

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

**DANIEL ANGELO MEZZARROBA
LUIS FERNANDO TRAVAGLIA FELIX
NINA MIERS RUSSOWSKY**

**ANÁLISE DO MÉTODO *FULL SPECTRUM* APLICADO AOS SINAIS DE
CORRENTE PARA DIAGNÓSTICO DE BARRAS QUEBRADAS EM MOTORES
DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS**

CURITIBA

2025

**DANIEL ANGELO MEZZARROBA
LUIS FERNANDO TRAVAGLIA FELIX
NINA MIERS RUSSOWSKY**

**ANÁLISE DO MÉTODO *FULL SPECTRUM* APLICADO AOS SINAIS DE
CORRENTE PARA DIAGNÓSTICO DE BARRAS QUEBRADAS EM MOTORES
DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS**

**Analysis of Full Spectrum Applied to Current Signals for Diagnosing Broken
Bars in Three-Phase Induction Motors**

Trabalho de conclusão de curso de graduação
apresentado como requisito para obtenção do
título de Bacharel em Engenharia Elétrica do
curso de Engenharia Elétrica da Universidade
Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Orientador: Narco Afonso Ravazzoli Maciejewski

Coorientador: Thiago de Paula Machado Bazzo

CURITIBA

2025



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Esta licença permite compartilhamento, remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es). Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.

**DANIEL ANGELO MEZZARROBA
LUIS FERNANDO TRAVAGLIA FELIX
NINA MIERS RUSSOWSKY**

**ANÁLISE DO MÉTODO *FULL SPECTRUM* APLICADO AOS SINAIS DE
CORRENTE PARA DIAGNÓSTICO DE BARRAS QUEBRADAS EM MOTORES
DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS**

Trabalho de conclusão de curso de graduação
apresentado como requisito para obtenção do
título de Bacharel em Engenharia Elétrica do
curso de Engenharia Elétrica da Universidade
Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Data de aprovação: 02 / Dezembro / 2025

Narco Afonso Ravazzoli Maciejewski
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Thiago de Paula Machado Bazzo
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Glauber Gomes de Oliveira Brante
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Victor Baptista Frencl
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

**CURITIBA
2025**

Dedicamos este trabalho às nossas famílias,
que nos fortaleceram com amor, incentivo e
compreensão, mesmo nas horas em que a
nossa presença fez falta.

AGRADECIMENTOS

Não cabe nessa folha o quão gratos somos a todas as pessoas que nos ajudaram nesse período importante de nossas vidas, mas gostaríamos que soubessem que todos foram importantes nesta fase, e que não nos esqueceremos de nossa gratidão e de seu apoio.

Agradecemos ao nosso orientador Prof. Dr. Narco A. R. Maciejewski por sempre nos ajudar, emprestar seu conhecimento e esclarecer nossas dúvidas.

Ao nosso coorientador Prof. Dr. Thiago de P. M. Bazzo, por disponibilizar seu tempo.

A Secretaria do Curso, pela cooperação.

Às nossas famílias, que nos apoiaram, ajudaram e incentivaram a sermos quem somos hoje e quem desejamos nos tornar.

A todos os que tornaram essa pesquisa possível.

“A mente que se abre a uma nova ideia jamais
voltará ao seu tamanho original”
(Einstein, 1905).

RESUMO

Este trabalho investiga a aplicação da Análise de Espectro Completo, do inglês *Full Spectrum Analysis* (FSA), às correntes trifásicas de motores de indução com o objetivo de diagnosticar barras quebradas no rotor. Inicialmente realizou-se uma revisão da literatura abrangendo técnicas de diagnóstico em motores de indução trifásicos, transformadas de Clarke e Park, análise de corrente do estator e métodos baseados em *Full Spectrum*. Em seguida, avaliou-se um procedimento fundamentado na transformada de Clarke aplicada às correntes de armadura provenientes de um banco de dados experimental. O método consiste em gerar o *Full Spectrum* a partir do sinal complexo formado pelas componentes da transformada de Clarke, construir órbitas a partir das amplitudes espectrais e extrair parâmetros numéricos, em especial a área da elipse, utilizada como indicador de falha. Os resultados mostram que a variação dessa área permite discriminar de forma consistente o motor saudável das condições com múltiplas barras quebradas, enquanto a diferenciação do caso com apenas uma barra quebrada é obtida pela análise de componentes espectrais adicionais. Testes estatísticos confirmaram a eficácia do procedimento, concluindo que a transformada de Clarke preserva informações suficientes para o diagnóstico via *Full Spectrum Analysis* e que a metodologia proposta pode ser adaptada a outros motores e tipos de falha, configurando uma alternativa prática para monitoramento preditivo.

Palavras-chave: *full spectrum*; motor de indução; transformada de Clarke; barras quebradas no rotor.

ABSTRACT

This work investigates the application of Full Spectrum Analysis to the three-phase currents of induction motors with the aim of diagnosing broken rotor bars. A literature review was first conducted, covering diagnostic techniques for induction motors, Clarke and Park transforms, stator current analysis, and methods based on full spectrum. Next, a procedure based on the Clarke transform applied to armature currents from an experimental database was evaluated. The method consists of generating the full spectrum from the complex signal formed by the Clarke transform components, constructing orbits from the spectral amplitudes, and extracting numerical parameters, such as the ellipse area used as the primary fault indicator. The results show that variations in this area consistently distinguish the healthy motor from conditions with multiple broken bars, while differentiation of the single-bar fault is achieved through the analysis of additional spectral components. Statistical tests confirmed the effectiveness of the procedure, indicating that the Clarke transform preserves sufficient information for diagnosis through full spectrum analysis and that the proposed methodology can be adapted to other motors and fault types, offering a practical alternative for predictive monitoring.

Keywords: full spectrum; induction motor; Clarke transform; broken rotor bars.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Tipos de problemas no motor de indução, segundo IEEE e EPRI.....	15
Figura 2 – Representação de um MIT	19
Figura 3 – Relações das transformações	21
Figura 4 – Representação fasorial da transformada de Clarke.....	24
Figura 5 – Referenciais estacionário e girante combinados para o sistema trifásico	26
Figura 6 – Ilustração do efeito de borda de uma janela de sinal	30
Figura 7 – Exemplo de aplicação da janela de Hanning em um sinal	30
Figura 8 – Efeito de borda no espectro de frequência	31
Figura 9 – Tipos de falhas típicas em motores de indução	32
Figura 10 – Espectro de frequência de corrente do estator	35
Figura 11 – Procedimento matemático para a obtenção das amplitudes do <i>full spectrum</i>	36
Figura 12 – Procedimento de obtenção do <i>full spectrum</i> das correntes	38
Figura 13 – <i>Full Spectrum</i> das correntes para o motor em condição saudável, obtido do ensaio 1 do banco de dados experimental	39
Figura 14 – Órbita clássica	39
Figura 15 – Órbita simplificada	40
Figura 16 – Etapas da revisão sistemática	42
Figura 17 – Tipos de falhas em motores de indução	43
Figura 18 – Utilização de IA e ML em artigos científicos ao longo dos anos	46
Figura 19 – Frequência dos métodos de IA e ML utilizados em artigos	47
Figura 20 – Esquema geral do laboratório de ensaios de máquinas elétricas.....	50
Figura 21 – Rotor com falha simulada.....	50
Figura 22 – Correntes trifásicas do motor saudável - ensaio 1	51
Figura 23 – Diagrama de blocos do <i>full spectrum</i> para os sinais de corrente	53
Figura 24 – Órbita criada a partir dos parâmetros numéricos extraídos do <i>full spectrum</i>	55
Figura 25 – Fluxograma do processo de seleção dos testes estatísticos	57
Figura 26 – Resultado atípico para r4b.....	58
Figura 27 – Espectro completo das correntes com ênfase nas frequências características de barra quebrada f_{b1} , a partir do ensaio 1	59
Figura 28 – Elipses construídas por meio de f_{b1+} , em diferentes condições de falha do rotor para MIT operando em carga nominal, a partir dos ensaios 1-9 do banco de dados experimental	60
Figura 29 – Histogramas da área da elipse na frequência f_{b1+} para: (a) o rotor saudável; (b) r1b; (c) r2b; (d) r3b; e (e) r4b	63
Figura 30 – <i>Boxplot</i> comparativo das áreas das elipses construídas por meio de f_{b1+} , em diferentes condições de falha do rotor para MIT operando em carga nominal	64
Figura 31 – <i>Boxplot</i> comparativo das áreas das elipses construídas por meio de f_{b1-} , em diferentes condições de falha do rotor para MIT operando em carga nominal	65
Figura 32 – <i>Boxplot</i> comparativo das áreas das elipses construídas por meio de f_{b2+} , em diferentes condições de falha do rotor para MIT operando em carga nominal	66

Figura 33 – <i>Boxplot</i> comparativo das áreas das elipses construídas por meio de f_{b2-}, em diferentes condições de falha do rotor para MIT operando em carga nominal	67
Figura 34 – Gráficos de dispersão das variações de área para as quatro condições de falha, nas frequências características: (a) f_{b1+}; (b) f_{b1-}; (c) f_{b2+}; e (d) f_{b2-}	69

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	– Tipos de dados	45
Tabela 2	– Transformadas e métodos	46
Tabela 3	– Resultados do teste de normalidade de Shapiro-Wilk, em p-valores	61
Tabela 4	– Diferenciação estatística para f_{b1+}	62
Tabela 5	– Diferenciação estatística para f_{b1-}	64
Tabela 6	– Diferenciação estatística para f_{b2+}	65
Tabela 7	– Diferenciação estatística para f_{b2-}	66
Tabela 8	– Resultado do teste de Dunn-Šidák para comparação entre todas as condições, com nível de significância de 5%	68

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AK	<i>Author Keywords</i>
ANOVA	<i>Analysis of Variance</i>
CA	Corrente Alternada
DFT	<i>Discrete Fourier Transform</i>
DOI	<i>Digital Object Identifier</i>
EPRI	<i>Electric Power Research Institute</i>
FEM	Força Eletromotriz
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
FSA	<i>Full Spectrum Analysis</i>
IA	Inteligência Artificial
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
IK	<i>Indexed Keywords</i>
LDA	<i>Linear Discriminant Analysis</i>
MCSA	<i>Motor Current Signature Analysis</i>
MIT	Motor de Indução Trifásico
ML	<i>Machine Learning</i>
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
SF	<i>Stray Flux</i>
STFT	<i>Short-Time Fourier Transform</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	Relevância dos motores de indução trifásicos e suas principais falhas ...	14
1.1.1	Avanços no monitoramento de condição de motores.....	15
1.1.2	Delimitação e escopo do estudo	16
1.2	Objetivo da pesquisa	17
1.3	Objetivos	17
1.3.1	Objetivo geral	17
1.3.2	Objetivos específicos	17
1.4	Justificativa	17
2	REFERENCIAL TEÓRICO	19
2.1	Motor de indução trifásico.....	19
2.1.1	Princípio de funcionamento.....	19
2.1.2	Características operacionais	20
2.2	Transformações	21
2.2.1	Transformações de eixo de referência.....	21
2.2.1.1	Transformada de Park	22
2.2.1.2	Transformada de Clarke.....	23
2.2.1.3	Interpretação geométrica	25
2.2.2	Transformada rápida de Fourier.....	26
2.3	Janelamento de sinais	28
2.3.1	Frequência de amostragem e resolução em frequência	28
2.3.2	Efeito de borda e janelamento	29
2.4	Tipos de falhas	31
2.4.1	Barras quebradas no rotor	32
2.5	Estimação da velocidade do rotor	33
2.6	Análise de <i>full spectrum</i>	35
2.6.1	<i>Full spectrum</i> na análise das correntes	36
2.6.2	Interpretação das órbitas a partir do <i>full spectrum</i>	38
3	REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA.....	41
3.1	Objetivo e estratégia da revisão sistemática	41
3.2	Método da revisão sistemática	41
3.2.1	Sistema de classificação e critérios de exclusão.....	41
3.3	Resultados da revisão sistemática	43
3.3.1	Tipos de falhas	43
3.3.1.1	Barras quebradas no rotor	44
3.3.1.2	Curto-circuito entre espiras	44
3.3.1.3	Falhas em rolamentos.....	45
3.3.1.4	Tipos de dados e transformadas utilizadas	45
3.3.2	Utilização da inteligência artificial e aprendizado de máquina	46
3.4	Síntese da revisão sistemática	48
4	METODOLOGIA	49
4.1	Banco de dados	49
4.2	Descrição do método	51
4.3	Aplicação do janelamento	52

4.4	Falha estudada.....	52
4.5	Parâmetros numéricos	54
4.6	Métodos estatísticos.....	56
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	58
5.1	Tratamento de <i>outliers</i>	58
5.2	<i>Full spectrum</i> nas frequências características de barras quebradas	59
5.3	Avaliação de método estatístico.....	61
5.4	Análise entre condições	62
5.4.1	Resultados referentes à primeira frequência de barra quebrada positiva	62
5.4.2	Resultados referentes à primeira frequência de barra quebrada negativa	64
5.4.3	Resultados referentes à segunda frequência de barra quebrada positiva	65
5.4.4	Resultados referentes à segunda frequência de barra quebrada negativa	66
5.4.5	Comparação dos resultados.....	67
5.5	Parâmetro indicativo percentual de falha	68
6	CONCLUSÃO	71
	REFERÊNCIAS.....	72

1 INTRODUÇÃO

1.1 Relevância dos motores de indução trifásicos e suas principais falhas

O Motor de Indução Trifásico (MIT) é amplamente utilizado como principal componente em diversas aplicações industriais, variando desde ambientes controlados, como setor alimentício, até operações em ambientes adversos e exigentes, como plantas petroquímicas e instalações de processamento de metais pesados (Filho *et al.*, 2020). Esses motores correspondem a, aproximadamente, 95% dos equipamentos instalados na indústria, sendo responsáveis por um consumo energético de 40% a 50% do total destinado a máquinas industriais (Saad; Irfan; Ibrahim, 2018), assegurando operações confiáveis e eficientes ao longo de sua vida útil pretendida, com a expectativa de funcionamento sem falhas significativas.

