e caracterizar diferentes condições de trabalho das máquinas diretamente dos dados brutos de vibração. Redes neurais artificiais são usadas para extrair as características discriminativas e invariantes dos dados brutos de vibração. Em seguida, essas características aprendidas são usadas por um classificador Máquina de Vetores de Suporte (*Support Vector Machine*) (SVM) para diagnosticar falhas.

Análise de corrente: essa técnica, habitualmente, é conhecida como Análise de Assinatura da Corrente do Motor (MCSA - *Motor Current Signature Analysis*) e visa analisar a corrente do estator. De acordo com Merizalde, Hernández-Callejo e Duque [29], atualmente é uma das técnicas mais populares e precisas para detectar falhas em motores de indução. O monitoramento, detecção e diagnóstico das condições do motor podem ser feitos enquanto a máquina estiver operando, por meio de sensores de corrente usados no próprio sistema de proteção. A MCSA inclui métodos de análise paramétrica (análise de sinal em função do tempo, espectro de frequências), métodos não paramétricos (técnicas como FFT) e métodos de alta resolução ou subespaço (estes obtêm a matriz de auto correlação e seus valores próprios separam os subespaços correspondentes ao sinal e ruído).

A MCSA também pode ser usada para analisar falhas durante a partida do motor, onde a corrente tem uma alta relação sinal-ruído enquanto a máquina opera com alto escorregamento [47]. Quando o sinal não é estacionário, as técnicas de diagnóstico são baseadas principalmente em análises espectrais de ordem superior (tempo-frequência), como *bispectrum* e *trispectrum*, e métodos estatísticos de ordem superior para obter a densidade no espectro de frequências [45]. No estudo proposto por Schmitz, Souza e Riffel [48], filtros passa-faixa do tipo Gaussiano são utilizados para o diagnóstico de barras falhadas em motores de indução através da corrente de partida do motor em vazio. No mesmo contexto, os autores Souza, Lima, Roque *et al.* [47] propõem um algoritmo para detectar e quantificar barras parcialmente rompidas em motores de indução durante sua partida sem carga.

Percebe-se que na maioria das técnicas discutidas anteriormente (vibração, acústica e térmica), para obter os parâmetros a serem analisados, é necessário que os sensores sejam instalados dentro (técnicas invasivas) ou ao redor do motor, o que pode exigir a interrupção de sua operação. Ainda, o custo dos sensores e da instalação desses pode ser tão alto que se torne inviável. Entretanto, a corrente do estator pode ser obtida mesmo sem nenhum dispositivo extra, se coletada de dispositivos já instalados para fins de medição, ou pode estar facilmente disponível em dispositivos de proteção do motor [13]. A corrente do estator pode ser medida remotamente e

transmitida on-line, o que significa que os dados para a técnica de análise de corrente são acessíveis durante todo o período de funcionamento do motor. Assim, maioria das falhas mecânicas e elétricas que podem surgir em um motor de indução são detectáveis pela análise da corrente. Por esses motivos, a assinatura de corrente tornou-se um método prático para detectar falhas no motor gaiola de esquilo [49].

Diversos trabalhos presentes na literatura atual relatam o sucesso do uso da técnica MCSA para o diagnóstico de falhas em motores. A abordagem de diagnóstico de falhas do estator no motor de indução alimentado por inversor, proposta por Elbouchikhi, Amirat, Feld *et al.* [25], é baseada no cálculo das componentes simétricas das correntes do estator. A frequência fundamental de fornecimento e os fasores trifásicos são estimados com base na MLE (*maximum likelihood estimation*) e o GLRT (*generalized likelihood ratio test*) é usado para detecção de falhas.

No trabalho de Mejia-Barron, Santiago-Perez, Granados-Lieberman *et al.* [50], o índice de entropia de Shannon (SE) e um sistema de lógica fuzzy (FL) são propostos para diagnosticar falhas de curto-circuito do estator. A metodologia proposta é baseada no MCSA, usando a corrente monitorada durante o estado estacionário do motor de indução e considera diferentes níveis de severidade e diferentes condições de carga. Primeiramente, é realizada uma etapa de filtragem baseada em filtros de passagem de banda (*brick-wall*). Após, o índice SE é calculado para quantificar a gravidade da falha e um sistema FL é aplicado para diagnosticar a condição da máquina de maneira automática.

No artigo de Jerkan, Reljić, Todorović *et al.* [3], é proposto um procedimento eficaz para detecção de falhas em barras de rotor quebradas em uma máquina de indução trifásica com rotor em gaiola de esquilo. Essa abordagem se baseia na técnica MCSA que analisa o componente de corrente específico relacionado à falha por meio do método de frenagem por injeção de corrente contínua. Ao contrário do MCSA tradicional, que é comumente focado na detecção de bandas laterais em torno do componente fundamental de frequência da corrente, a metodologia proposta introduz um novo recurso no espectro de corrente que facilita muito a identificação. O padrão distinto de evolução tempo-frequência deste recurso fornece a identificação confiável de barras quebradas no rotor, mesmo sob condições de operação sem carga. A abordagem proposta não requer algoritmos de processamento de sinal de alta complexidade para obter resultados confiáveis. O conceito proposto é apresentado teoricamente, auxiliado por um modelo de circuito múltiplo acoplado magneticamente ao motor, tanto com barras de rotor saudáveis como defeituosas. Por fim, testes experimentais validam a metodologia proposta e demonstram sua eficácia e utilidade.

Os autores Sabouri, Ojaghi, Faiz *et al.* [51] relatam o uso de um modelo analítico flexível do motor de indução, capaz de incluir falhas de barra quebradas no rotor em gravidades variáveis. A técnica de identificação de falhas é respaldada pelo algoritmo

PSO (*particle swarm optimisation*) com uma função de aptidão baseada na oscilação pendular do campo magnético devido ao defeito. A metodologia necessita dos sinais de corrente e tensão e mostrou uma pequena margem de erro podendo gerar uma falsa classificação. De acordo com os autores, o operador deve determinar a margem de erro na primeira aplicação da técnica no motor saudável para compensar esse inconveniente.

A pesquisa de Zapparoli, Rabelo Baccharini, Lamim Filho *et al.* [52] traz um estudo da utilização da corrente transitória para analisar o início de curto-circuitos entre as espiras dos enrolamentos do estator de motores de indução. A metodologia proposta visa extrair o segundo componente do envelope transitório dos sinais de corrente de partida do motor por análise de componentes principais. Esses componentes refletem a assimetria causada pelo curto-circuito inicial e carregam as informações de falha desejadas. Pela análise de variância, torna-se possível monitorar a evolução de uma falha de curto-circuito. Sinais numéricos e experimentais são fornecidos para validar a efetividade da técnica.

No estudo de Akhil Vinayak, Anjali Anand e Jagadanand [53] é apresentado um esquema de detecção em tempo real de falha de curto-circuito incipiente entre espiras do estator de máquinas de indução alimentadas por inversor de frequência. Uma análise baseada em transformada discreta Wavelet é realizada na corrente do estator, e o algoritmo de aprendizado SVM (*support vector machine*) é usado para a classificação precisa da falha incipiente. Segundo os autores, o método proposto é independente da frequência de chaveamento, da frequência fundamental, do índice de modulação e da carga mecânica. Adicionalmente, a detecção em tempo real foi possível mesmo com corrente de falha de 350 mA.

O artigo de Li, Wang, Zhen *et al.* [54] propõe um método eficaz de diagnóstico de falhas usando o TKEO (*Teager–Kaiser energy operator*) para detecção de falhas de barras quebradas no rotor com base na análise de sinais de corrente do motor (MCSA). O TKEO é aplicado para remover a principal componente de frequência da corrente do motor para a extração precisa das características de falha, especialmente para um motor de indução operando com baixa carga e baixo escorregamento. As frequências características de falha podem ser extraídas e aprimoradas para a detecção de severidades de falhas de barras quebradas sob diferentes condições de operação, por meio da estimativa da amplitude e frequência instantânea da corrente do motor usando TKEO.

Uma nova metodologia de normalização de frequência para diagnóstico confiável de defeitos em rotores, em sistemas alimentados por inversores de frequência variável, é apresentado por Garcia-Calva, Morinigo-Sotelo e Jesus Romero Troncoso [11]. A normalização é implementada por meio da demodulação da corrente do estator com um fator variante no tempo. Como resultado, o componente fundamental da cor-

rente do estator é normalizado em um valor de frequência constante, de modo a evitar o vazamento espectral e espalhamento de frequência. Isso permite que a análise de assinatura de corrente transiente do estator localize com precisão as assinaturas de falha direcionadas. A eficácia da abordagem de normalização de frequência proposta é demonstrada pela análise da corrente do estator de motores em condições não estacionárias. Resultados experimentais mostram que a metodologia proposta pode detectar e distinguir oscilações de carga e assinaturas de falha do rotor e evita falsos alarmes de falha do rotor.

Um modelo de classificação de falhas de barras quebradas, baseado na análise da corrente do estator de motores de indução, é retratada por Zhao e Wang [55]. No estudo, o método de análise de componentes principais (PCA) é usado para reduzir a dimensão do sinal e extrair as características típicas das falhas. Essas são usadas como entradas do classificador MKMRVM (*multivariate relevance vector machine with multiple Gaussian kernels*), o qual é empregado para identificar padrões de falha de barras quebradas do rotor.

No estudo de Puche-Panadero, Martinez-Roman, Sapena-Bano *et al.* [56] é apresentada uma técnica para realizar a MCSA com um “vazamento” reduzido da componente fundamental. Essa técnica é baseada na análise espectral do sinal de corrente retificado. É mostrado que seu espectro contém os mesmos harmônicos de falha que o espectro do sinal de corrente original, mas com uma frequência muito mais baixa e livre do vazamento de componentes fundamentais. De acordo com os autores, é um processo com baixa complexidade que pode ser realizado tanto em hardware (é necessário um retificador simples) quanto em software (mantendo apenas o valor absoluto das amostras atuais). A proposta é apresentada teoricamente e validada experimentalmente com a detecção de falha em uma barra quebrada de um motor de indução de grande porte.

Os pesquisadores Pandarakone, Mizuno e Nakamura [57] investigaram dois tipos de análise de falhas de rolamentos: progressão e orientação de falhas. O algoritmo SVM (*support vector machine*) foi usado para classificar e diagnosticar os diferentes tipos de falha de rolamento. As características de falha no domínio da frequência foram obtidas com a FFT da corrente de carga e foram usadas para treinar o algoritmo SVM. O método diagnóstico proposto foi testado experimentalmente usando falhas induzidas na pista externa do rolamento sob diferentes condições de carga.

A proposta do estudo apresentada por Agah, Rahideh, Khodadadzadeh *et al.* [2] traz uma abordagem híbrida para detectar falhas de barras do rotor quebradas e excentricidade do rotor de motores de indução trifásicos de gaiola de esquilo, com base no sinal de corrente de uma fase do estator. O método híbrido é baseado em uma combinação de transformada wavelet discreta (DWT), operador de energia Teager–Kaiser (TKEO) e densidade espectral de potência (PSD). No primeiro estágio, a

DWT é aplicada no sinal de corrente do estator; em seguida, TKEO é aplicado em alguns dos coeficientes de detalhe da DWT e, finalmente, a PSD é usada para extrair a característica necessária para detectar as falhas mencionadas. O método proposto é testado em uma bancada experimental com um motor de indução de 1,5 kW sob várias condições de carga e três diferentes fontes de alimentação: 1) alimentado diretamente pela rede elétrica; 2) alimentado por um sistema de acionamento baseado na técnica de controle escalar e 3) alimentado por um sistema de acionamento baseado na técnica de controle direto de torque (DTC). Os resultados mostram a eficácia do método proposto na detecção precisa da barra do rotor quebrada e falhas de excentricidade do rotor.

A técnica MCSA também é usada para o monitorar rolamentos de motores de indução [58]. Para melhorar o desempenho do monitoramento, propõe-se aproveitar mais informações disponíveis no espectro da corrente, que incorpora a amplitude de um número significativo de bandas laterais em torno dos primeiros onze harmônicos e aumenta exponencialmente o número de assinaturas de falha. Segundo descrito no estudo, isso é especialmente interessante para motores alimentados por inversores. No entanto, isso leva ao problema de *overfitting* ao aplicar um classificador para executar o diagnóstico de falha. A fim de superar esse problema e ainda explorar todas as informações úteis disponíveis nos espectros, sugere-se o uso de métodos de encolhimento. Essa estratégia ultimamente tem sido usada no aprendizado de máquina, para resolver o problema de *overfitting*, em casos onde o problema tem muito mais variáveis do que exemplos para classificar. O estudo de caso com um motor é mostrado para validar a proposta.

Uma abordagem de diagnóstico de falhas de barras de rotor quebradas, com base nos sinais de corrente demodulados do operador de energia de terceira ordem (TOEO - *third-order energy operator*), é apresentado por Wang, Song, Liu *et al.* [59]. A abordagem TOEO é eficaz na redução do impacto negativo do vazamento espectral da frequência de alimentação fundamental e no aprimoramento dos recursos de falha de barras do rotor quebradas. Os resultados teóricos e experimentais mostram que a abordagem TOEO pode revelar a frequência característica da falha. Além disso, os resultados são comparados com o operador de energia Teager-Kaiser (TKEO). A capacidade da abordagem apresentada tem várias vantagens sobre o TKEO, especialmente quando os motores de indução são alimentados por um inversor de frequência.

Os autores Li, Feng, Zhen *et al.* [60] propõem um operador de energia no domínio da frequência normalizado (FDEO - *frequency-domain energy operator*) para o diagnóstico de falhas de barras do rotor quebradas, que não requer processamento causal e calcula múltiplas diferenciações no domínio da frequência com igual precisão em uma operação. Além disso, o FDEO normalizado remove a influência da frequência de alimentação seguida pela análise espectral para extrair características de falha pelo

sinal da corrente do estator. O modelo matemático do motor de indução em condição saudável e defeituosa é estudado neste artigo. Em seguida, a abordagem proposta é validada experimentalmente para o motor com uma e duas barras quebradas em operação sob várias condições de carga. Para verificar a eficácia, os resultados são comparados com o TKEO (*Teager-Kaiser energy operator*), análise de envelope e análise espectral. Verificou-se que o método proposto fornece características de falha em relação ao TKEO, especialmente quando os motores de indução operam sob condições de carga leve com falha de duas barras quebradas.

Uma metodologia para a detecção, classificação e localização de defeitos em rolamentos de um motor de indução trifásico é apresentada por Singh e Shaik [38]. A transformada de *Stockwell* é aplicada aos sinais de corrente do estator para extrair as características de falha no domínio do tempo e da frequência. Essas características são usadas para classificar falha de esfera, pista externa e gaiola do rolamento, por meio do algoritmo *support vector machine*. Após a identificação da falha, os recursos da transformada de *Stockwell* são usados para localizar o rolamento com defeito (dianteiro ou traseiro). Esse algoritmo é implementado com sucesso com o uso de dados experimentais de rolamentos defeituosos coletados na indústria.

No trabalho de Puche-Panadero, Martinez-Roman, Sapena-Bano *et al.* [5], é proposta uma nova abordagem baseada na análise da corrente por meio de um espectro com alta resolução. O cálculo de um espectro de alta resolução da corrente amostrada é preenchido com zeros, seguido pela extração de um espectro com menor resolução praticamente livre de vazamento, o que permite a detecção de harmônicos de falha de baixa amplitude próximos à frequência fundamental. O método é validado experimentalmente pelo diagnóstico de uma falha de barra quebrada em um motor de indução de 3,15 MW. O novo método proposto neste trabalho usa apenas a transformada de Fourier como técnica de processamento de sinal, com a janela retangular padrão para maximizar a resolução espectral, e não altera o conteúdo espectral do sinal atual.

Pelo exposto, percebe-se que esses métodos não exigem necessariamente um modelo específico do sistema, mas sim contam com o conhecimento de assinaturas presentes em sinais da máquina. As assinaturas de falha, obtidas por meio de modelagem ou medidas, geralmente são categorizadas em um banco de dados. A análise é realizada por uma interpretação do tipo de sinal ou por um sistema especialista.

Por razões de simplicidade e eficiência, a abordagem de sinais tem sido amplamente utilizada no diagnóstico. Essa abordagem é baseada no conhecimento do comportamento do sistema saudável e defeituoso, e comparada aos sinais medidos. De forma geral, os dados do motor operando em estado estacionário ou transitório são analisados por diferentes ferramentas de processamento de sinais.

1.3.1.2 Processamento de Sinais para Análise de Falhas

Conforme exposto, constata-se que independentemente da grandeza (corrente, vibração etc.) e da sua origem (modelo ou real), há a necessidade do uso de uma ferramenta de processamento de sinais para avaliar as grandezas e alterações relacionadas a defeitos. A corrente do estator é a grandeza que mais se destaca entre as apresentadas para a identificação de falhas do motor. A técnica mais relevante vinculada à corrente é a análise de assinaturas, que possui principalmente três etapas: (i) aquisição de dados; (ii) extração de características; e (iii) avaliação de falhas [13].

A primeira etapa, previamente descrita na seção anterior, consiste basicamente na medição da corrente do estator do motor por um sensor. Esse pode ser um transformador de corrente ou um sensor *Hall*. Normalmente, uma das fases é monitorada, mas para maior precisão, todas as três podem ser monitoradas. Os dados adquiridos são digitalizados por amostragem e podem ser filtrados para remover componentes indesejados (ruídos). Esse processo habitualmente é conhecido como pré-processamento. Os dados amostrados são armazenados em bancos de dados para uso posterior.

Na segunda etapa da MCSA, os dados digitalizados pré-processados e armazenados são submetidos a um processo conhecido como extração de características (FE - *Feature Extraction*). Assim, se define o Processamento Digital de Sinais (*Digital Signal Processing*) (DSP). O processamento do sinal basicamente pode ser realizado no domínio da frequência com técnicas de estimativa espectral, no domínio do tempo, ou em ambos domínios com estratégias tempo-frequência.

Por fim, a última etapa consiste na avaliação de falha. Neste nível, a falha é identificada e possivelmente sua gravidade é estimada. Comumente, esse procedimento é realizado pela comparação dos sinais do motor estudado com os do motor saudável, para o qual é necessário um conhecimento preciso de suas características.

O trabalho de Hassan, Amer, Abdelsalam *et al.* [61] apresenta um levantamento de técnicas de detecção de falhas com base na assinatura da falha. Várias condições de monitoramento e técnicas de processamento de sinal são consideradas para o processo de detecção. Uma lista abrangente de referências é relatada e os autores indicam que existem várias técnicas de processamento de sinal que são úteis para detectar falhas, tais como a FFT (*fast Fourier transform*), a STFT (*short-time Fourier transform*), a WVD (*Wigner–Ville distribution*), a WT (*wavelet transform*) e a HHT (*Hilbert–Huang transform*).

Também, as técnicas de Inteligência Artificial (IA) têm se mostrado como solução eficaz para o reconhecimento de falhas, e podem ser usadas tanto no processo de extração de características quanto no reconhecimento de falhas. Consequentemente, essas abordagens têm recebido crescente atenção da academia e da indústria. No entanto, grandes desafios são enfrentados pelos métodos de IA sob as diferentes condições reais de operação. O artigo de Liu, Yang, Zio *et al.* [62] apresenta uma revisão

abrangente dos algoritmos de IA no diagnóstico de falhas em máquinas rotativas, a partir das visões do contexto teórico e de aplicações industriais. No trabalho há uma breve descrição de diferentes algoritmos de IA, incluindo os seguintes métodos: *k*-ésimo Vizinho mais Próximo (*k-Nearest Neighbour*) (*k*-NN), *Naive Bayes* (NB), *Support Vector Machine* (SVM) e Rede Neural Artificial (RNA). Mais recentemente, abordagens de Aprendizado Profundo (*Deep Learning*) (DL) também começaram a ser aplicadas no campo do diagnóstico de falhas.

Muitas vezes, é difícil saber quais características devem ser extraídas de sinais para alimentar os algoritmos de IA. Os métodos de aprendizado profundo se mostram com potencial de superar essas dificuldades apresentadas nas abordagens tradicionais de diagnóstico inteligente de falhas. A Figura 4 apresenta um diagrama de Venn mostrando que o aprendizado profundo é um tipo de aprendizado de representação, que por sua vez é um tipo de aprendizado de máquina, usado para muitas abordagens da IA, mas não para todas.

Figura 4 – Diagrama de Venn da relação entre diferentes disciplinas de IA.



Fonte: Adaptado de [62].

O trabalho de Zhang, Zhang, Wang *et al.* [63] apresenta uma revisão abrangente da literatura existente sobre diagnóstico de falhas de rolamentos com algoritmos de aprendizado profundo (DL). Desenvolvimentos recentes em algoritmos DL para o monitoramento inteligente da condição da máquina têm despertado um grande interesse na indústria e na academia. A capacidade dos métodos baseados em DL, é analisada em termos de extração de características de falhas e desempenho de classificação. Finalmente, no estudo são fornecidas recomendações e sugestões detalhadas para condições de aplicação específicas de vários algoritmos DL voltadas para diagnósticos de falhas em motores.

Os autores Wang, Fu, Zhang *et al.* [64] indicam em seu estudo que atualmente métodos de aprendizado profundo, como as Redes Neurais Convolucionais (*Convolutional Neural Network*) (CNN) e redes neurais do tipo Perceptron Multicamadas (PMC) (MLP - *Multilayer Perceptron*) têm sido muito utilizadas no diagnóstico de falhas

de motores. Ainda, modelos mais estruturados, como GRU (*Gated Recurrent Units networks*), RNN (*Recurrent Neural Network*) e MRSFN (*Multiresolution & Multisensor Fusion Network*) também podem ser aplicados.

A pesquisa de Bazan, Scalassara, Endo *et al.* [36] propõe a detecção de falhas de rolamentos em motores de indução utilizando medidas teóricas da informação e algoritmos inteligentes. São consideradas várias condições de operação do motor, como variações no torque de carga acoplada e dois tipos de fonte de acionamento: conexão direta na rede e inversor. A extração de características de falha no domínio do tempo é realizada com base em medições de informações mútuas entre os sinais de corrente do motor. O método é avaliado sob vários níveis de gravidade de falhas e o desempenho de três técnicas diferentes de reconhecimento de padrões foram comparados: redes neurais artificiais (especificamente PMC), *k-nearest neighbors* e *support vector machines*.

O trabalho de Kumar, Cirrincione, Cirrincione *et al.* [35] apresenta uma abordagem orientada a dados para a classificação de falhas em máquinas de indução. O esquema projetado envolve recursos recém projetados extraídos dos sinais de corrente de linha, o que fornece uma discriminação de falha aprimorada. Para tanto, uma técnica de projeção rápida baseada em topologia (análise de componentes curvilíneos) é utilizada como ferramenta para reduzir a dimensionalidade dos dados e interpretar o comportamento das características. Conseqüentemente, uma rede neural convolucional foi projetada para classificar os sinais das correntes trifásicas do estator. Testes experimentais em diferentes condições de operação avaliaram o procedimento, confirmando sua eficácia e adequação para diagnósticos on-line e em tempo real.

No estudo de Drakaki, Karnavas, Karlis *et al.* [65], um sistema inteligente de múltiplos agentes (MAS) é usado para tomar decisões quando um motor de indução trifásico com rotor gaiola de esquilo apresenta falhas. Os agentes incorporados representam diferentes condições de falhas que podem ocorrer nas barras do rotor. Todos os agentes utilizam um método de inteligência artificial treinado com dados experimentais baseado na análise de assinatura da corrente do motor (MCSA). Um agente supervisor (SA) se comunica inicialmente com agentes que empregam redes neurais artificiais tipo PMC e executa o diagnóstico final de falha avaliando suas respostas. Quando não é possível tomar uma decisão sobre o tipo de falha, a SA emprega outro agente que usa *k-nearest neighbour rule* para definir o diagnóstico.

Os autores Garcia-Bracamonte, Ramirez-Cortes, de Jesus Rangel-Magdaleno *et al.* [66] propuseram uma abordagem na análise de assinatura de corrente do motor (MCSA) para detecção de falhas de barra quebrada de motores de indução que utiliza o sinal de corrente medido em uma das três fases do motor. A análise de componentes independentes (ICA) é usada sobre os sinais espectrais do domínio da frequência (FFT) obtidos a partir da entrada e sua função de auto correlação. Em uma das saídas da ICA,

a diferença no desvio padrão sobre uma região de interesse pode ser distinguida entre sinais de corrente obtidos de motores danificados e saudáveis. Essa desigualdade é usada como um discriminante de características. Por fim, esses dados alimentam em uma rede neural perceptron multicamadas para fins de classificação de falhas.

O estudo apresentado por Bazan, Scalassara, Endo *et al.* [67] propõe uma abordagem para a detecção de falhas de curto-circuito do estator em motores de indução trifásicos. O método é baseado em dois estágios: extração e classificação de características por sistemas inteligentes. Primeiro, as informações mútuas são estimadas a partir de sinais de corrente atrasada do estator, que são usados como entradas das árvores de decisão C4.5³ e redes neurais PMC na segunda etapa. Testes experimentais offline e on-line são apresentados considerando o desequilíbrio de tensão, variações de torque de carga e níveis de curto-circuito de 1% a 10% das espiras do enrolamento do estator.

No artigo de Gongora, Silva, Goedel *et al.* [68], é mostrado um método para o diagnóstico de falhas elétricas em motores de indução trifásicos usando injeção de sinal de referência. A proposta baseia-se na inserção de sinais de referência na tensão de alimentação pelo módulo inversor de frequência e na observação dos sinais da corrente elétrica da máquina. Esses sinais são pré-processados pela análise de componentes de assinatura de corrente da máquina e FFT. Sistemas inteligentes são usados para obter uma maior precisão da classificação de falhas e do estado de degradação da máquina. Os resultados de diferentes métodos são avaliados por meio da comparação do desempenho dos seguintes algoritmos: redes neurais perceptron multicamadas, árvores de decisão, *k-nearest neighbors*, *naive Bayes* e *support vector machine*.

Conforme explicitado, nos últimos anos vários métodos foram envolvidos na detecção das falhas usando algoritmos de inteligência artificial. Tomando a necessidade do diagnóstico de falhas incipientes e o estudo detalhado sobre o papel da IA na detecção das falhas, os pesquisadores Pandarakone, Mizuno e Nakamura [37] realizaram um estudo comparativo e detalhado sobre a aplicação dos algoritmos de aprendizado de máquina (ML) e de aprendizagem profunda (DL) no diagnóstico de falhas em rolagens do motor de indução. Entre ML, o SVM (*support vector machine*), o NBC (*Naive Bayes classifier*), o algoritmo k-NN (*k-nearest neighbor*), a árvore de decisão (DT) e RF (*random forest*) foram escolhidos. O DL é representada com uma arquitetura de rede neural convolucional (CNN). Este estudo ajuda a entender a diferença entre as abordagens de diagnóstico e suas eficácias.

Por meio da FFT da corrente de carga, as características extraídas são usadas para treinar os algoritmos. Segundo os autores, todos os algoritmos de ML apresentaram resultados próximos, mas SVM e k-NN têm taxas de precisão mais altas con-

³ C4.5 é um algoritmo utilizado para criar uma árvore de decisão.

siderando um grande número de condições de falha. Caso o número de condições for menor, duas ou três classes, é melhor usar RF, DT ou NBC. Esses algoritmos se tornam complexos no caso de várias classes e produzem uma menor taxa de precisão, o que reduz a confiabilidade. Por fim, no estudo há o indicativo que o uso de algoritmo de DL, como a rede neural convolucional, para diagnóstico de falhas do motor é promissor. Ele possui muitas vantagens sobre os algoritmos de ML, como a possibilidade de treinamento para qualquer tipo de aplicação. Ainda, o consumo de tempo é menor e não é necessária habilidade de programação para ajustar os parâmetros. A única desvantagem das técnicas de DL, como a CNN, é o requisito da grande quantidade de dados para alcançar o diagnóstico com alta precisão.

A necessidade da abundância de dados, para a eficácia dos algoritmos de aprendizado profundo, pode se tornar um grande obstáculo para o uso dessas técnicas no diagnóstico de falhas de motores. Tal fato se dá pela complexidade de adquirir sinais de um mesmo motor em distintas condições de operação, como saudável e com defeitos (rotor, estator e rolamento), diversas severidades de falhas, condições de alimentação e de carga variadas. Essencialmente, existem duas formas para obter dados de motores defeituosos. Seus sinais devem ser amostrados enquanto operam em ambiente industrial ou em laboratório.

Quando um motor está operando na planta industrial, é necessário ter indícios de que pode estar com algum defeito e, assim, monitorá-lo antes de uma parada para manutenção, que poderá confirmar uma determinada avaria. Após reparado e recolocado em operação, adquire-se seus sinais, agora sem defeitos. Apesar de possível, claramente essa estratégia se mostra impraticável, haja vista que pode levar muito tempo para o aparecimento de defeitos. Ainda, normalmente, o ambiente fabril não dispõe de tempo nem de flexibilidade para permitir testes ou condições distintas de operação. Tais fatos, costumam inviabilizar um estudo baseado nessa metodologia.

Habitualmente, os pesquisadores usam como alternativa a reprodução de defeitos nos motores em ambientes laboratoriais. Essa técnica tem como objetivo recriar diferentes tipos e severidades de falhas controladas em motores. Dessa forma, em bancadas experimentais é possível submeter essas máquinas defeituosas às mais variadas condições de operação, considerar formas distintas de acionamento, variação de torque de carga e problemas de qualidade de energia. Os ensaios em laboratório oferecem muita flexibilidade e possibilitam o monitoramento de muitas grandezas do motor, o que permite a formação de bancos de dados contendo diversas informações de motores saudáveis e com falha. No entanto, essa metodologia apresenta algumas adversidades, tais como ensaios destrutivos, alto custo financeiro com bancada, equipamentos, sensores e motores, necessidade de disponibilidade de tempo e de recursos humanos.

1.3.1.3 Modelagem Computacional de Motores com Falhas

As simulações de modelos de motores com falha podem ser vistas como uma possibilidade para superar os impedimentos anteriormente relatados. O artigo de Terron-Santiago, Martinez-Roman, Puche-Panadero *et al.* [69] fornece uma revisão das técnicas disponíveis para modelagem de motores de indução defeituosos. Esses modelos podem ser categorizados como modelos baseados em circuitos elétricos, em circuitos magnéticos, modelos baseados em métodos numéricos e os modelos híbridos recentemente propostos na literatura técnica ou modelos baseados em técnicas analíticas do método dos elementos finitos (MEF).

Ainda, segundo os autores Terron-Santiago, Martinez-Roman, Puche-Panadero *et al.* [69], as não linearidades e não idealidades dos MITs dificilmente podem ser adequadamente modeladas usando modelos baseados em circuitos. Por outro lado, embora os modelos baseados em métodos numéricos sejam mais abrangentes, eles requerem uma capacidade computacional significativa e longo tempo de simulação. Fatores como o tamanho ou as informações disponíveis da máquina podem influenciar na técnica de modelagem aplicada. No entanto, para fins de diagnóstico de falhas, a precisão é um dos fatores que mais podem afetar. Existe uma necessidade real de estabelecer um modelo que ofereça um bom equilíbrio entre precisão e tempo de computação.

Às vezes, há grande dificuldade em examinar todos os tipos e condições de falhas por meio de testes experimentais em bancadas. Portanto, modelos precisos de máquinas defeituosas, como os gêmeos digitais, tornam-se importantes. Nesse caso, o MEF é uma ferramenta que se mostra adequada para o propósito e tem manifestado entusiasmo nos pesquisadores da área de diagnóstico de falhas em motores.

Os autores Garcia, Panagiotou, Antonino-Daviu *et al.* [70] relatam que a principal motivação por trás do uso do MEF, é que esse tipo de simulação oferece resultados mais realistas, enquanto as características não-lineares do rotor e do núcleo do ferro do estator, os efeitos pelicular e de proximidade são levados em consideração. Mais importante ainda, com essa metodologia, o motor é considerado simétrico enquanto o suprimento é equilibrado e ideal. Essas características tornam o MEF uma ferramenta valiosa para a análise teórica do impacto de barras do rotor quebradas na eficiência e operação do motor de indução.

Na pesquisa de Nabeta, Foggia, Coulomb *et al.* [71], duas faltas desbalanceadas (curto-circuitos fase-neutro e fase-fase) em uma máquina síncrona são simuladas utilizando o MEF. Os resultados obtidos nas simulações referentes à corrente e ao torque eletromagnético são comparados com curvas analíticas. Os resultados confirmam o MEF como uma ferramenta poderosa na análise de transientes e predizem sua disponibilidade para a solução de problemas mais complexos onde a eficiência dos métodos analíticos é limitada.

O artigo de Ruthes, Nau e Nied [72] apresenta uma verificação experimental de três abordagens de modelagem, com objetivo de analisar a influência dos harmônicos de tensão no desempenho de um motor de indução acionado por inversor de frequência. Ao avaliar a acurácia de tendência, os modelos MEF e de circuito magnético equivalente apresentaram melhores resultados, comparados com os obtidos pelo modelo analítico. Ainda, o MEF foi capaz de reproduzir o comportamento do conteúdo harmônico da corrente que é observado nos testes experimentais.

O objetivo principal de Malagoli, Camacho e Luz [73] é otimizar o torque eletromagnético do motor de indução de forma automática utilizando o MEF. A metodologia desenvolvida no trabalho baseia-se na minimização do custo dos materiais ao longo do processo de fabricação do motor de indução trifásico, juntamente com a maximização da eficiência energética e conseqüentemente a produção de um torque ideal. Por fim, os autores destacam a validação do projeto do motor de indução trifásico, comentando que o MEF é ferramenta de extrema importância para o desenvolvimento de diversos projetos antes mesmo da fabricação dos dispositivos.

A fim de reduzir a ondulação de torque no acionamento do motor de relutância variável, Correa, Nabeta, Pereira *et al.* [74] propuseram uma metodologia baseada na modelagem do conversor, controlador e motor, associada a um modelo de otimização de algoritmo genético. Para implementar o modelo de acionamento eletrônico de potência do motor e o procedimento de otimização, eles utilizaram simulações MEF no software ANSYS Maxwell acopladas a um *Script* MATLAB. Os valores simulados foram avaliados por meio da comparação com resultados experimentais e, ambos convergiram na mesma direção, o que validou a metodologia proposta.

O MEF é usado por Becker, Luz e Leite [75] para validar uma metodologia analítica para projetar um gerador de fluxo transversal de ímã permanente. Os resultados analíticos das densidades de fluxo magnético, fluxo magnético, parâmetros concentrados, força eletromotriz, tensão terminal, corrente de armadura, fator de potência e eficiência são comparados com os resultados de simulação MEF 3D. Por meio da análise desses resultados, os autores podem verificar uma boa concordância entre eles.

O trabalho de Climente-Alarcon, Arkkio e Antonino-Daviu [76] avalia o desempenho de uma abordagem magneto mecânica 2D fortemente acoplada, disponível diretamente no software comercial de análise de elementos finitos do software COMSOL. Este é usado para a simulação de uma máquina de indução em partida direta, com estados de barra saudáveis e uma barra quebrada. O intervalo de tempo de simulação é suficiente para permitir o estudo detalhado dos componentes de frequência variáveis. Os resultados produzem, além das quantidades elétricas e magnéticas usuais, componentes de vibração induzidas no estator. Também é realizada uma comparação com os dados experimentais de corrente e vibração, e mostra uma boa concordância com os

componentes de frequência variável e certas limitações em relação à sua amplitude.

O artigo de Jerkan, Reljić e Marčetić [77] apresenta um método para a detecção de barra de rotor quebrada em um motor de indução de gaiola de esquilo. O método é baseado na análise espectral do sinal de corrente transitória do estator durante a frenagem por contracorrente (CCB). Ao contrário do CCB clássico, o método proposto resulta na corrente de frenagem baixa, que é uma pequena fração do valor nominal e serve apenas como sinal de teste de detecção de barra quebrada. Esse tipo de diagnóstico de falha na barra do rotor quebrado é independente das condições de carga e pode ser realizado mesmo para um motor sem carga. A existência de componentes espectrais no sinal CCB é comprovada com a teoria dos componentes simétricos. O método é verificado por meio de simulações de análise de elementos finitos. Posteriormente, os experimentos realizados mostram uma boa concordância com a previsão teórica e os com resultados da simulação, e confirmam a presença dos componentes induzidos por falha nos espectros de corrente do estator.

Uma técnica de modelagem de motor de indução com falha é retratada por Malekpour, Phung e Ambikairajah [78]. Por meio do software ANSYS Maxwell, o método de elementos finitos permite a simulação detalhada (resolução de duas a duas espiras) da degradação do isolamento em uma ranhura do estator. Testes experimentais são usados para validar a técnica de modelagem proposta. A transformada de wavelet discreta é usada para fornecer detecção eficaz da deterioração da isolação dentro de alguns segundos após a sua ocorrência. O método proposto é aplicável apenas para a detecção de falha de isolamento de espiras. Sua viabilidade sob diferentes condições de carga é validada para um motor de indução de baixa potência.

Com o intuito de alcançar uma melhor resolução para um método confiável de diagnóstico de falhas, o trabalho de Gyftakis, Spyropoulos e Mitronikas [79] propõe o uso do índice harmônico de corrente de sequência zero (ZSC) durante a partida do motor como uma alternativa aprimorada ao conhecimento técnico existente. É mostrado, por meio de simulações de elementos finitos e testes experimentais, que os espectrogramas ZSC via transformada de Fourier de tempo curto são bastante imunes a assimetrias inerentes ao rotor. Enquanto as assinaturas relacionadas a falhas apresentam amplitudes muito maiores do que as de uma única corrente, assim eliminam-se as chances de um diagnóstico errado. O método é aplicável a motores conectados em triângulo ou estrela com o neutro acessível.

As técnicas discutidas por Nau, Schmitz e Lima Pires [80], para avaliar a qualidade do estator de um motor de indução, incluem medições de perdas de ferro para avaliar a qualidade do aço e testes de envelhecimento acelerado multi-tensão para examinar o sistema de isolamento da máquina. Já os métodos para avaliar a qualidade do rotor, compreendem testes para detecção de imperfeições nas barras do rotor e anéis de curto-circuito, análise de assinatura de corrente do motor e ultrassom.

Em uma das análises, o dispositivo Growler é simulado usando MEF 2D no software ANSYS Maxwell para identificar barras com falha e, posteriormente, os resultados são validados por testes experimentais. Também, o modelo MEF 3D apenas do rotor é implementado e usado para verificar a continuidade das barras, num teste que consiste em impor uma corrente elétrica nos anéis de curto-circuito do rotor e analisar a distribuição de corrente pelas barras.

A metodologia apresentada por Dehghan, Haghjoo e Cruz [81] utiliza o fluxo no entreferro de motores de indução para detecção de falha espira-espira e identificação de regiões com defeito. Algumas bobinas de busca (SCs) são usadas para medir o fluxo magnético em vários pontos do entreferro da máquina. As tensões induzidas nas SCs são usadas para avaliar o nível de simetria da distribuição do fluxo ao longo da circunferência interna do estator. O método proposto é verificado por meio de simulações de elementos finitos realizadas no software ANSYS Maxwell e pela realização de testes experimentais. Segundo os autores, apesar do método proposto ser uma técnica de diagnóstico invasiva, sensibilidade e robustez significativas em face de fontes de tensão desequilibradas e/ou nível de carga são evidências convincentes para usá-lo.