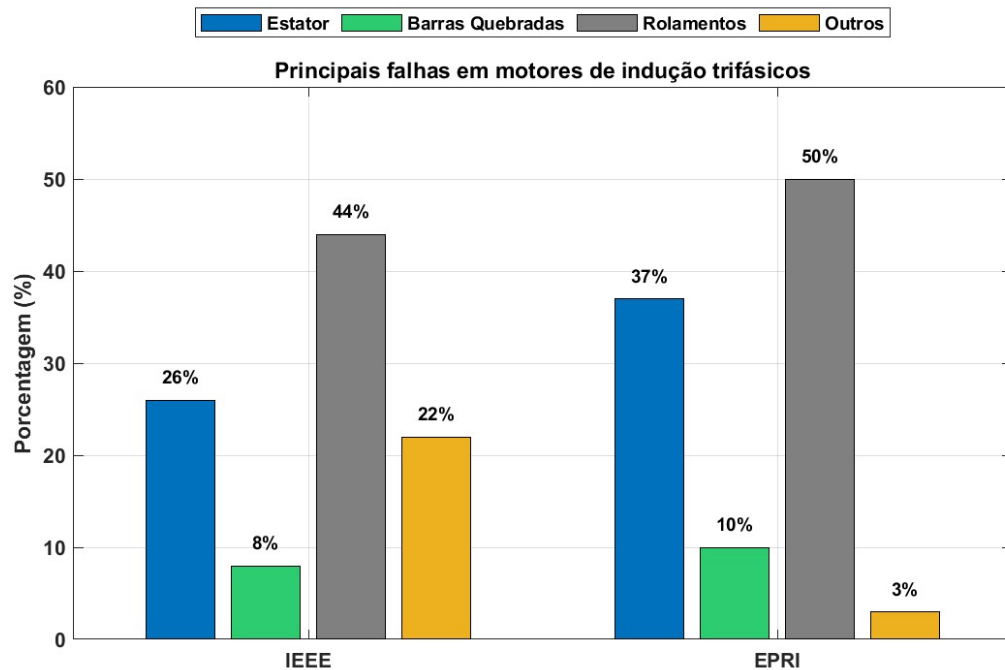
Apesar de serem amplamente reconhecidos por sua robustez e versatilidade, os MITs são suscetíveis ao desgaste natural, geralmente causado por sobrecarga mecânica, exposição a ambientes com excesso de umidade, temperaturas elevadas e a presença de partículas abrasivas, como poeira e resíduos industriais. Além disso, em condições mais específicas, fatores como maresia e altitude elevada podem acelerar esse processo, comprometendo o desempenho do equipamento. Esses fatores contribuem para a deterioração do motor, reduzindo significativamente sua vida útil (Yetgin, 2019).

No entanto, defeitos de origem elétrica ou mecânica também podem comprometer sua eficiência e confiabilidade. Nesse contexto, estudos realizados pelo *Institute of Electrical and Electronics Engineers* (IEEE) e pelo *Electric Power Research Institute* (EPRI), indicam que os problemas mais comuns nos MITs estão relacionados, principalmente, aos rolamentos, seguidas pelas falhas no estator e também pelas barras quebradas no rotor. Outras falhas menos frequentes complementam essa distribuição (Halder *et al.*, 2022). A Figura 1 ilustra graficamente a distribuição percentual, conforme os dados apresentados pelas instituições citadas acima.

Como consequência, os danos causados a motores podem comprometer sua capacidade de operar com segurança, gerando perdas de produtividade, interrupções não planejadas e custos de manutenção elevados. Alinhado a isso, outras pesquisas indicam que falhas em componentes críticos, como as mencionadas anteriormente, são comuns e representam desafios significativos para a implementação de estratégias eficazes de manutenção preditiva e corretiva desses equipamentos (Huo *et al.*, 2020). Nesse sentido, a manutenção preditiva tem

como foco prevenir falhas nesses equipamentos ao atuar com base em dados estatísticos e parâmetros diversos, garantindo a operação por períodos mais longos (Kavana; Neethi, 2018).

Figura 1 – Tipos de problemas no motor de indução, segundo IEEE e EPRI



Fonte: Adaptado de Halder *et al.* (2022).

Por isso, a detecção precoce de defeitos incipientes torna-se fundamental para prevenir falhas dispendiosas e reduzir paradas inesperadas, especialmente em linhas de produção. Segundo Lee *et al.* (2014), a identificação precoce de falhas não apenas reduz os custos de manutenção, mas também minimiza as perdas de produtividade em diversos ambientes industriais, onde frequentemente os motores estão instalados. Diante desse cenário, torna-se essencial o desenvolvimento de métodos avançados para diagnóstico e monitoramento da saúde do motor (Xu *et al.*, 2019).

1.1.1 Avanços no monitoramento de condição de motores

Neste contexto, o método Análise de Espectro Completo, do inglês *Full Spectrum Analysis* (FSA) aparece como uma alternativa promissora para monitoramento e diagnóstico de falhas em MITs. Inicialmente desenvolvido para analisar sinais de vibração, foi validado para uma gama de avarias causadas por irregularidades mecânicas, elétricas ou magnéticas, com desta-

que para a identificação de desalinhamentos e desequilíbrios a partir das oscilações mecânicas (Rao; Tiwari, 2020). Além disso, possibilita também análises detalhadas no domínio da frequência, permitindo a identificação de problemas com grande precisão, mesmo sob circunstâncias operacionais adversas.

O FSA pode ser combinado com outras técnicas complementares, como a análise de Fluxo Disperso, do inglês *Stray Flux* (SF), que monitora alterações no campo magnético do motor para identificar avarias específicas no estator ou no rotor (Filho *et al.*, 2021). Além disso, pode ser aplicado diretamente às correntes do motor, de forma semelhante a abordagens tradicionais, como o *Motor Current Signature Analysis* (MCSA), monitorando as correntes elétricas do motor para detectar anomalias que possam indicar defeitos.

Assim, métodos como o FSA e a MCSA permitem mitigar falhas de forma preditiva. Essas estratégias avançadas de monitoramento contribuem de maneira significativa para elevar a eficiência operacional dos equipamentos e a confiabilidade dos processos, sobretudo em plantas industriais, ao mesmo tempo em que reduzem riscos e custos associados a defeitos, falhas e manutenções não programadas (Niu; Dong; Chen, 2023).

1.1.2 Delimitação e escopo do estudo

Dada a relevância dos MITs na indústria e a diversidade de técnicas de monitoramento disponíveis, esta pesquisa concentra-se, sobretudo, em verificar se a aplicação da transformada de Clarke ou de Park aos sinais de correntes trifásicas, que resulta em dois sinais ortogonais, gera informações equivalentes ou semelhantes às medições de campo magnético, ou seja, os sinais de fluxo, que tradicionalmente são utilizados com o FSA.

Essa delimitação considera a praticidade de instrumentação. Conforme Park *et al.* (2019), métodos baseados em corrente permitem o monitoramento remoto a partir do centro de controle de motores, aproveitando os transformadores de correntes já existentes, enquanto as técnicas baseadas em fluxo exigem a instalação de sensores dedicados com acesso físico direto ao motor.

1.2 Objetivo da pesquisa

Entre os diversos tipos de defeitos e falhas, os defeitos de barras quebradas no rotor são particularmente críticos, pois podem gerar desequilíbrios e vibrações. Nesse contexto, a pesquisa propõe-se a validar se a aplicação das transformadas de Clarke ou Park nos sinais de corrente efetivamente extrai informações comparáveis às medições de fluxo e se é possível identificar sinais característicos da quebra de barras no rotor.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo geral

Desenvolver uma variante do método FSA para diagnóstico de motores sem a medição direta do fluxo magnético.

1.3.2 Objetivos específicos

- Realizar uma revisão sistemática da literatura para investigar aplicações da transformada de Clarke ou de Park na análise de corrente via FSA;
- Desenvolver e simular um sistema de identificação de barras quebradas no rotor com base no banco de dados de ensaios em um MIT de Trembl *et al.* (2020);
- Avaliar se a transformada de Clarke aplicada às correntes de armadura preserva informações suficientes para a detecção de defeitos de barras quebradas;
- Avaliar a eficácia do sistema na detecção de barras quebradas, por meio de análise estatística.

1.4 Justificativa

A proposta de desenvolver um sistema de monitoramento preditivo para a identificação de barras quebradas justifica-se pela relevância dos métodos de detecção precoce de falhas, fundamentais para prevenir interrupções não planejadas. O algoritmo de FSA já demonstrou

eficácia na detecção de diversos defeitos, sejam eles resultantes de anomalias mecânicas, elétricas ou magnéticas (Filho *et al.*, 2021). Entretanto, conforme destacado por Gurusamy *et al.* (2022), a saída da medição de fluxo do sensor é influenciada por diversos parâmetros, como a permeabilidade do núcleo, o número de espiras e a área da bobina.

Dessa forma, a proposta de adaptá-lo para sinais de corrente torna-se atraente, principalmente por não exigir acesso físico direto ao motor. Além disso, a não detecção ou o diagnóstico tardio de barras quebradas no rotor pode acarretar em consequências significativas, tais como:

- Aumento de vibração e desbalanceamento das correntes, com o surgimento de uma componente de sequência negativa;
- Elevação do estresse térmico e mecânico da máquina, sobretudo em equipamentos adjacentes;
- Agravamento progressivo da falha com a quebra de mais barras, o que pode levar a falhas em rolamentos e nos enrolamentos da armadura.

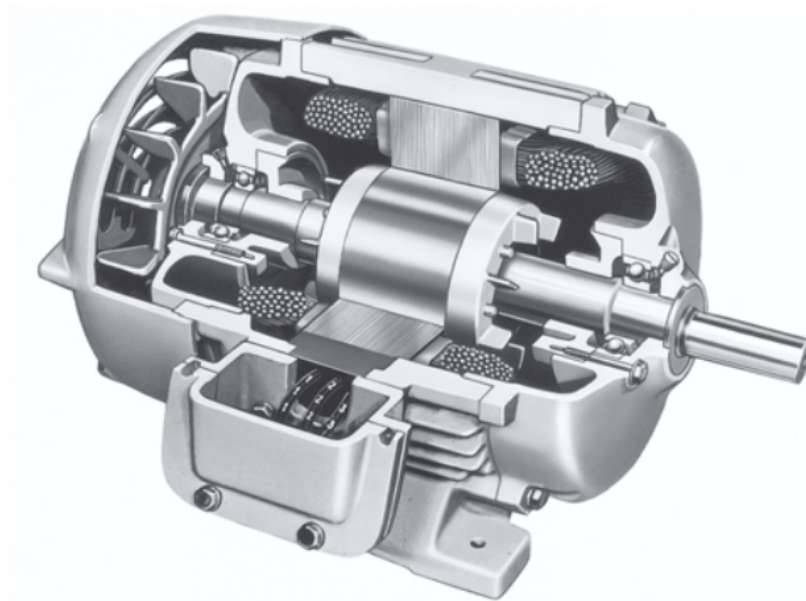
Sob a ótica acadêmica, esta pesquisa contribui para o avanço do conhecimento em manutenção preditiva e monitoramento de equipamentos, ao integrar duas metodologias complementares em uma abordagem unificada.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Motor de indução trifásico

O MIT, representado na Figura 2, é amplamente utilizado na indústria devido à sua robustez, simplicidade construtiva e baixa necessidade de manutenção (Chapman, 2013). Sua estrutura é composta por um estator, semelhante ao de um motor síncrono, e um rotor, que pode ser do tipo gaiola de esquilo ou bobinado. O rotor de gaiola de esquilo é formado por barras condutoras curto-circuitadas, enquanto o rotor bobinado possui enrolamentos trifásicos acessíveis por anéis deslizantes, permitindo controle externo do circuito do rotor (Chapman, 2013).

Figura 2 – Representação de um MIT



Fonte: (Chapman, 2013).

2.1.1 Princípio de funcionamento

O princípio de funcionamento do motor de indução baseia-se na indução eletromagnética. Quando uma tensão trifásica é aplicada aos enrolamentos do estator, correntes trifásicas geram um campo magnético girante B_s com velocidade síncrona dada por:

$$n_{sinc} = \frac{120f_e}{P}, \quad (1)$$

em que f_e é a frequência da fonte, em Hertz, e P é o número de polos. Esse campo magnético atravessa o entreferro e interage com os condutores do rotor, que gira a uma velocidade mecânica n_m inferior à síncrona, caracterizando o escorregamento (s):

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

O movimento relativo entre o campo girante e o rotor induz uma Força Eletromotriz (FEM) nas barras do rotor, conforme:

$$e_{ind} = (\mathbf{v} \times \mathbf{B}) \cdot \mathbf{l}, \quad (3)$$

em que \mathbf{v} é a velocidade relativa da barra em relação ao campo magnético girante \mathbf{B} , e \mathbf{l} é o comprimento do condutor dentro do campo magnético. Essa equação deriva da lei de Faraday e da força de Lorentz, refletindo a indução de tensão devido ao movimento relativo entre o rotor e o campo magnético do estator (Chapman, 2013).

A FEM gera correntes no rotor, que produzem um campo magnético B_r . A interação entre B_s e B_r resulta em um torque eletromagnético, fazendo o rotor girar na direção do campo girante. A frequência das correntes no rotor f_r é proporcional ao escorregamento:

$$f_r = s f_e. \quad (4)$$

O escorregamento é essencial, pois, sem ele, não haveria a FEM induzida, e o motor não produziria torque. Assim, o rotor opera sempre a uma velocidade ligeiramente inferior à síncrona (Chapman, 2013).

2.1.2 Características operacionais

O MIT não requer uma fonte de corrente contínua para o campo magnético do rotor, ao contrário do motor síncrono, o que simplifica sua construção e reduz custos de manutenção, especialmente em rotores de gaiola de esquilo. Técnicas de partida, como estrela-triângulo, e controle de velocidade, via variação de frequência ou resistência do rotor, permitem sua adaptação a diversas aplicações industriais. Além disso, motores de alta eficiência utilizam materiais otimizados, como aços elétricos de baixa perda e maior quantidade de cobre, para minimizar perdas e aumentar a durabilidade (Chapman, 2013).

2.2 Transformações

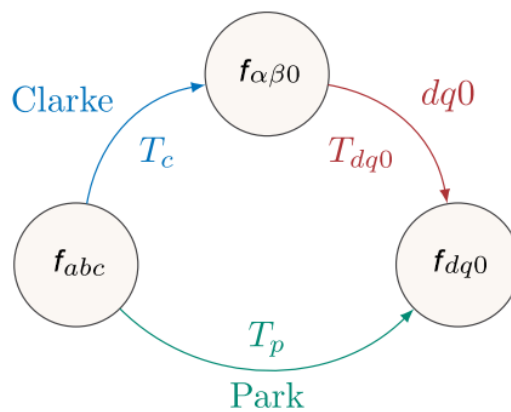
2.2.1 Transformações de eixo de referência

Segundo Krause, Wasynczuk e Sudhoff (2002), as transformações de eixos de referência constituem uma ferramenta matemática essencial para simplificar a análise de sistemas trifásicos, modelagem e diagnóstico de máquinas elétricas. Essas técnicas transformam variáveis trifásicas (a, b, c), como tensões ou correntes, em sistemas de coordenadas ortogonais, como os referenciais estacionário ($\alpha\beta 0$) e girante ($dq0$), eliminando a dependência temporal das indutâncias e facilitando estudos dinâmicos.

As transformações de Clarke e Park, de acordo com O'Rourke *et al.* (2019), estão intrinsecamente relacionadas, como ilustrado na Figura 3, que destaca a evolução do referencial abc para $\alpha\beta 0$ e, subsequentemente, para $dq0$. O caminho levando de abc diretamente para $dq0$ também é conhecido na literatura como transformada de Park.

Embora o conjunto de variáveis $dq0$ seja convencionalmente associado à transformada de Park, neste trabalho ele é utilizado para representar as saídas da transformada de Clarke, de modo a manter a consistência com a notação adotada por Bossio *et al.* (2023).

Figura 3 – Relações das transformações



Fonte: Adaptado de O'Rourke *et al.* (2019).

Os modelos que utilizam essas transformações, principalmente a transformada de Park (abc para $dq0$), têm uma vasta gama de aplicações. Conforme Baimel *et al.* (2017), Mueller e Kimball (2017) e Pogaku, Prodanovic e Green (2007), o uso estende-se para acionamentos elétricos, controle de máquinas, modelagens múltiplas, incluindo conversores de frequência, simulações de microrredes ou até mesmo filtros ativos de potência. Fazendo-se necessária uma

interpretação detalhada dessas transformações, adota-se como principal referência a revisão proposta por O'Rourke *et al.* (2019), que oferece uma abordagem geométrica para compreensão e abordagens práticas.

2.2.1.1 Transformada de Park

A transformada de Park é uma técnica matemática que visa reduzir a complexidade das equações diferenciais associadas ao comportamento de máquinas elétricas em Corrente Alternada (CA). Ela foi proposta por Park (1929) e sua formulação generalizou a Teoria de Dupla Reação de Blondel, publicada por Doherty e Nickle (1926), a qual descreve os fluxos do enrolamento de armadura em máquinas síncronas salientes ao longo de dois eixos de simetria: o eixo direto e o eixo em quadratura.

Ao converter variáveis trifásicas (a, b, c) para um sistema ortogonal girante $(d, q, 0)$, elimina-se a dependência temporal das indutâncias. Essa abordagem é amplamente utilizada também em componentes estáticos, como transformadores e linhas de transmissão, nos estudos de estabilidade transitória e dinâmica de sistemas de potência, por meio da adoção de um referencial síncrono, segundo Krause, Wasynczuk e Sudhoff (2002). A transformação de variáveis trifásicas para um referencial arbitrário, frequentemente alinhado à velocidade síncrona ou do rotor, é expressa por:

$$\mathbf{f}_{qd0s} = K_s \mathbf{f}_{abcs}, \quad (5)$$

em que:

$$\mathbf{f}_{qd0s} = [f_{qs}, f_{ds}, f_{0s}]^T, \quad (6)$$

representa as componentes no referencial girante, em que o subscrito s indica o referencial síncrono, e:

$$\mathbf{f}_{abcs} = [f_{as}, f_{bs}, f_{cs}]^T, \quad (7)$$

são as variáveis trifásicas originais. A matriz de transformação K_s é representada pela Equação (8):

$$K_s = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left(\theta + \frac{2\pi}{3} \right) \\ \sin \theta & \sin \left(\theta - \frac{2\pi}{3} \right) & \sin \left(\theta + \frac{2\pi}{3} \right) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

O referencial arbitrário é definido por uma velocidade angular ω , relacionada à posição angular θ pela Equação (9):

$$\frac{d\theta}{dt} = \omega. \quad (9)$$

As componentes d e q são ortogonais e giram sincronamente com o referencial, enquanto a componente 0 reflete a soma aritmética das grandezas abc , permanecendo independente de ω ou θ . De acordo com O'Rourke *et al.* (2019), essa transformação pode ser interpretada geometricamente como uma combinação de uma projeção inicial no plano $\alpha\beta$, similar à transformação de Clarke, seguida por uma rotação no \mathbb{R}^3 , alinhando o vetor \mathbf{f}_{abc} ao referencial $dq0$. Para sistemas trifásicos balanceados, essa rotação resulta em componentes d e q constantes no referencial girante, simplificando análises dinâmicas e controles, como em acionamentos elétricos.

2.2.1.2 Transformada de Clarke

A transformação de circuitos estacionários para um sistema de referência estacionário foi desenvolvida por Clarke (1943), em que os fasores trifásicos \mathbf{f}_a , \mathbf{f}_b e \mathbf{f}_c , que giram com a frequência angular ω , são projetados nos eixos ortogonais e estáticos α e β , conforme ilustrado na Figura 4. Essa abordagem, conhecida como transformação de Clarke, é fundamental para análises de sistemas trifásicos estacionários.

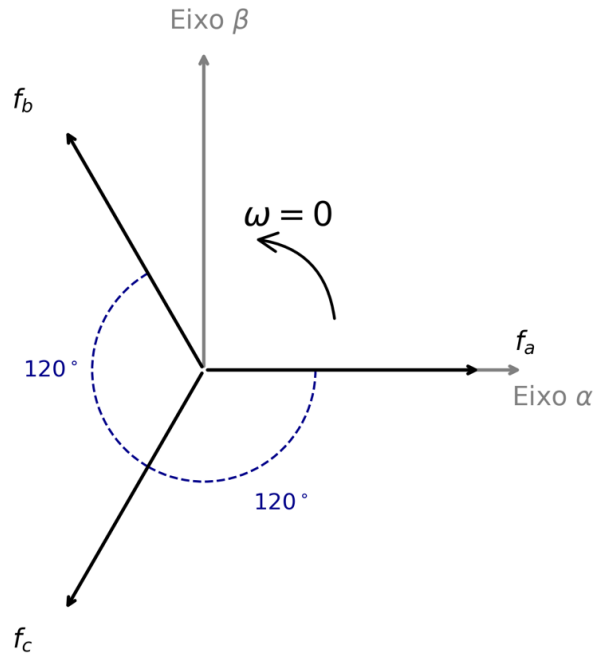
Cabe novamente ressaltar que, neste trabalho, o conjunto de variáveis $dq0$ é utilizado para representar as saídas da transformada de Clarke, em conformidade com a notação empregada por Bossio *et al.* (2023).

Para que a transformação seja invertível, é necessária uma variável adicional, nomeada como componente de sequência zero, representada por f_0 :

$$[f_{\alpha\beta 0}] = \begin{bmatrix} f_\alpha & f_\beta & f_0 \end{bmatrix}^\top. \quad (10)$$

A representação dos eixos a , b e c é dada por:

$$[f_{abc}] = \begin{bmatrix} f_a & f_b & f_c \end{bmatrix}^\top. \quad (11)$$

Figura 4 – Representação fasorial da transformada de Clarke

Fonte: Adaptado de Abdul e Altahir (2020).

De acordo com Abdul e Altahir (2020), a variável definida f pode representar a tensão, corrente ou fluxo de ligação magnética, e θ_r é o ângulo de posição do rotor no referencial rotativo $d - q$, como mostrado na Figura 5. A matriz de transformação é expressa por:

$$T_{\alpha\beta 0} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix}, \quad (12)$$

neste caso, a transformação inversa é dada por:

$$[f_{abc}] = T_{\alpha\beta 0}^{-1} [f_{\alpha\beta 0}], \quad (13)$$

em que a matriz inversa é:

$$T_{\alpha\beta 0}^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} & 1 \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} & 1 \end{bmatrix}. \quad (14)$$

A transformação de Clarke pode ser escrita com duas normalizações usuais. A forma invariante em amplitude apresentada na Equação (12) garante que a amplitude do vetor espacial nos eixos $\alpha\beta$ seja igual à amplitude dos fasores de fase para um sistema equilibrado.

Já a forma invariante em potência garante que a potência instantânea calculada no referencial $\alpha\beta 0$ seja numericamente idêntica à potência em abc , sem a necessidade de fatores de correção. Conforme Jeltsema e Scherpen (2019), essa transformação é aplicada a correntes trifásicas e é representada por:

$$T_{\alpha\beta 0}^{(\text{potência})} = k_p \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}. \quad (15)$$

Para obter a transformação invariante em potência, define-se:

$$k_p = \sqrt{\frac{2}{3}}, \quad (16)$$

o que, segundo Jeltsema e Scherpen (2019), torna $T_{\alpha\beta 0}^{(\text{potência})}$ uma matriz unitária e faz com que sua inversa coincida com a transposta.

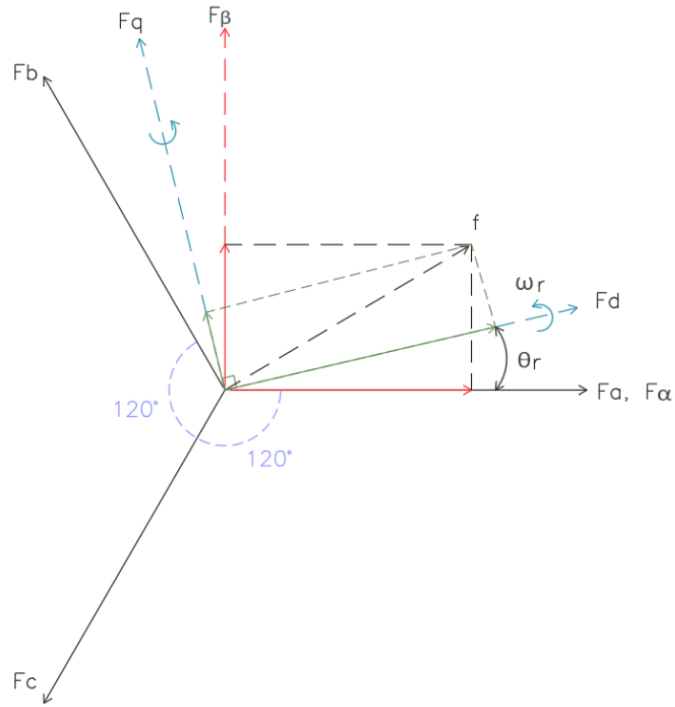
De acordo com O'Rourke *et al.* (2019), a transformação de Clarke pode ser interpretada geometricamente como uma projeção dos fasores giratórios f_{abc} no plano estacionário $\alpha\beta$ em \mathbb{R}^3 . Para sistemas trifásicos balanceados, o lugar geométrico desses fasores forma uma circunferência no plano $\alpha\beta$, refletindo a rotação sincronizada com ω , enquanto os eixos α e β permanecem fixos, facilitando a análise de desequilíbrios e a modelagem de sistemas estacionários.

2.2.1.3 Interpretação geométrica

A Figura 5 ilustra a integração geométrica dos referenciais estacionário ($\alpha\beta 0$) e girante ($dq0$). Com base em O'Rourke *et al.* (2019), foi possível identificar que os fasores trifásicos f_a , f_b , e f_c , girando com a frequência angular ω , são inicialmente projetados no plano estacionário $\alpha\beta$, em que formam um lugar geométrico circular para sistemas balanceados, refletindo sua rotação síncrona.

Essa projeção, fixa nos eixos α e β , é subsequentemente rotacionada para o referencial girante $dq0$, alinhado com a velocidade angular do sistema, resultando em componentes d e q constantes. A componente de sequência zero f_0 , independente de ω , complementa a representação, enquanto a Figura 5 destaca como essa transição simplifica a modelagem em sistemas trifásicos.

Figura 5 – Referenciais estacionário e girante combinados para o sistema trifásico



Fonte: Adaptado de Abdul e Altahir (2020).

2.2.2 Transformada rápida de Fourier

A Transformada Rápida de Fourier, do inglês *Fast Fourier Transform* (FFT) é um algoritmo eficiente para calcular a Transformada Discreta de Fourier, do inglês *Discrete Fourier Transform* (DFT) que, segundo Diniz, Silva e Netto (2014), converte um sinal discreto no domínio do tempo para o domínio da frequência. A DFT é uma versão discreta da transformada de Fourier, aplicável a sinais amostrados, e é ideal para a análise espectral em sistemas digitais.

Conforme Proakis e Manolakis (1996), para um sinal discreto $x[n]$, obtido pela amostragem de um sinal contínuo $x(t)$ com período de amostragem T_s , a DFT é definida como:

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j \frac{2\pi}{N} kn}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1, \quad (17)$$

em que N é o número de amostras e $X[k]$ representa o espectro de frequência do sinal. O índice k está associado às frequências discretas da DFT, em que T_s é o período de amostragem. Essas frequências podem ser obtidas por:

$$\omega_k = \frac{2\pi k}{NT_s}. \quad (18)$$

A DFT decompõe o sinal em componentes harmônicas, fornecendo informações sobre as amplitudes e fases das frequências presentes, de forma análoga à série de Fourier complexa para sinais contínuos.