No trabalho de Gu [82], é apresentado um método offline de diagnóstico de falha de curto-circuito entre espiras do estator de motores de indução. O método proposto é baseado no desequilíbrio de impedância no plano d-q estacionário. Para mostrar o desequilíbrio de impedância, um modelo do motor de indução é apresentado com um laço de circuito e resistência de falha. Então, seis componentes de impedância no plano d-q estacionário são definidos, de acordo com o enrolamento da fase excitada. Usando a FFT aplicada aos seis componentes de impedância no plano d-q, as magnitudes de impedância de segunda ordem são obtidas. A partir dessas magnitudes, a falha de curto-circuito e a fase defeituosa podem ser detectadas. Além disso, uma espira específica em curto entre os enrolamentos da fase defeituosa pode ser identificada. Para verificar o método proposto, a análise em elementos finitos e resultados experimentais são apresentados.

O efeito da localização de falhas de curto-circuito entre espiras do estator, nos parâmetros do modelo da máquina de indução de gaiola de esquilo, é estudado por Berzoy, Mohamed e Mohammed [83]. Duas investigações são conduzidas, a primeira é uma análise em elementos finitos dos quatro casos de localização de defeito com severidade igual em uma fase da máquina. Já a segunda, é uma análise teórica e matemática, na qual a falha é modelada por um autotransformador abaixador no circuito defeituoso. Os resultados obtidos com o MEF corroboram que locais diferentes afetam os parâmetros do motor. No entanto, o efeito não é substancial e o modelo teórico indica como os parâmetros variam com a falha. O modelo matemático assimétrico que representa o motor com falha é apresentado, simulado e comparado experimentalmente.

A pesquisa de Panagiotou, Arvanitakis, Lophitis *et al.* [42] aprimora o conhecimento do potencial diagnóstico da falha da barra quebrada em motores de indução. Nesse contexto, os autores fornecem uma investigação com relação à janela ideal que deve ser adotada para a implementação de uma análise de tempo-frequência adequada nos sinais monitorados. O estudo tenta estabelecer limites inferior e superior para a janela apropriada do ponto de vista do processamento digital de sinais. Os resultados das simulações de elementos finitos, realizadas no software MagNet - Mentor/Infologic, são examinados com a abordagem discutida no regime transitório e no estado estacionário, enquanto os resultados experimentais verificam que as simulações possuem precisão satisfatória.

O estudo de Soleimani, Cruz e Haghjoo [26] apresenta uma técnica para a detecção on-line de barras quebradas do rotor em motores de indução, com base na análise do campo magnético no entreferro. O campo é indiretamente detectado usando as tensões induzidas em bobinas de busca instaladas em várias regiões do estator. As tensões induzidas permitem obter três tensões diferenciais que revelam o nível de simetria do campo mencionado ao longo da circunferência do estator. A abordagem diagnóstica proposta é verificada por análise de elementos finitos no software ANSYS Maxwell e também por testes experimentais. De acordo com os autores, a alta sensibilidade, robustez diante de fontes de tensão desbalanceadas e variações no nível de carga do motor são as principais vantagens da técnica proposta.

O artigo de Atta, Ibrahim, Gilany *et al.* [84] apresenta um novo esquema de proteção adaptativa on-line para detectar e diagnosticar falhas de barra quebrada em motores de indução durante condições de regime permanente com base em uma abordagem analítica. A ideia principal do esquema proposto é monitorar a variação do ângulo de fase dos principais componentes de frequência da banda lateral da frequência fundamental aplicando a FFT a apenas uma fase da corrente do estator. O desempenho deste esquema é verificado por meio de dois motores simulados com projetos diferentes, nos quais é aplicado o método dos elementos finitos por meio do software ANSYS Maxwell, além de um conjunto de dados experimentais reais.

Os autores Han, Ding, Xu *et al.* [43] realizam a modelagem da corrente do estator para rolamentos de motor de indução com defeito com base em circuitos magnéticos equivalentes (MEC). Um modelo dinâmico de sistema de rotor suportado por rolamentos defeituosos é estabelecido para obter numericamente a dimensão do entreferro variável e não uniforme. A análise de elementos finitos, por meio do software ANSYS Maxwell, e testes dinâmicos em um motor típico são realizados para verificação. Assim, as frequências características das falhas nos espectros de corrente do estator são, respectivamente, identificadas para pista externa, pista interna e esfera.

A contribuição do estudo de Zhao, Guo, Dai *et al.* [85] é o projeto de um novo formato de barra do rotor usado na remanufatura de motores de indução de grande

potência e alta tensão, para reduzir a temperatura de pontos quentes do rotor e evitar falhas de barra quebrada. O procedimento de projeto ideal para dimensionar a largura e a altura da ranhura, bem como o comprimento do entreferro, são realizados com base na análise em elementos finitos para obter o melhor desempenho operacional dos motores. Com o formato da barra do rotor apresentado pelos autores, o efeito pelicular causado pelos campos harmônicos de alta frequência pode ser eliminado de forma eficaz. A eficácia foi verificada pela medição da elevação da temperatura do enrolamento do estator e a distribuição da temperatura na superfície do motor.

Uma estratégia promissora, baseada no cálculo de parâmetros de circuitos equivalentes de um motor de indução, é apresentada por Sapena-Bano, Chinesta, Pineda-Sanchez *et al.* [41]. Os pesquisadores relatam que análise de elementos finitos tem atraído um crescente interesse devido à sua confiabilidade, desempenho e a possibilidade de ser executada em um HIL (*hardware-in-the-loop*). No entanto, antes da execução em um HIL, é necessário calcular os parâmetros do motor usando o MEF, o que requer longos tempos de simulação e altos recursos de computação. No artigo é proposto aplicar a SSL (*sparse subspace learning*) em combinação com a HLI (*hierarchical Lagrangian interpolation*) para obter soluções paramétricas do modelo da máquina defeituosa. Esses modelos devem cobrir toda a faixa de gravidade de uma falha, com um número reduzido de simulações em elementos finitos. Por meio dessa abordagem, é possível não apenas aumentar a velocidade de computação, mas também obter uma redução significativa dos requisitos de memória, manter uma precisão razoável em comparação com a análise MEF tradicional, e possibilitar a simulação em tempo real de modelos preditivos.

Os pesquisadores Eldeeb, Berzoy e Mohammed [27] investigaram a detecção on-line de falhas de curto-circuito entre espiras em motores de indução acionados por controle direto de torque (DTC). Foram realizadas investigações de conteúdos harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos para fins do diagnóstico de falhas. Os harmônicos no espectro do fluxo disperso aparecem como resultado de diversas causas, incluindo falha do estator, reação do DTC à falha, atividades de comutação e efeito de saturação do núcleo. Uma co-simulação foi realizada por meio do acoplamento entre um modelo de elementos finitos do motor defeituoso e a simulação do circuito do DTC. Conforme os autores, as vantagens são: 1) o conteúdo harmônico de motor, incluindo as ranhuras do estator e do rotor, saturação, atividade de comutação e falha são simulados e 2) experiências perigosas de uma máquina com defeito podem ser evitadas. O MEF foi usado para a verificação das assinaturas harmônicas do campo magnético disperso. Verificou-se a técnica de detecção on-line com base no espectro do campo magnético irradiado por meio da co-simulação e resultados experimentais. Isso indicou que o método é capaz de detectar corretamente as falhas do de curto-circuito entre espiras com 1% de fator de gravidade.

Em consonância com o exposto, o artigo publicado recentemente [44] apresenta uma revisão da literatura sobre técnicas de diagnóstico de falhas em motores de indução usando o método dos elementos finitos (MEF). Segundo os autores, técnicas de ponta relatadas na literatura são categorizadas em três tipos: 1) abordagem de diagnóstico de falhas baseadas em MEF; 2) abordagem baseada em MEF + processamento de sinais; e 3) MEF + aprendizado de máquina e outras abordagens baseada em técnicas avançadas. Na literatura, a estratégia 2) MEF + DSP é o método mais comumente usado, no entanto, o esquema 3) que utiliza MEF combinado com o aprendizado de máquina e outras técnicas avançadas é muito pouco aplicado. Por fim, os pesquisadores concluem, que a integração do MEF no diagnóstico de falhas para motores de indução e a combinação efetiva com o aprendizado de máquina pode servir como uma direção de pesquisas futuras.

No mesmo contexto, Terron-Santiago, Martinez-Roman, Puche-Panadero *et al.* [69] relatam que uma representação precisa de motores de indução defeituosos, como é o caso dos gêmeos digitais, é crucial para pesquisa e desenvolvimento na área de monitoramento de condições para reduzir as limitações das bancadas de teste. Ainda, a combinação de técnicas para modelagem de motores defeituosos pode auxiliar no desenvolvimento de métodos, técnicas e sistemas de diagnóstico com substancial redução de custos quando comparado ao uso de bancadas de testes físicos. Assim, uma análise comparativa de custos entre as duas alternativas não será significativa devido a dois fatos principais: primeiro, as bancadas de teste físicas possuem alto custo associado, dependendo em grande parte da potência nominal do MIT e dos equipamentos auxiliares. Por outro lado, os testes virtuais dependem principalmente do modelo necessário e sua complexidade. O segundo fato é que, em bancadas experimentais, os testes geralmente são limitados a um conjunto de tipos de falhas e graus de gravidade e esses testes destrutivos resultam em custos adicionais de substituição de equipamentos. Em contrapartida, os bancos de testes virtuais são mais flexíveis e podem gerar novos resultados de simulações a um pequeno custo adicional.

1.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO ESTADO DA ARTE

O presente capítulo retratou o panorama geral de estudos relacionados a diagnósticos de falhas em máquinas elétricas. A partir de uma extensa revisão bibliográfica, foi possível detalhar o estado da arte, identificar as principais abordagens, as importantes descobertas, os avanços e as estratégias mais relevantes que têm sido aplicadas com sucesso na área. Dentre as grandezas do motor que podem ser monitoradas, o sinal de corrente do estator se destaca por meio da técnica de análise de assinaturas de falha. Em meio às diferentes estratégias de extração de característica e de avaliação de falhas, as abordagens fundamentadas em inteligência artificial apresentam grande notoriedade, especialmente as redes neurais. Outra ferramenta em evidência

na área é o método de elementos finitos, que pode possibilitar a criação de gêmeos digitais de máquinas saudáveis e defeituosas e, com isso, pode solucionar problemas como a falta de bancos de dados abrangentes para o desenvolvimento de sistemas de diagnóstico de falhas. Assim, foi possível identificar lacunas existentes no campo de diagnóstico de falhas, bem como, traçar diretrizes para situar o escopo do trabalho. Destaca-se que a utilização do MEF para a modelagem de motores com falhas, principalmente, combinado a técnicas de aprendizado de máquina para o diagnóstico de falhas, é pouco explorada. Dessa forma, a proposta de trabalho em questão, visa contribuir com o desenvolvimento da área utilizando o MEF para modelar e simular gêmeos digitais de motores defeituosos, a fim de identificar falhas em máquinas reais com RNA. Para um melhor entendimento da proposta em questão, o próximo capítulo traz uma breve revisão da composição e do princípio de funcionamento do motor de indução trifásico, assim como, uma explanação dos aspectos relacionados às falhas dessas máquinas.

1.5 ORGANIZAÇÃO DO DOCUMENTO

A presente tese é composta por 5 capítulos, os quais estão dispostos da seguinte forma: o presente Capítulo se inicia com a motivação para a realização do trabalho e, em seguida, introduz os objetivos do estudo. Ainda, a Seção 1.3 conceitua o estado da arte por meio de uma revisão bibliográfica com os principais estudos que abordam o tema.

Na sequência, o Capítulo 2 aborda conceitos fundamentais da composição e funcionamento da máquina de indução, bem como, descreve os principais aspectos relacionados aos defeitos no rotor e no estator do MIT. A exposição das causas, efeitos e consequências permite a compreensão das falhas de máquinas em suas dimensões físicas.

No Capítulo 3, são descritos os materiais e métodos empregados no desenvolvimento do trabalho. Especificamente, descreve-se a reprodução de defeitos controlados nos componentes dos motores, a bancada experimental usada nos ensaios, assim como a criação de um banco de dados com sinais de motores saudáveis e defeituosos. A Seção 3.1 relata a metodologia empregada nas simulações computacionais e apresenta uma abordagem do método de elementos finitos aplicados a MITs. Também, há uma breve explanação sobre as redes neurais artificiais e suas recentes aplicações.

Os principais resultados do presente estudo são discutidos e estão dispostos no Capítulo 4. São apresentados os resultados de simulação de modelos MEF 2D e 3D de motores de indução com parâmetros típicos, assim como a comparação entre eles. Também, são expostas e discutidas a implementação e validação de gêmeos digitais de motores reais. E, por fim, é demonstrado o diagnóstico de falhas em motores reais por meio de redes neurais artificiais treinadas com dados de simulação.

Finalmente, no Capítulo 5 são apresentadas as conclusões gerais, as principais contribuições desta tese e as respectivas diretrizes de investigação em trabalhos futuros. De forma complementar, neste capítulo são listadas as principais publicações de autoria relativas à pesquisa no período do doutorado.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O presente capítulo tem a função de auxiliar no entendimento dos assuntos abordados ao longo da tese. A fim de revisar os fundamentos teóricos relacionados ao tema principal, apresenta-se uma breve descrição dos aspectos construtivos da máquina de indução, com o detalhamento de seus componentes e suas devidas funções. De forma sucinta, o princípio de funcionamento do MIT é, também, exposto. As principais questões relacionadas às falhas de barras do rotor quebradas e de curto-circuito nos enrolamentos do estator são descritas. Assim, será possível compreender as falhas de máquinas em suas dimensões físicas.

2.1 MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS

As máquinas elétricas rotativas têm como função essencial a transformação eletromecânica de energia. Quando transformam energia mecânica em elétrica são chamadas de geradores. De maneira oposta, quando o fluxo de potência é invertido (elétrica para mecânica), essas máquinas são denominadas de motores. Tais equipamentos podem ser divididos em dois grandes grupos de acordo com sua alimentação, corrente contínua ou alternada [86], [87]. Independentemente do tipo de alimentação, o motor que possui mais destaque é o assíncrono. Habitualmente chamado de motor de indução, é popular por características marcantes como alta eficiência, robustez e baixa manutenção. Por essa razão, são um dos dispositivos mais fabricados e amplamente utilizados não apenas nas indústrias, mas também em aplicações domésticas [12].

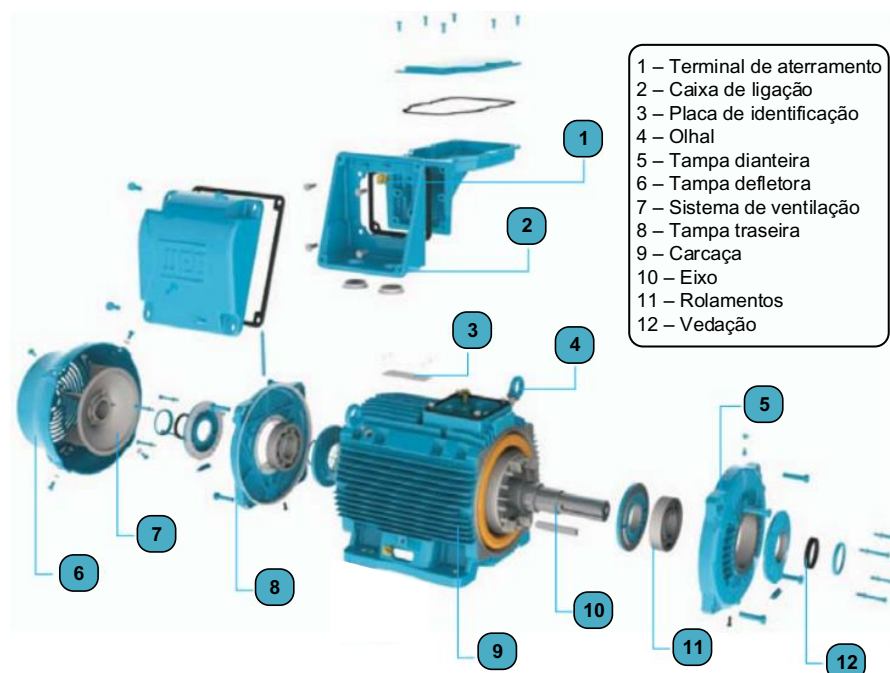
O motor de indução pode ter uma capacidade que varia de poucos watts a alguns megawatts, é uma máquina primária indispensável em todos os setores produtivos. Independente da potência, sua construção e princípio de funcionamento são praticamente iguais. A Figura 5 apresenta a vista explodida de um motor de indução, onde pode-se observar em detalhes as partes que compõe esse equipamento.

Embora na Figura 5 perceba-se que o motor é constituído de muitos componentes, do ponto de vista mecânico, é basicamente composto por quatro partes principais distintas:

- o estator é o componente fixo, onde o fornecimento de energia elétrica está conectado;
- o rotor é a parte giratória acoplada à carga mecânica;
- os rolamentos são os componentes mecânicos que guiam a rotação do eixo;
- a carcaça é invólucro de proteção e suporte mecânico do conjunto.

O estator é composto de duas partes, o núcleo e os enrolamentos. O núcleo é o caminho magnético do estator e fica fixado dentro da carcaça. Possui um formato

Figura 5 – Vista explodida do motor de indução.



Fonte: Adaptado de [88].

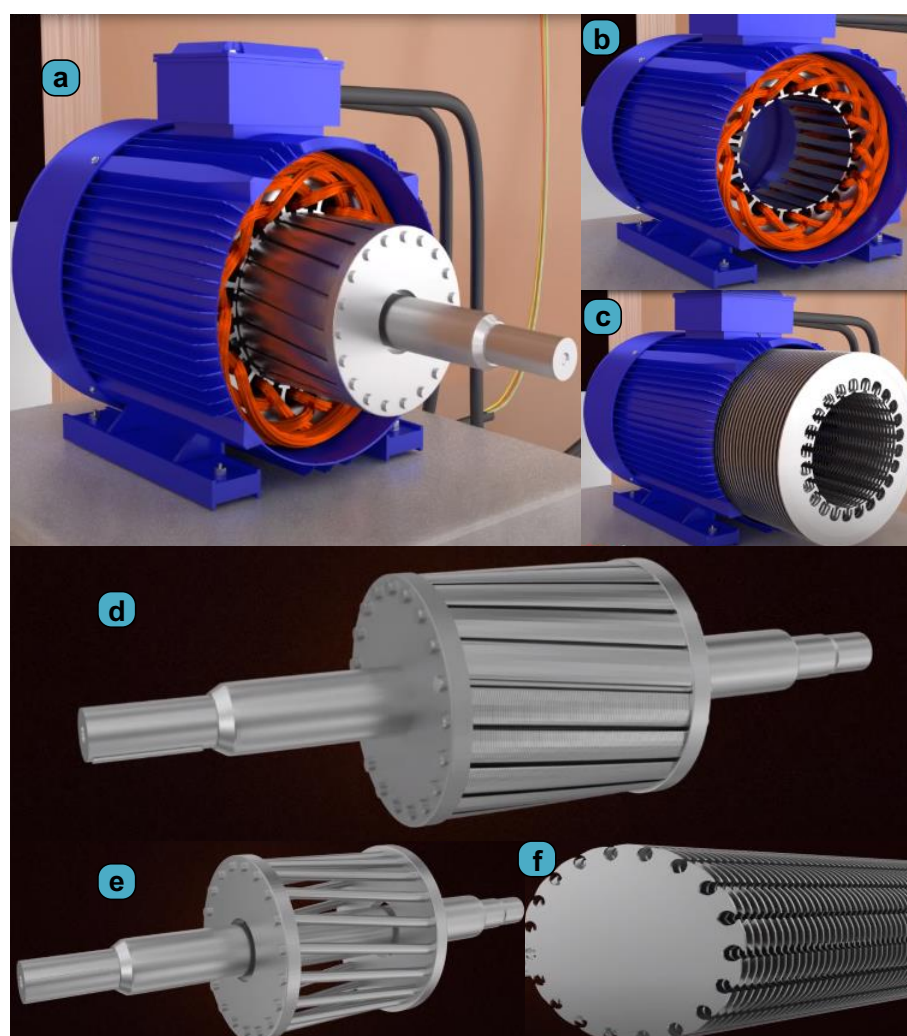
cilíndrico e é constituído de uma pilha de chapas de aço, geralmente isoladas entre si, para limitar os efeitos das correntes parasitas (*Foucault*) e, conseqüentemente, reduzir o aquecimento e perdas. Essas lâminas possuem fendas e quando acomodadas lado a lado dão origem às ranhuras, onde são acomodados os enrolamentos. Estes são formados por três grupos de bobinas (um para cada fase) de fios esmaltados. A área de seção transversal desses fios pode ser circular para motores de menor potência e quadrada para maior potência nominal. O conjunto de bobinas de cada fase é acomodado dentro das ranhuras do núcleo e estão dispostas estrategicamente de modo que haja uma defasagem de 120° elétricos entre os conjuntos de cada fase. A montagem dos enrolamentos é determinada por projeto, de acordo com o número de ranhuras, número de polos e potência desejada. As pontas dos enrolamentos são alocadas dentro da caixa de ligação por meio de terminais onde a fonte de alimentação elétrica é conectada [13], [89].

O rotor de uma máquina de indução pode ser de dois tipos: rotor bobinado ou rotor gaiola de esquilo. O primeiro tipo relativamente incomum, encontrado apenas em um número limitado de aplicações especializadas. Por outro lado, o tipo gaiola é o mais comumente usado [87]. Assim como o estator, esse tipo de rotor possui núcleo e enrolamento. O núcleo é constituído de chapas circulares de aço isoladas entre si. Essas chapas possuem um furo central para acomodar o eixo e, furos simetricamente

distribuídos na circunferência da extremidade externa. Com o empilhamento das chapas, essas furações dão origem a ranhuras que são preenchidas com alumínio ou cobre a fim de formar barras condutoras, as quais são curto-circuitadas em cada lado por anéis condutores. O rotor é montado sobre o eixo, posicionado dentro do estator e suportado por rolamentos instalados nas extremidades do eixo [90], [91].

A Figura 6 mostra o posicionamento das principais partes do motor. Conforme descrito anteriormente, é possível verificar na referida figura os detalhes da laminação dos núcleos, a composição e localização dos enrolamentos do estator e as características do rotor gaiola de esquilo.

Figura 6 – Detalhes construtivos do MIT: a) posicionamento do estator e rotor; b) constituição e acomodação das bobinas nas ranhuras; c) laminação do núcleo do estator; d) rotor gaiola de esquilo; e) barras e anéis de curto-circuito do rotor; f) laminação do núcleo do rotor.



Fonte: Adaptado de [92].

Quando os enrolamentos do motor, defasados de 120° no espaço, são conectados a uma rede trifásica equilibrada, circulam pelas bobinas correntes senoidais defasadas de 120° elétricos. Essa conveniente combinação origina um campo magnético girante de amplitude constante. A velocidade desse campo em rotações por minuto é determinada pela frequência de oscilação da rede, pelo número de polos do motor e pode ser calculada pela Equação (1).

$$n_{sinc} = \frac{60 \cdot f_e}{P} \quad (1)$$

Onde:

n_{sinc} a velocidade síncrona [rpm];

f_e a frequência da rede (estator) [Hz];

P o número de pares de polos.

A gaiola do rotor se comporta como uma bobina curto-circuitada e se encontra imersa no campo magnético girante produzido pelo estator. A passagem desse campo pelas barras do rotor induz uma tensão nelas. A tensão induzida nas barras do rotor de um motor de indução depende da velocidade do rotor em relação aos campos magnéticos. Como o comportamento de um motor de indução depende da tensão e da corrente do rotor, muitas vezes, é mais lógico falar em velocidade relativa. Um termo comumente usado para descrever o movimento relativo do rotor e dos campos magnéticos é o escorregamento. Este é a velocidade relativa expressa em uma base por unidade (pu) ou porcentagem e pode ser definido como [93]:

$$s = \frac{n_{sinc} - n_m}{n_{sinc}} \quad (2)$$

Onde:

s escorregamento [pu];

n_{sinc} a velocidade síncrona [rpm];

n_m a velocidade mecânica do rotor [rpm].

A magnitude das tensões induzidas, as resistências e indutâncias equivalentes apresentada pelo circuito, determinam as correntes que circulam no rotor. Por sua vez, essas correntes dão origem a um campo magnético de característica girante, que interage com o campo do estator produzindo um torque que atua sobre o rotor [94]. Em um motor de indução categoria N típico, o conjugado máximo é de 200 a 250% do conjugado nominal a plena carga e o conjugado de partida (torque na velocidade zero) é de 150% do conjugado de plena carga. Assim, diferentemente da maioria dos tipos de motores, o MIT com rotor gaiola de esquilo pode arrancar com plena carga

acoplada a seu eixo simplesmente sendo conectado a uma rede trifásica. Essa, entre outras características, faz com que esse equipamento seja muito popular.

2.2 IDENTIFICAÇÃO DE FALHAS EM MITS

Por meio da breve análise da construção e operação dos motores de indução apresentada, identifica-se que estes são robustos, de baixo custo, de baixa manutenção, de tamanho relativamente pequeno, de alta eficiência e operam com uma fonte de alimentação facilmente disponível. Percebe-se, também, que são muito confiáveis em aplicações diversas. Haja vista esses atributos e devido à crescente demanda de consumo de energia no mundo, os motores de indução são obrigados a operar em diferentes ambientes, os quais podem expô-los a transitórios elétricos, magnéticos, térmicos e mecânicos. Portanto, esses equipamentos provavelmente encontram condições operacionais indesejáveis. Embora se mostrem robustos, essas condições causam estresse em seus componentes, sujeitando-os a diferentes tipos de falhas [12].

Na maioria das indústrias, a operação contínua de muitos setores depende principalmente da saúde dos motores. Caso estes venham a falhar podem inabilitar processos, setores ou até toda uma fábrica. Mesmo se o desligamento for por poucas horas, a paralisação pode causar uma perda financeira significativa em termos de desperdício de matéria-prima e recursos humanos. Tal fato torna o procedimento de manutenção parte inseparável de qualquer ambiente industrial [13].

É desejável que seja evitada a manutenção corretiva, a qual consiste na substituição de peças ou componentes que se desgastaram ou falharam e que levaram o equipamento a uma parada. Pois, normalmente os reparos são executados sem planejamento, em caráter emergencial e exigem a interrupção de processos. Nesse sentido, motiva-se a aplicação da manutenção preditiva, que prevê as falhas ou paradas na rotina. Baseado no funcionamento e monitoramento de um determinado sistema, é possível perceber alguma modificação em seu desempenho e, assim, tomar ações para conter a evolução de um defeito e programar a parada. Esse tipo de manutenção não pode ser feito com precisão, a menos que, um processo adequado de monitoramento e diagnóstico seja desenvolvido [19].

Um eficiente monitoramento e diagnóstico, exige o conhecimento dos defeitos que o motor está sujeito, bem como, suas possíveis causas e efeitos. Para isso, é importante notar que as falhas são altamente sensíveis às condições de funcionamento da máquina e que estas podem derivar de razões muito diferentes. O Quadro 1 exibe uma lista que relaciona as diferentes e possíveis causas das falhas [15]. Ao analisar-se o referido quadro, constata-se que muitas falhas são originadas da mesma causa, bem como uma falha pode ser consequência de outra falha.

Um motor defeituoso pode apresentar um ou mais “sintomas” que refletem em

Quadro 1 – Possíveis causas das falhas em motores de indução.

Tipo da falha	Causa
Vibração da carcaça	Desequilíbrio magnético, vibração das bobinas, desequilíbrio no fornecimento de energia, sobrecarga, má instalação, contato entre estator e rotor.
Falha entre bobinas e núcleo do estator	Bobina pressionada pelo núcleo, ciclo térmico, mau isolamento, pontos angulares na ranhuras e choque físico.
Falha de isolamento	Danos no isolamento durante a instalação, partidas frequentes e condição de temperatura extrema.
Curto-circuito entre espiras	Temperatura excessiva, alta umidade, vibração e sobretensão.
Curto-circuito entre fases	Falha de isolamento, alta temperatura, desequilíbrio no fornecimento de energia e afrouxamento das bobinas.
Deslocamento de condutor	Choque físico, partidas frequentes e vibração das bobinas.
Falha de conexão	Condutor pressionado e vibração excessiva.
Falha de rolamento	Má instalação, desequilíbrio magnético, sobrecarga, perda de lubrificante, alta temperatura, falta de limpeza, carga desequilibrada e operação com inversor de frequência.
Quebra de barra do rotor	Desequilíbrio magnético, sobrecarga, alta temperatura, carga desequilibrada e fadiga térmica.
Falha de circuito magnético	Defeito de fabricação, fadiga térmica e sobrecarga.
Desalinhamento	Má instalação, falha de rolamento, sobrecarga e desequilíbrio magnético.
Rolamento mal lubrificado	Temperatura excessiva, contaminantes e má qualidade do lubrificante.
Desequilíbrio mecânico	Movimento do anel de curto-circuito e problemas de alinhamento.

Fonte: Adaptado de [15]

um comportamento indesejado, tais como: correntes e tensões de linha desbalanceadas; aumento de oscilações no torque; redução do torque médio; aumento de perdas e, portanto, redução da eficiência energética; aquecimento excessivo e, por isso, envelhecimento acelerado. Ainda, o estudo de Karmakar, Chattopadhyay, Mitra *et al.* [13] revela que as partes mais vulneráveis às falhas são os rolamentos, o enrolamento do estator e as barras do rotor.

2.2.1 Falhas no Rotor

Ao conhecer-se construtivamente o rotor gaiola de esquilo, é natural perceber que as falhas no rotor mais comuns acontecem nos componentes da gaiola. Mais especificamente, as falhas no rotor podem ser resumidas como quebras de barra ou quebras de anel de curto-circuito e, de acordo com Trigeassou [15], ambas ocorrem com a mesma frequência.

Existem várias razões para a ocorrência desses defeitos. Podem ser causados por estresses térmicos, magnéticos, dinâmicos, ambientais, mecânicos e outros. Ainda, cargas oscilantes, montagem inadequada, partidas longas ou frequentes e defeitos de fabricação podem ser citados. Estas situações podem enfraquecer os pontos de

contato entre as barras e os anéis terminais. Conseqüentemente, as barras podem ser parcialmente (trinca, rachadura) ou totalmente (quebra, ruptura) desconectadas dos anéis terminais, em uma ou ambas as extremidades. Esse fenômeno, também pode ocorrer, não na junção barra-anel, mas em outros pontos da barra ou do anel [12].

Além de problemas na operação e/ou montagem do sistema motor-carga, o processo inadequado de fabricação do motor, também, pode ser um fator decisivo para aumentar a probabilidade de quebra. Algumas vezes, durante a fabricação do rotor, mais precisamente na fundição, pode ocorrer a contaminação do material ou a formação de bolhas. Isso implica barras com diferentes características elétricas (resistência e indutância) e de resistência mecânica. Outra questão a ser destacada é a desigualdade de dilatação entre as barras e os anéis, especialmente porque os anéis de curto-circuito conduzem correntes maiores que as barras do rotor. Ainda, a massa elevada dos anéis de curto-circuito resultam em grandes forças centrífugas que podem causar tensões mecânicas extras nas barras do rotor [14].

De fato, por qualquer um dos motivos comentados, a barra do rotor pode sofrer danos. Essas rachaduras ou rupturas eliminam parcial ou totalmente a corrente nas barras, o que resulta na distribuição assimétrica das correntes do rotor. Tal assimetria, eleva a temperatura da barra. Em uma barra trincada, o ponto de maior aquecimento é justamente no local da trinca, o que pode levar à ruptura total. Uma condição incipiente de barra quebrada, agrava-se quase exponencialmente no tempo, pois espera-se que a corrente excessiva se concentre nas barras adjacentes em vez da barra quebrada. Assim, as áreas adjacentes e barras laterais são expostas a condições elétricas, magnéticas, térmicas e mecânicas atípicas. Se o motor continuar operando nessa condição, as barras vizinhas também poderão sofrer avarias. Assim, os danos se espalham causando a quebra de várias barras do rotor, o que pode acarretar interrupção do funcionamento da máquina [13].

Em resumo, a primeira variável afetada pela barra quebrada é a distribuição espacial de corrente. Então, o padrão do campo magnético correspondente é distorcido. Por fim, devido ao aumento da saturação magnética causada pelo fenômeno de sobre-corrente, as perdas locais e conseqüentemente a temperatura local também aumentam. Essa é a seqüência de eventos associada à ocorrência de quebra de barra [12]. O processo de desenvolvimento da falha de barras quebradas é o seguinte: **assimetria mecânica** ⇒ **distorção elétrica** ⇒ **distorção magnética** ⇒ **sobreaquecimento**.

Efetivamente, uma barra quebrada pode ser considerada como assimetria do rotor que causa efeitos como o desequilíbrio nas correntes de linha, redução do torque médio, pulsação da velocidade e do conjugado. Assim, a assimetria elétrica e magnética nos rotores das máquinas de indução pode ser descrita matematicamente para esse tipo de falha.

Com base em um motor simétrico, íntegro e operando em regime permanente, a

magnitude ideal do campo girante inverso deve ser zero. O termo “inverso” é atribuído a um campo que gira na direção oposta à velocidade ou frequência síncrona. Durante operações regulares desse motor, o enrolamento simétrico do estator excitado na frequência f_e induz tensões nas barras do rotor em frequências $s.f_e$ [95]. Se uma assimetria é introduzida na estrutura do rotor, o campo girante inverso de rotação negativa inicia as interações elétricas e mecânicas em cadeia entre o rotor e o estator do motor. Inicialmente, a força eletromotriz do estator na frequência $(1-2s).f_e$ é induzida e causa ondulações de torque e velocidade. Posteriormente, as ondulações de torque e velocidade são refletidas para o estator resultando em oscilações de corrente de linha na frequência $(1+2s).f_e$. Em seguida, o componente $(1+2s).f_e$ induz tensões no rotor com frequência de $\pm 3s.f_e$ e essa reação em cadeia continua até ser completamente filtrada pela inércia do rotor [14]. Assim, a falha na barra trincada ou quebrada produz uma série de frequências de banda lateral na corrente do estator que são comumente chamadas de assinaturas de falha de barra do rotor quebrada e são definidas por:

$$f_{brq} = (1 \pm 2ks).f_e \quad (3)$$

onde:

- f_{brq} assinatura (frequência) de falha de barra do rotor quebrada [Hz];
- s escorregamento [pu];
- k número inteiro positivo;
- f_e a frequência da rede (estator) [Hz].

Os pesquisadores Filippetti, Franceschini, Tassoni *et al.* [95] descreveram esse fenômeno como um efeito cascata, o que explicita que a banda lateral inferior (esquerda) $(1-2s).f_e$ é a frequência que causa as maiores ondulações de torque e velocidade. Baseado nisso, a magnitude dessa banda lateral inferior $(1-2s).f_e$ em relação à fundamental é frequentemente usada como um indicador de falha de barra quebrada do rotor.

2.2.2 Falhas no Estator

Os defeitos do estator do MIT, de forma mais ampla, podem ser classificados em dois grupos, a saber: defeitos relacionados ao núcleo do estator e defeitos relacionados aos enrolamentos. O primeiro grupo compreende os defeitos na laminação ou na estrutura do núcleo. Já o segundo, engloba o deslocamento de condutores e danos no isolamento das bobinas. Este último é mais comum e prejudicial [13]. Por essa razão, a falha de estator é mais estudada na literatura.

Esse defeito é comumente conhecido como falha de curto-circuito do estator e basicamente ocorre devido à deterioração do isolamento dos condutores que compõem

as bobinas. Pode ser de diferentes tipos, tais como:

- falha espira-espira: é o contato direto entre espiras da mesma bobina, que anula a passagem de corrente pelas espiras curto-circuitadas;
- falha bobina-bobina: é o curto-circuito entre bobinas da mesma fase, que pode acontecer nas cabeças de bobina ou dentro da ranhura;
- falha fase-fase: ocorre quando espiras ou bobinas de fases diferentes encontram-se curto-circuitadas e aparecem normalmente nas cabeças de bobina;
- falha bobina-terra: acontece quando há o contato entre os condutores do enrolamento e o núcleo do estator;
- falha de circuito aberto: quando parcial ou totalmente um enrolamento é desconectado devido ao rompimento de um condutor.

Independentemente do tipo, a natureza das falhas acima mencionadas é a mesma. De forma genérica, essas falhas podem ser simplificadas como sendo o contato direto indesejado entre pontos do enrolamento. Na verdade, um nível de corrente consideravelmente alto circula dentro dos enrolamentos sem contribuir para a produção de torque do motor. Essa potência é dissipada na forma de calor e, portanto, é considerada como um tipo de perda. Assim, destaca-se que a gravidade da falha aumenta com o aumento do número de espiras em curto-circuito, bem como, há a diminuição da resistência do caminho de curto-circuito e conseqüentemente sucede-se a elevação da temperatura da máquina [12].

A seguir, são apresentados alguns dos principais motivos que geram esse tipo de falha, assim como, os efeitos causados.

Estresses térmicos: ocorrem, principalmente, devido à sobrecarga térmica que é a principal razão para a deterioração do isolamento dos enrolamentos do estator. O estresse térmico ocorre devido ao fluxo excessivo de corrente em virtude de sobrecarga, falhas em geral, temperatura ambiente mais alta, ventilação obstruída, tensão de alimentação desequilibrada, entre outras. De acordo com Bonnett e Soukup [96], existe uma regra geral que afirma que se houver um desequilíbrio de tensão de 3,5%, a temperatura do enrolamento aumentará em 25% na fase com a corrente mais alta. A temperatura do enrolamento também aumentará se forem feitas várias partidas e paradas do motor dentro de um curto espaço de tempo. Se o MIT operar acima do limite de temperatura estabelecido pelo fabricante poderá falhar rapidamente. De forma geral, para cada aumento de 10°C acima do limite de temperatura do enrolamento do estator, a vida útil do isolamento é reduzida em 50% [18], [96].

Estresses elétricos: acontecem principalmente devido a distúrbios na tensão de alimentação. Esse tipo de estresse é geralmente classificado em duas categorias,

a saber: quebra do isolamento e descarga parcial. Quando o motor é sujeito a uma taxa de variação de tensão relativamente grande (dv/dt), a vida útil do enrolamento do estator é reduzida e, em casos graves, pode causar uma falha espira-espira ou bobina-terra. Este transitório pode surgir devido a diferentes faltas na rede, a raios, abertura ou fechamento de disjuntores ou a inversores de frequência [97].

Estresses mecânicos: são causados pelo contato entre rotor e estator. As forças geradas pela circulação de corrente nos condutores podem movimentar as bobinas e, conseqüentemente, causar danos ao condutor de cobre e seu isolamento. Também, o rotor pode atingir o estator por causa do desalinhamento do rotor em relação ao estator, devido à deflexão do eixo ou a defeitos de rolamento. Se ocorrer um contato, a força de impacto fará com que as lâminas do estator danifiquem o isolamento dos condutores, resultando em uma falha bobina-terra. Ainda, vibrações mecânicas elevadas e choques físicos externos podem mover os enrolamentos ou desconectá-los, o que pode causar, entre outras avarias, a falha de circuito aberto [98].