O cálculo direto da DFT, conforme a Equação (17), exige, aproximadamente, N^2 operações complexas, levando a um custo computacional elevado para grandes valores de N . Esse custo computacional motivou o desenvolvimento da FFT, que consegue reduzir a complexidade computacional de $O(N^2)$ para $O(N \log_{10} N)$, sendo o algoritmo mais comum o algoritmo de Cooley-Tukey (Cooley; Tukey, 1965), que explora a simetria e a periodicidade das funções exponenciais complexas na DFT, dividindo o problema em problemas menores. Isso é vantajoso em aplicações práticas, como o processamento de sinais de correntes ou tensões.

Segundo Bayma *et al.* (2025), a compreensão da complexidade computacional está diretamente relacionada à escolha de um algoritmo, a qual é frequentemente expressa pela notação *Big O*. Essa notação, representada por $O(\cdot)$, descreve o comportamento assintótico de um algoritmo, quantificando como o número de operações cresce em relação ao tamanho da entrada N .

De acordo com Bossio *et al.* (2023), no contexto do sinal utilizado para gerar o *Full Spectrum*, a FFT pode ser aplicada diretamente, desde o sinal seja tratado como complexo, com as partes real e imaginária obtidas a partir das transformadas de Clarke ou de Park.

Nessas condições, uma única FFT permite obter, simultaneamente, no domínio da frequência, as componentes de sequência direta e reversa. Essa abordagem é vantajosa para identificar desequilíbrios e harmônicos em sistemas trifásicos.

A eficiência da FFT é evidente no processamento de sinais, como na análise de harmônicos, na filtragem digital e no controle de sistemas dinâmicos. No contexto apresentado, a FFT é empregada na análise das correntes de um MIT, permitindo identificar frequências específicas associadas a falhas, as quais, consequentemente, afetam o desempenho da máquina.

2.3 Janelamento de sinais

2.3.1 Frequência de amostragem e resolução em frequência

Segundo Suetake (2010), um dos requisitos da FFT consiste no fato de que a quantidade de amostras N_a da janela de dados deve ser em função da potência de 2, conforme segue:

$$N_a = 2^v, \quad (19)$$

em que $v \in \mathbb{N}^+$. A quantidade de amostras não necessariamente irá respeitar a Equação (19). Para isso, utiliza-se um número de elementos de valor nulo de até 2^v subsequente mais próximo. Exemplificando, um sinal com 500 amostras tem como N_a igual a 512. Ou seja, as amostras 501 até 512 serão nulas. Essa complementação de sinais nulos é chamada de *zero-padding* (Oppenheim; Schafer, 2013).

Considerando que a taxa de amostragem de um sinal deve ser, pelo menos, o dobro da frequência máxima do sinal, para um sinal $x(t)$ entre 0 e f_a , será perceptível uma simetria espelhada em $f_a/2$, o que ilustra a Equação (20):

$$f_a = 2f_s. \quad (20)$$

A resolução em frequência R pode ser determinada relacionando a frequência de Nyquist e o número total de pontos até esta frequência (Suetake, 2010), ou seja:

$$R = \frac{f_a}{2} \frac{1}{\frac{N_a}{2}} = \frac{f_a}{N_a}. \quad (21)$$

Já que o tempo de aquisição é dado por:

$$t_{aq} = t_a N_a = \frac{1}{f_a} N_a, \quad (22)$$

é possível relacionar as Equações (21) e (22) para expressar a resolução como:

$$R = \frac{1}{t_{aq}}. \quad (23)$$

Isso comprova que a frequência de uma DFT depende unicamente do tempo de aquisição de dados. Entretanto, a FFT requer o número N_a de pontos da janela. Como o método de *zero-padding* está sendo utilizado, a partir das Equações (19) e (21):

$$R = \frac{f_a}{2^v} = \frac{f_a}{\text{ceil}(\log_2 N_a)}, \quad (24)$$

em que *ceil* é uma função utilizada para encontrar o número inteiro subsequente ao valor com decimais. Ao utilizar *zero-padding* para melhorar a resolução espectral, é possível que a distorção dificulte a análise já que o novo sinal pode não ser fiel ao original. De modo a reduzir este efeito, o tempo de aquisição de dados pode ser ajustado para o próprio N_a conforme a Equação (25):

$$t_{aq} = 2^v t_a = \frac{2^v}{f_a}. \quad (25)$$

2.3.2 Efeito de borda e janelamento

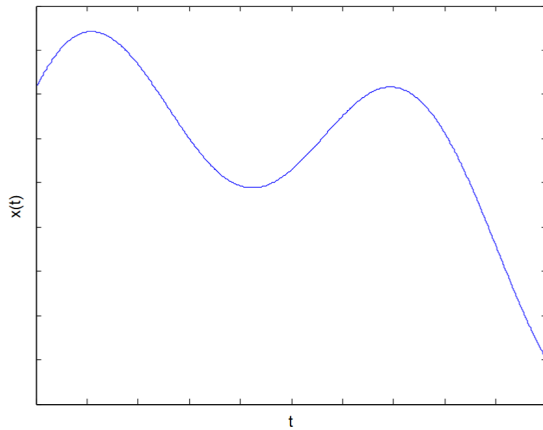
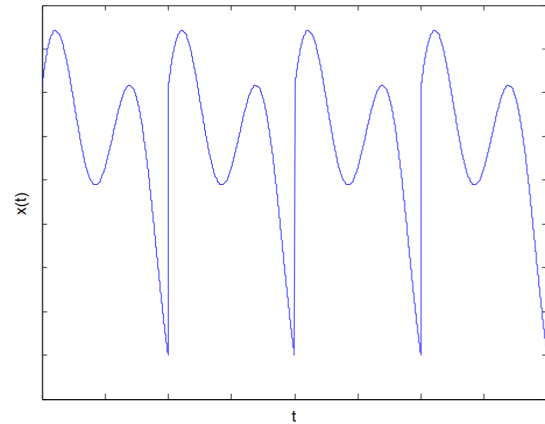
A transformada de Fourier é definida para sinais contínuos contidos no conjunto $t \in \mathbb{R}$, mas, na prática, as janelas temporais são finitas, portanto o sinal fora do intervalo real é desconhecido. Para viabilizar a aplicação da FFT, Suetake (2010) considera que o trecho observado do sinal é replicado periodicamente, permitindo que a FFT funcione. Entretanto, este método cria descontinuidades nas bordas do intervalo amostrado se considerado um sinal original que não seja periódico, efeito conhecido como efeito de borda ou vazamento espectral, conforme ilustrado na Figura 6.

Para reduzir o efeito de borda podem ser empregados diferentes métodos de janelamento de sinais, conforme citado por Suetake (2010). Neste trabalho, foi utilizada a janela de Hanning, cuja expressão é apresentada na Equação (26):

$$W_{hann}(n) = 0,5 \left[1 - \cos \left(\frac{2\pi n}{N_a - 1} \right) \right], \quad 0 \leq n \leq N_a - 1, \quad (26)$$

em que $W_{hann}(n)$ é a janela de Hanning, N_a é o número de amostras e n é o índice da amostra.

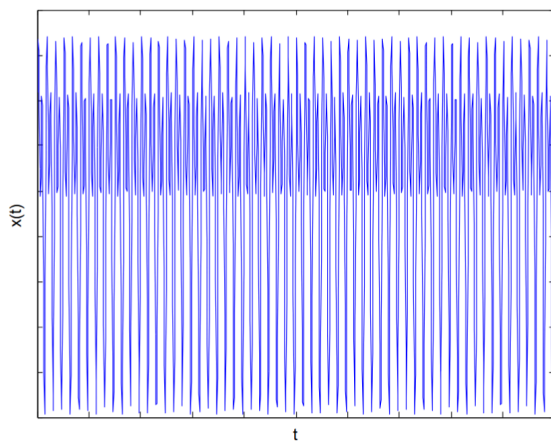
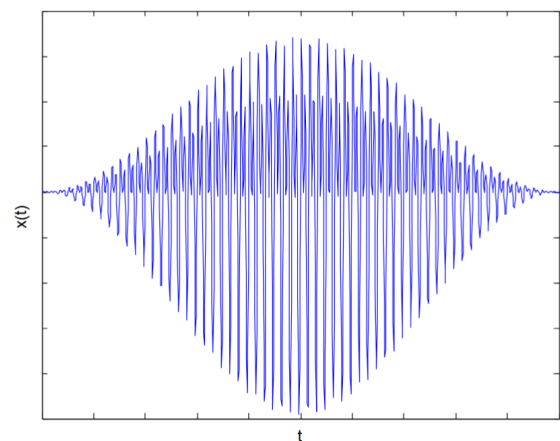
Para ilustrar os efeitos do janelamento em sinais, considera-se um sinal $x(t)$ amostrado em um intervalo de tempo suficientemente longo. Ao aplicar a janela de Hanning a esse sinal, observa-se que os valores nas extremidades tendem a zero, reduzindo significativamente as descontinuidades nas bordas.

Figura 6 – Ilustração do efeito de borda de uma janela de sinal(a) Janela de aquisição de dados de um determinado sinal $x(t)$.

(b) Réplica do intervalo de amostragem ao longo do tempo.

Fonte: Suetake (2010).

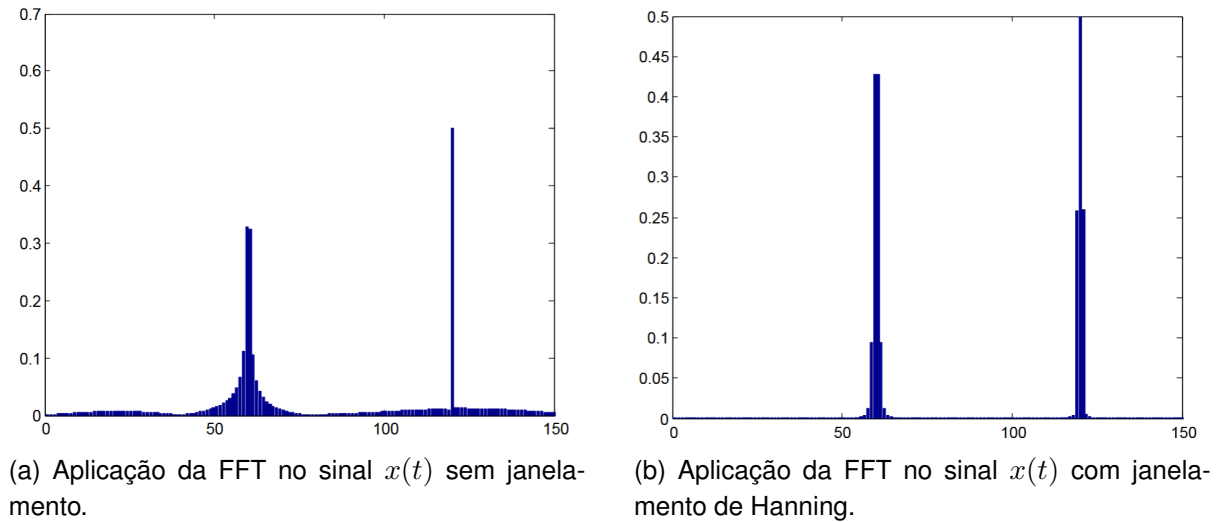
Como a FFT é utilizada para representar sinais no domínio da frequência, a escolha da janela de análise torna-se um fator determinante para a fidelidade do espectro obtido. Idealmente, essa escolha deve minimizar interferências na análise espectral, considerando as propriedades do sinal. No entanto, como essas características nem sempre são conhecidas previamente, o tipo de janela costuma ser definido com base em testes empíricos.

Figura 7 – Exemplo de aplicação da janela de Hanning em um sinal(a) Janela do sinal $x(t)$ amostrado no tempo.(b) Aplicação da janela de Hanning no sinal $x(t)$.**Fonte:** Suetake (2010).

O efeito de janelamento é ilustrado na Figura 7, que mostra o mesmo sinal periódico $x(t)$, antes e depois de ser aplicado o janelamento de Hanning. Apesar de haver distorção no

formato de onda de $x(t)$, é perceptível que o efeito de borda do sinal é eliminado, já que ambos os limites da esquerda e da direita têm valores próximos a zero (Suetake, 2010).

Figura 8 – Efeito de borda no espectro de frequência

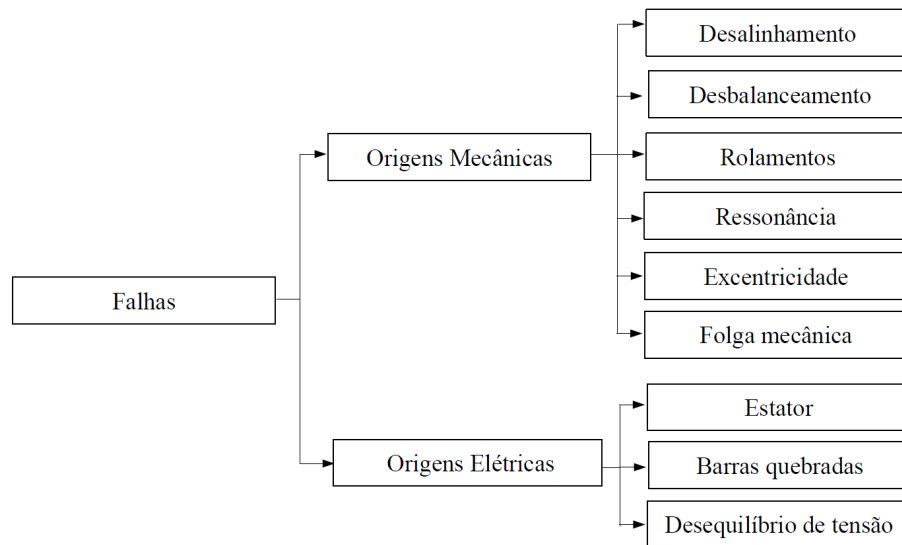


Fonte: Suetake (2010).

A Figura 8(a) apresenta o espectro de frequência de um sinal composto por duas componentes harmônicas (60 Hz e 120 Hz). Quando analisada a função sem aplicação do janelamento de Hanning, a dispersão ao redor dessas frequências dominantes é perceptível. Esse espalhamento espectral ocorre porque o sinal não é periódico em relação à janela de observação, o que dificulta uma identificação mais precisa das componentes. Já na Figura 8(b), com a aplicação da janela de Hanning, o espalhamento do espectro é menos evidente, resultando em maior nitidez e fidelidade às frequências reais do sinal, o que evidencia a necessidade da utilização correta das janelas dos sinais de modo a minimizar o efeito de borda e melhorar a resolução em frequência.

2.4 Tipos de falhas

Apesar da estrutura relativamente simples, os motores de indução estão sujeitos a diferentes tipos de falhas ao longo da vida útil. Em aplicações industriais, essas máquinas operam, em geral, em ambientes severos e sob variações de carga, o que favorece o surgimento de defeitos em componentes mecânicos e elétricos (Portos *et al.*, 2019; Bazurto; Quispe; Mendoza, 2016). De forma geral, essas falhas podem ser agrupadas em falhas de origem mecânica e elétrica, conforme a classificação apresentada na Figura 9.

Figura 9 – Tipos de falhas típicas em motores de indução

Fonte: Araújo (2021).

Quando presentes, as falhas podem levar a uma operação errática, aumentando as perdas e exigindo maior manutenção, além de elevar o risco de paradas não programadas (Portos *et al.*, 2019). Em razão desses impactos, a detecção precoce de falhas em MITs tem recebido atenção crescente na literatura.

Diversas abordagens de monitoramento e diagnóstico vêm sendo propostas, utilizando tanto grandezas elétricas quanto mecânicas para identificar alterações associadas ao surgimento de defeitos (Garcia-calva *et al.*, 2022; Maestre-cambronei; Rojas; Duarte, 2022). Dentre essas técnicas, o *Full Spectrum* surge como uma alternativa, sendo utilizado neste trabalho para a detecção de barras quebradas no rotor, que constitui o foco do estudo.

2.4.1 Barras quebradas no rotor

Apesar das falhas mais recorrentes serem as falhas de rolamentos e de estator, Halder *et al.* (2022) destaca que as falhas de barras do rotor, embora menos frequentes, podem causar enormes danos às máquinas elétricas quando não são identificadas precocemente.

Além de que, em ciclos de trabalho rigorosos, a quebra das barras pode ser um grande problema, pois, segundo Garcia-Perez, Ibarra-Manzano e Romero-Troncoso (2014), Thomson e Fenger (2001), as consequências podem ser:

- Geração de faíscas, o que, em ambientes perigosos, pode causar incêndios;

- Oscilações tanto na velocidade quanto no torque do rotor, acelerando a deterioração dos rolamentos e também de componentes de acionamento;
- Desprendimento das barras do rotor da ranhura quando o rotor gira em alta velocidade radial, com impacto no estator, resultando em falha catastrófica no rotor.

Isso se deve ao fato de que, quando uma barra da gaiola rompe-se, a corrente flui pelo caminho de menor impedância e as barras vizinhas ficam sobrecarregadas, sendo que, na maioria dos casos, isso também leva à ruptura dessas barras. Segundo Gyftakis *et al.* (2016), existem situações em que a saliência das barras fraturadas provocou danos severos aos enrolamentos do estator, paralisando a produção.

Do ponto de vista dinâmico, a ruptura tem assinaturas mecânicas bem definidas, com a falha de barras quebradas gerando componentes tanto no torque quanto na assinatura de correntes, sendo expressas pelas Equações (27) e (28), conforme Halder *et al.* (2022):

$$f_{bn+} = (1 + 2ns)f_e, \quad n = 1, 2, 3, \dots, \quad (27)$$

$$f_{bn-} = (1 - 2ns)f_e, \quad n = 1, 2, 3, \dots, \quad (28)$$

em que f_{bn+} e f_{bn-} são as frequências características de barras quebradas, s é o escorregamento da máquina, f_e é a frequência elétrica da rede e $n \in \mathbb{N}^+$. Ou seja, essas frequências refletem o desequilíbrio eletromecânico criado pela falta de continuidade da gaiola e tendem a crescer em magnitude com o número de barras afetadas.

2.5 Estimação da velocidade do rotor

A velocidade do rotor é essencial para o cálculo do escorregamento, conforme a Equação (4). Esse parâmetro é fundamental para o diagnóstico de falhas, especialmente de barras quebradas do rotor.

O artigo de Supangat *et al.* (2008) propõe estimar a velocidade do rotor a partir da análise do espectro da corrente do estator. O método baseia-se na identificação das harmônicas associadas à frequência característica de falha por excentricidade, conforme a Equação (29):

$$f_{ecc1} = f_e \left[(k_{ec}R \pm n_d) \frac{(1-s)}{p} \pm v \right], \quad (29)$$

em que f_s é a frequência de alimentação; s , o escorregamento (calculado com a velocidade nominal, dado de placa); R , o número de ranhuras do rotor; p , o número de pares de polos; k_{ec} , um número inteiro; n_d , o índice de excentricidade, que assume valor zero para excentricidade estática e valores inteiros positivos para excentricidade dinâmica; e v , a ordem das harmônicas temporais do estator.

Segundo Schoen e Habetler (1993), as componentes de frequência de falha por excentricidade, descritas na Equação (29), são detectadas no espectro da corrente do estator. Além disso, conforme Hurst e Habetler (1994), a partir da Equação (29) pode-se obter uma forma reduzida dessas componentes ao se definir k igual a zero, n_d com valor unitário, tendo excentricidade dinâmica de primeira ordem e v igual a um. Nessas condições, a equação reduz-se a:

$$f_{ecc2} = f_e \left[\frac{(\pm 1)(1 - s)}{p} \pm 1 \right] = f_e \pm f_r, \quad (30)$$

em que f_r é a frequência do rotor. Essa relação permite estimar f_r diretamente do espectro de corrente utilizando a Equação (31):

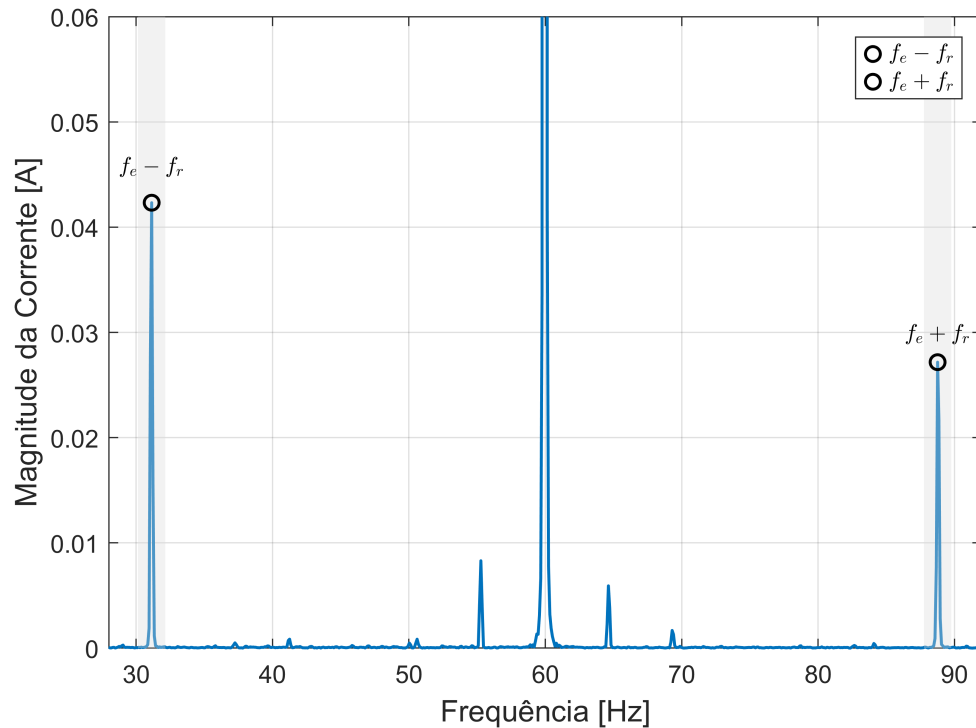
$$f_r = |f_e - f_{ecc2}|. \quad (31)$$

O espectro de frequência apresentado na Figura 10 ilustra as componentes associadas à falha por excentricidade previstas pela Equação (30). Conforme Supangat *et al.* (2008), o sinal de corrente tem menor amplitude que outras grandezas, como vibração, porém permanece detectável e a frequência que contém o pico do sinal pode ser empregada para estimar a velocidade do rotor.

A partir da frequência do rotor f_r , em Hz, estimada no espectro, obtém-se a velocidade em rotações por minuto pela Equação (32):

$$n_m = 60f_r. \quad (32)$$

Os resultados apresentados no artigo de Supangat *et al.* (2008) indicam que os métodos de estimativa de velocidade, baseados nos harmônicos de excentricidade e na frequência do rotor, apresentam alta exatidão em todas as condições de carga. Quando comparados a um tacômetro óptico, esses métodos estimam a velocidade com erro relativo inferior a 0,1%, valor que está bem dentro da tolerância do sensor óptico.

Figura 10 – Espectro de frequência de corrente do estator

Fonte: Os autores (2025).

2.6 Análise de *full spectrum*

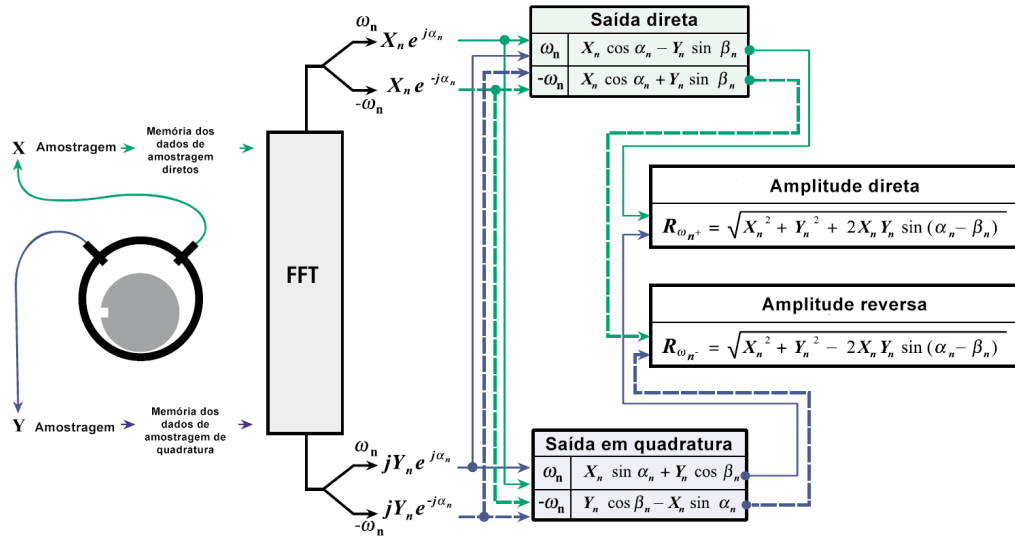
A FSA é uma técnica utilizada para o monitoramento e diagnóstico de falhas em máquinas elétricas rotativas. Por meio da análise simultânea dos eixos direto e de quadratura de sinais periódicos, torna-se possível separar, para cada frequência, as sequências direta e reversa dos sinais.

O termo quadratura refere-se a dois sinais ortogonais, isto é, defasados de 90 graus elétricos entre si, que podem ser utilizados para descrever completamente as características de um movimento oscilatório, como o movimento de um rotor.

Essa abordagem se destaca pela capacidade de extrair informações detalhadas a partir dos sinais capturados, tendo sua origem na análise de sinais de vibração medidos por transdutores. De acordo com Goldman e Muszynska (1999), o processo de geração do espectro envolve a transformação, por meio da FFT, dos sinais de vibração amostrados X e Y da Figura 11.

Como ilustrado na Figura 11, os dados coletados X e Y são processados pela FFT, que os converte para o domínio da frequência, produzindo componentes de amplitude e fase para cada frequência ω_n . Essa etapa é fundamental, pois permite a decomposição do movimento orbital do rotor em componentes na direção da rotação e oposta à rotação.

Figura 11 – Procedimento matemático para a obtenção das amplitudes do *full spectrum*



Fonte: Adaptado de Goldman e Muszynska (1999).

O procedimento matemático apresentado na Figura 11 evidencia como as magnitudes e fases dos componentes de saída em uma determinada frequência relacionam-se com as amplitudes das sequências direta e reversa. A combinação da magnitude e da fase dos sinais obtidos após a aplicação da FFT resulta nas amplitudes associadas a essa frequência específica, representadas por $R\omega_{n+}$ e $R\omega_{n-}$, em que, $R\omega_{n+}$ corresponde à amplitude da sequência direta, calculada por:

$$R\omega_{n+} = \sqrt{X_n^2 + Y_n^2 + 2X_n Y_n \sin(\alpha_n - \beta_n)}, \quad (33)$$

enquanto a amplitude da sequência reversa, associada à frequência negativa, é dada por:

$$R\omega_{n-} = \sqrt{X_n^2 + Y_n^2 - 2X_n Y_n \sin(\alpha_n - \beta_n)}. \quad (34)$$

A aplicação prática do método é útil, pois, segundo Goldman e Muszynska (1999), a distinção entre componentes direta e reversa permite identificar irregularidades, como desbalanceamento, desalinhamento ou problemas magnéticos.

2.6.1 *Full spectrum* na análise das correntes

Além do que foi proposto por Goldman e Muszynska (1999), cuja abordagem baseia-se na análise de vibração, existe também a técnica de *Full Spectrum* voltada à análise de sinais de

corrente. Esta última é a abordagem adotada neste trabalho, tendo como principal referência a revisão realizada por Bossio *et al.* (2023).