Estresses ambientais: substâncias externas e poluentes também podem comprometer a operação do motor. Esses estresses podem surgir se o motor operar em um ambiente hostil, muito quente, muito frio, muito úmido ou poluído. A presença de material estranho pode contaminar o isolamento do enrolamento do estator e também pode reduzir a taxa de dissipação de calor do motor. Por exemplo, a deposição de materiais estranhos sobre o motor ou a poluição podem causar uma troca térmica inadequada entre o motor e o ambiente. O fluxo de ar deve ser livre onde o motor está situado, caso contrário, o calor gerado no rotor e no estator aumentará a temperatura dos enrolamentos e, conseqüentemente, levará a redução da vida útil do isolamento. Isso, por sua vez, aumenta o risco de falha nas bobinas [99].

As falhas nos enrolamentos do motor durante a operação podem levar a uma falha catastrófica, resultando em uma interrupção inesperada. A prevenção de uma interrupção desse tipo é uma grande preocupação para o fabricante e para o usuário do motor, pois pode resultar em perda significativa de receita durante a parada, bem como, em custos de reparo ou substituição. Dessa forma, muitos esforços têm sido despendidos para analisar os diferentes aspectos da falha de curto-circuito [14].

Estudos apresentados por Joksimovic e Penman [100] relatam que um MIT com o enrolamento do estator assimétrico e danificado pode produzir harmônicas espaciais em várias frequências no entreferro. Entretanto, todas estas harmônicas variam, unicamente, na frequência da fonte de tensão senoidal da rede. As harmônicas do estator induzem tensões na gaiola do rotor que refletem de volta ao estator, como novas harmônicas do campo do entreferro. Vistas do estator, as harmônicas do entreferro, causadas pela correntes que circulam no rotor em função das tensões induzidas, podem ser matematicamente descritas da seguinte forma:

$$f_{cce} = \left[1 \pm \frac{kn_{br}}{P}(1-s) \right] .f_e \quad (4)$$

Onde:

f_{cce} assinatura (frequência) de falha de curto-circuito no estator [Hz];

k número inteiro positivo;

n_{br} número de barras do rotor;

s escorregamento [pu];

P o número de pares polos;

f_e a frequência da rede (estator) [Hz].

No caso de algumas espiras de uma bobina do estator estarem em curto-circuito, elas ficam isoladas do conjunto de enrolamento trifásico balanceado e se comportam como uma outra bobina para todos os harmônicos descritos Equação (4). Assim, as espiras em curto-circuito poderão induzir esses harmônicos na porção saudável do enrolamento do estator. Embora a análise da assinatura de corrente do motor (MCSA) possa detectar esses componentes, eles podem ser confundidos com o desequilíbrio de tensão nas máquinas [101].

Assim como outros tipos de defeitos, as falhas de estator não criam novos componentes harmônicos, apenas alteram a amplitude dos componentes naturais de operação da máquina. As harmônicas do campo do entreferro induzidas na corrente do estator apresentam-se na mesma frequência que uma harmônica produzida em um motor saudável. Do mesmo modo que nas falhas de rotor, a identificação desse comportamento pode ser usada no diagnóstico do defeito. No entanto, conforme Joksimovic e Penman [100], com esta análise pode ser difícil detectar falhas do estator no espectro da corrente apenas pelo método MCSA.

Neste sentido, a rede neural artificial é uma das abordagens de IA capaz de organizar as características dos sinais, assim como identificar e diagnosticar falhas presentes nos motores. Além disso, o fato de não necessitarem de modelos matemáticos para sua efetiva implementação foi um dos fatores que destacaram as IAs na resolução de problemas de falhas em MIT [30]. Atualmente, pesquisadores têm usado as redes neurais junto ao método MCSA para detectar e classificar as falhas de curto-circuito no enrolamento do estator [67].

2.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE A FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

No decorrer desse capítulo, foi exposta uma revisão de conceitos teóricos convenientes para uma melhor compreensão das questões abordadas nesta Tese. O conhecimento do funcionamento do motor, dos elementos que o compõe, bem como,

suas respectivas funções, facilita o entendimento dos defeitos incipientes na máquina. Conforme exposto, pode-se verificar que as possíveis causas das falhas em motores de indução são diversas e geram muitas consequências indesejadas. No entanto, percebe-se que cada tipo de falha manifesta sintomas específicos no motor. O correto entendimento desses fenômenos pode ser usado para o diagnóstico dessas falhas em estágios iniciais. Com isso, pode-se prevenir danos mais severos à máquina, a parada inesperada de um processo e, conseqüentemente, evitar gasto de recursos financeiros desnecessários.

Encerrando esse capítulo, depreende-se que os conceitos fundamentais para a assimilação das discussões e conclusões a serem realizadas nesta pesquisa foram revisadas de forma sucinta. Os conceitos aqui presentes, somados às questões tratadas anteriormente, embasam cientificamente todo o trabalho. No próximo capítulo, os aspectos metodológicos serão descritos para complementar a assimilação do trabalho em questão.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

No decorrer de sua vida útil, um motor de indução trifásico opera com cargas diversas e condições ambientais variadas e, como consequência, ocorre o desgaste natural de suas partes. No entanto, por vezes as cargas não são corretamente dimensionadas e as condições ambientais não são ideais. Esses fatores aceleram o processo de deterioração da máquina, diminuem a sua vida útil e podem causar defeitos irreparáveis em seus componentes. Dessa forma, o bom diagnóstico e a detecção precoce de defeitos permitem minimizar o tempo de desligamento, bem como o tempo de manutenção do processo em questão. Isto também significa que as consequências dessas falhas podem ser evitadas, de modo a reduzir diretamente a ocorrência de perdas financeiras [15].

Neste sentido, a presente proposta visa investigar por meio da análise do sinal de corrente e do método de classificação de padrões, falhas de rotor incipientes no motor. Para estudar as condições de operação e falhas do MIT, será usado o método de elementos finitos para desenvolver e simular gêmeos digitais de máquinas com defeitos e validá-los usando um banco de dados pré-existente com sinais de motores reais saudáveis e defeituosos. Ainda, redes neurais artificiais serão treinadas somente com dados provenientes da simulação de gêmeos digitais e, serão usadas para diagnosticar falhas em motores reais.

3.1 SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL

O monitoramento de condições e o diagnóstico de falhas dos motores de indução servem como técnicas essenciais para a operação confiável de processos industriais críticos. Para atingir esse objetivo, análises matemáticas e baseadas em simulação de motores de indução, com defeito em diferentes condições operacionais, podem ser feitas por meio da formulação analítica, da modelagem baseada em funções ou modelagem e análise baseadas em elementos finitos de motores saudáveis e defeituosos.

Independentemente da metodologia utilizada, de fato, depois de toda a análise teórica e baseada em simulação, o que tem grande relevância na indústria são as informações que refletem o comportamento real do motor em condições defeituosas. O desenvolvimento matemático das ideias básicas e simulações, sejam por meio de simulação com MEF ou modelos analíticos, ajudam pesquisadores e indústrias a investigar um número muito grande de situações, impraticáveis experimentalmente. Vale lembrar que os modelos ainda sofrem com algum tipo de imprecisão dependendo do número de simplificações feitas para construí-los. Portanto, o estudo experimental do que acontece na realidade deve ser uma parte inseparável de qualquer procedimento de diagnóstico de máquinas elétricas.

Alguns dos fatores influentes do mundo real, como as tensões térmicas, os

materiais magnéticos não homogêneos e também todos os problemas multi-físicos não podem ser analisados com precisão, a menos que um sistema real de motor e acionamento seja usado como referência. Essa discussão exige a presença de uma implementação direta dos sistemas acionados por motor, juntamente com as condições de falha correspondentes. Qualquer procedimento de diagnóstico de falhas não fará sentido se investigações e validações experimentais não estiverem incluídas no procedimento [12].

3.1.1 Método de Elementos Finitos Aplicados à MITs

Motores de indução, saudáveis ou defeituosos, são dispositivos eletromagnéticos que consistem em materiais magneticamente lineares e não lineares, como cobre, ar e aço silício. Cada um deve ser tratado separadamente em relação às suas características magnéticas. Por outro lado, a geometria dos motores elétricos os torna um dispositivo complexo para serem modelados e estudados analiticamente. Às vezes, não é possível extrair equações analíticas ou mesmo semi-analíticas. Assim, a tendência das tentativas de modelagens e simulações têm sido alteradas para uma análise baseada no método dos elementos finitos MEF, que de fato retorna resultados precisos que podem ser validados experimentalmente. O MEF se mostra como uma ferramenta consolidada na área e em alguns casos é usado como metodologia de validação de outros modelos. Ainda segundo Faiz, Ghorbanian e Joksimović [12], esse é o limite do conhecimento no campo da pesquisa e desenvolvimento do processo de diagnóstico de falhas.

O método dos elementos finitos oferece uma grande visão sobre o princípio fundamental e a operação da máquina. Ele pode modelar topologias de circuitos magnéticos complexos, *layouts* de enrolamentos discretos e propriedades de materiais magnéticos não lineares da máquina; ele pode também modelar a saturação magnética localizada devido a falhas com elevada acurácia. Utilizado como algoritmo de detecção de falhas, o MEF pode ser parametrizado para solucionar problemas como a falta de bancos de dados abrangentes de falhas por meio de medições em campo e a dificuldade em distinguir a gravidade da falha. Ainda, o uso desse método, pode reduzir o número de testes destrutivos necessários em campo/laboratórios e simular qualquer estado defeituoso da máquina. Embora o MEF tenha sido amplamente utilizado no projeto e na análise de motores de indução, sua aplicação no diagnóstico de falhas é limitada, apesar do potencial promissor [44].

O MEF é uma técnica numérica para determinar parâmetros eletromagnéticos de máquinas elétricas usando dimensões geométricas e propriedades dos materiais que compõem a máquina. Pode fornecer resultados mais precisos do que a análise analítica tradicional [102]. Esse método estima a distribuição do campo eletromagnético e considera os efeitos não lineares da máquina para determinar parâmetros, incluindo

distribuição do campo eletromagnético, fluxo concatenado, torques eletromagnéticos, densidade de fluxo, indutâncias e correntes do estator. As falhas podem ser detectadas por meio da análise desses parâmetros da máquina [103]. Portanto, o MEF pode servir como uma técnica viável no diagnóstico de falhas de motores de indução [44].

Neste sentido, atualmente existem estudos ([27], [41], [42], [70], [76], [77], [82], [83]) que têm mostrado a eficiência do MEF aplicado como uma ferramenta auxiliar no diagnóstico de falhas em máquinas elétricas. Para executar as simulações dos modelos em elementos finitos, podem ser usados diversos softwares livres, comerciais, profissionais ou, ainda, implementações em códigos abertos. Vários trabalhos recentes ([26], [43], [78], [81], [84]) apresentaram bons resultados usando o software ANSYS Maxwell.

O ANSYS Maxwell é um software de simulação de campo eletromagnético usado para o projeto e análise de motores elétricos, atuadores, sensores, transformadores e outros dispositivos eletromagnéticos e eletromecânicos. Com o software, é possível caracterizar com precisão o movimento não linear e transitório dos componentes eletromecânicos, seus efeitos no circuito de acionamento e, também, no projeto do sistema de controle. Por meio do uso dos solucionadores de campo eletromagnético disponíveis, e ao vinculá-los à simulação de circuitos e sistemas integrados, pode-se entender o desempenho dos sistemas eletromecânicos antes de criar um protótipo em hardware. O software viabiliza um fluxo de trabalho completo, que possibilita opções desde o dimensionamento do projeto a análises eletromagnéticas detalhadas, análises térmicas e mecânicas do motor. A simulação eletromagnética, térmica e de vibração acústica do motor usando essas ferramentas pode resultar em um projeto de fidedigno, preciso e robusto, para otimizar desempenho, custo e eficiência [104].

O solucionador *Transient* permite calcular campos magnéticos transitórios (domínio do tempo) causados por ímãs permanentes, condutores e enrolamentos, alimentados por fontes de tensão e/ou corrente com variação arbitrária em função do tempo, posição e velocidade. Também, é possível o acoplamento do modelo implementado a circuitos externos. Efeitos de movimento de rotação ou translação podem ser incluídos na simulação e as perdas no núcleo podem ser consideradas. Ainda, usando esse solucionador, é possível analisar os campos magnéticos, energia, força/torque, diversos tipos de perdas, velocidade e fluxo de um modelo. As análises das variáveis podem ser feitas em várias etapas de tempo de uma solução durante todo o período de tempo especificado.

O equacionamento do Método de Elementos Finitos 2D e 3D está, respectivamente, desenvolvido e descrito em detalhes nos trabalhos de Oliveira [105] e Luz [106].

3.2 BANCO DE DADOS EXPERIMENTAIS

A fim de possibilitar a validação dos modelos de motores em elementos finitos, foi utilizado um banco de dados pré-existente [107], composto por sinais de motores de indução, com e sem falhas operando em diversas condições de carga e alimentação. O conjunto de dados é oriundo de ensaios realizados em laboratório, com dois motores submetidos ao processo de inserção controlada de defeitos e tem como objetivo reproduzir condições fiéis às reais situações encontradas em ambiente industrial. Na Tabela 1 estão dispostos os parâmetros e características dos motores usados.

Tabela 1 – Parâmetros e características dos MITs utilizados nos experimentos.

Item	Motor 1	Motor 2
Marca	WEG	WEG
Potência	736 W	1,47 kW
Alimentação	3 ϕ	3 ϕ
Frequência	60 Hz	60 Hz
Velocidade nominal	1730 rpm	1750 rpm
I_P/I_N	6,6	7,1
Isolação	Tipo F	Tipo F
Fator de Serviço	1,15	1,15
Fator de Potência	0,81	0,78
Rendimento	80,5%	84,2%

Fonte: Adaptado de [88].

Embora os motores utilizados nos ensaios sejam do mesmo fabricante (WEG), possuam alguns parâmetros iguais e sejam do mesmo modelo, eles são de potências diferentes. Com o intuito de aproximar a realidade do ambiente industrial com os experimentos, foram reproduzidos defeitos de forma controlada nos rotores e estatores.

3.2.1 Curto-circuito no Estator

As falhas no enrolamento são geralmente o resultado do envelhecimento do isolamento dos condutores que compõem as bobinas do estator. Um enrolamento envelhecido pode localmente falhar devido ao sobreaquecimento, vibração ou sobretensão transiente. Tem-se assim, uma falha de curto-circuito entre espiras, onde a corrente de falta circula pelas espiras danificadas. O efeito térmico da corrente de falha degrada progressivamente o isolamento afetado e a espira vizinha. A falha se propaga progressivamente e aumenta a corrente de linha. Finalmente, a isolação da ranhura ou isolamento de uma outra fase pode ser afetada. Assim, a falha pode ocorrer entre fases ou entre a fase e o núcleo [108]. Segundo Cabanas, Norriella, Melero *et al.* [109], esse processo se desenvolve muito rapidamente. Ainda, se não forem tomadas

medidas adequadas, em poucos segundos, a falha localizada pode evoluir para uma falha generalizada, inutilizando a máquina [110].

As falhas de estator ocorrem com relativa frequência com máquinas operando no ambiente industrial. Com o objetivo de validar modelos de motores com os enrolamentos danificados, prevê-se a utilização de um conjunto de dados de falhas controladas de curto-circuito reproduzidas em experimentos laboratoriais. Os sinais de corrente do MIT operando em condições de curto-circuito no enrolamento de estator, são oriundos de uma máquina que passou por um processo de rebobinamento. Esse procedimento, que visa a reconstrução do defeito no estator, consiste na simulação do rompimento do isolamento do fio que compõe a bobina.

No procedimento de rebobinagem foram inseridos sete derivações em cada um dos três enrolamentos da máquina, possibilitando ensaiar três tipos de falhas de estator, sejam elas: curto-circuito entre as fases, entre a fase e a carcaça ou entre as espiras de uma mesma bobina. As derivações adicionadas foram disponibilizadas na caixa de ligação da máquina e separadas por nível de curto-circuito (1%, 3%, 5%, 10%, 15% e 20%).

3.2.2 Barras Quebradas no Rotor

Falhas no rotor são geralmente associadas ao aparecimento de assimetrias tanto em máquinas com rotor tipo gaiola de esquilo (barras ou anéis partidos ou danos no núcleo do rotor) quanto nos enrolamentos do rotor em máquinas com rotor do tipo bobinado (diferentes características dos enrolamentos) [108]. Quando a máquina opera com uma barra do rotor rompida, a corrente que circula na barra de rotor, adjacente àquela defeituosa, aumenta de forma significativa, e pode atingir valores superiores a 50% da corrente nominal [111]. Esse tipo de falha geralmente pode ser provocado por desalinhamento, excentricidade ou vibração. A carga excessiva no eixo também é capaz de provocar a ruptura ou trinca, além de fatores como temperaturas que podem ser consequências dos outros problemas ou mesmo fadiga do motor [112].

A fim de desenvolver a modelagem de motores com o rotor avariado, serão comparados os resultados de simulação com sinais reais de um conjunto de dados pré-existente. Esses dados são provenientes de motores operando com defeitos no rotor que foram inseridos propositalmente de maneira controlada. Esse processo ocorreu por meio do cisalhamento das barras que compõem a gaiola de esquilo do rotor. Mais especificamente, a quebra foi realizada com a perfuração utilizando uma broca com diâmetro suficientemente maior que a largura da barra, garantindo o total rompimento desta. Com a finalidade de obter defeitos com diferentes severidades, foram utilizados quatro rotores, sendo de 1 até 4 barras rompidas sequencialmente e 2-2 diametralmente opostas.

Dessa forma, tem-se à disposição um banco de dados de 2 MITs (1 cv e 2

cv) saudáveis, com 4 severidades de falhas de rotor e 6 de estator. Há sinais dos motores nessas condições operando em 11 combinações de desequilíbrio de tensão na alimentação e torque de carga que foi variado da situação em vazio à sobrecarga. Ao todo, tem-se a possibilidade do uso desse banco de dados composto por mais de 2000 ensaios.

3.3 REDES NEURAS ARTIFICIAIS APLICADAS À IDENTIFICAÇÃO DE FALHAS

No ambiente de fabricação, o monitoramento do comportamento dos equipamentos é importante para sua manutenção, com o objetivo de preservar a confiabilidade e eficiência das máquinas utilizadas nos processos de produção. Assim, com o intuito de proporcionar melhorias no diagnóstico de possíveis problemas em motores de indução trifásicos, algumas estratégias baseadas em inteligência artificial têm sido empregadas com sucesso.

Em linhas gerais, os sinais no domínio do tempo não são adequados para serem usados diretamente para o diagnóstico de defeitos. Isso ocorre devido a problemas como interferência eletromagnética (EMI) e baixa relação sinal/ruído. Em vez de recorrer a uma função sofisticada de extração de características, uma metodologia alternativa é o uso de algoritmos inteligentes para aprender automaticamente a representação primária do sinal bruto [64].

Semelhante às ferramentas de processamento de sinais, os sistemas inteligentes tornaram-se relevantes na identificação de falhas em máquinas elétricas. Essas técnicas são eficientes na determinação do tipo de falha sem exigir modelos matemáticos complexos, o que torna sua implementação mais simples e acessível. Além disso, juntamente com características de falhas capturadas nas assinaturas espectrais, os sistemas inteligentes podem classificar e mostrar falhas incipientes do motor, contribuindo para uma manutenção eficiente do processo industrial e reduzindo custos [36].

O reconhecimento inteligente de padrões é sustentado pelo uso de algoritmos computacionais que, pela observação da homogeneidade em um conjunto de dados, distribuem esses dados em categorias ou classes distintas. Esse processo pode ser realizado de duas maneiras, a saber: 1) supervisionada, que utiliza-se de um conjunto de treinamento para classificar dados em categorias já existentes e 2) não-supervisionada, que ao invés de simplesmente separar os dados em categorias já existentes, usa o conjunto de treinamento para criar novas categorias [113].

Entre as várias técnicas inteligentes para reconhecimento de padrões que têm sido empregadas nos últimos anos, as redes neurais artificiais têm se destacado. As RNAs são modelos computacionais muito usados em problemas de engenharia devido a recursos como capacidade intrínseca para operação paralela, ausência de modelos matemáticos complicados e capacidade de aprender com base na experiência [114].

Uma das topologias de RNA mais usadas é a Perceptron Multicamadas (PMC), que é uma rede que consiste em pelo menos uma camada neural intermediária, entre as camadas de entrada e saída.

Os principais aspectos relacionados à rede *perceptron* multicamadas, tais como modelagem, descrição, aplicações, etapas e algoritmo de treinamento são definidos pelos autores Haykin [113] e Silva, Spatti e Flauzino [114].

Esses autores definem que unidade básica de processamento de uma rede neural artificial é o modelo simplificado do neurônio biológico. Este neurônio possui uma ou mais entradas ($x_1 \dots x_n$), apenas uma saída (y) e é associado computacionalmente a uma estrutura matricial. Um peso ($w_1 \dots w_n$) é associado a cada entrada para ponderar de forma quantitativa cada entrada em relação à saída. A primeira operação matemática de um neurônio artificial é produto da entrada pelos pesos. Em seguida, a somatória de todos os resultados destas multiplicações (entrada - peso) e de um limiar de ativação do neurônio (b) é realizada. O limiar de ativação, também chamado “*bias*”, tem o efeito de aumentar ou diminuir os valores resultantes da soma dos produtos de todos os vetores de entrada pelos seus respectivos pesos, seja ele positivo ou negativo [114].

Por fim, o resultado da somatória (v) é uma variável independente da função de ativação ($g(\cdot)$), a qual tem a finalidade de relacionar o somatório anterior com a saída (y) e limitar a amplitude do sinal de saída. O funcionamento de um neurônio pode ser matematicamente descrito pela Equação (5) e, de forma ilustrativa, pela Figura 7 [114].

$$y_k(i) = g \left(\sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i - \theta \right) \quad (5)$$

Onde:

n é o número de entradas do neurônio;

w_i é o peso associado à i -ésima entrada;

θ é o limiar associado ao k -ésimo neurônio;

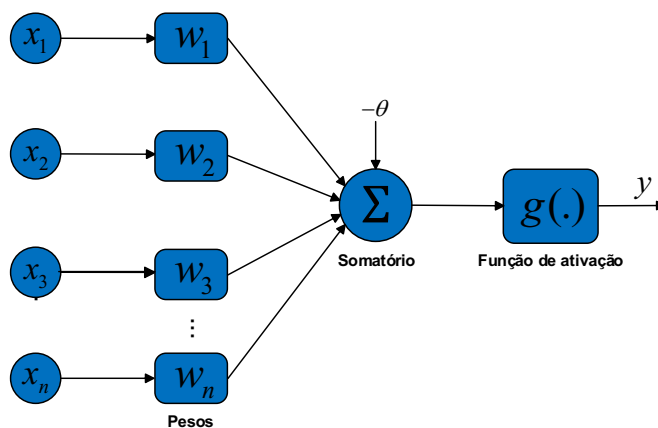
x_i é a i -ésima entrada do neurônio;

$g(\cdot)$ é a função de ativação do neurônio;

$y_k(i)$ é a saída do neurônio do k -ésimo neurônio em relação à amostra i .

A estrutura do neurônio artificial é a base de diversas topologias de RNA, as quais podem ser classificadas como redes de camada única ou redes multicamadas. As redes do tipo PMC possuem uma estrutura bem característica, com no mínimo uma camada de neurônios intermediária (escondida), localizada entre a camada de entrada e a de saída. Desta forma, essa topologia de rede possui, ao menos, duas camadas de neurônios, estando esses elementos distribuídos entre as camadas intermediárias e a camada de saída [113].

Figura 7 – Neurônio artificial.



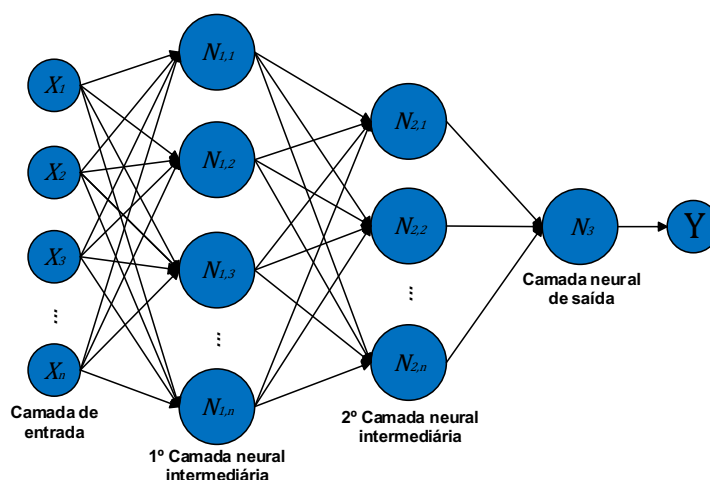
Fonte: Adaptado de [114].

Esse tipo de rede é considerado como uma das arquiteturas mais flexíveis quando levada em conta sua função. Ainda, outra característica marcante dessas redes é a elevada possibilidade da sua utilização nas mais distintas áreas de conhecimento, sendo aplicada para solucionar os mais variados tipos de problemas. Dentre as possíveis aplicações das redes PMC, de acordo com Haykin [113], algumas estão em maior evidência, como: identificação e controle de processos; previsão de séries temporais, aproximação universal de funções; reconhecimento de padrões e otimização de sistemas.

Quando treinadas de maneira supervisionada, usando o algoritmo *backpropagation*, essas redes têm apresentado resultados promissores na resolução de diversos problemas. Nesse modo de treinamento (supervisionado), os padrões de dados de entrada são apresentados à rede e as suas respectivas saídas são calculadas. O ajuste dos pesos sinápticos é realizado com base em um parâmetro que é determinado pela diferença entre a saída real e a saída estimada pela rede. Esse processo é ciclicamente repetido até que o erro atinja o valor previamente determinado. Neste caso, o supervisor monitora a resposta obtida pela rede perante um conjunto de dados de entrada [113].

Os autores Silva, Spatti e Flauzino [114] relatam que as redes PMC não apresentam nenhum tipo de realimentação de valores produzidos pela camada de saída, nem pelas próprias camadas intermediárias. Assim, o fluxo de informações na estrutura dessa topologia de rede se inicia na camada de entrada, percorre as camadas intermediárias e é finalizado na camada neural de saída. Essas características podem ser verificadas por meio da observação da estrutura de uma rede PMC apresentada na Figura 8.

Figura 8 – Estrutura de uma rede neural do tipo PMC.



Fonte: Adaptado de [114].

Os sinais são apresentados a cada entrada da rede e transmitidos, camada a camada, de forma a se propagarem sempre em direção à saída. As saídas de uma camada são, necessariamente, as próprias entradas da seguinte. De forma mais específica, ao observar a Figura 8, constata-se que a saída dos neurônios da primeira camada intermediária é a própria entrada dos neurônios pertencentes à segunda camada intermediária. Analogamente, as saídas da segunda camada são as respectivas entradas dos neurônios que compõem a camada de saída.

Para iniciar o processo de treinamento de uma PMC, determina-se a configuração da topologia a ser adotada, isto é, define-se o número de camadas intermediárias e as respectivas quantidades de neurônios de cada uma. O treinamento supervisionado consiste em comparar cada amostra com a sua respectiva saída desejada, assim é possível ajustar os pesos e o limiar. O algoritmo de retro-propagação do erro (*back-propagation*), também conhecido como regra delta generalizada, é muito usado para treinar redes PMC [114].

Esse método de treinamento é realizado em duas etapas bem específicas. A primeira fase a ser executada é nomeada de *forward* e tem o objetivo de produzir as respectivas saídas de cada camada da rede. Os sinais de uma amostra de treinamento são inseridos na rede e propagados em cada camada. Em seguida, os valores encontrados são comparados com as respostas previamente disponíveis, o que caracteriza o já mencionado processo de aprendizado supervisionado.

A etapa dois é conhecida como *backward* ou propagação reversa. Nesse estágio, são executados os ajustes dos pesos sinápticos, bem como, dos limiares de cada neurônio que compõe a rede. O ajuste dos pesos é realizado por meio da comparação entre a saída calculada e a desejada. Para isso, é calculado o erro pela Equação (6).

$$e_k(i) = d_k(i) - y_k(i) \quad (6)$$

onde:

$e_k(i)$ é o erro calculado do k -ésimo neurônio em relação à amostra i ;
 $d_k(i)$ é a saída desejada do k -ésimo neurônio em relação à amostra i ;
 $y_k(i)$ é a saída do neurônio do k -ésimo neurônio em relação à amostra i .

Com o intuito de mensurar o desempenho local da rede, utiliza-se a função de erro quadrático mostrada na Equação (7).

$$E(i) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (e_k(i))^2 \quad (7)$$

onde m é o número de neurônios da rede e $E(i)$ é o erro quadrático obtido para a amostra i .

Conforme mostrado por Silva, Spatti e Flauzino [114], ao admitir-se um conjunto de treinamento de p amostras, a evolução do desempenho global do algoritmo *backpropagation* é feita por meio da avaliação do “erro quadrático médio”:

$$E_M = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p E(i) \quad (8)$$

O uso do algoritmo *backpropagation* tem como principal função no processo de aprendizagem minimizar a função E_M , ajustando as matrizes de pesos referentes à primeira camada W_1 e à segunda camada W_2 da rede.

Trabalhos recentes encontrados na literatura [36], [64], [65], [67], [68] têm apresentado resultados promissores utilizando redes neurais artificiais do tipo PMC para identificar falhas em máquinas elétricas.

3.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DOS MATERIAIS E MÉTODOS

No presente capítulo foram discutidos os aspectos metodológicos que conduziram o desenvolvimento desse trabalho, onde descreveu-se desde a composição do banco de dados com sinais de motores até as ferramentas simulação e identificação de falhas. Uma breve explanação sobre simulações de máquinas elétricas, usando o método de elementos finitos, foi retratada. Foi feita a descrição de um banco de dados experimentais pré-existente, que é composto de sinais amostrados de motores reais saudáveis e defeituosos e que será usado para validar os dados de simulação. Por fim,

este capítulo apresentou uma sucinta abordagem das redes neurais artificiais do tipo PMC. Assim, a metodologia apresentada visa proporcionar os requisitos necessários para o desenvolvimento de uma abordagem alternativa de diagnóstico de falhas em motores utilizando MEF e RNA. Nesse sentido, o capítulo seguinte é focado em relatar os resultados alcançados nesta Tese.

4 RESULTADOS

O presente capítulo apresenta e realiza a discussão dos principais resultados obtidos nesta Tese com a implementação das técnicas previamente elencadas. O capítulo está dividido em três seções que trazem resultados provenientes da implementação de modelos MEF e suas simulações computacionais usando o software ANSYS Maxwell. Modelos 2D e 3D de motores de indução com parâmetros típicos, com e sem falhas, são analisados e comparados, bem como gêmeos digitais de motores reais e suas validações por meio de dados experimentais são apresentados. Ainda, são exibidos resultados de diagnóstico de falhas em motores reais usando redes neurais treinadas apenas com dados de simulação computacional de gêmeos digitais.

4.1 MODELAGEM DE MITs EM ELEMENTOS FINITOS

Apesar das premissas encontradas em pesquisas realizadas na literatura e apresentadas anteriormente, há a necessidade de verificação da capacidade do software ANSYS Maxwell em gerar modelos de máquinas com falhas. Inicialmente, a investigação foca em desenvolver modelos de MITs saudáveis e com falhas de barras de rotor quebradas, a fim de averiguar os resultados e confirmar a presença de assinaturas de falha nas correntes do estator.

4.1.1 Modelos de MITs com Parâmetros Típicos

Como forma de iniciar os estudos, um modelo de motor com parâmetros típicos disponibilizado no software, foi implementado com o objetivo de verificar assinaturas de falha de barras do rotor quebradas no sinal da corrente do estator. Como essas falhas causam assimetria no motor, naturalmente, imagina-se a necessidade de implementar modelos em elementos finitos tridimensionais (3D) para conseguir representar as máquinas defeituosas. Assim, por meio das ferramentas disponíveis no software, criou-se o modelo 3D de um motor de indução trifásico com os seguintes parâmetros: potência de 3800 W (5 cv), tensão de alimentação em Y de 380 V com frequência 60 Hz, 4 polos, torque nominal de 21 Nm e velocidade nominal de 1727 rpm [115].

Para reduzir o tempo de simulação, o modelo foi dividido em dois eixos de simetria nos planos XY e XZ, assim, apenas 1/4 do modelo foi simulado. Para possibilitar essa redução com cortes de simetria, optou-se pela condição de contorno mestre/escravo. Nesta condição, o campo magnético no limite escravo é forçado a corresponder à magnitude e direção (ou o negativo da direção) do campo magnético no limite mestre. Planos de simetria são selecionados em estruturas periódicas, onde o campo magnético é oblíquo ao limite.

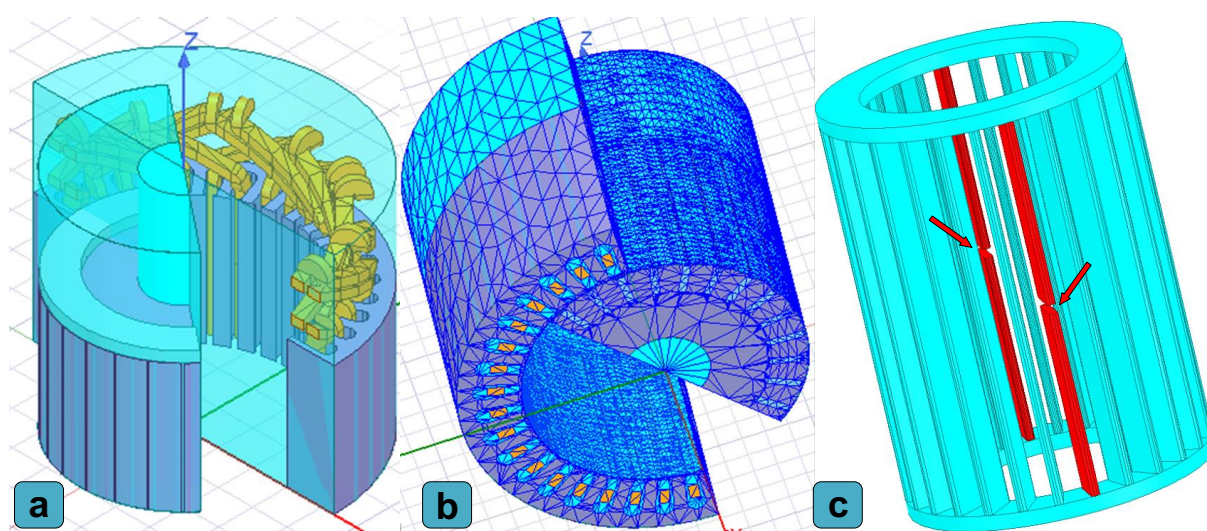
Com o intuito de viabilizar essa metodologia, a condição de duas barras quebra-

das sendo 1-1 opostas pelo diâmetro do rotor foi escolhida, mantendo a simetria do modelo. A fim de reproduzir o rompimento, uma parte da barra foi cortada, impedindo a circulação de corrente pela barra em questão. Os condutores do estator do modelo são considerados trançados, portanto, não possuem o efeito de correntes parasitas e são considerados filamentos muito finos. Vale ressaltar que foram consideradas as não linearidades encontradas nos materiais que compõe as partes do modelo, que afetam efetivamente o comportamento das máquinas. A modelagem leva em conta o fator de empilhamento da laminação do núcleo do estator e rotor.

Para ambas as simulações, motor com e sem falha, os seguintes parâmetros foram ajustados: tempo de parada de 320 ms, passo 166 μ s (100 pontos por ciclo). Dessa forma, uma malha com aproximadamente 115 mil tetraedros foi criada e foram necessárias em torno de 46 horas para concluir cada simulação. Salienta-se que a simulação foi realizada em um computador disponível no Laboratório de Eletromagnetismo e Compatibilidade Eletromagnética da Universidade Federal de Santa Catarina-MagLab/UFSC, que possui processador Intel Xeon E5-1620 com 8 núcleos 3,6 GHz, memória RAM DDR3 16 GB e placa de vídeo Nvidia Quadro K2000.

A Figura 9 mostra imagens do modelo 3D do motor simulado, nela pode-se observar: a) os cortes de simetria, as condições de contorno, os detalhes das cabeças de bobinas, núcleo do estator, o rotor e o eixo; b) a malha de elementos finitos e a distribuição dos elementos no modelo; c) a representação da gaiola do rotor completa e os detalhes das barras, em cor vermelha, que foram rompidas para simular a falha.

Figura 9 – Detalhes do modelo 3D motor de indução de 5cv: a) modelo motor sem falhas; b) malha de elementos finitos; c) detalhe do rotor com barras quebradas.

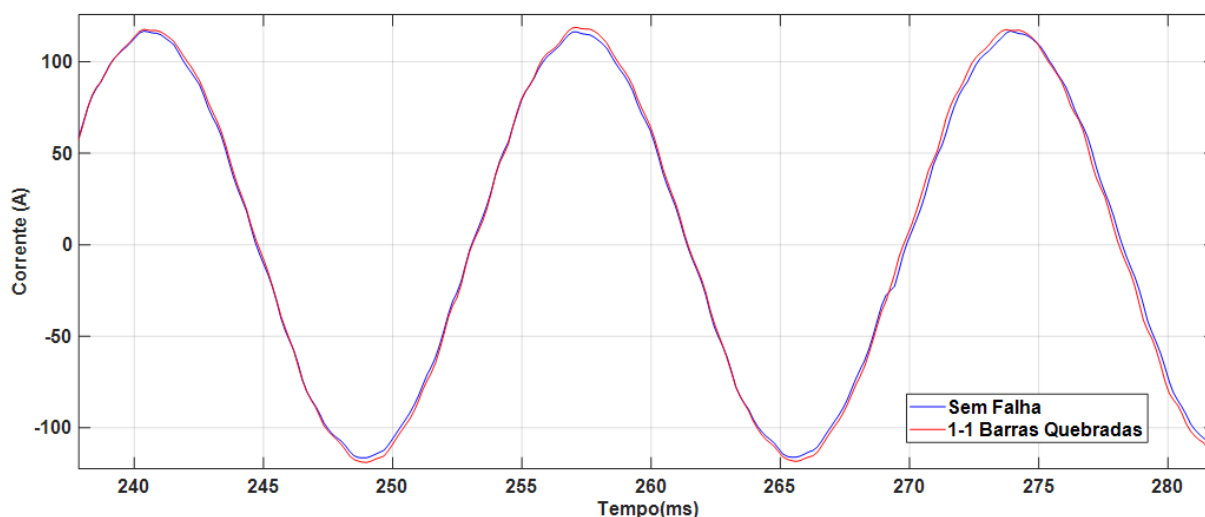


Fonte: Adaptado de [115].

Na Figura 10, podem ser observadas as correntes de umas das fases da si-

mulação dos modelos do motor sem falhas e com 1-1 barras diametralmente opostas plotada no domínio do tempo. Nestas curvas percebe-se que, mesmo sem a aplicação de qualquer técnica de análise, a inserção do defeito no modelo gerou uma pequena alteração no sinal de corrente do motor no domínio do tempo.

Figura 10 – Correntes I_a do modelo com e sem falha no domínio do tempo.