O procedimento ilustrado na Figura 11 mostra como obter as magnitudes referentes ao *Full Spectrum*. No entanto, a abordagem de Goldman e Muszynska (1999) difere da abordagem de Bossio *et al.* (2023) quando os sinais a serem analisados são as correntes, pois há mudanças tanto no procedimento para se chegar ao *Full Spectrum* com sinais de corrente quanto na nomenclatura adotada: em vez de usar X e Y , utilizam-se $|i_q|$ e $|i_d|$.

Para a obtenção do *Full Spectrum* das correntes, é adotado como base o procedimento da Figura 12, descrito por Bossio *et al.* (2023), que parte inicialmente de três sinais em função do tempo e aplica a Transformada de Clarke invariante em potência, vindo das Equações (15) e (16). Dessa forma, obtêm-se dois sinais em função do tempo que, considerando tratar-se das correntes, ficam defasadas em 90 graus elétricos entre si. O terceiro termo gerado pela transformação não é utilizado, pois não é necessário para a construção do *Full Spectrum* das correntes.

Após a transformação, os sinais de corrente resultantes são i_q e i_d , mantendo a mesma nomenclatura usualmente empregada quando se aplica a transformação de Park. Na literatura de Bossio *et al.* (2023), Sharma, Mathew e Chatterji (2017), essa notação também é utilizada após a transformada de Clarke, pois esta pode ser vista como um caso particular da transformação de Park quando ω é igual a zero. Dessa forma, neste trabalho é mantida a mesma nomenclatura, em conformidade com os autores. As equações resultantes da transformação são apresentadas, a seguir:

$$i_q = \sqrt{\frac{2}{3}} i_a - \sqrt{\frac{1}{6}} i_b - \sqrt{\frac{1}{6}} i_c, \quad (35)$$

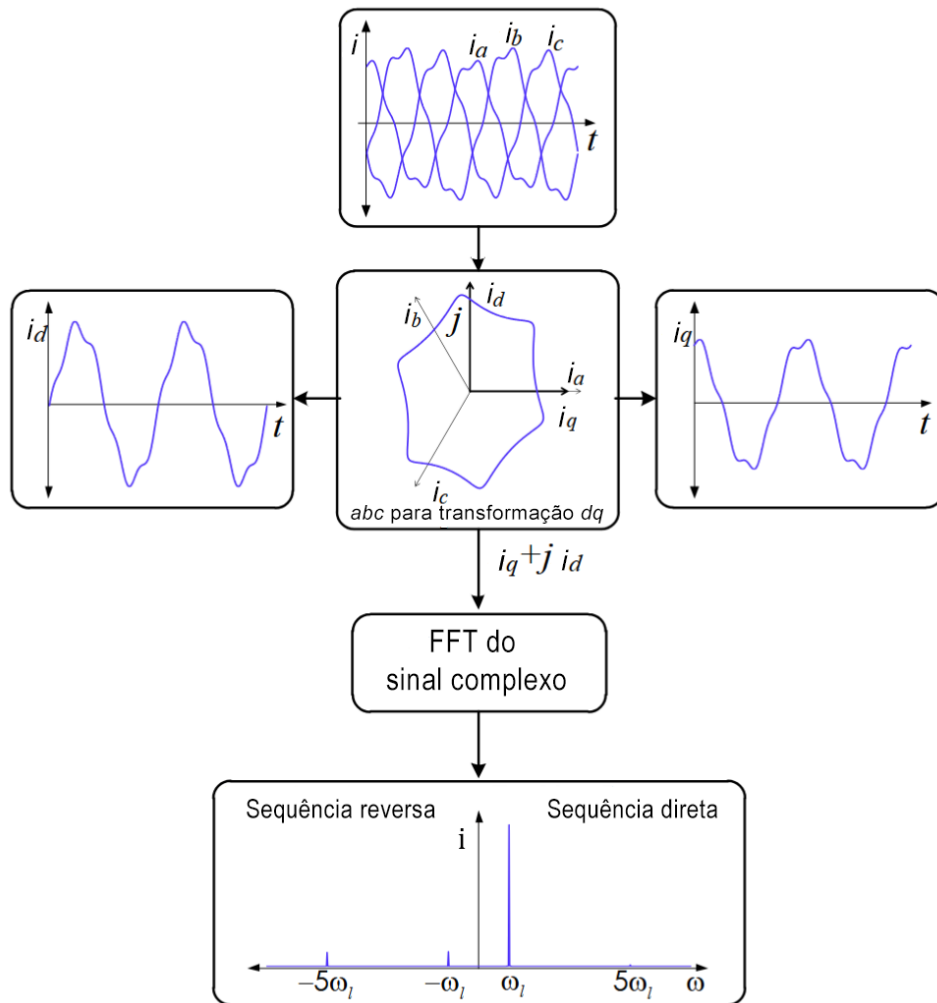
$$i_d = \sqrt{\frac{1}{2}} i_b - \sqrt{\frac{1}{2}} i_c. \quad (36)$$

Após a obtenção de i_d e i_q , esses sinais são combinados em um único sinal complexo, definido por:

$$I = i_q + j i_d, \quad (37)$$

em que j representa a unidade imaginária.

Em seguida, aplica-se a FFT sobre esse sinal complexo para obter o *Full Spectrum* das correntes. Caso a magnitude da componente fundamental apareça na sequência reversa, pode-se ajustar a combinação dos sinais na Equação (37), substituindo o sinal de soma por

Figura 12 – Procedimento de obtenção do *full spectrum* das correntes

Fonte: Adaptado de Bossio *et al.* (2023).

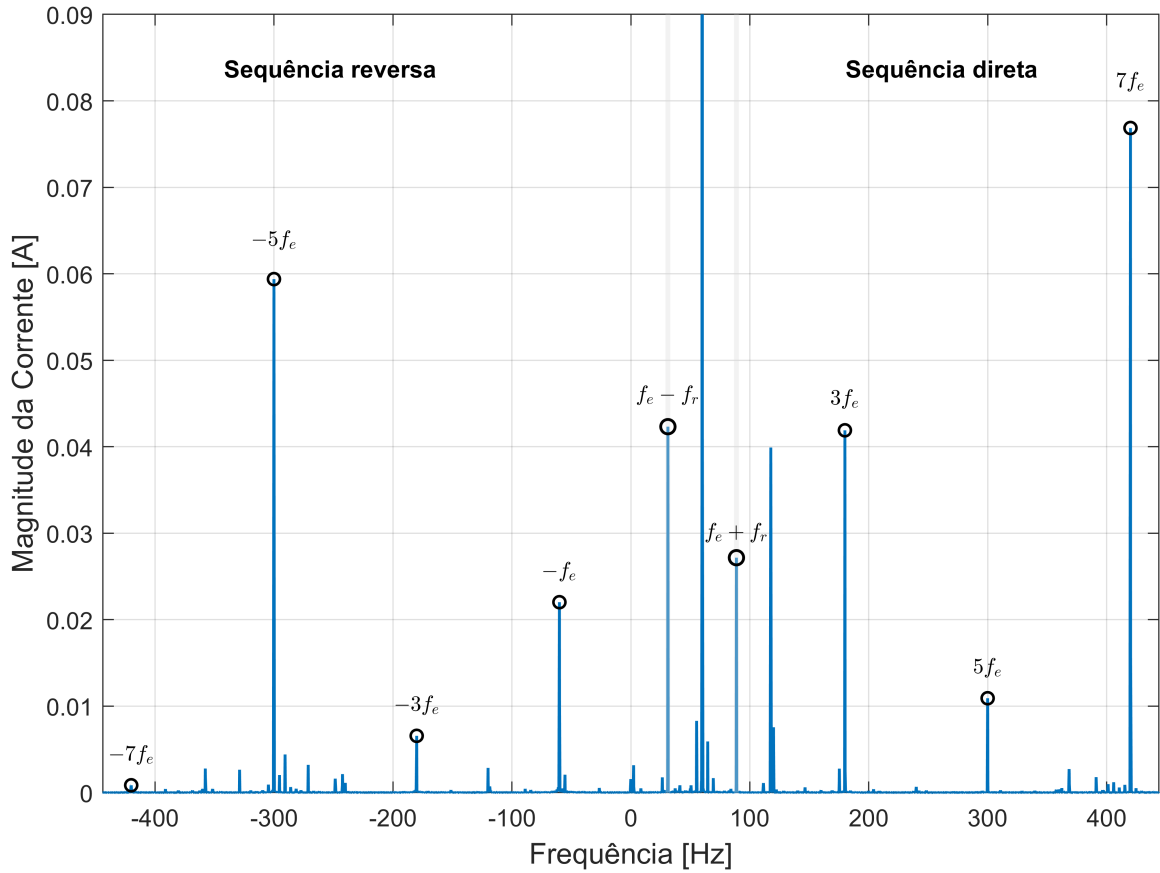
um de subtração entre as parcelas, de modo que o pico correspondente passe a aparecer na sequência direta. Uma representação do *Full Spectrum* das correntes é mostrado na Figura 13.

A interpretação da Figura 13, no que se refere à análise de magnitudes descrita por Goldman e Muszynska (1999), é a mesma. Para uma frequência específica ω_n , basta pegar a magnitude e a fase dessa frequência e de sua componente oposta, dos sinais parciais i_q e i_d , e aplicá-los nas Equações (33) e (34), obtendo-se, respectivamente, as magnitudes das sequências direta e reversa do sinal de *Full Spectrum* das correntes.

2.6.2 Interpretação das órbitas a partir do *full spectrum*

As órbitas obtidas pelo método de *Full Spectrum*, conforme abordado por Goldman e Muszynska (1999), podem ser construídas a partir de dois fasores provenientes do *Full Spec-*

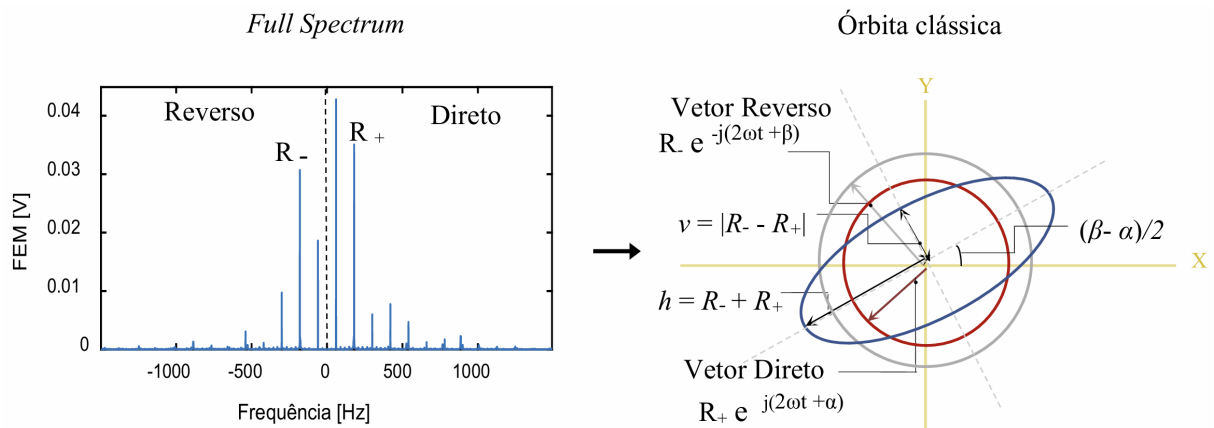
Figura 13 – *Full Spectrum* das correntes para o motor em condição saudável, obtido do ensaio 1 do banco de dados experimental



Fonte: Os autores (2025).

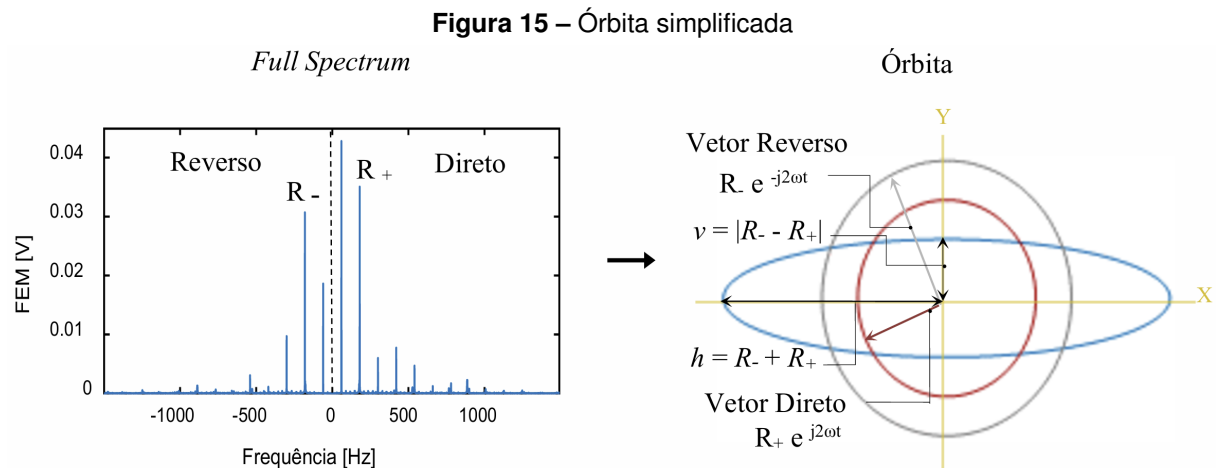
trum, com amplitudes e fases distintas, girando à mesma velocidade, porém em sentidos contrários. Esses fasores dependem dos ângulos de fase e das magnitudes das sequências direta e reversa, como exemplificado na Figura 14.

Figura 14 – Órbita clássica



Fonte: (Araújo, 2021).

No entanto, no caso das correntes, pode-se aplicar outra abordagem baseada em órbitas filtradas e modificadas, que utilizam figuras geométricas simples, como elipses, as quais dependem apenas das magnitudes das sequências direta e reversa, como mostrado na Figura 15.