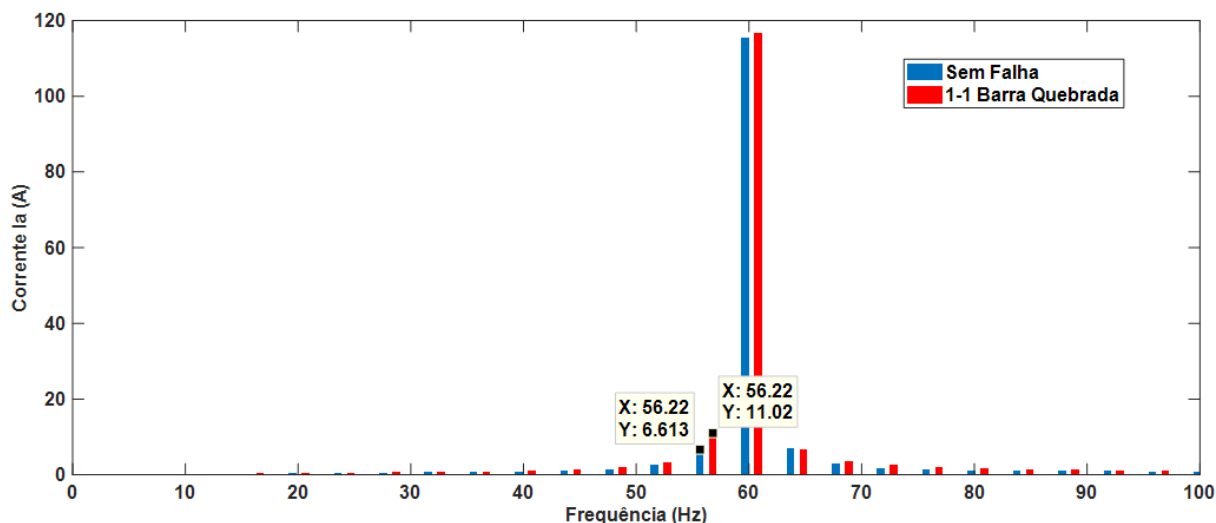
Fonte: Autoria própria.

A fim de avaliar as alterações que ocorreram no sinal da corrente do estator em função do defeito no rotor, calculou-se a transformada rápida de Fourier dos sinais. Assim, as correntes no domínio da frequência da mesma fase, da simulação do MIT saudável e com falha de rotor, são expostas na Figura 11. Verifica-se que a amplitude da banda lateral esquerda da componente principal de frequência do modelo com defeito, mostrou-se maior em comparação com o saudável. Dessa forma, entende-se que, mesmo se tratando de um modelo com parâmetros típicos, foi possível constatar a assinatura de falhas de barra quebrada no sinal da corrente do estator.

Baseado nos resultados promissores encontrados, os estudos avançaram com a implementação no software de outro motor de maior potência. Por meio da mesma metodologia empregada para o MIT de 5 cv, construiu-se o modelo 3D de um MIT com potência de 7500 W (10 cv), tensão de alimentação em Y de 380 V - 60 Hz, 4 polos, torque nominal de 41 Nm e velocidade nominal de 1723 rpm [116].

Para o modelo em questão, também foi usada a condição de contorno mestre/escravo, os condutores do estator do modelo são considerados trançados, as não linearidades dos materiais são levadas em conta, assim como o fator de empilhamento da laminação do núcleo do estator e rotor. Além disso, foram aplicadas algumas técnicas de modelagem mais avançadas com o intuito de eliminar ruídos de cálculo, melhorar os resultados e obter um modelo mais representativo, tais como: a segmenta-

Figura 11 – Espectro de frequência das correntes I_a dos modelos 3D do motor de 5 cv saudável e defeituoso.



Fonte: Autoria própria.

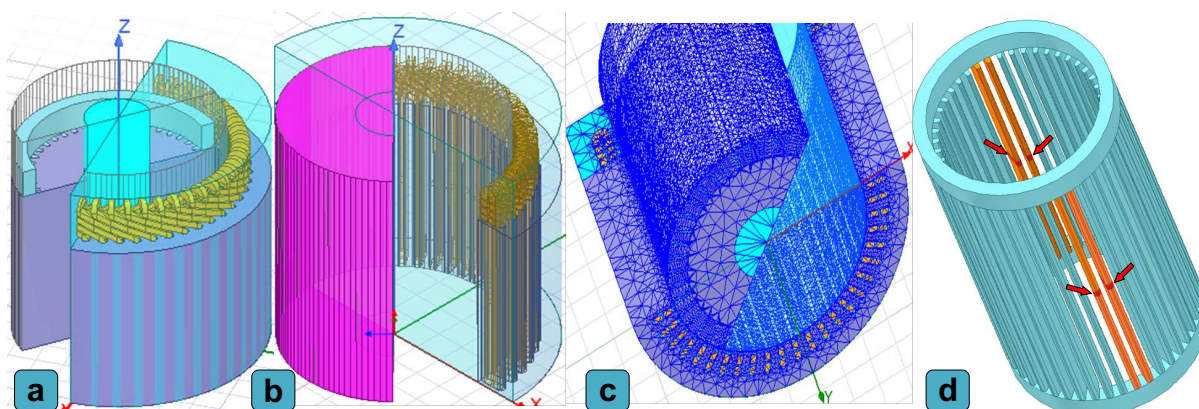
ção da banda de rodagem e sua sincronização com a velocidade do rotor; inserção de cilindros de vácuo no entreferro; acréscimo de elementos que representam as quebras nas barras; adição de operação de malha específica para o local da falha.

A banda de rodagem foi dividida em 120 partes. O passo de tempo e o número de segmentos na banda devem ser sincronizados de acordo com a velocidade do rotor. Assim, a cada passo de cálculo, o rotor avança em exatamente um segmento da banda. Este procedimento visa reduzir o ruído de cálculo e melhorar a precisão dos resultados. Para a obtenção de uma malha mais refinada no entreferro, cilindros de vácuo foram adicionados para servirem de referência no processo de criação da malha.

A fim de reduzir o tempo de simulação, apenas 1/4 do motor foi modelado com cortes de simetria nos planos XY e XZ. Com o objetivo de manter essa redução, a condição de falha de 2-2 barras diametralmente opostas quebradas foi escolhida para manter a simetria. A quebra das barras foi reproduzida por meio da inserção de objetos de vácuo no centro das barras (Figura 12-d). Ressalta-se, na figura em questão, que as barras na cor cinza são as barras com falhas, e os elementos vermelhos indicados pelas setas representam as quebras. Esses elementos de vácuo interrompem a corrente que flui através das barras, reproduzindo os efeitos da quebra da barra em um rotor real. Além disso, a inserção desses elementos permite acrescentar operações de malha específicas para esses elementos, o que visa criar uma malha mais densa no local. Assim, consegue-se obter cálculos de campos mais precisos e melhor representar os efeitos causados pelo defeito no rotor. Todos os detalhes citados podem ser averiguados na Figura 12, a) condições de contorno, núcleo e enrolamentos do estator,

rotor e eixo; b) segmentação da banda de rodagem; c) malha de elementos finitos e a distribuição dos elementos pelo modelo; d) gaiola do rotor e elementos adicionais que simulam as quebras nas barras. Ressalta-se que a gaiola completa é representada para facilitar a visualização dos detalhes em que as barras na cor laranja são as barras com falhas e os elementos vermelhos indicados pelas setas representam as quebras.

Figura 12 – Detalhes do modelo 3D do motor de indução de 10 cv: a) modelo motor sem falhas; b) detalhe banda de rodagem segmentada; c) malha de elementos finitos; d) detalhe do rotor com barras quebradas.



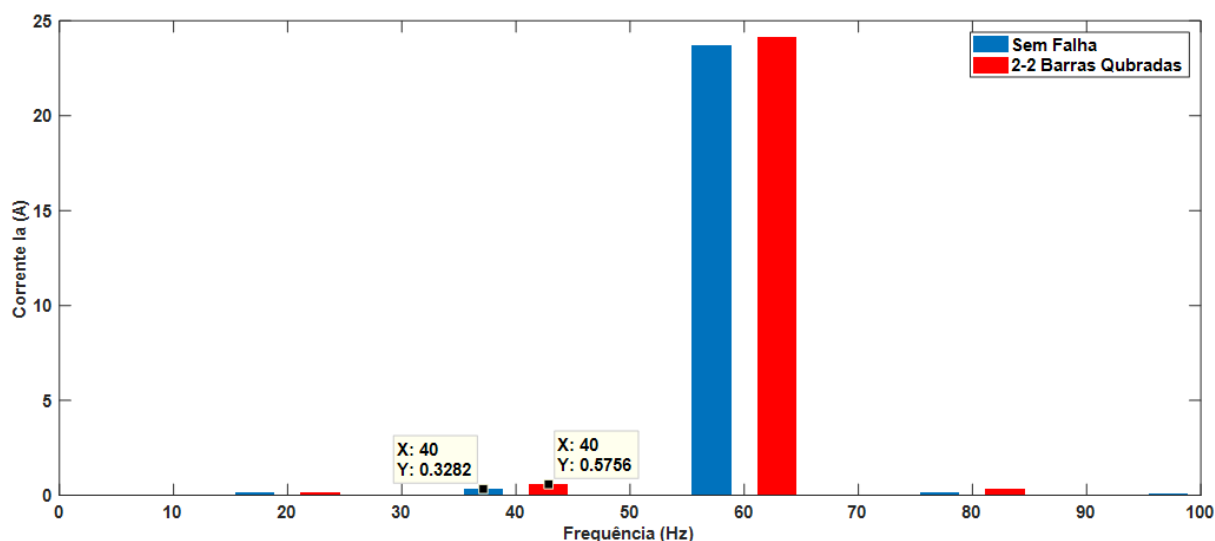
Fonte: Adaptado de [116].

As alterações na modelagem aplicadas para o motor de 10 cv em relação ao de 5 cv resultou em um modelo mais preciso. Malhas mais densas, com aproximadamente 945 mil (sem falha) e 990 mil tetraedros (2-2 barras quebradas), foram geradas (Figura 12-c). Pode-se observar uma diferença significativa no número de elementos entre as malhas, principalmente porque o modelo com falhas necessita de mais elementos nos pontos de ruptura das barras. Com isso, o processamento computacional para executar as simulações desses modelos foi aumentado muitas vezes, mais especificamente para simular 100 ms com passo de 290 us (57 pontos por ciclo) eram necessárias mais de 90 horas para processar a simulação no computador que foi usado. Os sinais de corrente, no domínio da frequência, dos modelos em questão são mostrados na Figura 13. Pode-se observar que as características das falhas de barras quebradas estão presentes no espectro do sinal da corrente, pois a amplitude da banda lateral esquerda da componente principal (60 Hz) foi aumentada.

Para análises mais detalhadas da corrente no domínio da frequência é necessário a simulação de longos períodos e com um passo de cálculo pequeno, para obter uma maior resolução no espectro do sinal. Assim, os modelos em questão podem se tornar inviáveis, haja vista suas complexidades e o grande tempo de simulação necessário para a obtenção dos resultados.

A fim de contornar essa situação, as simulações passaram a serem executa-

Figura 13 – Espectro de frequência das correntes I_a do motor 10 cv saudável e defeituoso.



Fonte: Autoria própria.

das utilizando a infraestrutura, específica, para a execução de cálculos numéricos, disponível no Laboratório de Eletromagnetismo e Compatibilidade Eletromagnética da Universidade Federal de Santa Catarina-MagLab/UFSC. Essa é uma estrutura de computação de alto desempenho (*High-Performance Computing*) (HPC), com um processador Intel Xeon Gold 6126 com oito núcleos, 2,6 GHz e 128 GB de memória RAM, que pode ser utilizada para cálculos numéricos de simulações que exigem um esforço computacional maior, como é o caso dos modelos MEF 3D. Embora a redução do período de simulação dos modelos tenha sido da ordem de 2 a 3 vezes, dependendo das condições, o tempo despendido ainda é grande. Dessa forma, fomentou-se o estudo da possibilidade e da viabilidade da simulação de modelos bidimensionais.

4.1.2 Análise Comparativa de Modelos 2D x 3D

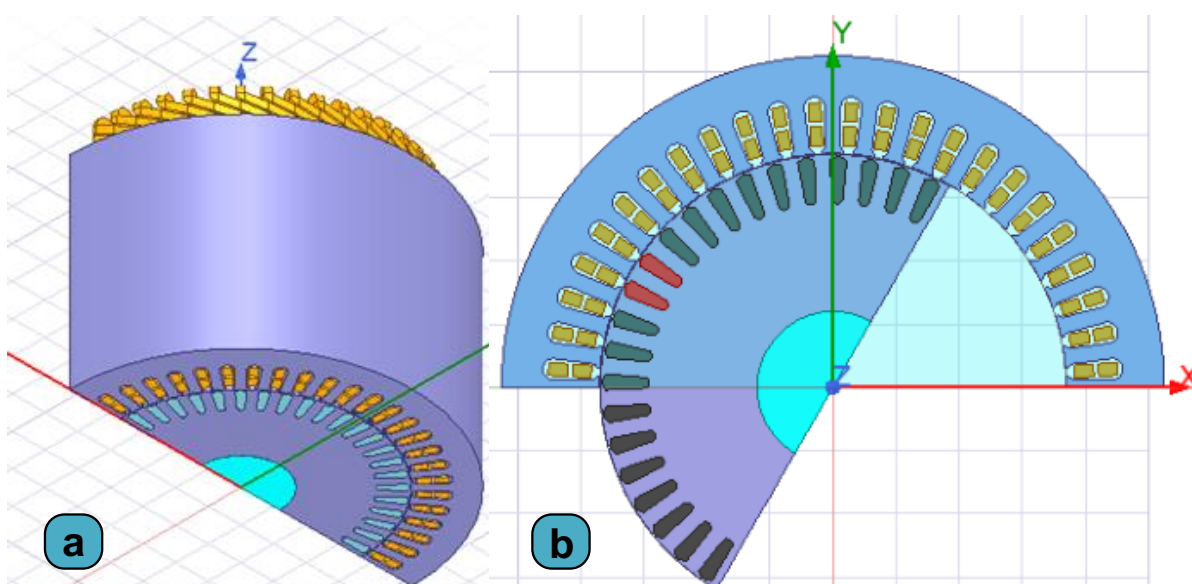
De acordo com os autores Toliyat, Nandi, Choi *et al.* [14], o método de elementos finitos bidimensional (2D) e tridimensional (3D) são ferramentas consolidadas que foram utilizadas em muitas pesquisas para modelar máquinas defeituosas em diferentes casos [26], [43], [78], [81]. Embora todas as características já mencionadas sejam levadas em consideração no MEF 3D, algumas dessas características, como inclinação das barras do rotor e efeitos da cabeça de bobina dos enrolamentos do estator, tradicionalmente não são consideradas no 2D. Além disso, o torque calculado usando o 2D é o torque por comprimento, que posteriormente é multiplicado pelo comprimento axial do pacote de chapas do motor. Nessas abordagens, inicialmente a distribuição do campo nas máquinas é determinada. Em seguida, outros parâmetros e variáveis

das máquinas, como indutâncias, correntes, tensões induzidas nos enrolamentos, torque desenvolvido e velocidade das máquinas são calculados. É perceptível que as características de simetria das máquinas podem ser usadas para modelar um quarto ou metade das máquinas saudáveis, em vez de modelar a máquina completa.

Nesse contexto, modelos 2D, com e sem falhas, do motor de 10 cv foram criados com o intuito de comparar os resultados entre 2D e 3D. Para isso, usou-se os mesmos parâmetros e características do modelo 3D para o 2D. Assim, foi possível verificar a possibilidade do uso de modelos bidimensionais para representar falhas de barra do rotor quebradas.

A Figura 14 demonstra imagens dos modelos 2D e 3D do MIT de 10 cv. Pode-se perceber que as principais diferenças entre eles está na forma de representação das cabeças de bobina, das barras e anéis de curto-circuito do rotor. Não é possível representar as cabeças de bobinas por meio de estruturas geométricas no 2D, então seu efeito é considerado por meio de uma resistência e uma indutância adicionais. Da mesma forma os anéis de curto-circuito são equacionados para serem levados em conta nos cálculos. Enquanto no modelo 3D o rompimento das barras é modelado com a inserção de elementos de vácuo, no 2D a geometria que representa a barra tem o material que a constitui alterado para vácuo. Dessa forma, não há circulação de corrente pela barra em questão reproduzindo a condição de falha.

Figura 14 – Modelos motor de indução de 10 cv: a) tridimensional (3D); b) bidimensional (2D).

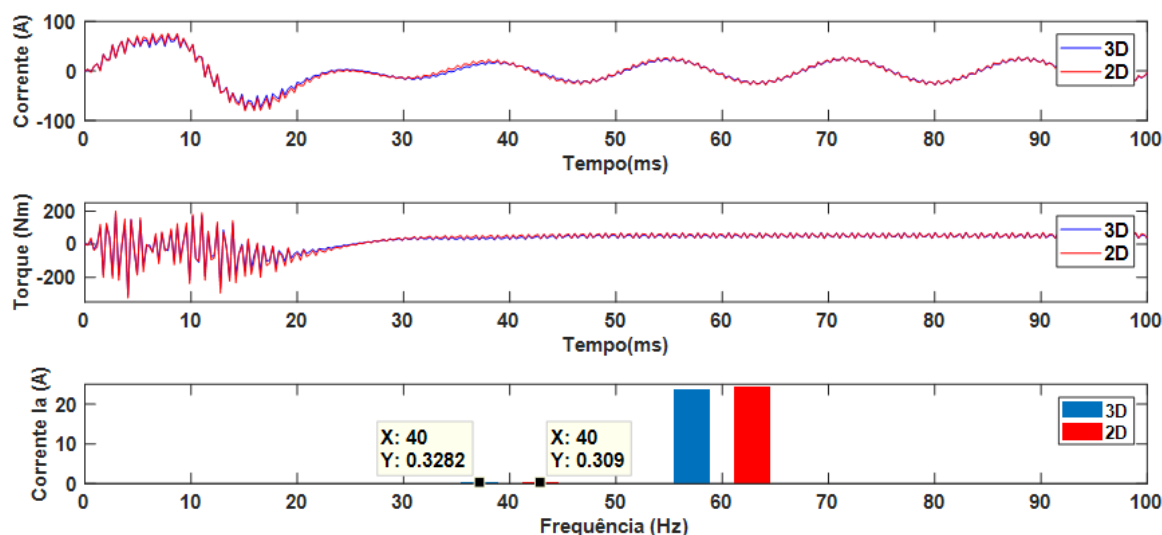


Fonte: Autoria própria.

Os resultados obtidos dos modelos 2D foram plotados com os do 3D, tanto para a condição saudável (Figura 15) quanto para 2-2 barras quebradas (Figura 16).

Em ambas as figuras as curvas de corrente no domínio do tempo, torque de carga e corrente no domínio da frequência, para os modelos 2D e 3D, foram sobrepostas para facilitar a comparação. Pode-se observar que tanto para a condição sem quanto com falhas, as respostas de corrente e torque do modelo 2D são muito próximas às do 3D. No espectro da corrente, uma diferença muito pequena foi encontrada em todas as faixas de frequência para as duas situações (com e sem defeito). Possivelmente, essas distinções estejam relacionadas às questões de aproximações das simulações 2D e não causam grandes alterações na representação das características de falha as condições estudadas.

Figura 15 – Comparação resultados modelos 2D e 3D MIT 10 cv sem falhas: corrente no domínio do tempo, curvas de torque e espectro das correntes.

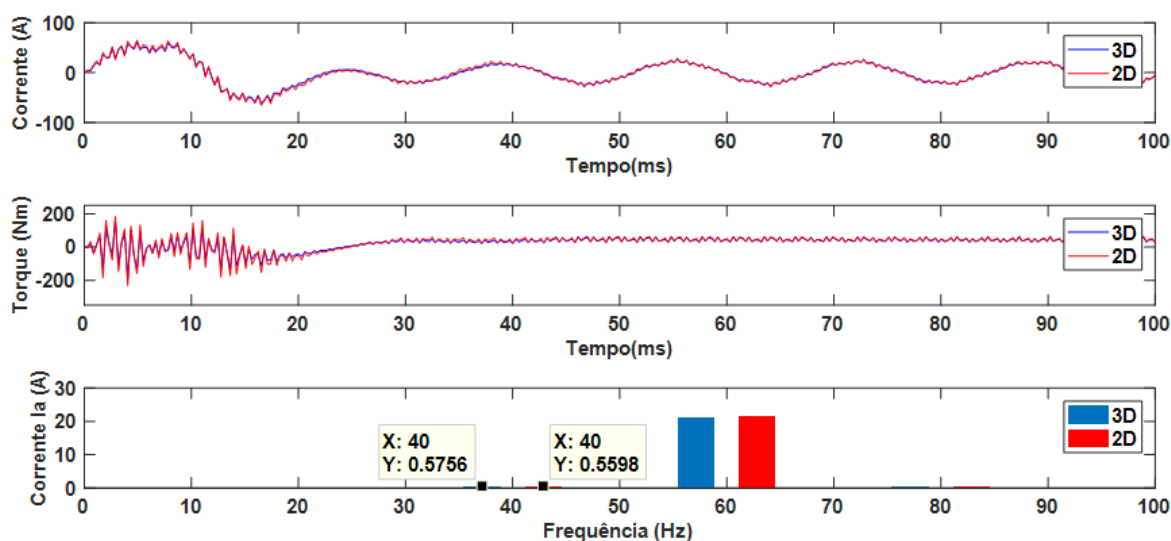


Fonte: Autoria própria.

Dessa forma, constata-se que modelos em 2D, além de serem capazes de representar defeitos de barras quebradas do rotor de forma satisfatória, mostram-se mais vantajosos que os 3D para a análise em questão. Esse fato se dá, principalmente, pela menor complexidade computacional e conseqüentemente a redução do tempo de simulação. O uso dos modelos 2D aliados à disponibilidade de simulação em HPC tornaram os tempos necessários para simulação em torno de 1/50 do tempo para o 3D.

Com o menor custo computacional exigido pelo modelo 2D, foi viável realizar simulações com um período de tempo maior, possibilitando análises mais detalhadas dos resultados. Assim, o mesmo modelo 2D do motor de 10 cv, mostrado na Figura 14, foi simulado na condição saudável e com 2-2 barras quebradas. Para ambas as simulações, foram ajustados os seguintes parâmetros: tempo de parada de 1,1 s com passo de 290 μ s. Esses parâmetros garantem a amostragem de aproximadamente 57

Figura 16 – Comparação resultados modelos 2D e 3D MIT 10 cv com 2-2 barras quebradas: corrente no domínio do tempo, curvas de torque e espectro das correntes.



Fonte: Autoria própria.

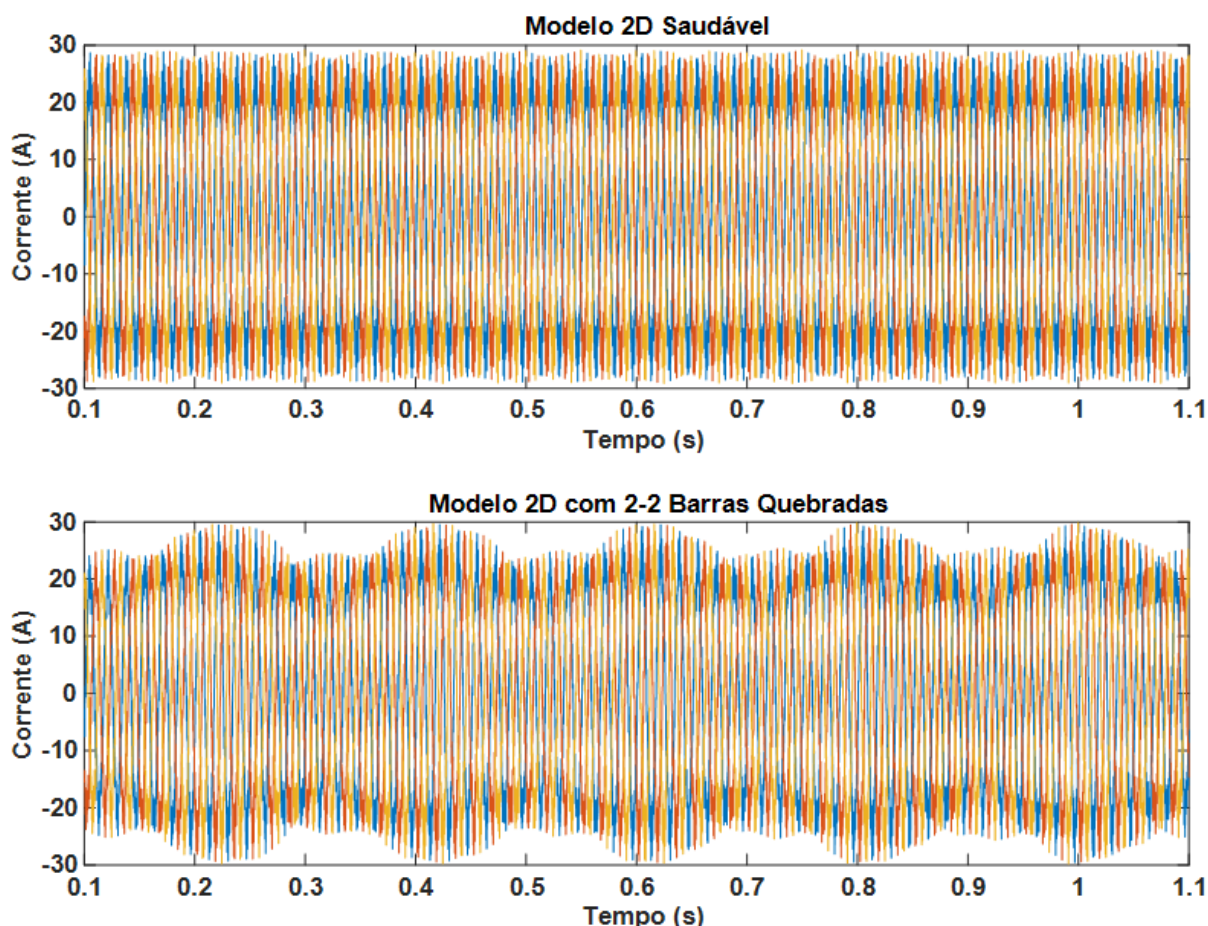
pontos por ciclo, considerando uma frequência de 60 Hz. Com essas configurações uma malha com aproximadamente 40 mil triângulos foi criada e o tempo necessário para concluir a simulação foi de 2 horas e 15 minutos usando o HPC.

Inicialmente, as características de falha de barras quebradas são analisadas no domínio do tempo. Para isso, a Figura 17 apresenta as correntes trifásicas dos modelos do motor saudável e com 2-2 barras quebradas plotados no domínio do tempo.

A partir da observação das curvas da Figura 17, é possível notar mudanças na forma de onda da corrente do motor no domínio do tempo quando há barras quebradas. As curvas do modelo defeituoso mostram deformações e oscilações que não foram observadas nas correntes do modelo saudável. Essas oscilações são típicas de falhas de barras quebradas e são refletidas na velocidade do motor e no torque. Conforme já discutido, usando análises no domínio do tempo, é difícil confirmar que os efeitos observados são causados por falhas sem o auxílio de alguma técnica de análise. Este fato demonstra a necessidade de se utilizar métodos de processamento de sinais.

Nesse sentido, a FFT das correntes foi calculada para observar a resposta em frequência. Vale ressaltar que, para o cálculo da transformada de Fourier, o transitório de partida do motor foi descartado. Apenas as correntes em estado estacionário foram usadas. Assim, é possível utilizar a MCSA para caracterizar as assinaturas de falha. As correntes no domínio da frequência de uma mesma fase, a partir da simulação do MIT saudável e com falha de rotor, são mostradas na Figura 18. Verifica-se que, conforme descrito anteriormente, a amplitude da banda lateral esquerda do componente de frequência principal da corrente do modelo defeituoso foi maior em comparação com o

Figura 17 – Sinais de corrente no domínio do tempo para modelo 2D do MIT 10 cv com e sem falha.



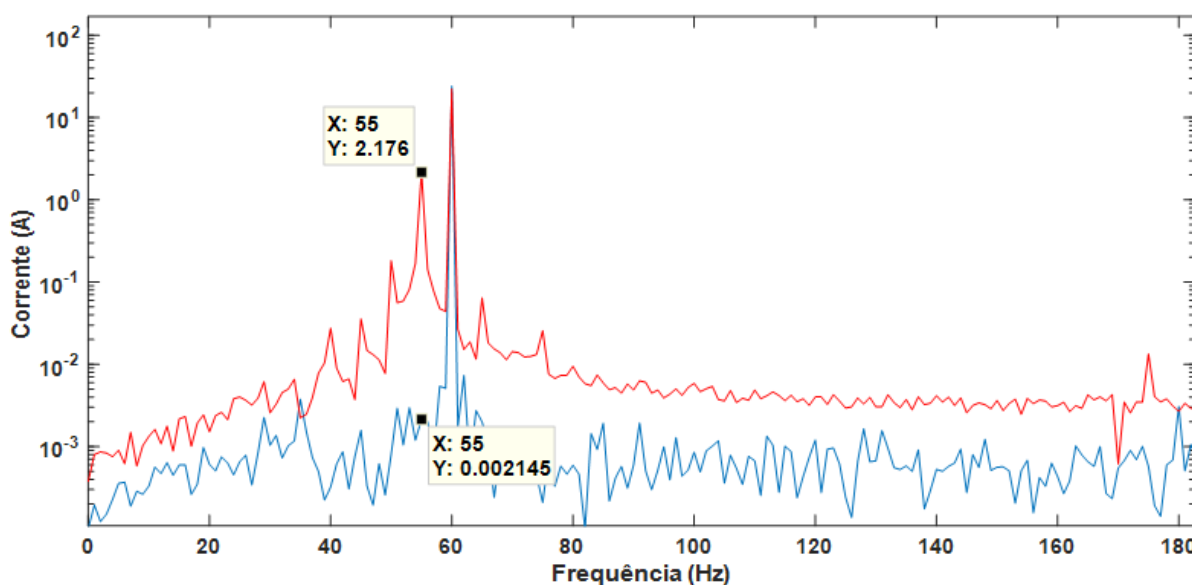
Fonte: Adaptado de [115].

saudável.

Considerando que o escorregamento do motor em questão para tais condições de operação é de 4,28%, o aumento da amplitude no espectro da frequência, de acordo com a Equação (3), deve ser observado em 54,87 Hz. Na Figura 18, percebe-se que houve o aumento da amplitude do espectro na região da frequência de falha do rotor. Mais especificamente, a amplitude na frequência de 55 Hz teve um aumento significativo, mostrando-se como uma assinatura de falha de barra quebrada. A análise detalhada com uma maior resolução do sinal da corrente no domínio da frequência, só foi possível por conta do maior tempo de simulação do modelo 2D. Assim, foi possível verificar a assinatura típica de faltas de barra rompida no sinal de corrente do estator, que já foram relatadas anteriormente por diversos trabalhos na literatura técnica apresentados neste trabalho.

Após essas constatações, justifica-se o aprofundamento no uso da modelagem em 2D para a continuidade dos estudos modelando motores comerciais, com

Figura 18 – Sinais de corrente no domínio da frequência para modelo 2D do MIT 10 cv com e sem falha.



Fonte: Adaptado de [115].

o objetivo de criar gêmeos digitais desses motores. No entanto, não se descarta o desenvolvimento e implementação dos modelos 3D, uma vez que com o avanço do processamento computacional, estes podem possibilitar estudos que os modelos 2D não permitem, como falhas de bolhas e trincas nas barras do rotor. Que, portanto, estão fora do escopo do presente trabalho.

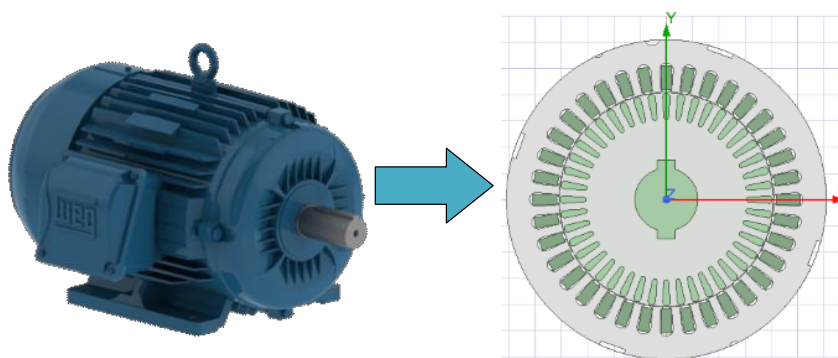
4.1.3 Modelos de MITs Reais

Visto que os resultados quanto à representação de defeitos de barras quebradas em motores, com parâmetros típicos, mostraram-se promissores, há a motivação de replicar esses estudos para máquinas reais. Assim, com o propósito de averiguar se as estratégias de simulação apresentadas anteriormente são válidas experimentalmente, modelos 2D em elementos finitos de máquinas reais foram implementados. Os motores escolhidos para serem investigados são os usados em outros trabalhos [117]–[119] e seus principais parâmetros estão na Tabela 1. A preferência de selecionar esses equipamentos é justificada principalmente pela disponibilidade de um extenso banco de dados composto de dados em diversas condições de defeitos e operação [107], [120], [121].

O modelo em 2D em MEF do Motor 1, MIT de 1 cv do fabricante WEG modelo W22 Plus, foi construído com base em dados, características e dimensões reais do motor. O motor em questão foi detalhadamente modelado em duas dimensões, isto

é, todas as suas partes foram desenhadas e caracterizadas de acordo com os dados reais. O modelo completo, sem divisões em eixos de simetria, foi concretizado com o intuito de possibilitar a realização de testes para todos os tipos de falhas. Uma foto do MIT real e seu modelo 2D podem ser vistos em Figura 19.

Figura 19 – MIT 1 cv WEG W22 Plus e seu modelo MEF 2D.



Fonte: Autoria própria.

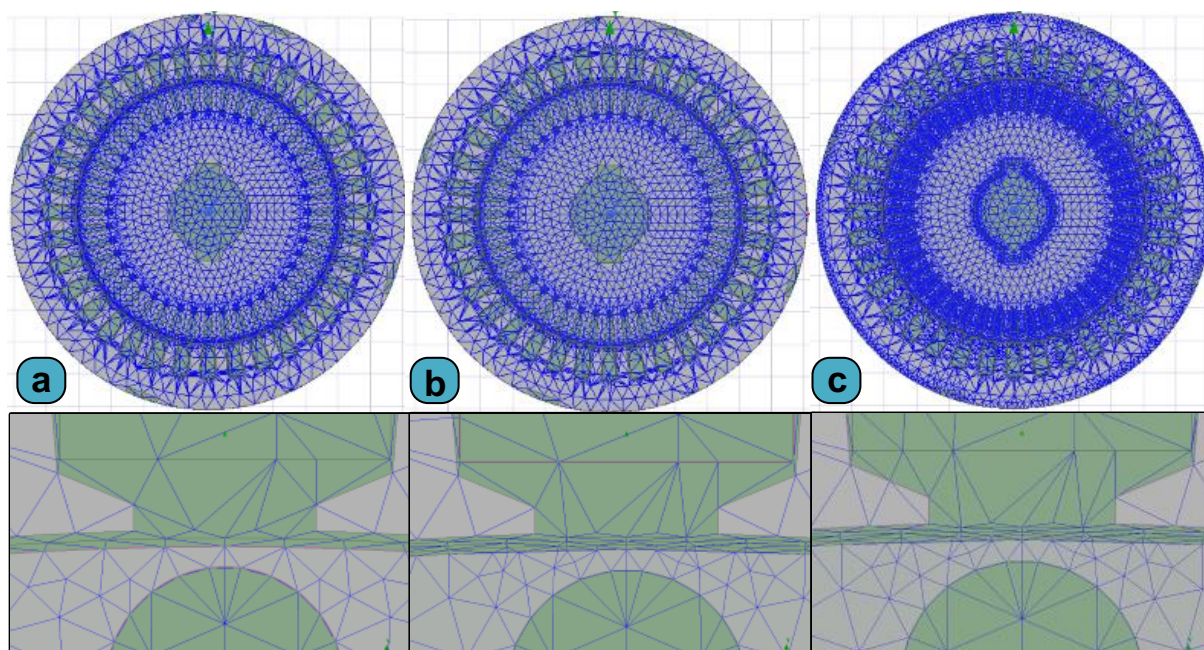
4.1.3.1 Análise de Simplificação de Malhas

Com a finalidade de definir uma malha adequada do ponto de vista de custo computacional de simulação e representatividade do modelo, realizou-se um estudo entre três malhas diferentes (M0, M1 e M2) para três condições do motor (saudável, 1 e 4 barras adjacentes quebradas), gerando assim um total de nove simulações. As malhas testadas seguiram as seguintes condições:

- M0: malha gerada utilizando o otimizador do software;
- M1: inserção de duas circunferências no entreferro além da banda de rodagem;
- M2: inserção de duas circunferências no entreferro além da banda de rodagem e operações de malha adicionais no estator, rotor e barras.

As três configurações de malhas foram plotadas sobre o modelo e são apresentadas na Figura 20 com uma imagem focando no entreferro. Percebe-se, claramente, que a malha M2 tem mais elementos que M1 e M0, principalmente no estator, rotor e barras, locais onde foram adicionadas operações de refinamento de malha. Analisando as ilustrações na parte inferior, constata-se a presença das circunferências acrescentadas em M1 e M2 que auxiliaram na criação de uma malha mais densa no entreferro. Mais especificamente, as malhas M0, M1 e M2 obtiveram um total de, respectivamente, 11228, 15544 e 30716 elementos finitos e duraram em média 5h e 30min, 8h e 15h.

Figura 20 – Malhas modelo 2D do motor de indução de 1 cv: a) malha M0; b) malha M1; c) malha M2.



Fonte: Autoria própria.

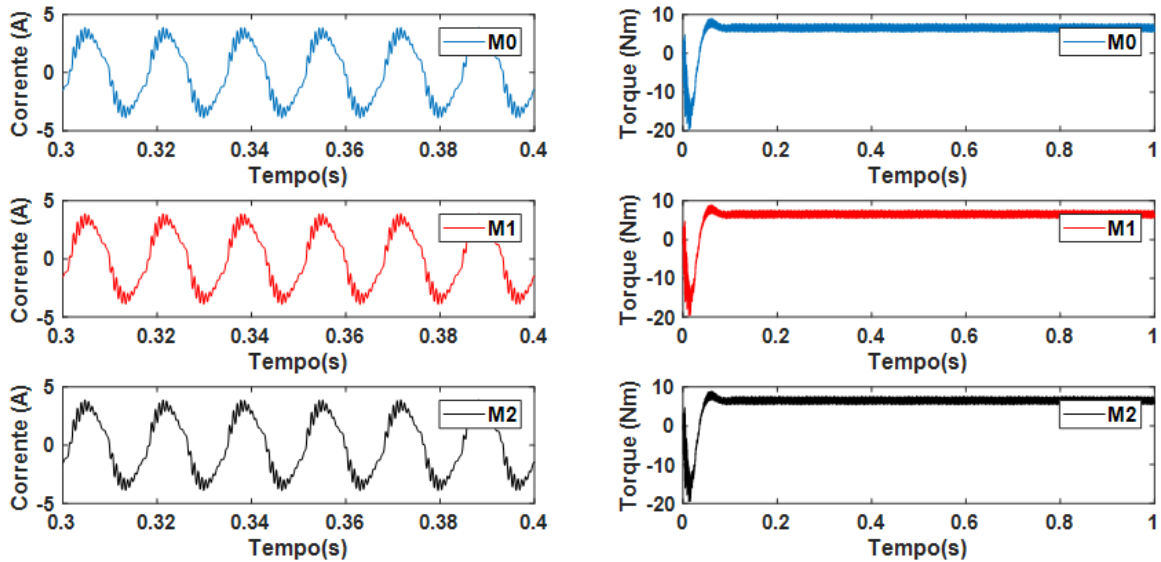
As simulações foram realizadas no HPC e ajustadas com um tempo de parada de 1s e passo de cálculo de $96,34 \mu s$ (173 pontos por ciclo).

Para verificar a diferença nos resultados referente às alterações nas três malhas implementadas, as curvas de torque e corrente para cada condição foram plotadas. A Figura 21, Figura 22 e Figura 23, mostram respectivamente os sinais de corrente e torque para os modelos sem falha, com 1 e 4 barras adjacentes quebradas. Analisando, tanto as curvas de corrente como as de torque, observa-se que as alterações referentes ao uso das malhas M0, M1 e M2 são praticamente imperceptíveis. Tanto que, se forem plotadas em uma mesma figura, ficam sobrepostas impossibilitando a visualização de todas as curvas. Dessa forma, a utilização da malha com menor número de elementos (M0), criada usando o otimizador de malhas do software, mostra-se mais vantajosa. Principalmente, por apresentar um tempo necessário para concluir a simulação de 1,45 vezes menor que a malha M1 e de 2,73 vezes menor que M2.

Embora, nesse ponto, o foco esteja nos resultados apresentados na análise comparativa entre as malhas, é importante destacar o aparecimento de oscilações nos sinais do torque e da corrente quando comparada as condições sem falha (Figura 21) e 1 barra quebrada (Figura 22). Pode-se perceber que a inserção de uma falha inicial de apenas uma barra quebrada já mostrou alterações nas formas de onda da corrente e do torque. Nesse sentido, pode-se ainda observar que estas alterações são mais visíveis para a situação de 4 barras quebradas (Figura 23). Esse comportamento é

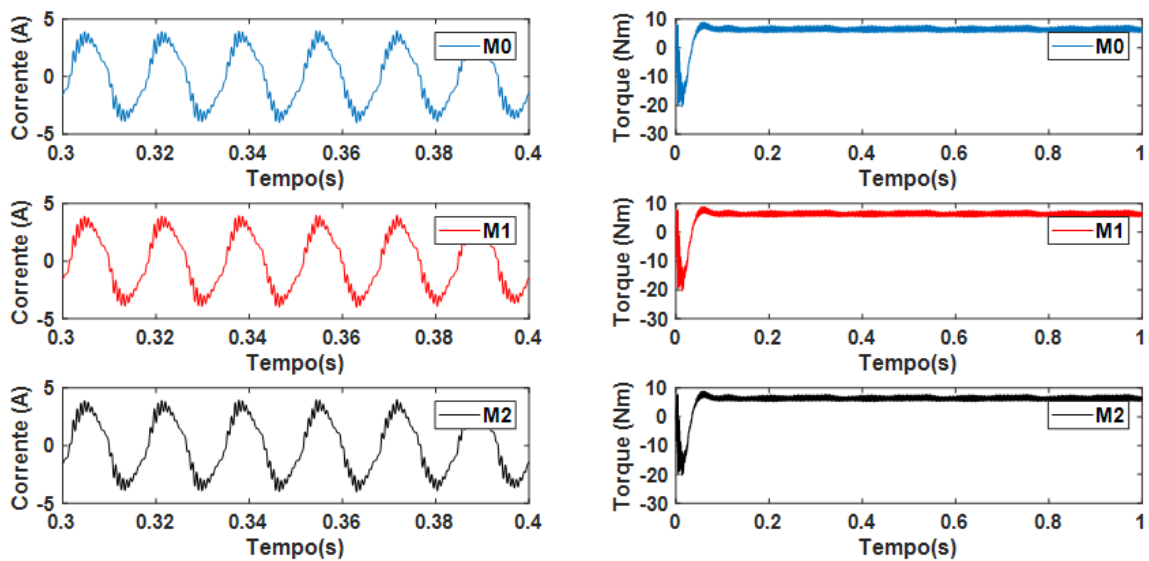
de fato o esperado, pois o aparecimento de distorções nas correntes, oscilações no torque e, conseqüentemente, aumento da vibração mecânica estão entre os principais efeitos do agravamento da falha de barras rompidas. Dessa forma, esses modelos de motores com defeitos mostram representatividade das características de falha.

Figura 21 – Sinais de corrente e torque obtidos com o modelo motor 1 cv sem falhas para as malhas M0, M1 e M2.



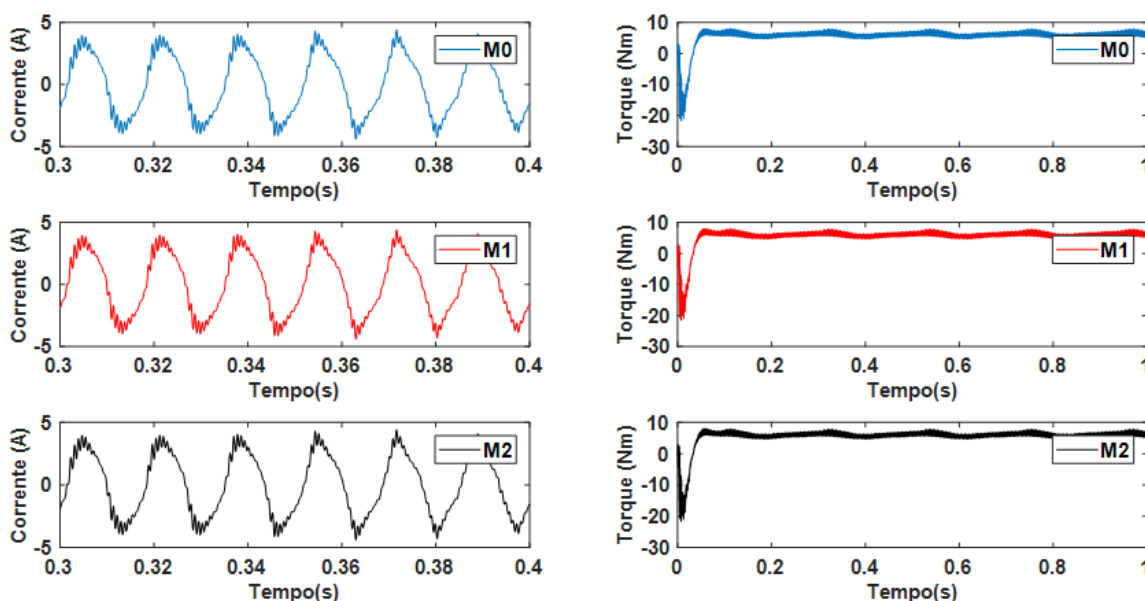
Fonte: Autoria própria.

Figura 22 – Sinais de corrente e torque obtidos com o modelo motor 1 cv com 1 barra quebrada para as malhas M0, M1 e M2.



Fonte: Autoria própria.

Figura 23 – Sinais de corrente e torque obtidos com o modelo motor 1 cv com 4 barra quebrada para as malhas M0, M1 e M2.



Fonte: Autoria própria.

4.1.3.2 Análise da Influência da Temperatura no Modelo do MIT

Com todos os detalhes e características do motor representados no modelo, o resultado apresentado ainda poderia ser melhorado, especialmente, a velocidade do rotor. Assim, iniciou-se uma investigação para o melhor entendimento de como o software trata as questões de influência da temperatura nos elementos que compõe o modelo do motor. Após os estudos, identificou-se que o Maxwell utiliza como padrão a temperatura de 22°C para todos os elementos do modelo e para o ambiente da simulação, não considerando os efeitos gerados em detrimento do aquecimento do ambiente e da máquina. De fato, essa simplificação implica considerar uma temperatura muito inferior à temperatura de operação de um motor saudável em condições nominais, podendo levar a um modelo que não seja representativo o suficiente para o estudo em questão.

Percebeu-se que havia a necessidade de considerar os efeitos da temperatura de operação do motor nos elementos mais afetados, a saber: os enrolamentos do estator, as barras e anéis de curto-circuito do rotor. Tal fato pode ser confirmado por meio dos dados apresentados na Tabela 2. Esta tabela exhibe os valores de corrente elétrica RMS, potência, torque e velocidade nominais (dados de placa) e medidos em bancada experimental do motor real, bem como os resultados obtidos com os modelos MEF, sendo que o “Modelo A” não considera a influência da temperatura e o “Modelo B” considera. Assim, os resultados obtidos pela simulação dos modelos 2D com e sem a influência da temperatura podem ser comparados com os valores nominais e

experimentais do motor em teste.

Tabela 2 – Parâmetros e características: nominais do MIT real (dados de placa), medição do MIT real, Modelo A (sem influência da temperatura) e Modelo B (com influência da temperatura).

Item	Dados de Placa	Dados de medição	Modelo A	Modelo B
Corrente	1,75 A	1,66 A	1,61 A	1,63 A
Potência	750 W	731 W	752 W	750 W
Torque	4,14 Nm	4,01 Nm	4,09 Nm	4,13 Nm
Velocidade	1730 rpm	1740 rpm	1754 rpm	1733 rpm

Fonte: Autoria própria.

Analisando os dados apresentados na Tabela 2, os resultados do Modelo A que não considera a influência da temperatura apresentam divergências em relação à placa de identificação e aos dados de medição, principalmente a velocidade do rotor, que interfere diretamente na frequência de falhas. No entanto, ainda na Tabela 2, observa-se que os resultados do Modelo B, que considera os efeitos térmicos sobre seus elementos, estão mais próximos dos conjuntos de dados nominais e experimentais utilizados como referência.

Para facilitar essa verificação, os erros relativos em porcentagem são apresentados na Tabela 3. Nela, percebe-se que os erros relativos do Modelo B são menores para os parâmetros considerados, quando comparados com os resultados do Modelo A. Assim, demonstra-se a necessidade do modelo térmico ser incluído nas simulações para alcançar resultados mais precisos.

Tabela 3 – Erro relativo do Modelo A (sem influência da temperatura) e Modelo B (com influência da temperatura) em relação aos dados nominais (dados de placa) e de medição do MIT real.

	Modelo A		Modelo B	
	Nominal	Medição	Nominal	Medição
Corrente	8,00%	3,01%	6,86%	1,81%
Potência	0,27%	2,87%	0,00%	2,60%
Torque	1,21%	2,00%	0,24%	2,99%
Velocidade	1,39%	0,80%	0,17%	0,40%

Fonte: Autoria própria.

Os detalhes da modelagem dos enrolamentos do estator, das barras e anéis de curto-circuito do rotor sob a influência da temperatura de operação do motor são detalhadamente discutidas nas próximas seções.

4.1.3.2.1 Modelagem dos Enrolamentos do Estator

Segundo consta no Guia de Especificação de Motores Elétricos WEG [18], o ponto mais quente da máquina está localizado entre os enrolamentos do estator. As normas nacionais e internacionais (por exemplo: ABNT NBR 17094 e IEC 60034-1) estabelecem que os materiais isolantes e os sistemas de isolamento (cada um formado pela combinação de vários materiais) são agrupados em CLASSES DE ISOLAMENTO, cada qual definida pelo respectivo limite de temperatura. As classes de isolamento utilizadas em máquinas elétricas e os respectivos limites de temperatura conforme ABNT NBR 17094 e IEC 60034-1, são as seguintes: Classe A (105°C), Classe E (120°C), Classe B (130°C), Classe F (155°C) e Classe H (180°C).

Nesse sentido, outro parâmetro importante a ser tratado é a elevação de temperatura, definida como a diferença entre a temperatura média dos enrolamentos e a temperatura do meio refrigerante. Sabe-se que é muito difícil medir a temperatura do enrolamento com termômetros ou termopares, pelo fato da temperatura variar ao longo do enrolamento e não se ter certeza de que a temperatura é aferida no ponto mais quente. Assim, a forma mais confiável de mensurar a temperatura do enrolamento e, conseqüentemente, conhecer a elevação de temperatura do motor, é por meio da variação de sua resistência ôhmica com a temperatura [18], matematicamente descrita pela Equação (9).

$$\Delta t = t_2 - t_a = \frac{R_2 - R_1}{R_1} (234,5 + t_1) + t_1 - t_a \quad (9)$$

sendo:

Δt é a elevação de temperatura;

t_1 a temperatura do enrolamento antes do ensaio;

t_2 a temperatura dos enrolamentos no fim do ensaio;

t_a a temperatura do meio refrigerante no fim do ensaio;

R_1 a resistência do enrolamento antes do ensaio;

R_2 a resistência do enrolamento no fim do ensaio.

Aplicando esse conceito para motores elétricos, a temperatura do ponto mais quente do enrolamento deve ser mantida abaixo do limite da classe, que é a soma da temperatura ambiente, da elevação de temperatura (Δt) e da diferença que existe entre a temperatura média do enrolamento e a do ponto mais quente. As normas de motores fixam a máxima elevação de temperatura (Δt), de modo que a temperatura do ponto mais quente fica limitada. Baseado nas seguintes considerações, a temperatura ambiente é por norma (ABNT NBR 17094 e IEC 60034-1) no máximo 40°C. Acima disso as condições de trabalho são consideradas especiais e a diferença entre a

temperatura média e a do ponto mais quente não varia muito de motor para motor e seu valor, estabelecido em norma e baseado na prática, é 5 °C (classes A e E), 10 °C (classes B e F), e 15 °C (classe H) [18].

As normas de motores, portanto, estabelecem um valor máximo para a temperatura ambiente e para a elevação de temperatura em cada classe de isolamento. Deste modo, a temperatura do ponto mais quente do motor é indiretamente limitada. Os valores numéricos e a composição da temperatura admissível do ponto mais quente, são indicados na Quadro 2.

Quadro 2 – Composição da temperatura em função da classe de isolamento.

Classe de isolamento		A	E	B	F	H
Temperatura ambiente	°C	40	40	40	40	40
Δt = elevação de temperatura (método da resistência)	°C	60	75	80	105	125
Diferença entre o ponto mais quente e a temperatura média	°C	5	5	10	10	15
Total: temperatura do ponto mais quente	°C	105	120	130	155	180

Fonte: Extraído de [18]

De acordo com o exposto, observando o Quadro 2 e conforme os dados de placa, pode-se determinar a elevação de temperatura (Δt) dos motores WEG modelo W22 Plus tipo B em 80K. Isso significa que, para condições nominais de operação, independente da temperatura ambiente, a temperatura interna do motor será 80 °C a mais que a temperatura do ambiente.

Com essas informações, a Equação (9) pode ser usada para determinar a variação da resistência dos enrolamentos do rotor em função da temperatura de operação.

Considera-se a temperatura do enrolamento antes do ensaio (t_1) igual à do ambiente (t_a), e ao isolar-se (R_2) na Equação (9), obtém-se a seguinte equação:

$$R_2 = R_1 \left(\frac{t_2 - t_a}{234,5 + t_a} + 1 \right) \quad (10)$$

Assim, a influência da temperatura de operação do motor nos seus enrolamentos foi modelada por meio da Equação (10). Para a simulação dos modelos usou-se a temperatura ambiente (t_a) de 25 °C e a temperatura dos enrolamentos (t_2) de 115 °C, esse valor é encontrado por meio da soma de $t_a = 25$ °C, $\Delta t = 80$ °C e 10 °C, que é a diferença entre a temperatura média e a do ponto mais quente para motores classe B e F. O valor da resistência dos enrolamentos pode ser identificado por meio de ensaios.

4.1.3.2.2 Modelagem das Barras e Anéis de Curto-circuito do Rotor

Com o intuito de considerar a influência da temperatura de operação do motor no rotor, a modelagem das barras e dos anéis de curto-circuito foram particularizadas para os motores sob análise. Essas modificações se resumem a estabelecer uma relação das características do material que compõe esses elementos do motor com a sua temperatura de operação. Essa relação foi definida, neste trabalho, por meio da equação de variação da resistência em função da temperatura para materiais condutores, uma vez que, tanto as barras do rotor quanto os anéis de curto-circuito são constituídos de alumínio injetado. A equação utilizada foi a seguinte:

$$R_2 = R_1 \left(\frac{k + t_2}{k + t_1} \right) \quad (11)$$

sendo:

k coeficiente de variação da resistência com a temperatura;

R_1 a resistência do material na temperatura t_1 ;

R_2 a resistência do material na temperatura t_2 .

Como o modelo em questão é bidimensional, os anéis de curto-circuito não são representados por meio de elementos geométricos desenhados, assim como as cabeças de bobinas, esses têm suas características de resistência e indutância indicados por valores fixos no software. Assim, para variar a resistência com a temperatura, a Equação (11) foi usada para relacionar a resistência dos anéis de curto-circuito com a variação de temperatura, sendo $t_1=25^\circ\text{C}$ (temperatura ambiente) e $t_2=115^\circ\text{C}$ (temperatura interna do motor). Assim, destaca-se que esses elementos são contemplados no modelo e consideram os efeitos térmicos inerentes a eles.

No caso das barras do rotor, também incluiu-se a dependência da temperatura para esses elementos do modelo. Para isso, deve-se alterar as configurações de simulação para todos os elementos que representam barras do rotor e a temperatura de operação do motor desejada deve ser ajustada. Para esse modelo de motor utilizou-se 115°C , mesma temperatura do estator. Salienta-se que o fabricante do motor foi consultado e sugeriu a utilização da temperatura de operação igual para o estator e rotor. Ainda, nas características do material, no caso alumínio injetado, deve ser modificada usando o inverso da Equação (11) para definir a condutância elétrica do material. Dessa forma, o modelo passou a considerar influência da temperatura nos elementos mais afetados do rotor.

4.1.3.3 Consideração da Inclinação das Barras do Rotor

Conforme visto no Capítulo 2, as espiras dos enrolamentos do estator são estrategicamente distribuídas nas ranhuras ao longo do núcleo do estator de forma uniforme. Ao mesmo tempo que essa distribuição apresenta vantagens, também cria um problema. Por conta da presença dos dentes e das ranhuras, a superfície do estator não é perfeitamente lisa (uniforme). Quando o motor está em operação, a presença das ranhuras implica em uma variação da relutância e do fluxo magnético ao longo dessa superfície. Por sua vez, esta variação produz componentes harmônicos nas correntes do estator denominados Harmônicos de Ranhuras, com frequências dadas pelo número de ranhuras do estator [105].

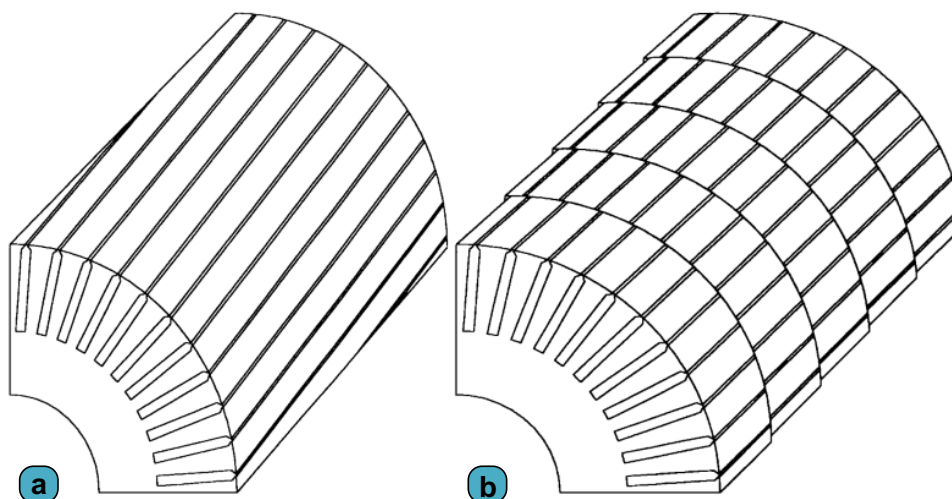
Habitualmente, os projetistas e fabricantes usam um procedimento para redução desses harmônicos que consiste na inclinação das ranhuras do estator ou rotor da máquina. É comum a utilização dessa estratégia na produção de motores de indução, em que as barras do rotor em gaiola inclinadas em relação às ranhuras do estator. Desta forma, durante o funcionamento do motor, uma extremidade da barra encontra-se posicionada sob uma ranhura do estator e sua outra extremidade sob a ranhura seguinte, configurando uma inclinação de uma ranhura. Assim, cada barra está submetida, ao longo de sua profundidade, à variação de relutância existente entre ranhuras adjacentes (distância que corresponde ao período elétrico da menor frequência harmônica devido às ranhuras), de forma que seus componentes harmônicos são cancelados.

A modelagem de motores de indução usando MEF em duas dimensões, tradicionalmente, não contempla a inclinação das barras do rotor, pois a máquina é representada por uma única seção transversal considerada constante ao longo de seu eixo e com profundidade igual à profundidade total de seu pacote. No entanto, existem algumas maneiras para considerar a inclinação das barras em modelos 2D, como é o caso do denominado Método de Fatiamento [122], [123], [105].

Neste método, a máquina é dividida no sentido axial em fatias que podem ter espessuras diferentes umas das outras ou, como é o caso mais frequente, ter a mesma espessura. Um corte transversal ao eixo do motor é feito a cada espessura de fatia, assim cada corte representa uma seção transversal distinta. Dessa forma, o motor passa então a ser representado pelo conjunto formado por todas estas seções transversais. Então, os cálculos são realizados individualmente para cada uma das seções e o resultado final é apresentado considerando a contribuição de todas as seções. A Figura 24 mostra um exemplo de um rotor em gaiola com barras inclinadas e b) sua representação usando o Método de Fatiamento com 5 fatias.

Dessa forma, o presente trabalho faz o uso do Método de Fatiamento, disponível no software ANSYS Maxwell e equacionado em [123], para modelar o motor de indução em questão. A inclinação de uma ranhura é representada usando um modelo multi-

Figura 24 – Método de Fatiamento para a representação de um rotor com barras inclinadas (apenas um quarto de rotor é mostrado): a) rotor com inclinação e b) rotor com 5 fatias.



Fonte: Extraído de [123]

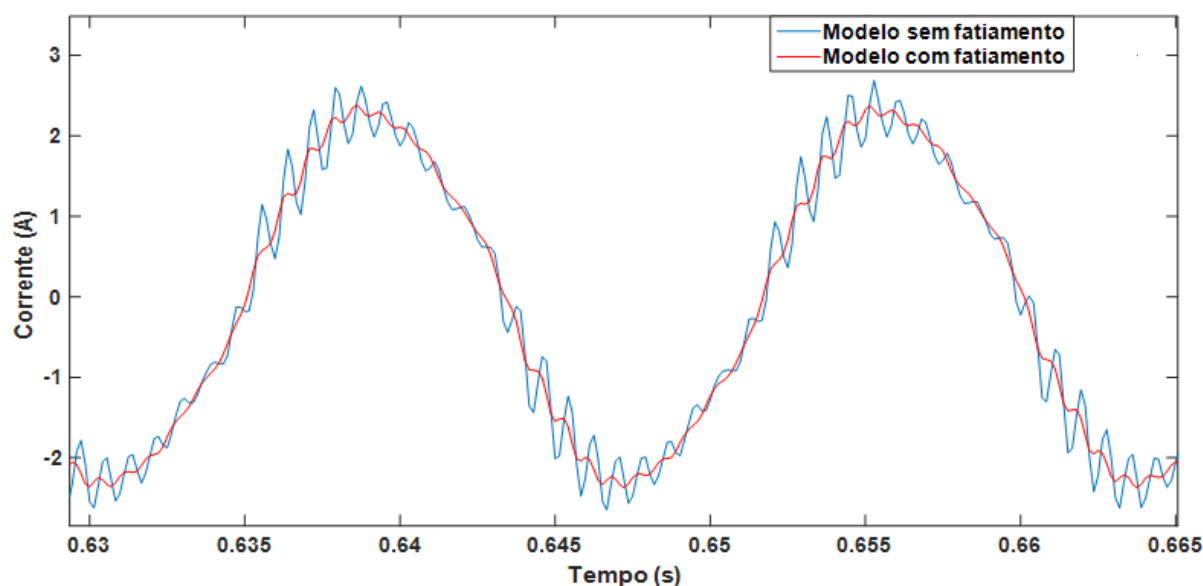
fatias. Nas simulações do modelo apresentado, foram considerados 5 fatias ao longo da profundidade do motor, assim como demonstrado na Figura 24 b).

A necessidade do uso de fatias ao longo da profundidade do motor para alcançar um modelo preciso fica evidente por meio das curvas de corrente mostradas na Figura 25. Percebe-se que a corrente do modelo sem fatias (azul) apresenta oscilações devido a interação entre as barras do rotor e as ranhuras do estator, fenômeno conhecido como harmônicos de ranhuras. Por meio da observação da curva em vermelho, que representa a corrente do gêmeo digital, o qual considera a inclinação das barras do rotor, nota-se que os harmônicos de ranhuras foram significativamente reduzidos com o uso da técnica.

4.1.3.4 Validação do Gêmeo Digital com Dados Experimentais

Com o objetivo de encontrar o modelo com resultados muito próximos ao motor real, mais algumas melhorias foram implementadas ao modelo anterior. Simplificações, como eliminação de recortes na extremidade das chapas (“rabo de andorinha”) foram realizadas no modelo para reduzir o tempo de simulação. As simulações passaram a considerar o transiente mecânico do motor. Isto é, em vez de fornecer apenas uma velocidade constante como é o caso da maioria das simulações, para esses modelos a velocidade de operação do motor varia em função do tempo e da dinâmica do motor. Mais especificamente, o solucionador é configurado para usar parâmetros como a força calculada, a massa, o momento de inércia, o amortecimento e o torque de carga especificados para determinar dinamicamente como o rotor se move. Ao pensar no

Figura 25 – Sinais de corrente do modelo MEF sem fatiamento e do Gêmeo Digital com fatiamento, ambos sem falhas.



Fonte: Autoria própria.

estudo de falhas em motores, é muito importante ter um modelo em que a velocidade varie em função da dinâmica de funcionamento do motor. Pois, como visto anteriormente, a frequência de falha varia com escorregamento do motor, que é uma relação entre a velocidade do rotor e a velocidade síncrona.

Normalmente, em simulações de MITs, considera-se que o domínio de cálculo é limitado pelo contorno do estator, pois devido à simetria magnética da máquina, os campos externos possuem amplitudes muito pequenas. Assim, é costume usar como condição de contorno o vetor potencial e adotar o potencial do vetor magnético para um valor constante igual a zero no limite de cálculo, que é chamado de condição de contorno de Dirichlet [124]. Dessa forma, o fluxo de dispersão do motor é desprezado. No entanto, como este modelo também representará a máquina defeituosa, foi considerada uma condição de contorno em que os campos só se anulam em pontos distantes do estator. Esse fato se faz necessário devido à assimetria da máquina que opera com defeito, que se torna assimétrica e os campos não se mantêm confinados dentro do motor. Essa configuração torna o modelo mais realista e possibilita a realização de estudos de falhas com base em medições de campos externos ao motor.

Também, é considerada a influência da temperatura nos elementos mais afetados do motor, os enrolamentos do estator, as barras e os anéis de curto-circuito do rotor, de modo a seguir as definições colocadas nas seções anteriores. As cabeças de bobinas dos enrolamentos do estator e os anéis de curto-circuito são contemplados no

modelo e, também, consideram os efeitos térmicos. Além disso, os materiais usados para caracterizar as partes do motor consideram as não-linearidades encontradas em condições reais, e o cálculo das perdas no núcleo foi considerado nas simulações. Ainda, destaca-se que o motor real apresenta inclinação de uma ranhura para as barras do rotor em relação às ranhuras do estator. Essa particularidade é representada pelo modelo em questão por meio do Método de Fatiamento considerando 5 fatias ao longo da profundidade.

Para reproduzir o efeito das barras quebradas, que nos ensaios laboratoriais é representado por meio da perfuração da barra, o material que compõe as barras é alterado de alumínio para vácuo. Assim, a circulação de corrente é interrompida, para simular as mesmas características encontradas nos experimentos. Dessa forma, tem-se um modelo complexo e muito detalhado do motor de indução comercial de 1 cv WEG modelo W22 Plus, que pela semelhança com o motor real, pode ser considerado seu gêmeo digital.

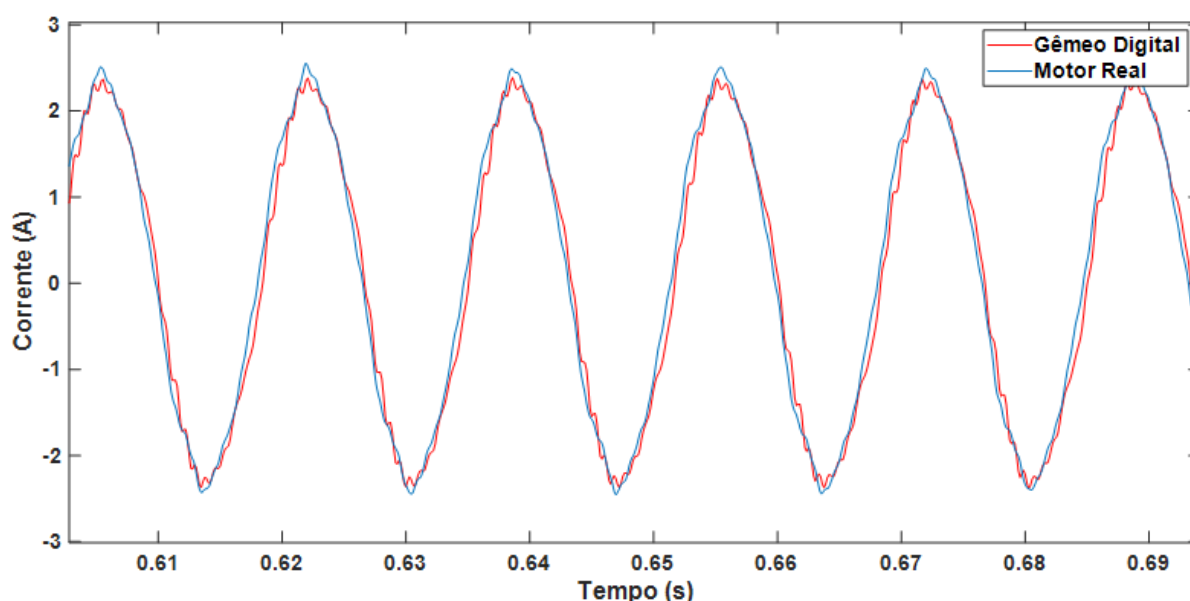
As simulações do gêmeo digital foram realizadas utilizando HPC e com os seguintes parâmetros: tempo de parada de 2,5 segundos e passo de cálculo de 138,89 μ s. Esses parâmetros garantem 120 pontos de amostragem por ciclo, considerando uma frequência de 60 Hz. A malha utilizada nas simulações é composta por aproximadamente 13664 elementos finitos. Com essas configurações, levou-se cerca de 22 horas para concluir cada simulação.

Inicialmente, para validar o gêmeo digital, seu sinal de corrente e a corrente medida experimentalmente do motor real, ambos em operação com carga nominal foram plotados na Figura 26, de modo que ficassem sobrepostos para facilitar a comparação. O sinal do gêmeo digital, em vermelho, ainda possui efeitos dos harmônicos de ranhuras de baixa amplitude. Apesar dessa pequena diferença, é possível observar uma adequada coerência dos resultados em termos de amplitude e característica do sinal de corrente, o que permite fazer uma validação inicial do gêmeo digital em relação aos resultados de medição.

4.1.4 Gêmeos Digitais de MITs Reais com Falhas

Após obter um modelo (gêmeo digital) com resultados muito próximos do motor real, pôde-se avançar as pesquisas de modo a alterar esse modelo com o intuito de inserir diferentes severidades de falhas de barras quebradas no rotor. Pensando em confrontar os resultados de simulação com dados reais de motores com falha, as seguintes condições de falhas foram selecionadas: 1, 2 e 4 barras adjacentes quebradas. Essa escolha foi baseada no banco de dados pré-existente e composto por resultados de medição em condições de falhas controladas. Dessa forma, é possível comparar os resultados aquisitados em bancada experimental com os resultados obtidos por meio da simulação computacional.

Figura 26 – Sinais de corrente do gêmeo digital e do motor real.



Fonte: Autoria própria.

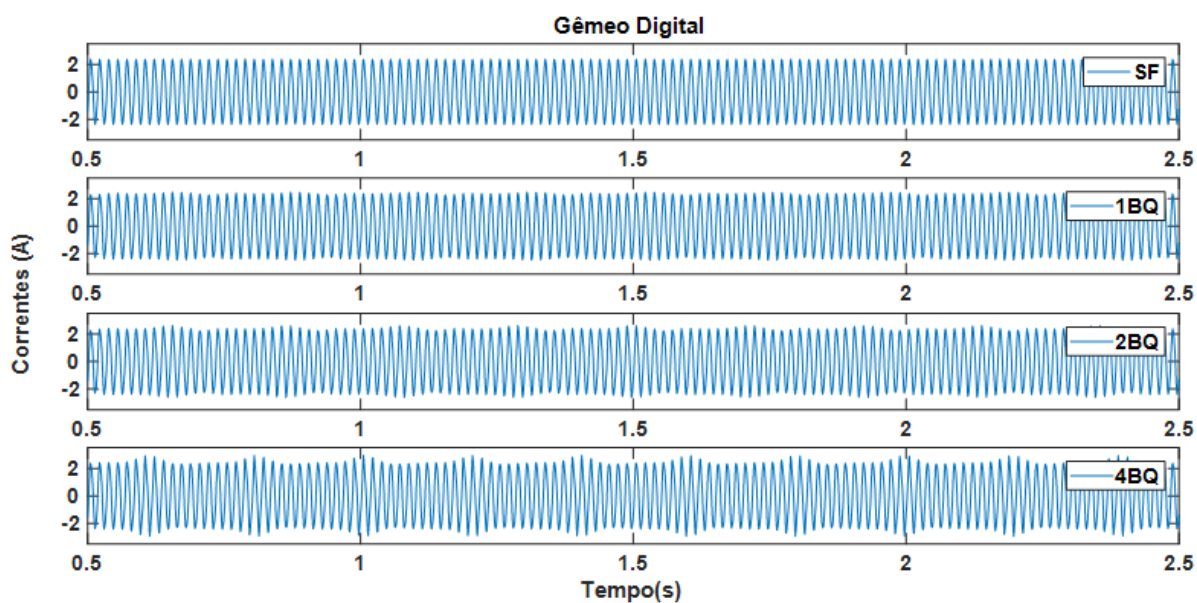
Para representar o motor com defeito, usou-se o gêmeo digital sem falhas com as mesmas características descritas nas seções anteriores. Entretanto, agora as geometrias que representam as barras em que se deseja simular o rompimento tiveram o material que as compõe alterados de alumínio para vácuo. Assim, impede-se a circulação corrente por essas barras, a fim de reproduzir os efeitos que ocorrem na prática.

4.1.4.1 Validação dos Gêmeos Digitais com Falhas

A fim de verificar as alterações no gêmeo digital causadas pelas diferentes condições de falhas do rotor, os resultados de simulação são comparados com as medições do motor real. Mais especificamente, são apresentadas as curvas de corrente, torque e velocidade em regime permanente para as condições sem falha (SF), com 1, 2 e 4 barras quebradas (1BQ, 2BQ e 4BQ) para o gêmeo digital e para o motor real. A Figura 27 e a Figura 28 mostram, respectivamente, a corrente da fase A do gêmeo digital e do motor real.

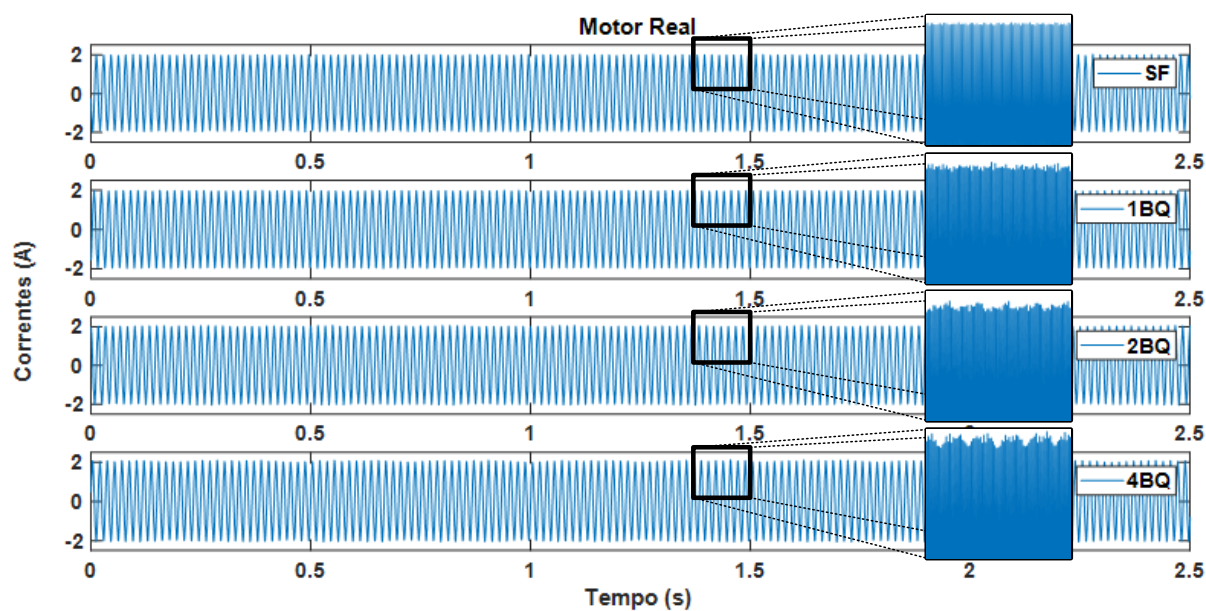
Observando-se as curvas de corrente da Figura 27, percebe-se que, mesmo sem a aplicação de qualquer técnica de análise, a inserção do defeito no modelo gerou uma alteração significativa nos sinais de corrente do motor no domínio do tempo. Para as correntes provenientes da medição em bancada na Figura 28, a alteração nas curvas é pouco perceptível. No entanto, observando os quadrados destacados

Figura 27 – Sinais de uma das correntes para o gêmeo digital saudável, com 1, 2 e 4 barras quebradas (resultados obtidos por simulação).



Fonte: Autoria própria.

Figura 28 – Sinais de uma das correntes para o motor real saudável, com 1, 2 e 4 barras quebradas (resultados obtidos por medição).