Fonte: (Araújo, 2021).

Com base na elipse obtida, é possível identificar o aumento ou a diminuição da severidade de uma falha. Araújo (2021) propõe analisar a área da elipse na frequência característica da falha, comparando a condição de um motor saudável com a condição em falha. O aumento dessa área indica um acréscimo na severidade da falha.

Em síntese, o *Full Spectrum* pode ser empregado tanto na forma clássica, baseada em vibração, conforme Goldman e Muszynska (1999), quanto na abordagem aplicada às correntes apresentada por Bossio *et al.* (2023).

3 REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

3.1 Objetivo e estratégia da revisão sistemática

Esta revisão sistemática foi realizada nas bases *IEEE Xplore* e *Scopus* para identificar publicações sobre o diagnóstico de falhas em MITs, considerando FSA, as transformadas de Clarke e Park, a análise da corrente do estator e a estimação de fluxo. Além disso, examina como essas técnicas vêm sendo aplicadas na detecção e no diagnóstico de diferentes tipos de falhas em MITs ao longo dos anos.

3.2 Método da revisão sistemática

A elaboração das *strings*, ou expressões, de busca foi adaptada à sintaxe específica de cada base de dados, de forma a assegurar coerência com os objetivos da revisão. Nesse processo, foram considerados os termos técnicos, bem como possíveis variações linguísticas encontradas na literatura, a fim de ampliar a abrangência dos resultados. As expressões adotadas em cada base são apresentadas a seguir:

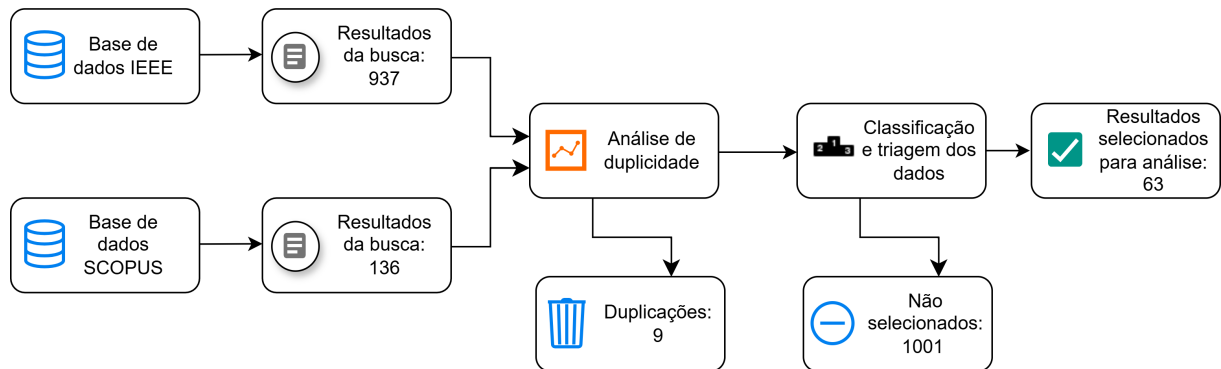
- *IEEE Xplore*: (All Metadata: Full Spectrum) AND (All Metadata: Induction motor) OR (Abstract: Park transform) OR (Abstract: Clarke Transform) OR (All Metadata: Stator current-based signal analysis) OR (Abstract: Flux estimation based on measured current);
- *Scopus*: ALL("full spectrum") AND ALL("induction motor") AND (ALL("Park transform") OR ALL("Clarke Transform") OR ALL("Stator current-based signal analysis") OR ALL("Flux estimation based on measured current")).

As buscas foram executadas em 20 de abril de 2025, e o processo de deduplicação, classificação e triagem está sintetizado no diagrama de blocos da Figura 16.

3.2.1 Sistema de classificação e critérios de exclusão

As duplicações foram removidas tendo como referência o Identificador de Objeto Digital, do inglês *Digital Object Identifier* (DOI). Em seguida, para cada registro na base *IEEE Xplore*,

Figura 16 – Etapas da revisão sistemática



Fonte: Os autores (2025).

foram extraídas as Palavras-chave dos Autores, do inglês *Author Keywords* (AK) e os Termos do IEEE. Analogamente, na base *Scopus*, foram extraídas as AK e as Palavras-chave Indexadas, ou *Indexed Keywords* (IK).

Com esses termos, aplicou-se um sistema de classificação cuja pontuação foi atribuída conforme a ocorrência dos seguintes itens:

- *Induction Motor* (Motor de Indução);
- *Full Spectrum* (Espectro Completo);
- *Park Transform* (Transformada de Park);
- *Clarke Transform* (Transformada de Clarke);
- *Flux Observer* (Observador de Fluxo);
- *Stator Current* (Corrente do Estator);
- *Fault Diagnosis* (Diagnóstico de Falhas);
- Ocorrência de *Full Spectrum* no título.

As ocorrências foram somadas, resultando em uma pontuação de 0 a 8 por artigo. Foram selecionados para a análise os estudos com pontuação maior ou igual a 2, e os demais foram excluídos. Registros sem termos ou descritores foram revisados manualmente por título e alinhamento temático, o que adicionou dois artigos à amostra final.

3.3 Resultados da revisão sistemática

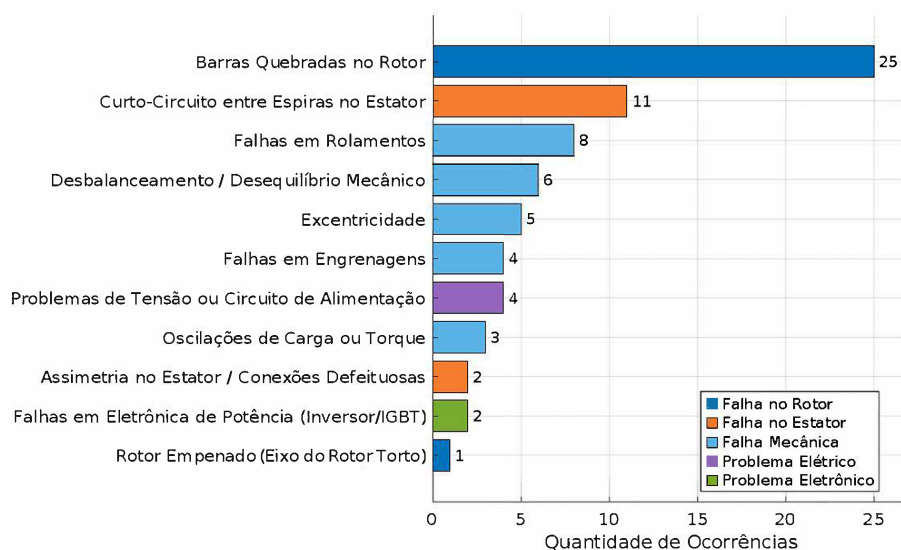
Para a obtenção dos resultados, foi realizada uma análise dos 63 artigos selecionados. Essa análise consistiu na leitura dos resumos, figuras, equações e, quando necessário, de seções específicas de determinados artigos. O objetivo foi extrair informações relevantes relacionadas aos seguintes aspectos: objeto de análise, metodologia empregada, transformadas aplicadas, utilização ou não de estimadores de fluxo, tipos de falhas detectadas e a adoção de técnicas de Inteligência Artificial (IA) ou Aprendizado de Máquina, do inglês *Machine Learning* (ML).

3.3.1 Tipos de falhas

Antes da análise quantitativa, é importante esclarecer que, dos 63 estudos inicialmente selecionados, apenas 60 foram considerados para a contagem das falhas. Os três estudos excluídos são revisões com foco mais amplo, sem uma abordagem específica sobre os tipos de falhas.

A análise de 60 estudos revelou que as falhas mais tratadas na literatura são barras quebradas no rotor (25 artigos), curto-circuito entre espiras no estator (11 artigos) e falhas em rolamentos (8 artigos). Outros tipos de falhas apareceram com menor frequência, como mostra a Figura 17.

Figura 17 – Tipos de falhas em motores de indução



Fonte: Os autores (2025).

3.3.1.1 Barras quebradas no rotor

Aydin, Karakose e Akin (2011) destacam que cerca de 10% das falhas em motores de indução estão associadas a barras quebradas do rotor, mesmo em máquinas consideradas robustas e confiáveis. Embora o projeto e a qualidade construtiva dos enrolamentos de estator tenham evoluído nas últimas décadas, o desenho da gaiola do rotor sofreu poucas mudanças, o que mantém essa falha como um problema relevante.

Quando uma barra do rotor rompe-se, nenhuma corrente passa pela barra danificada e, conforme Aydin, Karakose e Akin (2011), esse fato provoca uma assimetria no campo magnético do rotor. Em motores de indução com gaiola de esquilo ou rotor de anéis, essa assimetria gera componentes de frequência de banda lateral no espectro da corrente do estator (Filippetti *et al.*, 2002).

A componente de banda lateral da Equação (27) é chamada de banda lateral direita, enquanto a componente da Equação (28) é denominada banda lateral esquerda. Segundo Nandi, Toliyat e Li (2005), a banda lateral esquerda surge devido às assimetrias elétricas e magnéticas na gaiola do rotor, enquanto a banda lateral direita está associada às oscilações de velocidade causadas por pulsações de torque.

3.3.1.2 Curto-circuito entre espiras

O curto-circuito em um motor de indução pode ser causado por diversos tipos de estresses térmicos, mecânicos, elétricos e ambientais. Cada tipo de estresse afeta o isolamento de forma diferente; porém, todos interagem entre si, de modo que a degradação causada por um tende a aumentar a dos demais (Qi *et al.*, 2016).

O curto-circuito entre espiras é caracterizado pelo contato entre duas ou mais espiras de uma mesma bobina, sendo considerado uma falha inicial, pois o tempo de operação com o defeito é indeterminado.

A partir dessa falha, segundo Martinez (2008), o problema pode evoluir para curto-circuito entre bobinas, entre fases ou fase-terra, resultando, por fim, na perda do motor. Segundo Araújo (2021), o tempo de evolução para as demais falhas não pode ser estimado, pois depende das condições de operação e, por conta do aumento progressivo, é considerada uma falha severa.

No espectro de frequência, essa falha aparece nas harmônicas, como na terceira e na sétima harmônicas, e a progressão da falha pode ser observada pelo aumento da magnitude nessas frequências.

3.3.1.3 Falhas em rolamentos

Os problemas mecânicos mais frequentes são as falhas em rolamentos. Segundo Godoy *et al.* (2020), elas são causadas principalmente por condições operacionais adversas, como vibração, carga excessiva, desalinhamento do eixo e lubrificação inadequada. Conforme Thomas *et al.* (2025), esses fatores favorecem o desgaste do rolamento que, à medida que se degrada, passa a gerar impactos mecânicos periódicos durante a operação, podendo comprometer o funcionamento do motor.

Segundo Zarei e Yousefizadeh (2014), esses impactos periódicos são modulados na corrente do estator e originam componentes em frequências características associadas às diferentes partes do rolamento, que não aparecem em condições saudáveis. Assim, o surgimento dessas componentes e o aumento da sua energia no espectro de corrente podem ser utilizados para distinguir condições saudáveis e com falha em rolamentos.

3.3.1.4 Tipos de dados e transformadas utilizadas

Entre os trabalhos analisados, a distribuição dos tipos de dados utilizados está apresentada na Tabela 1. Observa-se que a quantidade de dados experimentais coletados é superior à quantidade de dados mistos e de simulações.

Tabela 1 – Tipos de dados

Tipo de dado	Quantidade
Experimentais	31
Mistos	17
Simulações	12

Fonte: Os autores (2025).

A Tabela 2 resume as principais transformadas utilizadas nos trabalhos analisados, com destaque para a FFT e a transformada de Park. Vale ressaltar que, embora a transformada de Clarke não seja tão empregada, ela pode ser obtida como um caso particular da transformada de Park em que ω é igual a zero, o que ajuda a explicar sua menor recorrência.

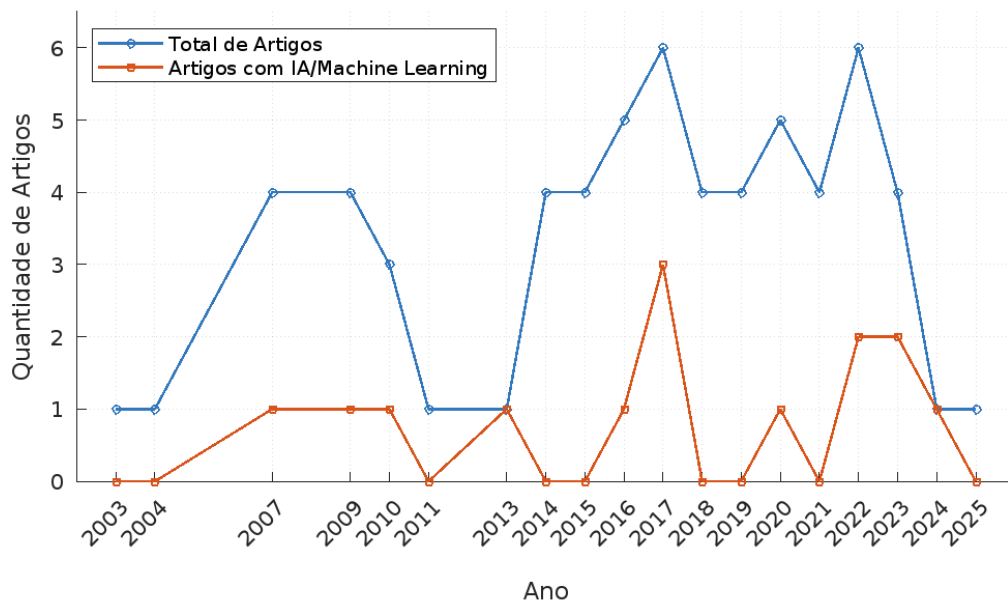
Tabela 2 – Transformadas e métodos

Transformada / Método	Frequência
FFT (Transformada Rápida de Fourier)	30
Transformada de Park	27
Transformada de Hilbert	13
Transformada Wavelet	9
Não utiliza / Não menciona	8
Transformada de Clarke	8
STFT (Transformada de Fourier de Tempo Curto)	7

Fonte: Os autores (2025).