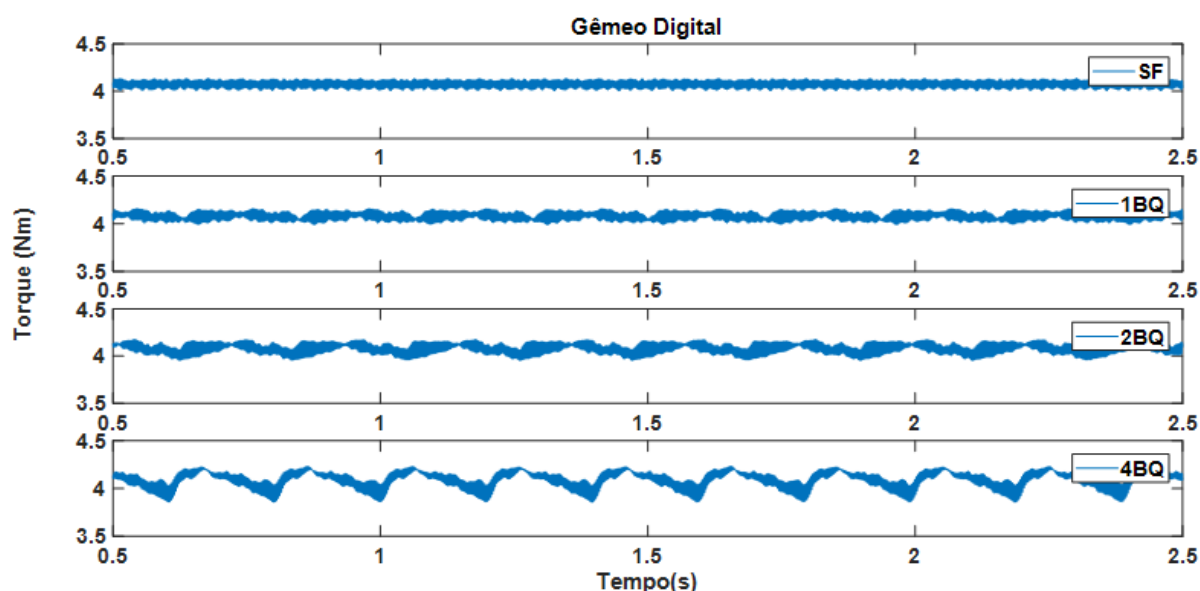


Fonte: Autoria própria.

na Figura 28, que mostram uma ampliação dos picos dos semiciclos positivos dos sinais de corrente, pode-se perceber o surgimento de oscilações em consequência da inserção da falha. Ainda, é possível verificar que a amplitude das oscilações é incrementada com o aumento da severidade da falha de barras quebradas, tanto para os sinais de simulação quanto de medição.

Analisando as curvas de torque para o gêmeo digital e para o motor real, respectivamente, presentes na Figura 29 e Figura 30, percebe-se o aparecimento de oscilações nos sinais. Destaca-se que, tanto para os resultados de simulação computacional quanto para medição em bancada, as oscilações são incrementadas com o aumento da severidade da falha.

Figura 29 – Sinais de torque para o gêmeo digital saudável, com 1, 2 e 4 barras quebradas operando com carga nominal (resultados obtidos por simulação).

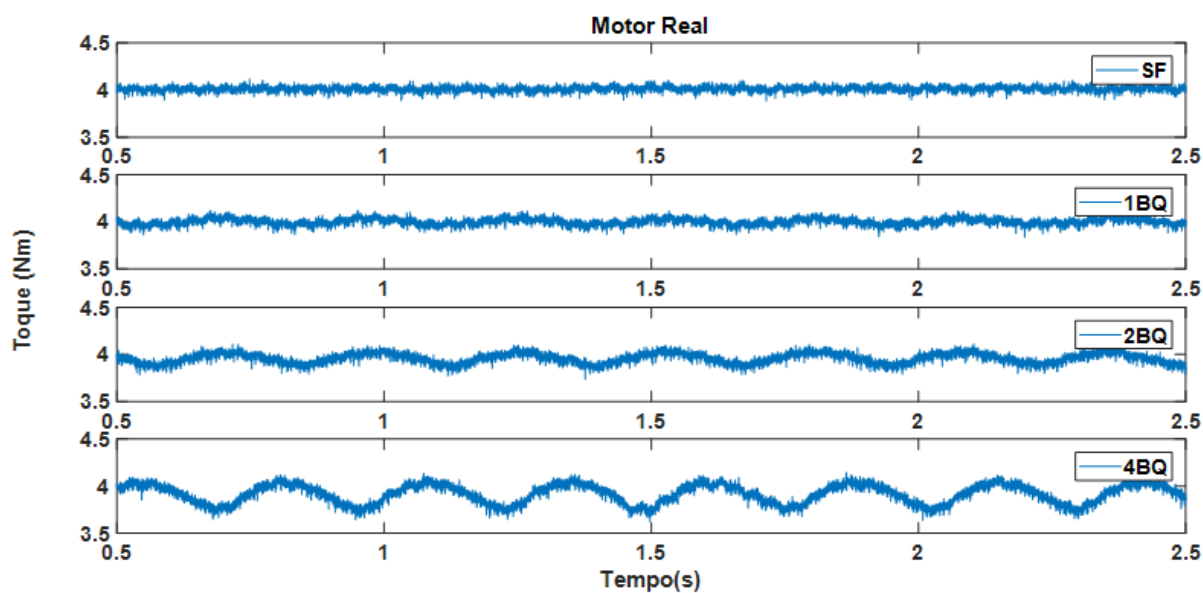


Fonte: Autoria própria.

Da mesma forma, a Figura 31 e a Figura 32 apresentam, respectivamente, a velocidade do rotor para o gêmeo digital e para o motor real. Para ambos os casos, quando comparadas as condições (saudável e com barras quebradas), pode-se observar que a velocidade apresenta variações quando o motor opera com falha. Ainda, é possível verificar que a oscilação da velocidade é maior para os casos de falhas mais graves.

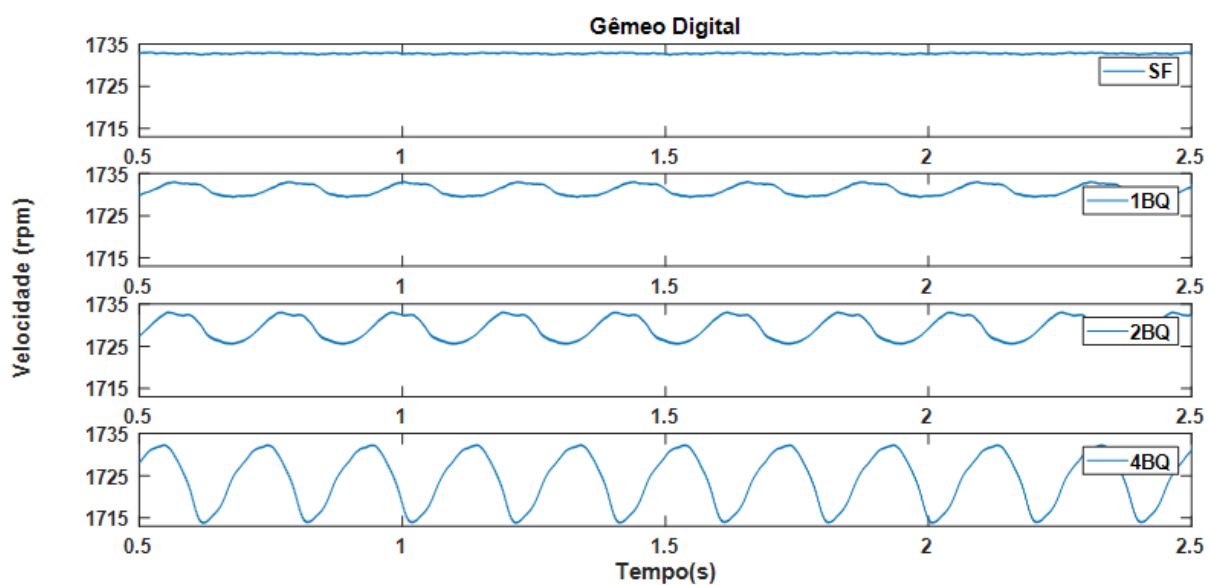
O aparecimento de distorções nas correntes, oscilações no torque, velocidade e, conseqüentemente, aumento da vibração mecânica estão entre os principais efeitos observados no agravamento da falha de barras rompidas. Dessa forma, os resultados das simulações do gêmeo digital com defeitos mostram que é possível representar as

Figura 30 – Sinais de torque para o motor real saudável, com 1, 2 e 4 barras quebradas operando com carga nominal (resultados obtidos por medição).



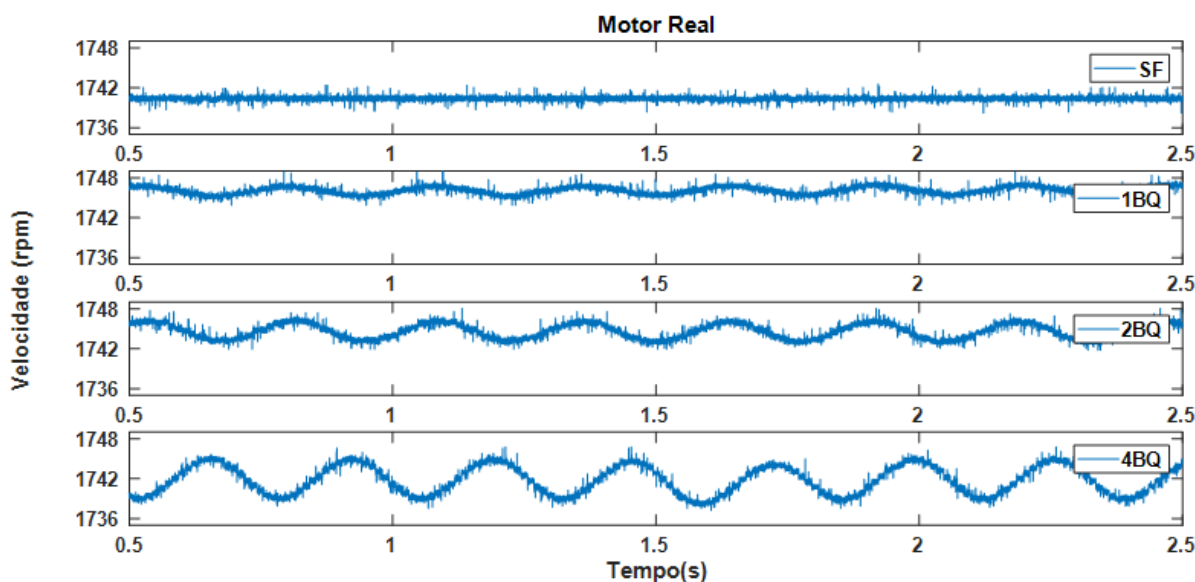
Fonte: Autoria própria.

Figura 31 – Sinais de velocidade para o gêmeo digital saudável, com 1, 2 e 4 barras quebradas (resultados obtidos por simulação).



Fonte: Autoria própria.

Figura 32 – Sinais de velocidade para o motor real saudável, com 1, 2 e 4 barras quebradas (resultados obtidos por medição).



Fonte: Autoria própria.

características de falha no rotor por meio de modelos MEF 2D.

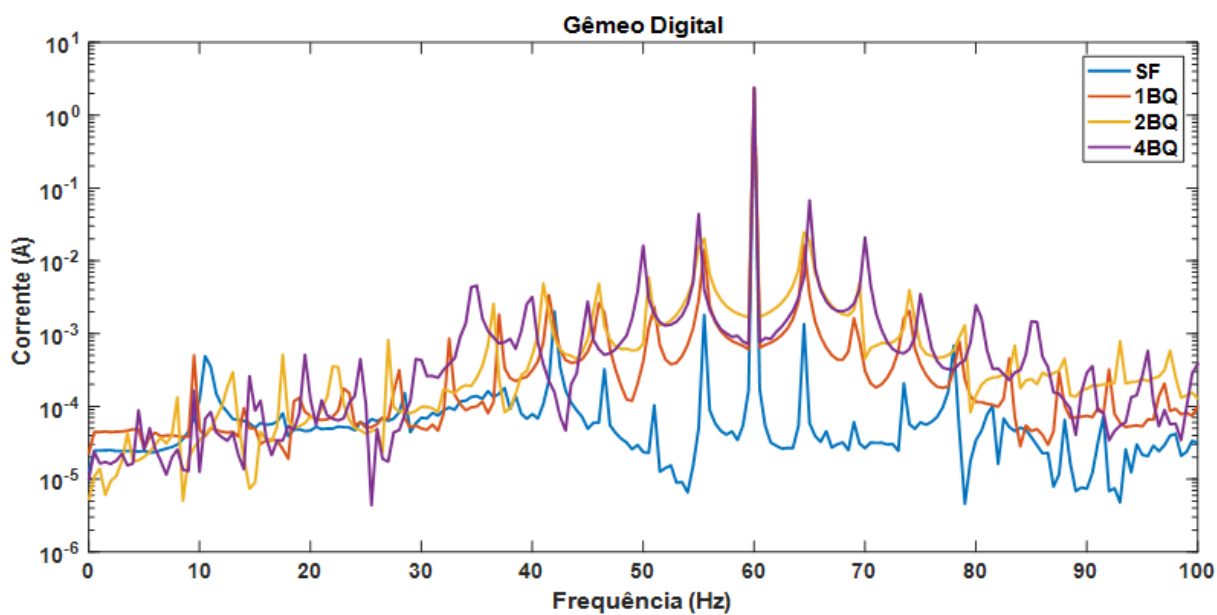
A fim de avaliar se as alterações que ocorreram na corrente do estator, no torque e na velocidade, são em função das falhas no rotor, realizou-se a análise da assinatura falha na corrente. Para isso, calculou-se a transformada rápida de Fourier dos sinais de corrente. A fim de validar os resultados obtidos por meio de simulação computacional, esses podem ser comparados com o espectro da corrente no domínio da frequência do motor de indução aquisitados em bancada experimental.

Assim, as correntes no domínio da frequência, do gêmeo digital e do motor real, para cada condição de falha foram plotadas juntas para facilitar a análise. A Figura 33 apresenta os espectros das correntes simuladas do gêmeo digital para as condições sem falha (SF) com 1 (1BQ), 2 (2BQ) e 4 (4BQ) barras do rotor quebradas.

A fim de validar os resultados obtidos nas simulações do gêmeo digital, esses podem ser comparados com o sinal da corrente no domínio da frequência do motor real, que estão expostos na Figura 34.

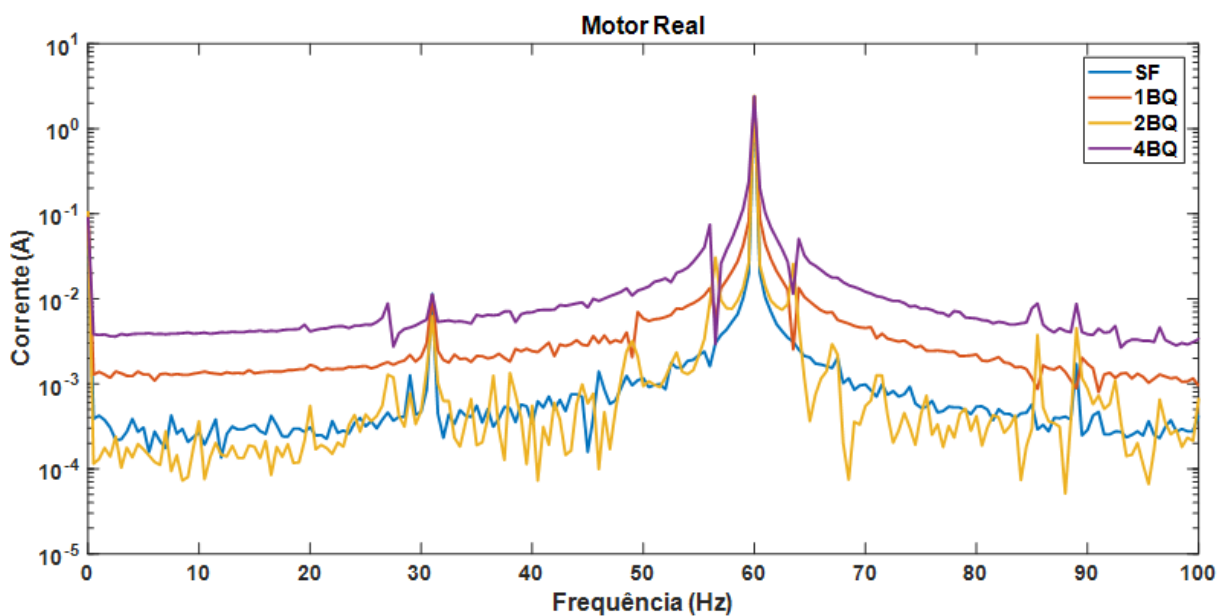
Analisando os resultados presentes na Figura 33 e Figura 34, simultaneamente, pode-se observar que a banda lateral esquerda da componente principal aumentou com a inserção de barras quebradas no rotor para ambas as situações, simulação e experimental. Percebe-se que mesmo para uma falha inicial de apenas uma barra quebrada é possível identificar a assinatura de falha na corrente. A frequência da assinatura de falha varia entre 55 e 55,5 Hz para o gêmeo digital e entre 56 e 56,5 Hz para

Figura 33 – Espectro da corrente para o gêmeo digital saudável e com 1, 2 e 4 barras quebradas (resultados obtidos por simulação).



Fonte: Autoria própria.

Figura 34 – Espectro da corrente para o motor real saudável e com 1, 2 e 4 barras quebradas (resultados obtidos por medição).



Fonte: Autoria própria.

o motor real, que corresponde à frequência de falha para o motor operando em 60 Hz e com escorregamento variando entre 2,92% e 4,17%, de acordo com a Equação (3). Assim como descrito na literatura e observado nos resultados apresentados, um dos efeitos provocados por esse tipo de falha é a oscilação do torque, da velocidade e consequentemente o aumento da vibração. O crescimento da gravidade da falha aumenta a ondulação no torque e reduz seu valor médio. Essa variação faz com que o escorregamento da máquina também seja alterado, interferindo diretamente na frequência da assinatura de falha.

Para auxiliar a análise, a Tabela 4 apresenta as amplitudes das frequências de falha, a diferença entre esses valores para o motor real e para o gêmeo digital e o desvio padrão para cada condição de falha.

Tabela 4 – Amplitudes de corrente nas frequências de falha para o gêmeo digital e motor real, diferença entre os valores e desvio padrão.

	Motor Real (mA)	Gêmeo Digital (mA)	Diferença (mA)	Desvio Padrão
SF	1,607	1,810	2,030	0,000101
1BQ	13,333	14,050	0,720	0,000360
2BQ	30,540	20,430	10,110	0,005055
4BQ	74,360	44,010	30,350	0,015175

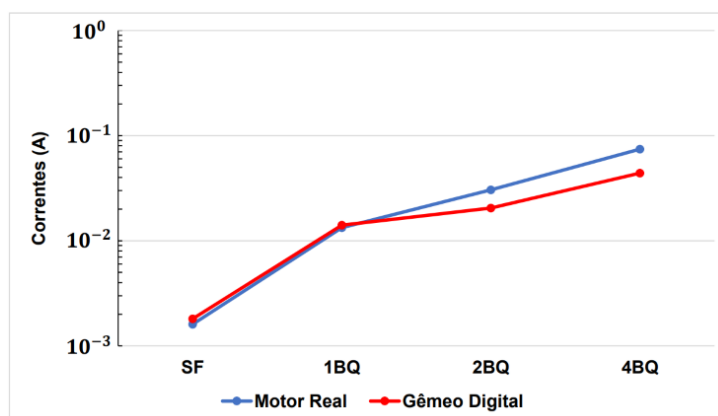
Fonte: Autoria própria.

Vale ressaltar que os valores absolutos das amplitudes na região de 56 Hz são muito próximos ao comparar-se os resultados experimentais e de simulação para todos os casos. Além disso, observa-se que o comportamento da corrente frente à inserção de uma falha em estágio inicial no rotor, tanto para simulação quanto experimentalmente, é muito semelhante. Ou seja, os valores dos resultados da simulação e dos testes de medição têm a mesma ordem de grandeza e aumentam com a falha. A amplitude da corrente na frequência de falha do motor real aumentou de 1,607 mA para 13,333 mA, enquanto para o gêmeo digital o incremento de 1,810 mA para 14,050 mA.

Ainda por meio dos dados presentes na Tabela 4, verifica-se que o comportamento apresentado nos espectros de corrente para o gêmeo digital e para o motor real é muito parecido. Isto é, os valores das assinaturas de falha na corrente da simulação e reais são da mesma ordem de grandeza e são acrescidos com o aumento da severidade da falha. Tal fato pode ser constatado pelos baixos valores de desvio padrão calculados entre as medidas de simulação e experimental. Esse comportamento, também, pode ser verificado por meio da observação das amplitudes de frequência de falha da Tabela 4, exibidas de forma gráfica na Figura 35.

Pequenas divergências são encontradas em todas as faixas de frequência e podem estar relacionadas às características do motor real que o modelo 2D não é capaz de reproduzir. Ainda, essas divergências podem estar associadas à dificuldade

Figura 35 – Valores das amplitudes de corrente das frequências de falha para o gêmeo digital e para o motor real.



Fonte: Autoria própria.

de ajuste do torque de carga nos ensaios práticos devido às oscilações em função dos efeitos da falha.

Salienta-se que, de fato, o comportamento é mais relevante que o valor absoluto. Isto é, os valores dos resultados de simulação e reais devem ser da mesma ordem de grandeza e serem acrescidos junto com o aumento da severidade da falha. Destaca-se ainda, que antes da utilização dos sinais em estratégias de diagnósticos de falha, eles passam por um tratamento de dados. Uma das etapas deste tratamento consiste na normalização do sinal pelo seu valor de pico, tornando todas as faixas de frequência proporcionais à amplitude da frequência fundamental. Esse procedimento visa auxiliar o sistema no processo de diagnóstico de falha, para reduzir a influência da alteração do módulo da corrente por fatores que não estão diretamente relacionados às falhas, tais como a variação de carga e tensão.

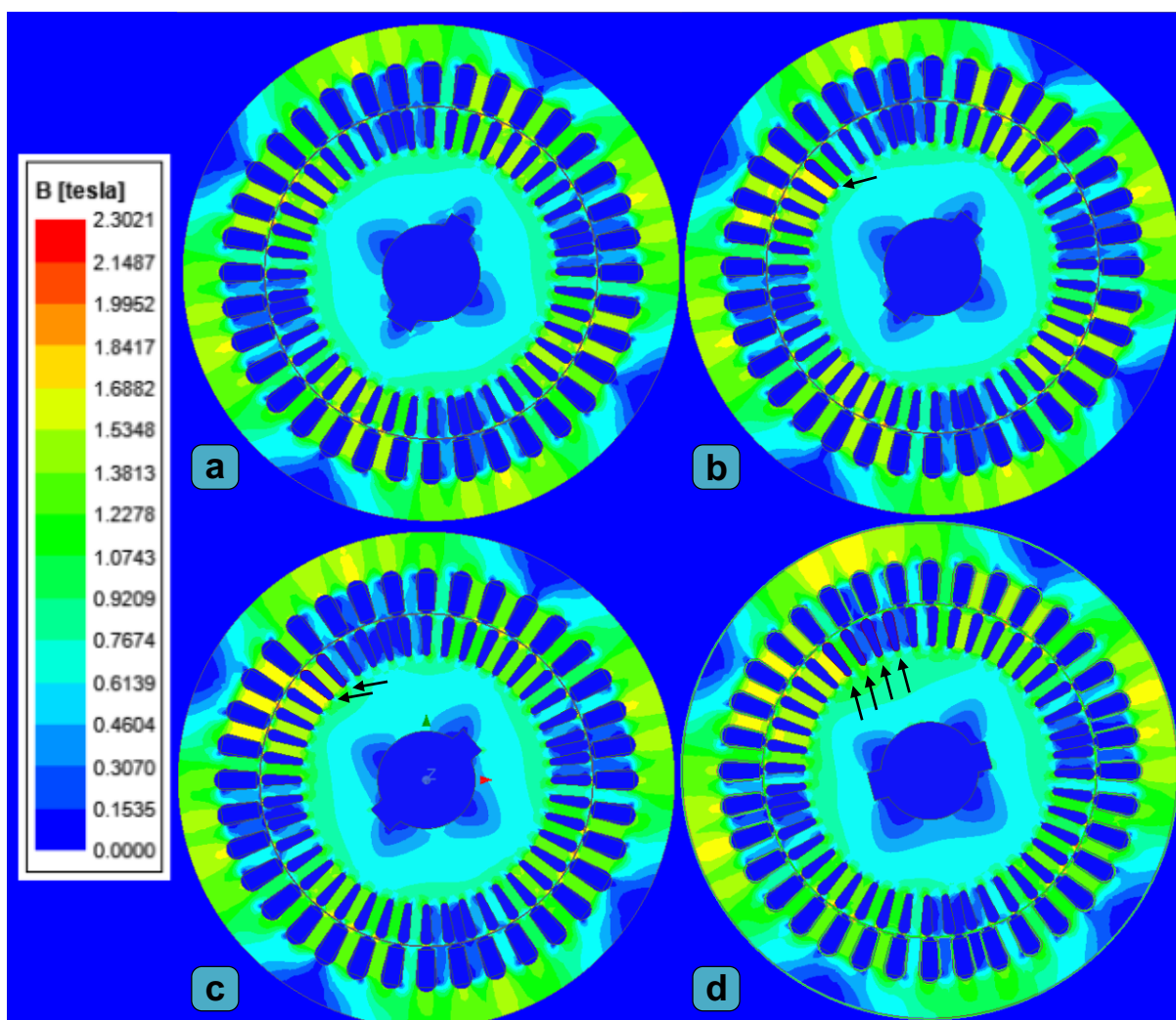
4.1.4.2 Análise da Densidade de Fluxo dos Gêmeos Digitais

Um estudo adicional para a análise dos efeitos da falha de barras do rotor quebradas foi realizado por meio da análise da densidade de fluxo magnético do gêmeo digital. Na presente subseção apresenta-se resultados da simulação do gêmeo digital modelado anteriormente, o qual opera em regime permanente com torque de carga nominal [125].

A Figura 36 apresenta a distribuição espacial da densidade de fluxo magnético em 4 condições distintas (saudável, 1, 2 e 4 BRQs) no mesmo instante de tempo. As barras quebradas são apontadas por flechas pretas na figura.

Pode-se observar na Figura 36 a) que quando o motor está saudável a distribuição espacial da densidade de fluxo magnético é simétrica, mas uma falha inicial

Figura 36 – Distribuição espacial da densidade de fluxo magnético para a condição (a) saudável, (b) com 1, (c) 2 e (d) 4 barras quebradas.



Fonte: Adaptado de [125].

de apenas uma barra do rotor quebrada (b), faz com que a distribuição deixe de ser simétrica. Ainda, observando as condições de 2 BRQs e 4 BRQs, respectivamente na Figura 36 c) e d), percebe-se que o aumento da gravidade da falha faz com que a assimetria na distribuição do fluxo seja maior.

Para os casos de falha no rotor apresentados, pode-se verificar a maior saturação da densidade de fluxo magnético nos dentes do estator e do rotor em locais próximos às barras rompidas, e que esse fenômeno é agravado com o aumento da severidade da falha. O que está de acordo com as observações estabelecidas na literatura técnica [26], [42] e [126].

Quando um motor apresenta uma falha BRQs, é observado fluxo excessivo de corrente concentrado nas barras adjacentes à barra quebrada, conseqüentemente, o padrão do campo magnético é distorcido. Essas barras adjacentes tornam-se mais

suscetíveis ao estresse térmico devido ao superaquecimento que pode originar uma quebra adicional de barra.

Nas regiões onde a densidade de fluxo aumenta, a densidade de perdas do núcleo é maior em comparação com outras regiões da máquina. Esses fatores resultam em uma degradação no desempenho mecânico do motor de indução, causando vibração, oscilação no torque e velocidade conforme visto nos resultados anteriores.

Se o motor continuar operando nessas condições, a severidade da falha de BRQs pode aumentar e os danos podem se espalhar e causar outras falhas. Isso pode acarretar interrupção inesperada do funcionamento da máquina, causando perda significativa de receita durante a parada, bem como, em custos de reparo ou substituição.

Diante dos resultados apresentados, é possível constatar que o gêmeo digital é capaz de representar o comportamento de falhas de barras quebradas do rotor em diferentes severidades. Dessa forma, motiva-se o uso do gêmeo digital para a criação de um banco de dados com sinais e informações de simulação para o treinamento de um sistema de diagnóstico de falha em motores de indução.

4.1.4.3 Gêmeos Digitais 3D

Conforme discutido anteriormente, é possível observar que existem poucos estudos na literatura técnica que implementam modelos tridimensionais (3D) de motores defeituosos, quando comparados aos estudos em modelos bidimensionais (2D). Este fato pode ser explicado pela menor complexidade computacional encontrada na simulação de modelos 2D, que tradicionalmente simplificam as condições geométricas e funcionais no projeto e análise de motores e foi apresentada e discutida na Seção 4.1.2.

Embora essas técnicas de simplificação sejam viáveis e apresentem resultados consistentes em máquinas saudáveis, a extrapolação dessas simplificações para estudar MITs defeituosos deve ser questionada e avaliada para cada situação. Pois, frequentemente, as falhas causam a perda da condição de simetria (2D) construtiva e funcional do motor. Além disso, a falta de conhecimento, experiência e softwares que possibilitem a modelagem e simulação 3D e, principalmente, a necessidade de uma estrutura de hardware com alta capacidade de processamento muitas vezes inviabilizam o uso de modelos 3D.

No entanto, a modelagem tridimensional se faz necessária para o desenvolvimento de estudos específicos e detalhados de motores com falhas. Notavelmente, com o uso de um modelo 3D é possível reproduzir com precisão várias características e efeitos geométricos importantes, como cabeças de bobina do estator; a inclinação das barras do rotor; falhas em estágio inicial, como bolhas, trincas e porosidade nas barras e anéis do rotor; quebras de barra assimétricas; análise de corrente entre barras; entre outros. Algumas vezes esses fenômenos não podem ser modelados e observados a partir das simplificações adotadas em simulações 2D.

Nesse contexto, motivou-se o desenvolvimento e a implementação dos gêmeos digitais 3D do MIT de 1 cv do fabricante WEG modelo W22 Plus, seguindo as mesmas diretrizes usadas para a criação dos gêmeos digitais 2D apresentadas e validadas nas seções anteriores.

A ferramenta utilizada para desenvolver e simular o modelo 3D por meio de análise de elementos finitos utiliza um solucionador magnético transiente, que possibilita a resolução de problemas de campo magnético tridimensionais no domínio do tempo. Com isso foi possível criar modelos completos do motor saudável e com falha de uma barra do rotor quebrada. Ou seja, os modelos não possuem divisões em eixos de simetria, o que não limita as condições de falha que podem ser representadas.

Os modelos foram construídos usando dados, características e dimensões reais do motor comercial. Isto é, o motor foi detalhadamente desenhado em três dimensões e suas partes foram caracterizadas com materiais que consideram as não-linearidades encontradas em condições reais. Também, o cálculo das perdas no núcleo foi considerado nas simulações.

Nas simulações, os enrolamentos do estator do motor são alimentados por fontes de tensão que variam em função do tempo. Os condutores do estator do modelo são considerados trançados, portanto, não possuem correntes parasitas e são considerados filamentos muito finos. Desta forma, o solucionador assume que sua contribuição para a densidade de corrente é calculada a partir da área média. Já a gaiola do rotor é maciça, fabricada em alumínio injetado, portanto é afetada por correntes parasitas, que são consideradas nas simulações. Ainda, a modelagem leva em conta o fator de empilhamento da laminação do núcleo do estator e rotor.

Os efeitos de movimento rotacional são incluídos na simulação. A banda de rotação foi dividida em 120 partes. O passo de tempo e o número de segmentos na banda são sincronizados de acordo com a velocidade do rotor, para que, a cada passo de cálculo, o rotor se mova exatamente um segmento da banda.

De acordo com as definições abordadas nas seções anteriores, a influência da temperatura é considerada nos elementos mais afetados do motor, os enrolamentos do estator, as barras e os anéis de curto-circuito do rotor. As cabeças de bobinas dos enrolamentos do estator e os anéis de curto-circuito são representados por meio de elementos geométricos, o que é possível na modelagem 3D e, consideram os efeitos térmicos. Ainda, destaca-se que a inclinação de uma ranhura para as barras do rotor em relação às ranhuras do estator, presente no motor real, são construtivamente representadas nos modelos.

Conforme apresentado no Capítulo 3, a falha de barra do rotor quebrada é inserida propositalmente de maneira controlada em ensaios laboratoriais. Esse processo consiste na perfuração da barra utilizando uma broca com diâmetro suficientemente maior que a sua largura, garantindo o total rompimento. Da mesma forma, a quebra

de barra foi reproduzida nos modelos com a inserção de um objeto cilíndrico de vácuo, que representa o furo, no centro da barra que se deseja emular o defeito. Esse elemento de vácuo interrompe o fluxo de corrente elétrica pela barra. Assim, por meio de modelagem computacional, tem-se uma representação fiel da situação de falha emulada em bancada experimental. Devido à grande representatividade e riqueza de detalhes do modelo, este é denominado Gêmeo Digital 3D.

A Figura 37 demonstra o gêmeo digital 3D, nele os detalhes do modelo podem ser observados. Mais especificamente, em: a) o núcleo, as cabeças de bobina dos enrolamentos do estator e o eixo; b) a segmentação da banda de rodagem, o núcleo e os anéis de curto-circuito do rotor; c) a malha de elementos finitos com cortes nos eixos XY e XZ e a distribuição dos elementos pelo modelo.

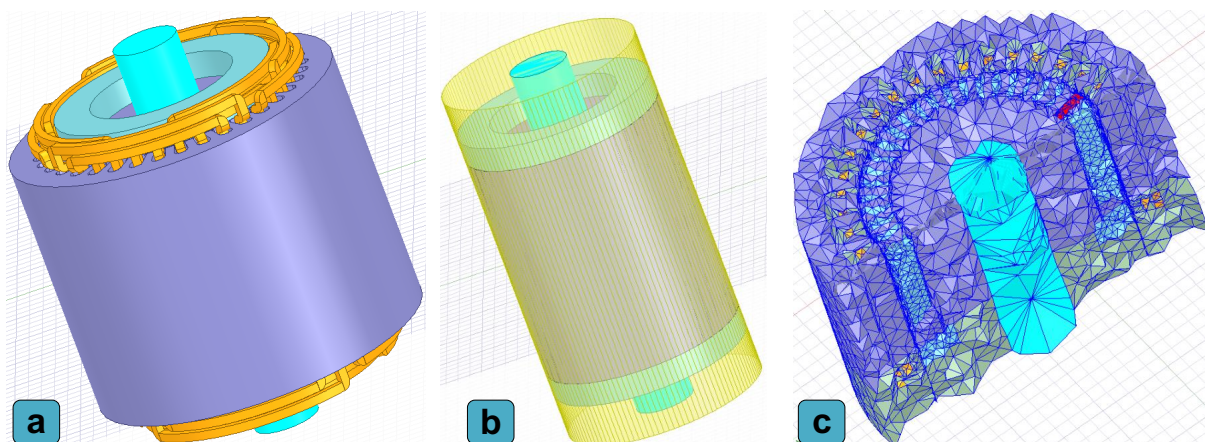
Para a obtenção de uma malha mais refinada no entreferro, 2 cilindros de vácuo também segmentados em 120 partes, foram adicionados para servirem de referência no processo de criação da malha e, criação de uma malha mais densa no entreferro. A inserção do elemento cilíndrico que representa o rompimento da barra, permite acrescentar operações de malha específicas para esse elemento visando criar uma malha mais densa no local. Assim, consegue-se obter cálculos de campos mais precisos e melhor representar os efeitos causados pelo defeito no rotor. Também, foram adicionadas operações de malha específicas para as barras, bobinas, entreferro, banda de rodagem e operação de aproximação de superfície para as cabeças de bobina.

Dessa forma, uma malha muito refinada pôde ser alcançada, sendo que a malha considerada ideal era composta de aproximadamente 6 milhões de elementos finitos. Embora essa malha tenha sido considerada a melhor do ponto de vista de representatividade do motor, ela é extremamente pesada computacionalmente exigindo uma alta capacidade de processamento. Mesmo com o uso da estrutura de HPC disponível, não foi possível simular o modelo com essa malha por insuficiência de memória.

Assim, um estudo de malhas foi realizado por meio do ajuste dos parâmetros das operações de malha, tempo de simulação e passo de cálculo, para obter uma malha considerada adequada e que fosse possível de ser simulada. Com isso, a melhor malha alcançada está exposta na Figura 37 c) e é composta de $9,35635 \times 10^5$ elementos finitos para o gêmeo digital saudável e de $9,58856 \times 10^5$ elementos para a situação com falha. A diferença no número de elementos é em função do cilindro que representa o furo de inserção da falha e a região ao seu redor, que devem ter uma malha bem refinada para representar adequadamente os efeitos causados pela falha.

A Figura 38 apresenta os detalhes do rotor do gêmeo digital 3D com a representação da falha de uma barra quebrada. Mais especificamente, pode-se observar em a) o núcleo do rotor, os anéis de curto-circuito e o elemento cilíndrico (em vermelho) que representa o furo de rompimento da barra, que pode ser melhor observado no quadro

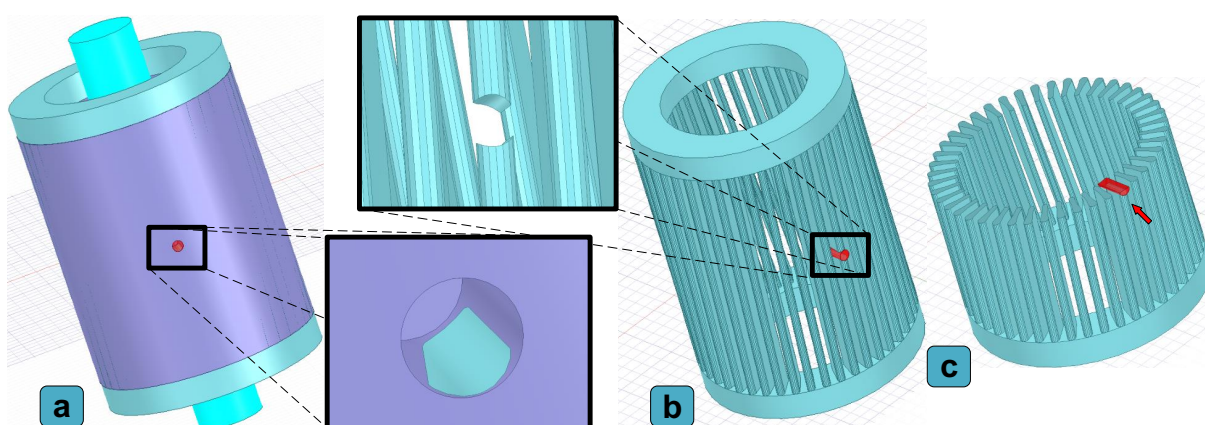
Figura 37 – Detalhes do gêmeo digital 3D do motor de indução de 1 cv: a) modelo completo do motor; b) detalhe banda de rodagem segmentada; c) malha de elementos finitos.



Fonte: Autoria própria.

em destaque com uma ampliação dessa área; em b), a gaiola do rotor com as barras inclinadas e os anéis de curto-circuito, o cilindro adicional que simula a quebra na barra e no quadro destacado uma ampliação mostrando os detalhes da perfuração da barra e seu total rompimento; em c), um corte no plano XY da gaiola do rotor, mostrando em detalhes o elemento que representa do furo indicado por uma seta vermelha.

Figura 38 – Detalhes do rotor com falha do gêmeo digital 3D do motor de indução de 1 cv: a) rotor perfurado; b) detalhe da inclinação das barras e da falha; c) corte da gaiola com uma barra quebrada.



Fonte: Autoria própria.

As simulações do gêmeo digital 3D com e sem falha foram realizadas usando o HPC. Para ambas as simulações, condição saudável e com falha de uma barra do rotor quebrada, foram ajustados os seguintes parâmetros: tempo de parada de 100

ms e passo de cálculo de 290 μ s. Destaca-se que o passo de tempo e o número de segmentos na banda rotacional estão sincronizados de acordo com a velocidade do rotor.

Como os gêmeos digitais 3D são modelos muito detalhados e complexos do ponto de vista de processamento, demandam muito tempo para a conclusão das simulações. Assim, as simulações foram divididas em 10 partes, isto é, inicialmente os cálculos são realizados para o intervalo de 0 à 10 ms, depois de 10 ms à 20 ms e assim por diante até 100 ms. Dessa forma, caso haja qualquer problema que venha a interromper a simulação, ela pode ser reiniciada do ponto de parada anterior, evitando a perder todos os cálculos realizados anteriormente. Salienta-se que o modelo é desenhado e implementado em um computador onde o software está instalado, a licença desse software está no servidor de licenças e o HPC, que é responsável por realizar os cálculos, está montado em uma terceira estrutura computacional. Os três se comunicam por meio de conexão de internet, então, qualquer queda de energia ou falta de internet em qualquer uma das 3 máquinas, causa a interrupção da simulação. Nesse contexto, supondo que as etapas de simulação rodaram sequencialmente, sem intervalos e sem interrupção, foram necessários para a conclusão 6,3 dias para a condição saudável e 7,5 dias para a condição de uma barra quebrada.

A Tabela 5 apresenta os valores RMS da corrente, do torque de carga e da potência de saída para o gêmeo digital 3D e para o gêmeo digital 2D. Ainda, como referência, os valores das grandezas nominais (dados de placa) e de medição em bancada experimental do motor real também são apresentados. Ao analisar-se os resultados em questão, percebe-se que a corrente é ligeiramente maior que os valores de referência do gêmeo digital 2D e do motor real. Essa corrente maior reflete nos valores de torque e conseqüentemente de potência disponível.

Tabela 5 – Parâmetros e características: nominais do MIT real (dados de placa), medição do MIT real, gêmeo digital 2D e gêmeo digital 3D.

Item	Dados de Placa	Dados de medição	Gêmeo 2D	Gêmeo 3D
Corrente	1,75 A	1,66 A	1,63 A	1,72 A
Potência	750 W	731 W	750 W	762 W
Torque	4,14 Nm	4,01 Nm	4,13 Nm	4,21 Nm

Fonte: Autoria própria.

Para melhor avaliar essas diferenças, os erros relativos percentuais foram calculados e estão expostos na Tabela 6. Pode-se observar que o erro do valor RMS da corrente, da potência de saída e da velocidade do rotor em relação ao dados nominais de placa e de medição do motor real estão abaixo de 5%, assim como o erro em relação aos resultados do gêmeo digital 2D. Ainda, destaca-se que o erro em relação aos dados nominais de placa são de aproximadamente 1,7% para todas as grandezas.

As baixas taxas percentuais de erro evidenciam a representatividade do gêmeo digital 3D.

Tabela 6 – Erro relativo do gêmeo digital 3D em relação ao gêmeo digital 2D e aos dados nominais (dados de placa) e de medição do MIT real.

	Gêmeo Digital 3D		
	Nominal (%)	Medição (%)	Gêmeo 2D (%)
Corrente	1,71	3,61	4,91
Potência	1,69	4,33	1,69
Velocidade	1,69	4,99	1,94

Fonte: Autoria própria.

Este estudo visa contribuir para o desenvolvimento da área de diagnóstico de falhas, indicando a possibilidade de implementação de gêmeos digitais tridimensionais em elementos finitos para simular motores defeituosos. Assim, demonstra-se que, embora complexa e pouco explorada, a modelagem 3D de motores com defeito é viável e promissora, além de ser mais representativa e detalhada em condições anormais de operação, permitindo a simulação de condições impraticáveis na modelagem 2D. Naturalmente, dado o grande esforço computacional para obtenção dos resultados de simulação 3D, observa-se que a geração de um banco de dados para treinamento de RNA com base nesses modelos ainda é impraticável, razão pela qual os modelos 2D foram utilizados no treinamento do algoritmo de diagnóstico de falha.

4.2 REDE NEURAL ARTIFICIAL PARA DIAGNÓSTICO DE FALHA

Para complementar a análise dos resultados obtidos nesta tese e ilustrar a possibilidade do uso de dados de simulação computacional para o auxílio no processo de diagnóstico de falhas em motores de indução, o gêmeo digital 2D desenvolvido e descrito nas seções anteriores será usado para criar um banco de dados com sinais de corrente.

O principal objetivo aqui é recriar, por meio da simulação do gêmeo digital, parte do banco de dados experimentais apresentado e descrito em Seção 3.2. Para posteriormente utilizar os resultados de simulação para treinar uma rede neural que seja capaz de identificar falha de rotor em sinais de corrente de motores reais.

4.2.1 Banco de Dados Obtidos por Simulação com o Gêmeo Digital

Para obter a classificação quanto ao funcionamento adequado de falhas do rotor, realizou-se simulações para amostrar sinais das correntes trifásicas do gêmeo digital do MIT de 1 cv do fabricante WEG modelo W22 Plus em diferentes condições de operação e gravidades de falha. O torque de carga foi variado de 10% à 125%

do torque nominal, ou seja, iniciou a vazio (0,5 Nm), variou em passos de 0,5 Nm e finalizou em condição de sobrecarga (5 Nm). Neste trabalho são considerados quatro severidades diferentes de falhas no rotor, quais sejam: saudável, 1, 2 e 4 barras adjacentes quebradas. A partir dessas características construiu-se um banco de dados de 40 simulações, sendo que em 10 o gêmeo digital operou sem defeitos e em 30 com barras quebradas.

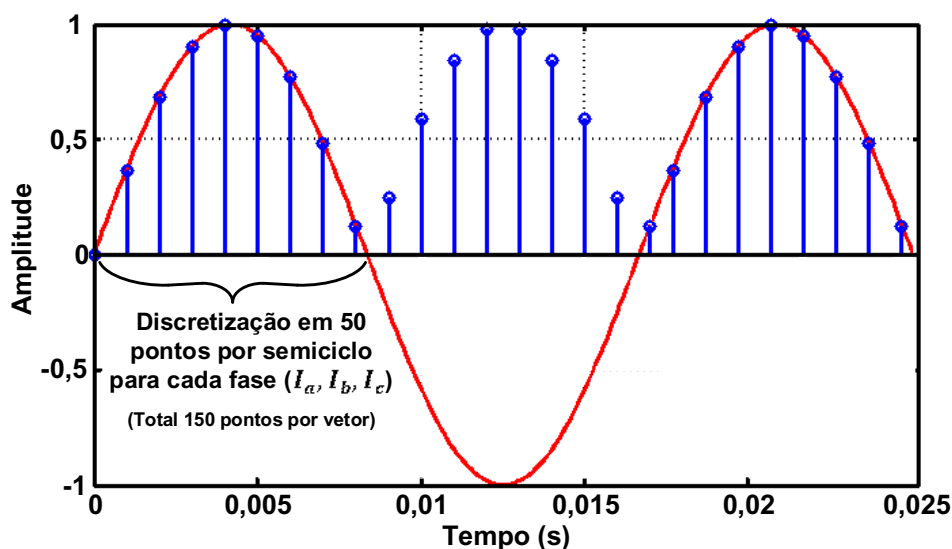
Todas as simulações do gêmeo digital presentes nesta seção, foram realizadas utilizando HPC e, foram utilizados os seguintes parâmetros: tempo de parada de 1 segundo e passo de cálculo de 138,89 μ s. Esses parâmetros garantem 120 pontos de amostragem por ciclo, considerando uma frequência de 60 Hz. A malha utilizada nas simulações é composta por aproximadamente 14814 elementos finitos 2D. Com essas configurações, levou-se cerca de 8 horas para concluir cada simulação, em um total de quase 14 dias de simulação supondo a melhor hipótese, isto é, que todas as simulações foram realizadas sem interrupção.

De modo a permitir que as características dos sinais sejam observadas pela rede neural no domínio do tempo, prevê-se o tratamento dos dados fundamentado na técnica descrita no trabalho de Nascimento, Oliveira Jr, Goedtel *et al.* [127], o qual utiliza este método para estimação dos valores de harmônicos presentes nos sinais senoidais das correntes de motores acoplados a cargas não lineares no domínio do tempo.

Inicialmente, a parte transitória dos sinais referentes as três correntes do gêmeo digital são descartadas e somente a parte que compreende o regime permanente é utilizada. Em seguida, o procedimento proposto por Nascimento, Oliveira Jr, Goedtel *et al.* [127] é aplicado. Esse processo consiste em discretizar o sinal da corrente com o objetivo de reduzir o número de amostras por semiciclo. No caso deste trabalho, foi sub-amostrado 50 pontos por semiciclo. Para simplificar a aplicação da rede neural, usa-se o módulo do sinal, evitando valores negativos. Na sequência do processamento ocorre a normalização pelo valor de pico de cada sinal amostrado, ou seja, todas as amostras têm suas amplitudes dentro do intervalo [0-1]. Os trabalhos de Palácios, da Silva, Goedtel *et al.* [118], Godoy, Morinigo-Sotelo, Duque-Perez *et al.* [128] e Palácios, Silva, Godoy *et al.* [129] podem ser citados como exemplos que usaram a mesma técnica e apresentaram resultados relevantes. Ainda, pesquisas recentes [117], [130] apresentam estudos relativos à variação do número de pontos por semiciclo que devem ser usados para classificar o estado da falha. A Figura 39 exibe de forma detalhada o processo de discretização e normalização das correntes.

Com o intuito de identificar as falhas de rotor em motores de indução, um conjunto de dados com sinais das correntes de cada fase (I_a , I_b , e I_c) foram selecionados a partir dos resultados de simulação do gêmeo digital. A fim de obter uma amostragem padrão para cada ensaio, foram aleatoriamente selecionados três meio períodos de

Figura 39 – Exemplo de sinal de entrada de dados após processo de discretização e normalização.



Fonte: Autoria própria.

onda de corrente no domínio do tempo já discretizados. Em cada semiciclo de onda da corrente, por fase, extraiu-se 50 pontos que são então normalizados. Isto é, cada semiciclo é normalizado pelo seu valor de pico.

A partir dos 50 pontos selecionados por meio-ciclo do sinal de corrente, cria-se vetores de entrada com 150 pontos considerando 3 semiciclos para cada ensaio e para as três fases, como ilustrado na Figura 39. Dessa forma, tem-se à disposição um banco de dados com 120 amostras, sendo 30 saudáveis e 90 com falha de rotor. Após esse processamento dos dados, são atribuídos aos vetores os valores 0 ou 1 para a classificação de falha. Esses valores representam sinais de motores em condições saudáveis (0) e com falha de barras quebradas (1). Assim, esses vetores estão prontos para serem usados como entradas das redes neurais.

4.2.2 Estudo de Estruturas de Redes Neurais tipo PMC

Os vários testes realizados neste trabalho possuem diferentes números de amostras, no entanto, os dados provenientes das simulações do gêmeo digital 2D foram separados em dois grupos: treinamento e validação. Salienta-se que esse banco de dados contempla a variação do conjugado de carga de 10% à 125% do torque nominal e considera quatro severidade diferentes de falhas no rotor (saudável, 1, 2 e 4 barras adjacentes quebradas).

Com o intuito de proporcionar uma medida mais confiável sobre a capacidade do modelo classificador, todos os testes utilizaram o método conhecido como validação

cruzada. Neste processo, de acordo com Silva, Spatti e Flauzino [114], a amostra original é dividida aleatoriamente em k subconjuntos. Dos k subconjuntos, um único subconjunto é mantido como a validação dos dados para testar o modelo e os restantes $k-1$ subconjuntos são utilizados como dados de treino. O processo de validação cruzada é repetida k vezes, com cada um dos subconjuntos k . Para o presente trabalho utilizou-se $k = 10$. Ao final do processo da validação cruzada, calcula-se a precisão sobre os erros encontrados como descrito na Seção 3.3.

A rede neural artificial do tipo PMC, apresentada e descrita na Seção 3.3, é empregada como classificador de padrões por meio do ambiente *Waikato Environment for Knowledge Analysis* (WEKA) [131]. Esta é uma ferramenta *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) que contempla uma série de algoritmos de preparação de dados, de aprendizagem de máquina (mineração) e de validação de resultados, que permite assim treinar e testar diferentes estratégias de classificação de forma alternativa. As configurações do computador utilizado no treinamento e validação das amostras consiste em um processador Intel Core i7-7500U CPU @ 2,70 GHz 2,90 GHz, memória RAM de 8 GB e HD SDD de 120 GB.

Na análise dos resultados, um índice importante está relacionado à estatística Kappa, a qual mede o grau de concordância além do que seria esperado tão somente pelo acaso [132]. Pode ser definido como uma medida de associação utilizada para descrever ou testar o grau de concordância, ou confiabilidade e precisão, na classificação. Esse índice é calculado com base nos dados da matriz de confusão, mais especificamente, nas quantidades de falsos positivos e falsos negativos apresentados nos resultados de classificação. Esta medida tem como valor máximo "1", no qual representa total concordância e os valores próximos, e até abaixo de "0", indicam nenhuma concordância, conforme apresentado na Tabela 7.

Tabela 7 – Tabela para interpretação da estatística Kappa.

Valores de Kappa	Interpretação
<0	Nenhuma concordância
0 - 0,19	Pobre concordância
0,20 - 0,39	Fraca concordância
0,40 - 0,59	Moderada concordância
0,60 - 0,79	Substancial concordância
0,80 - 1,00	Perfeita concordância

Fonte: Extraído de [132]

Todas as redes neurais presentes nos estudos são do tipo PMC, com função de ativação das camadas intermediárias do tipo tangente hiperbólica e da camada de saída do tipo linear. A taxa de aprendizado foi de 0,3, o termo *momentum* 0,2 e o número de épocas máximo para convergência igual a 500. Destaca-se que os parâmetros usados para treinamento e validação das redes foram variados e escolheu-se os

parâmetros os quais estabeleciam os melhores resultados. O algoritmo *backpropagation* foi escolhido para realizar o treinamento e usou-se a validação cruzada com 10 partições.

Com o intuito de encontrar a melhor estrutura de RNA do tipo PMC, realizou-se um estudo comparativo entre as estruturas neurais de uma camada neural intermediária. Destaca-se que para o estudo em questão, apenas resultados da simulação computacional do gêmeo digital 2D foram utilizados. Os sinais das correntes trifásicas foram tratados segundo a metodologia apresentada. Os semiciclos do sinal são subamostrados em 50 pontos e foram usados como entrada das redes. Para estruturas neurais, com uma camada intermediária, a quantidade de neurônios foi variada de 10 em 10 neurônios no intervalo de 10 a 500. Haja vista essa variação, tem-se um total de 50 redes neurais treinadas e validadas.

A Tabela 8 apresenta os resultados percentuais de acerto, a estatística Kappa, os erros absoluto médio e relativo, bem como o tempo de construção do modelo das redes com estrutura neural de apenas uma camada intermediária treinadas e validadas com dados de simulação. Foram testadas desde uma estrutura simples com apenas 10 neurônios na camada intermediária, até uma rede complexa com 500 neurônios. A partir dos resultados, pode-se observar que todas as estruturas apresentaram uma alta acurácia, sendo a mínima de 96,67% e a máxima de 98,33%. Também, para todas as estruturas testadas a estatística Kappa foi acima de 0,90, indicando perfeita concordância nos resultados. Com relação aos erros, no geral, apresentaram valores baixos e pode-se perceber uma pequena variação. Mais especificamente, o erro absoluto médio mínimo foi de 0,0358% e máximo de 0,0517%. Já o erro absoluto relativo variou entre 9,49% e 13,71%. Sendo que a rede com 10 neurônios na camada escondida apresentou os maiores valores de erros e a estrutura com 380 neurônios os menores erros.

A maior divergência encontrada na comparação dos resultados das estruturas está no tempo de construção dos modelos, que aumenta com o incremento da complexidade da rede. Embora esse seja um parâmetro geralmente considerado importante, para o estudo em questão não é tão relevante, pois esse tempo é necessário somente no momento de treinamento da rede. Também, mesmo para a estrutura com mais neurônios o tempo de construção é considerado baixo. Assim, esse parâmetro não terá grande influência para a escolha das melhores estruturas neurais.

Para escolher as estruturas neurais que apresentaram os melhores desempenhos, serão usados os seguintes critérios em ordem de importância [117]: 1) maior acurácia; 2) maior Kappa; 3) menores erros absoluto médio e relativo. Nesse contexto, as 5 melhores redes foram as com 380, 400, 440, 460 e 470 neurônios na camada intermediária, e todas alcançaram acurácia de 98,33% com Kappa igual a 0,9545. Na sequência, estão outras 5 redes que obtiveram uma porcentagem de acerto de 97,50%

Tabela 8 – Acurácia, estatística Kappa, erros e tempo de construção dos modelos para as estruturas neurais com uma camada intermediária.

nº de neurônios	Acurácia (%)	Estatística Kappa	Erro Absoluto Médio (%)	Erro Absoluto Relativo (%)	Tempo de construção do modelo (s)
10	97,5000	0,931	0,0517	13,7073	1,34
20	96,6667	0,9091	0,0482	12,7881	2,64
30	97,5000	0,931	0,0431	11,4252	4
40	97,5000	0,931	0,0443	11,7301	5,34
50	97,5000	0,931	0,0448	11,8849	6,72
60	96,6667	0,9091	0,0459	12,17	7,68
70	96,6667	0,9091	0,0477	12,6313	9,14
80	96,6667	0,9091	0,0461	12,213	11,03
90	96,6667	0,9091	0,0452	11,9823	11,88
100	96,6667	0,9091	0,0482	12,7798	13,49
110	96,6667	0,9091	0,0451	11,9549	15,36
120	96,6667	0,9091	0,0436	11,5539	16,61
130	96,6667	0,9091	0,0438	11,6042	17,83
140	96,6667	0,9091	0,0425	11,2623	19,72
150	96,6667	0,9091	0,0446	11,8333	20,56
160	97,5000	0,931	0,0418	11,0851	22,39
170	97,5000	0,931	0,0412	10,929	23,13
180	97,5000	0,931	0,0416	11,0279	24,88
190	97,5000	0,931	0,0399	10,5713	26,92
200	97,5000	0,931	0,0393	10,4252	27,57
210	97,5000	0,931	0,0394	10,4302	30,24
220	97,5000	0,931	0,0422	11,1782	30,4
230	97,5000	0,931	0,0396	10,5036	31,64
240	97,5000	0,931	0,0369	9,7699	32,76
250	97,5000	0,931	0,0386	10,2437	36,81
260	97,5000	0,931	0,0389	10,3047	39,61
270	97,5000	0,931	0,0383	10,1502	40,1
280	97,5000	0,931	0,0394	10,4489	40,97
290	97,5000	0,931	0,0383	10,1629	43,09
300	97,5000	0,931	0,0367	9,7388	43,24
310	97,5000	0,931	0,0405	10,725	43,27
320	97,5000	0,931	0,0382	10,1315	44,2
330	97,5000	0,931	0,0394	10,4304	46,54
340	97,5000	0,931	0,039	10,3377	46,72
342	97,5000	0,931	0,0387	10,2637	48,01
350	97,5000	0,931	0,0402	10,6466	48,58
360	97,5000	0,931	0,037	9,8037	50,34
370	97,5000	0,931	0,0368	9,754	51,66
380	98,3333	0,9545	0,0358	9,4935	52,59
390	97,5000	0,931	0,0362	9,6077	53,31
400	98,3333	0,9545	0,0359	9,5088	60,12
410	97,5000	0,931	0,037	9,8105	60,6
420	96,6667	0,9091	0,0372	9,8702	67,58
430	97,5000	0,931	0,0359	9,5208	69,06
440	98,3333	0,9545	0,0381	10,1061	72,89
450	96,6667	0,907	0,0435	11,5355	77,6
460	98,3333	0,9545	0,0377	9,9977	78,19
470	98,3333	0,9545	0,0375	9,9437	80,85
480	97,5000	0,931	0,0398	10,5492	80,91
490	97,5000	0,931	0,0414	10,9644	83,53
500	97,5000	0,9326	0,0447	11,8454	105,63

Fonte: Autoria Própria

com Kappa de 0,931 e são compostas por 430, 390, 300, 370 e 240 neurônios. Estas redes, foram selecionadas por demonstrarem os menores valores de erro dentre as estruturas testadas que alcançaram esse grau de acurácia e concordância.

4.2.3 Diagnóstico de Falhas Usando Gêmeos Digitais

O principal objetivo desta tese de doutorado é desenvolver gêmeos digitais que sejam capazes de fornecer dados de simulação computacional para diagnosticar falhas em motores reais. Assim, dados experimentais de motores reais operando em condições saudáveis e com falha de barras quebradas foram apresentados para as redes treinadas somente com dados de simulação computacional. Para isso, são usados sinais das correntes trifásicas no domínio do tempo.

Usou-se o conjunto de dados experimentais apresentado na Seção 3.2, que é formado por ensaios realizados em laboratório, com o MIT submetido ao processo de inserção controlada de defeitos de rotor. Esses dados reproduzem condições muito próximas às reais situações encontradas em ambiente industrial.

Foram selecionados os ensaios em que o motor operou em diferentes condições de carga variando de 10% a 125% do torque nominal, em condições normais de funcionamento e com falha de 1, 2 e 4 barras adjacentes do rotor quebradas. Os dados foram tratados seguindo os mesmos aspectos metodológicos descritos anteriormente. Ou seja, 3 meio períodos de cada uma das correntes trifásicas para cada uma das condições de falha é selecionado aleatoriamente e discretizado em 50 pontos. Então, cada meio ciclo é normalizado pelo valor de pico e os vetores de entrada com 150 pontos são montados. Assim, há 120 amostras diferentes de correntes, sendo 30 referentes ao motor real saudável e 90 com barras quebradas.

Essas amostras foram apresentadas as 10 redes neurais, selecionadas na seção anterior, para serem classificadas em dois grupos possíveis, saudáveis ou defeituosos. Salienta-se que os dados do motor real apresentados às redes são inéditos, isto é, não foram usados no processo de treinamento. O treinamento foi realizado usando exclusivamente dados provenientes da simulação do gêmeo digital.

A Tabela 9 apresenta os resultados obtidos para a classificação de falhas no rotor do motor real para as 10 redes neurais treinadas somente com dados de simulação. Essas redes são do tipo PMC e estão estruturadas com 240, 300, 370, 380, 390, 400, 430, 440, 460 e 470 neurônios na camada intermediária. Esta tabela contém as acurácias, a estatística Kappa e o tempo necessário para realizar o teste. A matriz de confusão é expressa por meio dos falsos positivos, que ocorrem quando a rede classifica como falha uma amostra saudável e os falsos negativos que ocorrem quando uma amostra com falha é classificada como saudável.

Para esses testes, todas as redes apresentaram uma porcentagem de acerto acima de 68,3% com estatística Kappa indicando moderada concordância e tempo

Tabela 9 – Acurácia, estatística Kappa, matriz de confusão e tempo de teste para o diagnóstico de falha em motor real.

nº de neurônios	Acurácia (%)	Estatística Kappa	Falsos positivos	Falsos Negativos	Tempo de teste (s)
240	84,1667	0,5824	9	10	0,05
300	75,8333	0,4867	3	26	0,04
370	76,6667	0,5	3	25	0,06
380	76,6667	0,5088	2	26	0,05
390	72,5000	0,4454	2	31	0,05
400	74,1667	0,4701	2	29	0,05
430	68,3333	0,4071	2	36	0,05
440	76,6667	0,4815	5	23	0,05
460	75,0000	0,4828	2	28	0,05
470	71,6667	0,4426	1	33	0,05

Fonte: Autoria Própria

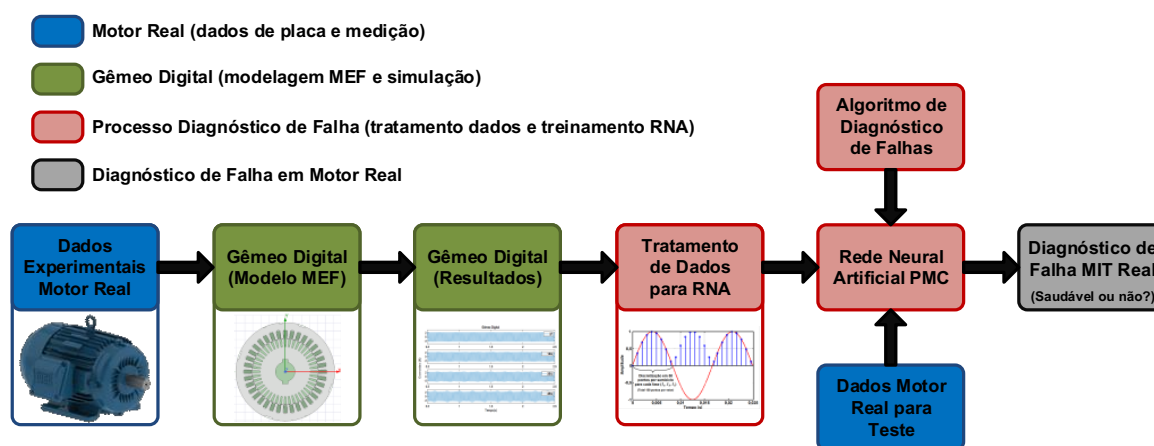
de teste de aproximadamente 0,05 segundos. Conforme comentado anteriormente, o maior peso computacional exigido pelas RNAs ocorre na sua etapa de treinamento, mas após treinadas exigem um processamento muito simples e são executadas com muita rapidez. Tal fato se mostra como uma grande vantagem na sua utilização como classificadora de padrões.

Ainda observando a Tabela 9, destaca-se o desempenho da rede com 240 neurônios na camada oculta. Essa estrutura neural alcançou uma acurácia de 84,17% com estatística Kappa muito próxima de indicar uma substancial concordância. Essa rede acertou a classificação de 101 amostras e errou a classificação de um total de 19 amostras, em que 9 foram falsos positivos e 10 falsos negativos.

Esses resultados são muito significativos e promissores considerando que são redes treinadas apenas com dados de simulação diagnosticando falha motores reais e destacam-se como uma importante contribuição ao estado da arte. No entanto, tem-se o sentimento de que ainda há margem para tornar esse processo de diagnóstico de falhas mais assertivo. Para isso, o banco de dados com sinais do gêmeo digital 2D pode ser incrementado se tornando mais abrangente. Isso pode ser feito acrescentando outras condições de falha e de operação, como por exemplo o desequilíbrio de tensão na alimentação. Existe uma tendência que a estatística Kappa melhore caso haja um maior equilíbrio entre as classes de classificação, isto é, o número de dados do motor em condição saudável ser igual ou muito próximo ao número de dados do motor com falha. Também, a amostragem do sinal de corrente pode ser aumentada, para obter mais pontos por semiciclo e melhorar a sua representatividade. Ainda, uma maior quantidade de semiciclos selecionados para cada ensaio pode ser escolhida e apresentada para as redes a fim de permitir um melhor aprendizado das características de falha.

Para melhor ilustrar o processo de diagnóstico de falhas em motores de indução desenvolvido e usado nesta tese de doutorado, o diagrama de blocos completo é apresentado na Figura 40. Ele leva em consideração não apenas a modelagem e simulação do gêmeo digital, mas também o processo completo de amostragem dos sinais (correntes, tensões, torque e velocidade), treinamento e validação das redes e o diagnóstico de falhas com as saídas da RNA.

Figura 40 – Diagrama de blocos para o diagnóstico de falhas em motores reais usando RNA treinada somente com dados de simulação do gêmeo digital.



Fonte: Adaptado de [115].

4.2.3.1 Diagnóstico de Falhas no Gêmeo Digital 3D

Para complementar a análise dos resultados obtidos com o gêmeo digital 3D, a resposta de corrente simulada foi submetida às 10 redes neurais artificiais, apresentadas e descritas nas seções anteriores. Estas redes são do tipo perceptron multicamadas, e foram treinadas com sinais de corrente no domínio do tempo do gêmeo digital 2D, saudável e com barras quebradas.

Para os testes em questão, os sinais de corrente utilizados como entradas das RNAs, da mesma forma como explicitado anteriormente, são representados por vetores com 50 elementos que representam as formas de onda das correntes trifásicas. Então, a normalização desses sinais é realizada pelo valor máximo e, em seguida, os dados são apresentados às redes, que são estruturadas com 240, 300, 370, 380, 390, 400, 430, 440, 460 e 470 neurônios na camada escondida. Assim, há duas amostras de corrente, uma referente ao gêmeo digital 3D saudável e outra com uma barra quebrada.

A Tabela 10 apresenta os resultados das RNAs no processo de diagnóstico de falhas do gêmeo digital 3D. Mais especificamente, essa tabela exhibe a acurácia, a

estatística Kappa e o tempo de teste necessário para classificar as amostras em dois grupos possíveis, saudável ou com falha.

Tabela 10 – Resultado do diagnóstico de falhas do gêmeo digital 3D.

Parâmetro	Resultado
Acurácia	100%
Estatística Kappa	1
Tempo de teste (s)	0,0001

Fonte: Autoria própria.

Pode-se observar nos resultados apresentados na Tabela 10 que todas as 10 redes conseguiram classificar corretamente as duas condições apresentadas. Deve-se notar que os dados são inéditos para a rede, ou seja, as amostras testadas não participaram do processo de treinamento das RNAs. Mesmo assim, todas as redes atingiram 100% de acerto com total concordância ($Kappa = 1$). Assim, pode-se verificar que o gêmeo digital 3D apresentado é capaz de representar falhas em barras de rotor quebradas. Esses resultados sugerem a possibilidade de utilização de gêmeos digitais 3D para o estudo e caracterização de outros tipos, condições e severidades de falhas em motores de indução por meio de simulação computacional.

4.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE OS RESULTADOS

No presente capítulo foram apresentados os principais resultados alcançados nesta Tese. Inicialmente, simulações de motores de indução, com parâmetros típicos, foram usados para verificar a capacidade do software Ansys Maxwell em simular modelos em elementos finitos de motores defeituosos. Um estudo que compara modelos 2D e 3D de máquinas com defeitos de barras quebradas no rotor foi realizado, identificando que os modelos 2D possuem uma precisão parecida com os 3D e são muito mais simples e leves do ponto de vista de processamento computacional. No entanto, os modelos 3D podem possibilitar estudos que os modelos 2D não permitem, como falhas de bolhas e trincas nas barras do rotor. Assim, os estudos avançaram com a implementação de modelos 2D precisos de motores reais com e sem falhas, que consideram a influência da temperatura em seus componentes e a inclinação das barras do rotor usando método de fatiamento. Também, foram desenvolvidos e criados modelos 3D, que além de considerar a temperatura, tem a representação geométrica da inclinação das barras do rotor, das cabeças de bobina e dos anéis de curto-circuito do rotor. Esses modelos foram validados por meio da comparação dos resultados de simulação com dados experimentais de motores reais e devido a grande representatividade, esses modelos são denominados gêmeos digitais. Com isso, foi possível criar um banco de dados composto de resultados de simulação do gêmeo digital 2D que

considera diferentes severidades de falha no rotor e a variação de torque de carga. Por fim, realizou-se um estudo de estruturas de RNAs do tipo PMC treinadas apenas com dados de simulação computacional do gêmeo digital 2D, que foram capazes de diagnosticar falhas de rotor em motores reais e no gêmeo digital 3D.

Finalmente, no Capítulo 5 são apresentadas as conclusões e diretivas futuras deste trabalho.

5 CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS PARA TRABALHOS FUTUROS

Por meio da pesquisa bibliográfica realizada e apresentada, observa-se que a detecção precoce de falhas é um desafio e muitos trabalhos de pesquisa estão em andamento há muito tempo para desenvolver diferentes ferramentas de análise. Assim como discutido, para a detecção de falhas do motor de indução, são utilizadas diferentes técnicas, como análise de assinatura de corrente do motor (MCSA), análise de vibração, análise térmica, análise de fluxo etc. A pesquisa demonstrou, também, que várias ferramentas de processamento de sinal e sistemas inteligentes podem ser usadas com sucesso em diferentes condições de operação do motor para o diagnóstico de falhas. Cada ferramenta dispõe de vantagens e também limitações em uma condição específica do motor.

A revisão detalhada do estado da arte revela que a maioria das técnicas de diagnóstico de defeitos abordadas nos capítulos anteriores demandam a instalação de sensores dentro (técnicas invasivas) ou ao redor do motor para obter o parâmetro a ser analisado. Essa necessidade pode exigir a interrupção da operação, o que na maioria das vezes não é admissível. Ainda, o custo dos sensores e da instalação desses, pode ser tão alto que se torne inviável. Assim, dentre as estratégias de diagnóstico de defeitos discutidas, a análise da assinatura da corrente (MCSA) se apresenta como a metodologia mais usada devido às suas diferentes vantagens. Essa técnica permite que o monitoramento, detecção e diagnóstico das condições do motor sejam realizadas durante a operação da máquina. A corrente do estator pode ser obtida mesmo sem nenhum dispositivo extra, se coletada de dispositivos já instalados para fins de medição ou pode estar facilmente disponível em dispositivos de proteção do motor. Também, há a possibilidade de medir a corrente remotamente e transmitir on-line, o que significa que os dados para a técnica de análise de corrente são acessíveis durante todo o período de funcionamento do motor. Ainda, a MCSA se mostra como uma ferramenta versátil que pode incluir métodos de análise paramétrica, métodos não paramétricos e métodos de alta resolução ou subespaço. Assim, a maioria das falhas mecânicas e elétricas que podem surgir em um motor de indução é detectável pela análise da corrente. Por esses motivos, a assinatura de corrente tornou-se um parâmetro prático para detectar falhas no motor gaiola de esquilo.

Normalmente, o uso direto de sinais no domínio do tempo não é conveniente no diagnóstico de defeitos, por possuírem baixa relação sinal/ruído e problemas como interferência eletromagnética. Com isso, o uso de métodos de processamento de dados e/ou algoritmos inteligentes pode ser uma alternativa. Em meio às possíveis ferramentas usadas no diagnóstico de falhas, as redes neurais do tipo PMC possuem posição de destaque. O destaque se dá principalmente devido às percepções de que essa ferramenta seja capaz não só de identificar a falha incipiente, como estimar sua gravidade

e projetar sua evolução. Essa arquitetura de rede pode aprender automaticamente, com base na experiência, a representação primária do sinal bruto sem exigir modelos matemáticos complexos, o que torna sua implementação mais simples e acessível. No entanto, a eficácia dessas redes está diretamente atrelada à disponibilidade de bancos de dados abrangentes, que contenham sinais de motores saudáveis e danificados em operação sob diferentes condições de carga.

Destaca-se que a criação desses bancos de dados é complexa e, muitas vezes, pode se tornar um grande obstáculo, pois é necessário adquirir sinais de um mesmo motor em diferentes condições de operação com e sem falhas. Conforme já discutido anteriormente, a amostragem desses sinais em ambiente industrial ou em laboratórios pode se tornar inviável por diversos motivos, como: ensaios destrutivos, alto custo financeiro com bancada, equipamentos, sensores e motores, alta demanda de tempo e de recursos humanos. Ainda assim, existem alguns bancos de dados que têm sido formados há anos, com uma lenta e difícil evolução, e ainda são considerados insuficientes. Muitas vezes, é impossível examinar todos os tipos e condições de falhas.

Uma possível solução para essa inconveniência, é a criação de conjunto de dados por meio da simulação computacional de gêmeos digitais de máquinas defeituosas. Nesse sentido, o método de elementos finitos se sobressai entre as técnicas de modelagem computacional, e se mostra como uma ferramenta adequada para o propósito. A principal motivação por trás do uso do MEF, é que esse tipo de simulação oferece resultados realistas, enquanto as características não-lineares B-H do rotor e do núcleo do ferro do estator, o efeito pelicular, de temperatura e de proximidade são levados em consideração. Mais importante ainda, com essa metodologia, o motor é considerado simétrico enquanto o suprimento é equilibrado e ideal. Essas características tornam a MEF uma ferramenta relevante para o desenvolvimento e implementação de gêmeos digitais para a análise e diagnóstico de falhas em motores de indução.

Verificou-se a grande necessidade do diagnóstico de falhas em máquinas elétricas. A grande quantidade de publicações relacionadas ao tema, demonstra o imenso interesse dos setores industrial e acadêmico, bem como, destaca a alta relevância no assunto. Todavia, mesmo com o massivo número de estudos, ainda, pôde-se identificar algumas lacunas existentes na área. Principalmente, a aplicação de métodos de simulação computacional para modelar motores defeituosos com o intuito de criar bancos de dados com sinais de simulação para identificar falhas em máquinas reais. Ainda, outra vertente pouco explorada é o diagnóstico de falhas por meio do uso do método de elementos finitos combinado às redes neurais artificiais. Na perspectiva desta análise, delimitou-se então um conjunto de novas pesquisas para o desenvolvimento desta Tese.

Primeiro, foram realizadas simulações de motores de indução com parâmetros

típicos, em que foi possível verificar a capacidade do software Ansys Maxwell em simular modelos em elementos finitos de motores defeituosos. Foi realizado Um estudo comparativo entre modelos 2D e 3D de máquinas com defeitos de barras quebradas no rotor, e identificou-se que os modelos 2D possuem uma precisão parecida com os 3D e são muito mais simples e leves do ponto de vista de processamento computacional. No entanto, a modelagem tridimensional também é necessária para o desenvolvimento de estudos específicos e detalhados de falhas em motores. Embora sua implementação possa exigir o uso de recursos avançados de processamento, como desenvolvimentos em Computação de Alto Desempenho (HPC), o hardware atualmente disponível já viabilizou o trabalho com modelos 3D para algumas análises de falhas em condições não convencionais de assimetria. Notavelmente, com o uso de um modelo 3D é possível reproduzir com precisão várias características e efeitos geométricos importantes, como cabeças de bobina do estator; a inclinação das barras do rotor; falhas em estágio inicial, como bolhas, trincas e porosidade nas barras e anéis do rotor; quebras de barra assimétricas; análise de corrente entre barras; entre outros. Algumas vezes esses fenômenos não podem ser modelados e observados a partir das simplificações adotadas em simulações 2D. Dessa forma, destaca-se que tanto modelos 2D quanto 3D podem ser usados para representar motores em condições de falha. Assim, cabe ao usuário optar pelo método mais conveniente para sua aplicação e disponibilidade de recursos.

Os estudos avançaram com a implementação de modelos 2D precisos de motores comerciais com e sem falhas, que consideram: dados, características e dimensões reais do motor; o modelo completo, sem divisões em eixos de simetria; a influência da temperatura em seus componentes; a inclinação das barras do rotor usando método de fatiamento; o transiente mecânico do motor; os efeitos das cabeças de bobinas dos enrolamentos do estator e os anéis de curto-circuito; condição de contorno em que os campos só se anulam em pontos distantes do estator e o cálculo das perdas no núcleo. Esses modelos foram validados por meio da comparação dos resultados de simulação com dados nominais de placa e dados experimentais de motores reais medidos em bancadas, tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência. Para isso, analisou-se os sinais de torque, velocidade e corrente do gêmeo digital e do motor real, enquanto ambos operam em condições saudáveis e com falha de 1, 2 e 4 barras do rotor quebradas. Adicionalmente, a análise da assinatura da corrente usando FFT e a análise dos efeitos na densidade de fluxo magnético para as diferentes condições de operação, foram realizadas no processo de validação.

Assim, pôde-se certificar que a frequência de falha de barra quebrada, localizada a banda lateral esquerda da componente principal do espectro, aumenta com a severidade da falha. Pôde-se também verificar a assimetria causada na distribuição espacial da densidade de fluxo magnético em consequência da falha de barras do

rotor quebradas. Também, observou-se a saturação da densidade de fluxo magnético nos dentes do estator e do rotor em locais próximos às barras rompidas. Então, constatou-se que os comportamentos dos modelos e do motor real saudável e com falha são equivalentes, de modo a validar a metodologia proposta. Ainda, constatou-se que esses fenômenos são agravados com a evolução da severidade da falha de barras do rotor quebradas.

Devido à grande representatividade e semelhança dos resultados obtidos na simulação desses modelos com o comportamento do motor real saudável e defeituoso, esses modelos foram denominados gêmeos digitais e foram usados para estudos de diagnóstico de falhas. Nesse contexto, sugere-se ainda a possibilidade de usar o gêmeo digital para o diagnóstico de falhas baseado no monitoramento de fluxo magnético por meio de dados de simulação.

Para a complementação dos resultados desta Tese e para demonstrar a possibilidade do uso de dados de simulação computacional para o auxílio no processo de diagnóstico de falhas em motores, criou-se um banco de dados baseado na simulação do gêmeo digital. Esse banco de dados é composto de sinais do gêmeo digital considerando a variação de torque de carga de 10% à 125% do torque nominal e diferentes severidades de falha no rotor, a saber: 1, 2 e 4 barras adjacentes do rotor quebradas.

Por fim, realizou-se um estudo de estruturas de RNAs do tipo PMC treinadas e validadas apenas com sinais de corrente elétrica provenientes da simulação computacional do gêmeo digital. Mais especificamente, o número de neurônios da camada escondida foi variado de 10 em 10 neurônios no intervalo de 10 a 500, para totalizar 50 redes neurais treinadas e validadas. Esse estudo demonstrou uma alta taxa de acerto da estruturas verificadas, que obtiveram acurácia mínima de 96,67% e máxima de 98,33% com perfeita concordância no diagnóstico de falha de rotor dos gêmeos digitais.

Dentre as 50 diferentes estruturas de redes estudadas, as 10 redes com melhor desempenho foram selecionadas de modo a considerar os seguintes critérios em ordem de importância: 1) maior acurácia; 2) maior estatística Kappa; 3) menores erros absoluto médio e relativo. Foram apresentados para essas redes, sinais de corrente de motores reais aquisitados em ensaios realizados em laboratório, com os motores submetidos ao processo de inserção controlada de defeitos de rotor. Esses dados reproduzem condições muito próximas às reais situações encontradas em ambiente industrial. Foram usados dados do motor operando em diferentes condições de carga variando de 10% a 125% do torque nominal, em condições normais de funcionamento e com falha de 1, 2 e 4 barras adjacentes do rotor quebradas. Salienta-se que os dados do motor real apresentados às redes são inéditos, isto é, não foram usados no processo de treinamento. O treinamento foi realizado usando exclusivamente dados provenientes da simulação do gêmeo digital. Nesse contexto, as redes foram capazes

de diagnosticar falhas de rotor em motores reais alcançando uma taxa de acerto de 84,17%. Finalmente, usando a mesma metodologia, os sinais das correntes trifásicas resultantes das simulações do gêmeo digital 3D saudável e com uma barra quebrada foram tratados. Ou seja, esses sinais foram discretizados, normalizados e organizados em vetores para serem apresentados as 10 redes. Mesmo não conhecendo esses dados, todas as redes foram capazes de identificar a falha de barra do rotor quebrada com acerto de 100% e total concordância.

Com base nos resultados e discussões apresentados nesta Tese de doutorado, indica-se a possibilidade de criação de gêmeos digitais 2D e 3D de motores de indução saudáveis e defeituosos. Por meio de simulação computacional, pode-se verificar que os gêmeos digitais são capazes de reproduzir de forma precisa os efeitos e as características de falhas em motores encontradas na realidade, seja em ambiente laboratorial ou industrial. Dessa forma, com o uso dos gêmeos digitais foi possível emular diferentes severidades de falhas e condições de operação para criar um banco de dados com resultados de simulação computacional, que permitiu o treinamento e a validação de redes neurais artificiais. Essas redes foram capazes de diagnosticar falha em sinais de motores reais que elas não conheciam.

Assim, a presente Tese usou uma estratégia que associa o MEF às RNAs do tipo PMC para identificar falhas em MITs. Esses resultados são muito significativos e promissores, principalmente, ao considerar-se que são redes treinadas apenas com dados de simulação que diagnosticam falha em motores reais. Desse modo, consolida-se a aplicabilidade dos gêmeos digitais, o que abre espaço para viabilizar técnicas importantes de previsão de vida útil e diagnóstico precoce de falhas por meio de técnicas avançadas baseadas em inteligência artificial.

Além disso, cabe destacar que a estratégia de simulação apresentada possibilita analisar os mais diversos tipos e severidades de falhas, que muitas vezes não são praticáveis experimentalmente devido à necessidade de ensaios destrutivos, alto custo financeiro com bancada, equipamentos, sensores e motores e necessidade de disponibilidade de tempo e recursos humanos. Ainda, a parametrização dos gêmeos digitais sugere a possibilidade da utilização para a complementação de bancos de dados a fim de auxiliar no estudo, caracterização e diagnóstico das mais variadas gravidades de falhas. Também, destaca-se que outros tipos de falhas podem ser estudados usando os gêmeos digitais.

Por fim, os gêmeos digitais possibilitam análises e diagnósticos de falhas baseadas no monitoramento de outras grandezas além da corrente elétrica, como: temperatura, torque, potência de saída, tensão, fluxo magnético no entreferro, fluxo disperso, campo eletromagnético e velocidade. A exemplo dos resultados alcançados neste trabalho, os bancos de dados criados podem ser ampliados e usados para o treinamento de sistemas inteligentes, de modo a facilitar e aumentar a eficácia do diagnóstico de

falhas em motores.

Em resumo, os gêmeos digitais podem ser muito úteis para estudar e analisar as características operacionais de máquinas saudáveis e com falhas. O uso de gêmeos digitais reduz os altos custos associados a máquinas, bancadas experimentais e testes destrutivos, especialmente no caso de máquinas de grande porte com falhas que dificilmente podem ser testadas em laboratório. Todo o impacto do uso de gêmeos digitais, sobretudo a economia gerada, é mais evidente na indústria e na geração de energia, já que é onde estão as maiores máquinas.

Com o desenvolvimento dos estudos e pesquisas delimitados nesta Tese, outras vertentes de trabalhos futuros surgiram. Nesse sentido, os principais aspectos que podem ser aprofundados e pesquisados, que foram identificados em meio aos estudos desenvolvidos neste trabalho e que, acredita-se, possam ainda contribuir para o avanço das pesquisas na área, estão definidos e sugeridos nos seguintes tópicos:

- explorar o uso dos gêmeos digitais acionados com alimentação não senoidal para o diagnóstico de falha e usar outras grandezas além da corrente elétrica, como: temperatura, torque, potência de saída, tensão, fluxo magnético no entreferro, fluxo disperso, campo eletromagnético e velocidade;
- utilizar os gêmeos digitais para estudar e caracterizar outros tipos de falhas, por exemplo: estator, rolamento, excentricidade, bolhas e trincas nas barras do rotor;
- utilizar a metodologia de criação e simulação de gêmeos digitais para estudar outros tipos de motores e geradores.

REFERÊNCIAS

- [1] P. Chen, Y. Xie e S. Hu, “Electromagnetic Performance and Diagnosis of Induction Motors With Stator Interturn Fault”, *IEEE Transactions on Industry Applications*, v. 57, n. 2, pp. 1354–1364, 2021.
- [2] G. R. Agah, A. Rahideh, H. Khodadadzadeh, S. M. Khoshnazar e S. Hedayatikia, “Broken Rotor Bar and Rotor Eccentricity Fault Detection in Induction Motors Using a Combination of Discrete Wavelet Transform and Teager-Kaiser Energy Operator”, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 37, n. 3, pp. 2199–2206, 2022.
- [3] D. G. Jerkan, D. Reljić, I. Todorović, I. Isakov, V. Porobić e D. D. Dujić, “Detection of Broken Rotor Bars in a Cage Induction Machine Using DC Injection Braking”, *IEEE Access*, v. 10, pp. 49 585–49 598, 2022.
- [4] K. N. Gyftakis, “A Comparative Investigation of Interturn Faults in Induction Motors Suggesting a Novel Transient Diagnostic Method Based on the Goerges Phenomenon”, *IEEE Transactions on Industry Applications*, v. 58, n. 1, pp. 304–313, 2022.
- [5] R. Puche-Panadero, J. Martinez-Roman, A. Sapena-Bano *et al.*, “New Method for Spectral Leakage Reduction in the FFT of Stator Currents: Application to the Diagnosis of Bar Breakages in Cage Motors Working at Very Low Slip”, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, v. 70, pp. 1–11, 2021.
- [6] X. F. St-Onge, J. Cameron, S. Saleh e E. J. Scheme, “A Symmetrical Component Feature Extraction Method for Fault Detection in Induction Machines”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 66, n. 9, pp. 7281–7289, 2019.
- [7] Ministério de Minas e Energia - MME. “Balanço de Energia Útil (BEU) 2005: Ano base 2004”. (2005), disp. em: <http://www.mme.gov.br/> (acesso em 03/04/2020).
- [8] Empresa de Pesquisa Energética - EPE. “Balanço Energético Nacional (BEN) 2019: Ano base 2018”. (2019), disp. em: <http://www.epe.gov.br/> (acesso em 06/04/2020).
- [9] G. Filippo Filho, *Motor de indução*, 2ª ed. São Paulo, SP: Érica, 2013, p. 296.
- [10] Ministério de Minas e Energia - MME. “Plano Nacional de Energia (PNE) 2030”. (2007), disp. em: <http://www.mme.gov.br/> (acesso em 07/04/2020).
- [11] T. A. Garcia-Calva, D. Morinigo-Sotelo e R. de Jesus Romero Troncoso, “Fundamental Frequency Normalization for Reliable Detection of Rotor and Load

- Defects in VSD-Fed Induction Motors”, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 37, n. 2, pp. 1467–1474, 2022.
- [12] J. Faiz, V. Ghorbanian e G. Joksimović, *Fault Diagnosis of Induction Motors* (Energy Engineering). London, UK: Institution of Engineering e Technology, 2017.
- [13] S. Karmakar, S. Chattopadhyay, M. Mitra e S. Sengupta, *Induction Motor Fault Diagnosis : Approach through Current Signature Analysis*. Singapore: Springer, 2016.
- [14] H. A. Toliyat, S. Nandi, S. Choi e H. Meshgin-Kelk, *Electric machines: modeling, condition monitoring, and fault diagnosis*. Boca Raton, Flórida, EUA: CRC Press, dez. de 2012.
- [15] J. Trigeassou, *Electrical Machines Diagnosis*. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2013.
- [16] L. Frosini e E. Bassi, “Stator Current and Motor Efficiency as Indicators for Different Types of Bearing Faults in Induction Motors”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 57, n. 1, pp. 244–251, jan. de 2010.
- [17] J. Zarei, M. A. Tajeddini e H. R. Karimi, “Vibration analysis for bearing fault detection and classification using an intelligent filter”, *Mechatronics*, v. 24, n. 2, pp. 151–157, 2014.
- [18] WEG. “Guia de Especificação de Motores Eléctricos”. (2020), disp. em: <https://www.weg.net/> (acesso em 27/04/2020).
- [19] E. Lughofer e M. Sayed Mouchaweh, *Predictive Maintenance in Dynamic Systems Advanced Methods, Decision Support Tools and Real-World Applications: Advanced Methods, Decision Support Tools and Real-World Applications*. jan. de 2019.
- [20] W. Sun, R. Zhao, R. Yan, S. Shao e X. Chen, “Convolutional Discriminative Feature Learning for Induction Motor Fault Diagnosis”, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, v. 13, n. 3, pp. 1350–1359, 2017.
- [21] A. Mohammed, J. I. Melecio e S. Djurović, “Stator Winding Fault Thermal Signature Monitoring and Analysis by In Situ FBG Sensors”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 66, n. 10, pp. 8082–8092, 2019.
- [22] P. Lombard, V. Fireteanu e A.-I. Constantin, “Influences on the electromagnetic torque and rotor force of different faults in squirrel-cage induction motors”, *International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics*, v. 59, pp. 805–815, mar. de 2019.

- [23] A. Stief, J. R. Ottewill, J. Baranowski e M. Orkisz, “A PCA and Two-Stage Bayesian Sensor Fusion Approach for Diagnosing Electrical and Mechanical Faults in Induction Motors”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 66, n. 12, pp. 9510–9520, 2019.
- [24] B. Asad, T. Vaimann, A. Belahcen, A. Kallaste, A. Rassõlkin e M. N. Iqbal, “Broken rotor bar fault detection of the grid and inverter-fed induction motor by effective attenuation of the fundamental component”, *IET Electric Power Applications*, v. 13, n. 12, pp. 2005–2014, 2019.
- [25] E. Elbouchikhi, Y. Amirat, G. Feld e M. Benbouzid, “Generalized Likelihood Ratio Test Based Approach for Stator-Fault Detection in a PWM Inverter-Fed Induction Motor Drive”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 66, n. 8, pp. 6343–6353, 2019.
- [26] Y. Soleimani, S. M. A. Cruz e F. Haghjoo, “Broken Rotor Bar Detection in Induction Motors Based on Air-Gap Rotational Magnetic Field Measurement”, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, v. 68, n. 8, pp. 2916–2925, 2019.
- [27] H. H. Eldeeb, A. Berzoy e O. Mohammed, “Stator Fault Detection on DTC-Driven IM via Magnetic Signatures Aided by 2-D FEA Co-Simulation”, *IEEE Transactions on Magnetics*, v. 55, n. 6, pp. 1–5, 2019.
- [28] I. Zamudio-Ramirez, J. A. Antonino-Daviu, R. A. Osornio-Rios, R. de Jesus Romero-Troncoso e H. Razik, “Detection of Winding Asymmetries in Wound-Rotor Induction Motors via Transient Analysis of the External Magnetic Field”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 67, n. 6, pp. 5050–5059, 2020.
- [29] Y. Merizalde, L. Hernández-Callejo e O. Duque, “State of the Art and Trends in the Monitoring, Detection and Diagnosis of Failures in Electric Induction Motors”, *Energies*, v. 10, p. 1056, jul. de 2017.
- [30] F. M. C. Santos, I. N. Silva e M. Suetake, “About Application of Intelligent Systems for Fault Diagnosis in Induction Machines - An Overview (In Portuguese)”, pt, *Controle & Automação*, v. 23, pp. 553–569, out. de 2012.
- [31] A. Bellini, F. Filippetti, C. Tassoni e G. A. Capolino, “Advances in Diagnostic Techniques for Induction Machines”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 55, n. 12, pp. 4109–4126, 2008.
- [32] Y. F. Li e K. F. Chen, “Eliminating the picket fence effect of the fast Fourier transform”, *Computer Physics Communications*, v. 178, n. 7, pp. 486–491, 2008.
- [33] I. Martin-Diaz, D. Morinigo-Sotelo, O. Duque-Perez e R. J. Romero-Troncoso, “An Experimental Comparative Evaluation of Machine Learning Techniques for

- Motor Fault Diagnosis Under Various Operating Conditions”, *IEEE Transactions on Industry Applications*, v. 54, n. 3, pp. 2215–2224, 2018.
- [34] J. Grezmak, J. Zhang, P. Wang, K. A. Loparo e R. X. Gao, “Interpretable Convolutional Neural Network Through Layer-wise Relevance Propagation for Machine Fault Diagnosis”, *IEEE Sensors Journal*, v. 20, n. 6, pp. 3172–3181, 2020.
- [35] R. R. Kumar, G. Cirrincione, M. Cirrincione, A. Tortella e M. Andriollo, “A Topological Neural-Based Scheme for Classification of Faults in Induction Machines”, *IEEE Transactions on Industry Applications*, v. 57, n. 1, pp. 272–283, 2021.
- [36] G. H. Bazan, P. R. Scalassara, W. Endo e A. Goedel, “Information Theoretical Measurements From Induction Motors Under Several Load and Voltage Conditions for Bearing Faults Classification”, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, v. 16, n. 6, pp. 3640–3650, 2020.
- [37] S. E. Pandarakone, Y. Mizuno e H. Nakamura, “A Comparative Study between Machine Learning Algorithm and Artificial Intelligence Neural Network in Detecting Minor Bearing Fault of Induction Motors”, *Energies*, v. 12, p. 2105, jun. de 2019.
- [38] M. Singh e A. G. Shaik, “Faulty bearing detection, classification and location in a three-phase induction motor based on Stockwell transform and support vector machine”, *Measurement*, v. 131, pp. 524–533, 2019.
- [39] J. Burriel-Valencia, R. Puche-Panadero, J. Martinez-Roman *et al.*, “Automatic Fault Diagnostic System for Induction Motors under Transient Regime Optimized with Expert Systems”, *Electronics*, v. 8, n. 1, p. 6, dez. de 2018.
- [40] D.-Y. Jeong, M.-S. Baek, T.-B. Lim *et al.*, “Digital Twin: Technology Evolution Stages and Implementation Layers With Technology Elements”, *IEEE Access*, v. 10, pp. 52 609–52 620, 2022.
- [41] A. Sapena-Bano, F. Chinesta, M. Pineda-Sanchez, J. Aguado, D. Borzacchiello e R. Puche-Panadero, “Induction machine model with finite element accuracy for condition monitoring running in real time using hardware in the loop system”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, v. 111, pp. 315–324, 2019.
- [42] P. A. Panagiotou, I. Arvanitakis, N. Lophitis, J. A. Antonino-Daviu e K. N. Gyftakis, “On the broken rotor bar diagnosis using time–frequency analysis: ‘Is one spectral representation enough for the characterisation of monitored signals?’”, *IET Electric Power Applications*, v. 13, n. 7, pp. 932–942, 2019.

- [43] Q. Han, Z. Ding, X. Xu, T. Wang e F. Chu, “Stator current model for detecting rolling bearing faults in induction motors using magnetic equivalent circuits”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 131, pp. 554–575, 2019.
- [44] X. Liang, M. Z. Ali e H. Zhang, “Induction Motors Fault Diagnosis Using Finite Element Method: A Review”, *IEEE Transactions on Industry Applications*, v. 56, n. 2, pp. 1205–1217, 2020.
- [45] S. Nandi, H. A. Toliyat e X. Li, “Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Electrical Motors—A Review”, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 20, n. 4, pp. 719–729, 2005.
- [46] B.-S. Yang e K. J. Kim, “Application of Dempster–Shafer theory in fault diagnosis of induction motors using vibration and current signals”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 20, n. 2, pp. 403–420, 2006.
- [47] M. V. Souza, J. C. O. Lima, A. M. P. Roque e D. B. Riffel, “A Novel Algorithm to Detect Broken Bars in Induction Motors”, *Machines*, v. 9, n. 11, 2021.
- [48] D. Schmitz, M. Souza e D. Riffel, “Detecção de barras falhadas em motores de indução através da corrente de partida do motor em vazio, utilizando filtro de passa-faixa”, abr. de 2018.
- [49] M. Z. Ali, M. N. S. K. Shabbir, X. Liang, Y. Zhang e T. Hu, “Machine Learning-Based Fault Diagnosis for Single- and Multi-Faults in Induction Motors Using Measured Stator Currents and Vibration Signals”, *IEEE Transactions on Industry Applications*, v. 55, n. 3, pp. 2378–2391, 2019.
- [50] A. Mejia-Barron, J. de Santiago-Perez, D. Granados-Lieberman, J. Amezcua-Sanchez e M. Valtierra-Rodriguez, “Shannon Entropy Index and a Fuzzy Logic System for the Assessment of Stator Winding Short-Circuit Faults in Induction Motors”, *Electronics*, v. 8, n. 1, p. 90, jan. de 2019.
- [51] M. Sabouri, M. Ojaghi, J. Faiz e A. J. M. Cardoso, “Model-based unified technique for identifying severities of stator inter-turn and rotor broken bar faults in SCIMs”, *IET Electric Power Applications*, v. 14, n. 2, pp. 204–211, 2020.
- [52] I. O. Zaparoli, L. M. Rabelo Baccarini, P. C. M. Lamim Filho e F. B. Batista, “Transient envelope current analysis for inter-turn short-circuit detection in induction motor stator”, *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, v. 42, n. 97, pp. 2625–2634, 2020.
- [53] B. Akhil Vinayak, K. Anjali Anand e G. Jagadanand, “Wavelet-based real-time stator fault detection of inverter-fed induction motor”, *IET Electric Power Applications*, v. 14, n. 1, pp. 82–90, 2020.

- [54] H. Li, Z. Wang, D. Zhen, F. Gu e A. Ball, “Modulation Sideband Separation Using the Teager–Kaiser Energy Operator for Rotor Fault Diagnostics of Induction Motors”, *Energies*, v. 12, n. 23, p. 4437, 2019.
- [55] W. Zhao e L. Wang, “Multiple-Kernel MRVM With LBFO Algorithm for Fault Diagnosis of Broken Rotor Bar in Induction Motor”, *IEEE Access*, v. 7, pp. 182 173–182 184, 2019.
- [56] R. Puche-Panadero, J. Martinez-Roman, A. Sapena-Bano e J. Burriel-Valencia, “Diagnosis of Rotor Asymmetries Faults in Induction Machines Using the Rectified Stator Current”, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 35, n. 1, pp. 213–221, 2020.
- [57] S. E. Pandarakone, Y. Mizuno e H. Nakamura, “Evaluating the Progression and Orientation of Scratches on Outer-Raceway Bearing Using a Pattern Recognition Method”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 66, n. 2, pp. 1307–1314, 2019.
- [58] O. Duque-Perez, C. Del Pozo-Gallego, D. Morinigo-Sotelo e W. Fontes Godoy, “Condition Monitoring of Bearing Faults Using the Stator Current and Shrinkage Methods”, *Energies*, v. 12, n. 17, p. 3392, 2019.
- [59] W. Wang, X. Song, G. Liu, Q. Chen, W. Zhao e H. Zhu, “Induction Motor Broken Rotor Bar Fault Diagnosis Based on Third-Order Energy Operator Demodulated Current Signal”, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 37, n. 2, pp. 1052–1059, 2022.
- [60] H. Li, G. Feng, D. Zhen, F. Gu e A. D. Ball, “A Normalized Frequency-Domain Energy Operator for Broken Rotor Bar Fault Diagnosis”, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, v. 70, pp. 1–10, 2021.
- [61] O. E. Hassan, M. Amer, A. K. Abdelsalam e B. W. Williams, “Induction motor broken rotor bar fault detection techniques based on fault signature analysis – a review”, *IET Electric Power Applications*, v. 12, n. 7, pp. 895–907, 2018.
- [62] R. Liu, B. Yang, E. Zio e X. Chen, “Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 108, pp. 33–47, 2018.
- [63] S. Zhang, S. Zhang, B. Wang e T. G. Habetler, “Deep Learning Algorithms for Bearing Fault Diagnostics—A Comprehensive Review”, *IEEE Access*, v. 8, pp. 29 857–29 881, 2020.
- [64] J. Wang, P. Fu, L. Zhang, R. X. Gao e R. Zhao, “Multilevel Information Fusion for Induction Motor Fault Diagnosis”, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, v. 24, n. 5, pp. 2139–2150, 2019.

- [65] M. Drakaki, Y. L. Karnavas, A. D. Karlis, I. D. Chasiotis e P. Tzionas, “Study on fault diagnosis of broken rotor bars in squirrel cage induction motors: a multi-agent system approach using intelligent classifiers”, *IET Electric Power Applications*, v. 14, n. 2, pp. 245–255, 2020.
- [66] J. E. Garcia-Bracamonte, J. M. Ramirez-Cortes, J. de Jesus Rangel-Magdaleno, P. Gomez-Gil, H. Peregrina-Barreto e V. Alarcon-Aquino, “An Approach on MCSA-Based Fault Detection Using Independent Component Analysis and Neural Networks”, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, v. 68, n. 5, pp. 1353–1361, 2019.
- [67] G. H. Bazan, P. R. Scalassara, W. Endo, A. Goedel, R. H. C. Palácios e W. F. Godoy, “Stator Short-Circuit Diagnosis in Induction Motors Using Mutual Information and Intelligent Systems”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 66, n. 4, pp. 3237–3246, 2019.
- [68] W. S. Gongora, I. N. da Silva, A. Goedel, M. F. Castoldi e T. H. dos Santos, “Reference Signal Injection in Induction Motors Drives to Electrical Failures Detection”, *J Control Autom Electr Syst*, v. 30, pp. 242–252, 2019.
- [69] C. Terron-Santiago, J. Martinez-Roman, R. Puche-Panadero e A. Sapena-Bano, “A Review of Techniques Used for Induction Machine Fault Modelling”, *Sensors*, v. 21, n. 14, 2021.
- [70] M. Garcia, P. A. Panagiotou, J. A. Antonino-Daviu e K. N. Gyftakis, “Efficiency Assessment of Induction Motors Operating Under Different Faulty Conditions”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 66, n. 10, pp. 8072–8081, 2019.
- [71] S. Nabeta, A. Foggia, J.-L. Coulomb e G. Reyne, “Finite element simulations of unbalanced faults in a synchronous machine”, *IEEE Transactions on Magnetics*, v. 32, n. 3, pp. 1561–1564, 1996.
- [72] J. R. Ruthes, S. L. Nau e A. Nied, “Performance analysis of induction motor under non-sinusoidal supply voltages”, *In 2016 12th IEEE International Conference on Industry Applications (INDUSCON)*, 2016, pp. 1–6.
- [73] J. A. Malagoli, J. R. Camacho e M. V. F. da Luz, “Optimal electromagnetic torque of the induction motor generated automatically with Gmsh/GetDP software”, *International Transactions on Electrical Energy Systems*, v. 31, n. 3, e12773, 2021.
- [74] D. Correa, S. Nabeta, F. Pereira, J. Silva e W. Silva, “FEM-coupled simulations and genetic algorithm model applied to reduce the torque ripple of a 2-phase SR motor drive”, *The Journal of Engineering*, v. 2019, jun. de 2019.

- [75] C. Becker, M. V. F. D. Luz e J. V. Leite, "Design of a Transverse Flux Permanent Magnet Generator Using a Reluctance Circuit", *IEEE Access*, v. 9, pp. 145 161–145 174, 2021.
- [76] V. Climente-Alarcon, A. Arkkio e J. Antonino-Daviu, "2-D Magnetomechanical Transient Study of a Motor Suffering a Bar Breakage", *IEEE Transactions on Industry Applications*, v. 54, n. 3, pp. 2097–2104, 2018.
- [77] D. G. Jerkan, D. D. Reljić e D. P. Marčetić, "Broken Rotor Bar Fault Detection of IM Based on the Counter-Current Braking Method", *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 32, n. 4, pp. 1356–1366, 2017.
- [78] M. Malekpour, B. T. Phung e E. Ambikairajah, "Online technique for insulation assessment of induction motor stator windings under different load conditions", *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 24, n. 1, pp. 349–358, 2017.
- [79] K. N. Gyftakis, D. V. Spyropoulos e E. D. Mitronikas, "Advanced Detection of Rotor Electrical Faults in Induction Motors at Start-Up", *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 36, n. 2, pp. 1101–1109, 2021.
- [80] S. L. Nau, D. Schmitz e W. de Lima Pires, "Methods to evaluate the quality of stator and rotor of electric motors", *In 2015 IEEE 10th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED)*, 2015, pp. 64–70.
- [81] H. Dehghan, F. Haghjoo e S. M. A. Cruz, "A Flux-Based Differential Technique for Turn-to-Turn Fault Detection and Defective Region Identification in Line-Connected and Inverter-Fed Induction Motors", *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 33, n. 4, pp. 1876–1885, 2018.
- [82] B. Gu, "Offline Interturn Fault Diagnosis Method for Induction Motors by Impedance Analysis", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 65, n. 7, pp. 5913–5920, 2018.
- [83] A. Berzoy, A. A. S. Mohamed e O. Mohammed, "Impact of Inter-Turn Short-Circuit Location on Induction Machines Parameters Through FE Computations", *IEEE Transactions on Magnetics*, v. 53, n. 6, pp. 1–4, 2017.
- [84] M. E. E.-D. Atta, D. K. Ibrahim, M. Gilany e A. F. Zobaa, "Adaptive Scheme for Detecting Induction Motor Incipient Broken Bar Faults at Various Load and Inertia Conditions", *Sensors*, v. 22, n. 1, 2022.
- [85] H. Zhao, X. Guo, X. Dai *et al.*, "Improved Rotor Bar Shape in High-Voltage Large-Power Induction Motors to Eliminate Hotspot and Avoid Broken Bars", *IEEE Transactions on Industry Applications*, v. 57, n. 5, pp. 4606–4616, 2021.

- [86] A. Fitzgerald, C. Kingsley e S. Umans, *Máquinas Elétricas*, ARTMED-BOOKMAN, ed. Porto Alegre, RS: ARTMED-BOOKMAN, 2006.
- [87] P. Krause, O. Wasynczuk e S. Sudhoff, *Analysis of Electric Machinery and Drive Systems*, 2nd. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2002.
- [88] WEG. “Catálogo Técnico Motor Elétrico Trifásico W22”. (2010), disp. em: <https://www.weg.net/> (acesso em 22/04/2020).
- [89] G. C. d. Nascimento Junior, *Máquinas Elétricas - Teoria e Ensaio*, Érica, ed. São Paulo, SP: Érica, 2011.
- [90] I. Kosow, *Máquinas Elétricas e Transformadores*. Porto Alegre, RS: Globo, 1982.
- [91] C. M. Ong, *Dynamic Simulation of Electric Machinery Using Matlab/Simulink*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 1997.
- [92] L. Engineering. “How does an Induction Motor work”. (2018), disp. em: https://www.youtube.com/watch?time_continue=46&v=AQqyGNOP_3o&feature=emb_logo (acesso em 08/06/2020).
- [93] S. J. Chapman, *Fundamentos de máquinas elétricas*, 5ª ed. Porto Alegre, RS: McGraw-Hill, 2013, p. 716.
- [94] S. Vukosavic, *Electrical Machines (Power Electronics and Power Systems)*. New York, NY, USA: Springer, 2012, p. 649.
- [95] F. Filippetti, G. Franceschini, C. Tassoni e P. Vas, “AI techniques in induction machines diagnosis including the speed ripple effect”, *IEEE Transactions on Industry Applications*, v. 34, n. 1, pp. 98–108, 1998.
- [96] A. Bonnett e G. Soukup, “Cause and analysis of stator and rotor failures in three-phase squirrel-cage induction motors”, *IEEE Transactions on Industry Applications*, v. 28, n. 4, pp. 921–937, 1992.
- [97] A. Siddique, G. S. Yadava e B. Singh, “A review of stator fault monitoring techniques of induction motors”, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 20, n. 1, pp. 106–114, 2005.
- [98] Sang Bin Lee, R. M. Tallam e T. G. Habetler, “A robust, on-line turn-fault detection technique for induction machines based on monitoring the sequence component impedance matrix”, *IEEE Transactions on Power Electronics*, v. 18, n. 3, pp. 865–872, 2003.

- [99] S. M. A. Cruz e A. J. M. Cardoso, “Multiple reference frames theory: a new method for the diagnosis of stator faults in three-phase induction motors”, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 20, n. 3, pp. 611–619, 2005.
- [100] G. M. Joksimovic e J. Penman, “The detection of inter-turn short circuits in the stator windings of operating motors”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 47, n. 5, pp. 1078–1084, 2000.
- [101] S. Nandi e H. A. Toliyat, “Novel frequency-domain-based technique to detect stator interturn faults in induction machines using stator-induced voltages after switch-off”, *IEEE Transactions on Industry Applications*, v. 38, n. 1, pp. 101–109, 2002.
- [102] L. Weili, X. Ying, S. Jiafeng e L. Yingli, “Finite-Element Analysis of Field Distribution and Characteristic Performance of Squirrel-Cage Induction Motor With Broken Bars”, *IEEE Transactions on Magnetics*, v. 43, n. 4, pp. 1537–1540, 2007.
- [103] R. Fiser e S. Ferkolj, “Application of a finite element method to predict damaged induction motor performance”, *IEEE Transactions on Magnetics*, v. 37, n. 5, pp. 3635–3639, 2001.
- [104] ANSYS. “Ansys Maxwell Software: Low Frequency Electromagnetic Field Simulation”. (2020), disp. em: <https://www.ansys.com> (acesso em 17/06/2020).
- [105] A. M. d. Oliveira, “Modelagem de Máquinas Elétricas e seus Circuitos Elétricos Associados Utilizando o Método de Elementos Finitos 2D”, Doutorado, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis-SC-Brasil, 2004.
- [106] M. V. F. d. Luz, “Desenvolvimento de um software para cálculo de campos eletromagnéticos 3D utilizando elementos de aresta, levando em conta o movimento e o circuito de alimentação”, Doutorado, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis-SC-Brasil, 2003.
- [107] T. D. Lopes, “Multiclassificação de Falhas em Motores de Indução Trifásicos Utilizando Transformador de Corrente e Redes Neurais Artificiais”, Mestrado, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procópio-PR-Brasil, 2016, p. 98.
- [108] M. Riera-Guasp, J. Antonino-Daviu e G.-A. Capolino, “Advances in Electrical Machine, Power Electronic, and Drive Condition Monitoring and Fault Detection: State of the Art”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 62, n. 3, pp. 1746–1759, mar. de 2015.

- [109] M. Cabanas, J. Norniella, M. Melero *et al.*, “Detection of stator winding insulation failures: On-line and off-line tests”, *In Workshop on Electrical Machines Design Control and Diagnosis (WEMDCD)*, IEEE, Paris, mar. de 2013, pp. 210–219.
- [110] A. Gandhi, T. Corrigan e L. Parsa, “Recent Advances in Modeling and Online Detection of Stator Interturn Faults in Electrical Motors”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 58, n. 5, pp. 1564–1575, mai. de 2011.
- [111] F. Filippetti, A. Bellini e G. Capolino, “Condition monitoring and diagnosis of rotor faults in induction machines: State of art and future perspectives”, *In Workshop on Electrical Machines Design Control and Diagnosis (WEMDCD)*, IEEE, Paris, mar. de 2013, pp. 196–209.
- [112] L. M. R. Baccarini, “Detecção e Diagnóstico de Falhas em Motores de Indução”, Doutorado, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte-MG-Brasil, 2005, p. 207.
- [113] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, 2nd. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall PTR, 1998.
- [114] I. N. Silva, D. H. Spatti e R. A. Flauzino, *Artificial Neural Networks for Engineering and Applied Sciences (in Portuguese)*. São Paulo: ArtLiber, 2010, p. 399.
- [115] T. D. Lopes, A. Raizer e W. Valente Júnior, “The Use of Digital Twins in Finite Element for the Study of Induction Motors Faults”, *Sensors*, v. 21, n. 23, 2021.
- [116] T. D. Lopes, A. Raizer e W. V. Junior, “Assessment of Induction Motor with Rotor Fault Using a FEM-3D Model”, *In 2022 IEEE Power and Energy Conference at Illinois (PECI)*, 2022, pp. 1–5.
- [117] T. D. Lopes, A. Goedtel, R. H. C. Palácios, W. F. Godoy e R. M. D. Souza, “Bearing fault identification of three-phase induction motors bases on two current sensor strategy”, *Soft Computing*, v. 21, n. 22, pp. 6673–6685, 2017.
- [118] R. H. C. Palácios, I. N. da Silva, A. Goedtel, W. F. Godoy e T. D. Lopes, “Diagnosis of Stator Faults Severity in Induction Motors Using Two Intelligent Approaches”, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, v. 13, n. 4, pp. 1681–1691, 2017.
- [119] W. F. Godoy, I. N. da Silva, A. Goedtel, R. H. C. Palácios e T. D. Lopes, “Application of intelligent tools to detect and classify broken rotor bars in three-phase induction motors fed by an inverter”, *IET Electric Power Applications*, v. 10, n. 5, pp. 430–439, 2016.
- [120] R. H. C. Palácios, “Aplicação de técnicas inteligentes com análise no domínio do tempo para reconhecimento de defeitos em motores de indução trifásicos”,

- tese de dout., Escola de Engenharia de São Carlos - Universidade de São Paulo, São Carlos-SP, 2016, p. 187.
- [121] W. F. Godoy, “Multiclassificador inteligente de falhas no domínio do tempo em motores de indução trifásicos alimentados por inversores de frequência”, tese de dout., Escola de Engenharia de São Carlos - Universidade de São Paulo, São Carlos-SP, 2016, p. 162.
- [122] M. Alhamadi e N. Demerdash, “Modeling of effects of skewing of rotor mounted permanent magnets on the performance of brushless DC motors”, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 6, n. 4, pp. 721–729, 1991.
- [123] S. Ho e W. Fu, “A comprehensive approach to the solution of direct-coupled multislice model of skewed rotor induction motors using time-stepping eddy-current finite element method”, *IEEE Transactions on Magnetics*, v. 33, n. 3, pp. 2265–2273, 1997.
- [124] S. J. Salon, *Finite Element Analysis of Electrical Machines* (Engineering and Computer Science). Boston, MA, USA: Springer, 1995, p. 247.
- [125] T. D. Lopes, A. Raizer e W. V. Junior, “Finite Element Analysis of Magnetic Flux Density in Digital Twin of Electric Motor with Rotor Fault”, *In 15º Congresso Brasileiro de Eletromagnetismo (CBMAG)*, 2022, pp. 1–2.
- [126] P. A. Panagiotou, I. Arvanitakis, N. Lophitis, J. A. Antonino-Daviu e K. N. Gyftakis, “A New Approach for Broken Rotor Bar Detection in Induction Motors Using Frequency Extraction in Stray Flux Signals”, *IEEE Transactions on Industry Applications*, v. 55, n. 4, pp. 3501–3511, 2019.
- [127] C. F. do Nascimento, A. A. de Oliveira Jr, A. Goedel e P. J. A. Serni, “Harmonic identification using parallel neural networks in single-phase systems”, *Applied Soft Computing*, v. 11, n. 2, pp. 2178–2185, 2011.
- [128] W. F. Godoy, D. Morinigo-Sotelo, O. Duque-Perez, I. N. D. Silva, A. Goedel e R. H. C. Palácios, “Estimation of Bearing Fault Severity in Line-Connected and Inverter-Fed Three-Phase Induction Motors”, *Energies*, v. 13, n. 13, p. 3481, 2020.
- [129] R. Palácios, I. Silva, W. Godoy, J. Fabri e L. Botoni de Souza, “Voltage unbalance evaluation in the intelligent recognition of induction motor rotor faults”, *Soft Computing*, mai. de 2020.
- [130] W. F. Godoy, I. N. da Silva, A. Goedel e R. H. C. Palácios, “Evaluation of Stator Winding Faults Severity in Inverter-Fed Induction Motors”, *Applied Soft Computing*, v. 32, n. 0, pp. 420–431, 2015.

-
- [131] M. Hall, E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann e I. H. Witten, “The WEKA Data Mining Software: An Update”, *SIGKDD Explor. Newsl.*, v. 11, n. 1, pp. 10–18, 2009.
- [132] J. R. Landis e G. G. Koch, “The measurement of observer agreement for categorical data.”, *Biometrics*, v. 33, n. 1, pp. 159–174, 1977.