3.3.2 Utilização da inteligência artificial e aprendizado de máquina

Em 2004, houve a utilização de técnicas de uso de IA e ML. Estas técnicas foram aplicadas em 14 dos 60 artigos analisados, conforme demonstrado na distribuição da Figura 18¹.

Figura 18 – Utilização de IA e ML em artigos científicos ao longo dos anos

Fonte: Os autores (2025).

Entre as formas que são empregadas, destaca-se a utilização no monitoramento de barras quebradas no rotor. Em Fernandez-Temprano *et al.* (2013), faz-se a extração de 24 estatísticas temporais e oito bandas espectrais e, após, aplica-se a redução de dimensões via Análise de Componentes Principais, do inglês PCA, e, na sequência é aplicada a Análise Dis-

¹ Os dados coletados para a construção desse gráfico foram obtidos até 20 de abril de 2025.

criminante Linear, do inglês LDA, para traçar fronteiras que minimizam a variância intra-classe e maximizam a variância inter-classe, reduzindo o erro de classificação.

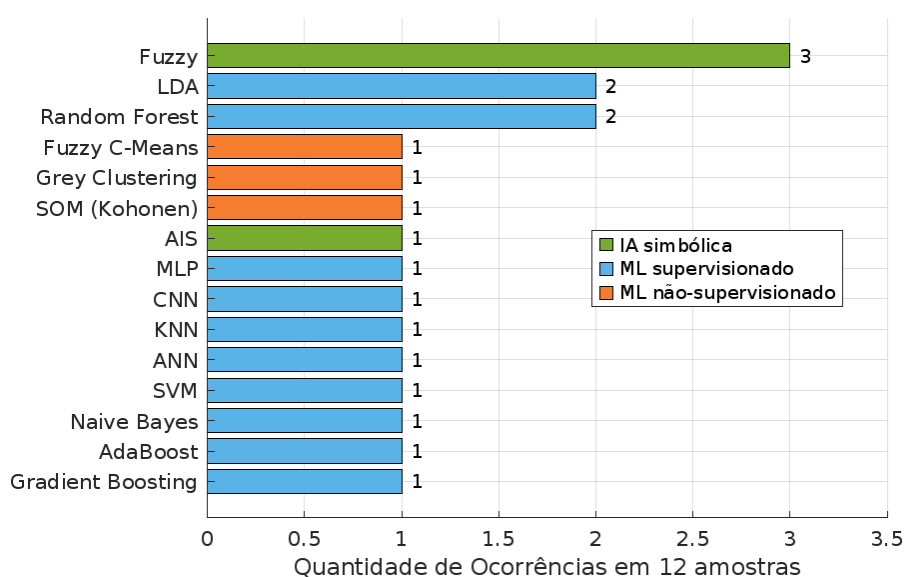
Outro problema analisado foi o curto monofásico. Turza *et al.* (2024) compara sete classificadores supervisionados, com simulações no *Simulink* gerando 75000 amostras em condições saudável, curto de 5% e de 10% e a técnica de ML. O método de Floresta Aleatória, do inglês *Random Forest*, obteve o melhor desempenho, com apenas 64 erros na matriz de confusão (99,9% de acerto), enquanto os demais algoritmos mantiveram-se com uma precisão superior a 96%.

O uso de IA também estende-se a diagnósticos de várias falhas, como mostrado por Ghosh, Barman e Das (2020), que convertem a corrente trifásica no módulo do vetor de Park e calculam quatro elementos estatísticos (assimetria, correlação, curtos e desvio-padrão). Esses parâmetros alimentam um classificador *Fuzzy*, que distinguiu máquina saudável de três tipos de falhas de rotor com acurácia de 98,33%.

Por fim, o uso de IA e ML podem ser combinados com outros métodos de análise. Por exemplo, Chua *et al.* (2010) fala que usando a lógica *Fuzzy* para combinar informação temporal com a técnica do MCSA, obtém-se um resultado mais robusto.

Como existem variadas formas de IA e ML, a Figura 19 explicita quais os métodos utilizados nos trabalhos analisados e suas respectivas frequências.

Figura 19 – Frequência dos métodos de IA e ML utilizados em artigos



Fonte: Os autores (2025).

Conforme Ruzimov *et al.* (2024), o aprendizado profundo tem destacado-se na detecção de falhas em MITs, com uma camada convolucional alcançando acurácia acima de 90% em sinais de corrente. Apesar disso, desafios como treinamento robusto e adaptação em tempo real sugerem a necessidade de otimizar modelos de IA para aplicações industriais.

3.4 Síntese da revisão sistemática

A revisão sistemática evidenciou que a transformada de *Park* e o uso de ML estão entre as técnicas mais empregadas na detecção de falhas em motores de indução. As falhas mais recorrentes foram barras quebradas e curtos no estator, reforçando a importância desses defeitos na literatura. Contudo, conforme apontado por Ruzimov *et al.* (2024), a aplicação em tempo real ainda apresenta desafios que exigem otimizações futuras.

Em relação aos artigos analisados, este trabalho aproxima-se dos estudos que abordam o *Full Spectrum*, como o de Filho *et al.* (2020), que utiliza a técnica de SF. Entretanto, mostra maior afinidade com o estudo de Meira *et al.* (2021), que detecta barras quebradas no rotor a partir da corrente de partida; o diferencial do presente trabalho é realizar a análise em regime permanente.

4 METODOLOGIA

Este capítulo apresenta as etapas da técnica empregada, descrevendo as condições de teste responsáveis pela geração do banco de dados utilizado e o procedimento completo do método *Full Spectrum*, desde os valores de corrente trifásicos até a formação das órbitas resultantes.

A abordagem metodológica integra revisões teóricas, contemplando o princípio de funcionamento de motores de indução, conforme Chapman (2013), e as transformações de eixo, fundamentadas em Krause, Wasynczuk e Sudhoff (2002), além da realização de experimentos, conforme descrito, a seguir.

Inicialmente, foi conduzido um levantamento das técnicas de monitoramento e diagnóstico de falhas em motores de indução, com ênfase na análise de corrente e no método FSA. Em seguida, foram analisados os sinais resultantes das transformadas de Clarke aplicadas às correntes de armadura, a fim de verificar se continham as informações necessárias para a adaptação da FSA. Para isso, foram utilizados o *software MATLAB* e o banco de testes em MIT descrito por Trembl *et al.* (2020).

Os dados coletados foram analisados no domínio da frequência, com o objetivo de verificar as diferenças entre condições normais e anômalas. Por fim, o desempenho do método utilizado foi avaliado por meio de análise estatística.

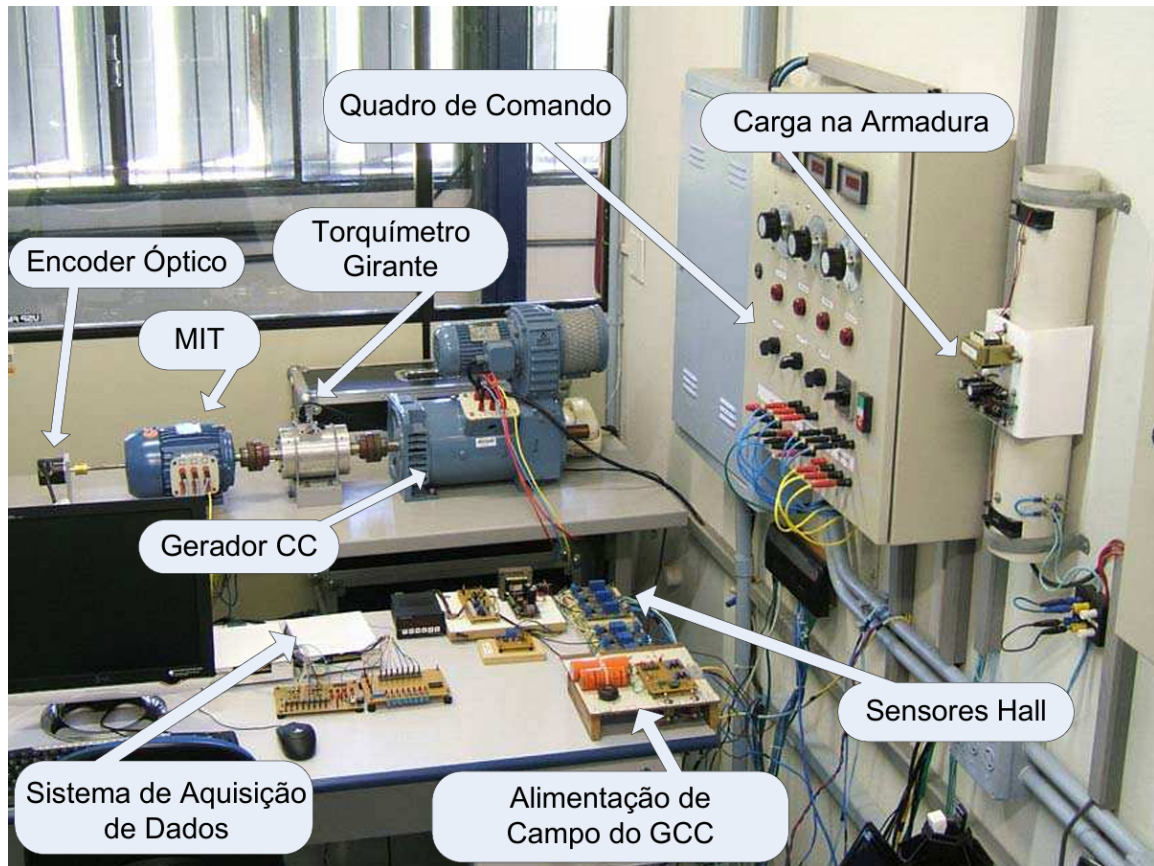
4.1 Banco de dados

Para realizar uma análise representativa da aplicação da técnica *Full Spectrum*, utilizou-se um banco de dados experimental desenvolvido por Trembl *et al.* (2020). A bancada de testes era composta por um MIT acoplado a uma máquina de corrente contínua operando como gerador, responsável por simular o torque de carga. Ambos os equipamentos estavam conectados por meio de uma haste contendo um torquímetro girante. O laboratório de ensaios de máquinas elétricas usado no desenvolvimento do banco de dados pode ser visualizado na Figura 20.

O MIT utilizado possuía potência de 1 hp, tensão de 220/380 V, corrente nominal de 3,02/1,75 A, quatro polos e frequência de 60 Hz, de torque nominal de 4,1 Nm e velocidade nominal de 1715 rpm. O rotor do MIT era do tipo gaiola de esquilo, constituído por 34 barras.

No experimento, foram coletadas as tensões e correntes de cada fase, bem como medições de vibração, para diferentes valores de torque (0,5; 1; 1,5; 2; 2,5; 3; 3,5; 4 Nm) e variando o

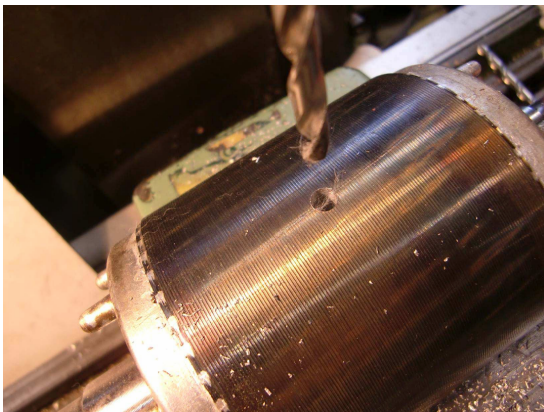
Figura 20 – Esquema geral do laboratório de ensaios de máquinas elétricas



Fonte: Liboni (2017).

nível de falha, de zero a quatro barras quebradas. Para simular essas falhas, o rotor foi perfurado por uma furadeira; nos casos com múltiplas barras rompidas, estas encontravam-se adjacentes à primeira barra danificada, como visto na Figura 21.

Figura 21 – Rotor com falha simulada



(a) Uma barra perfurada

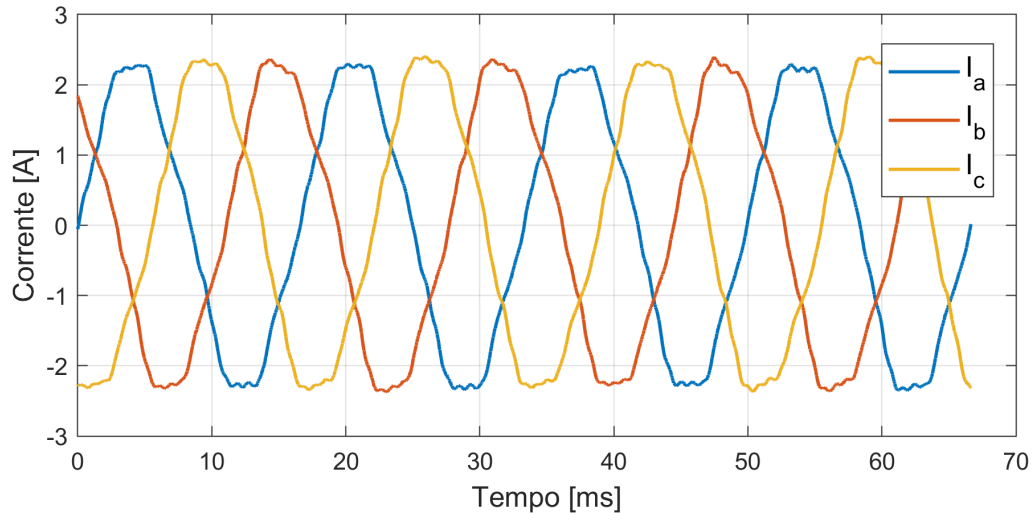


(b) Duas barras perfuradas

Fonte: Liboni (2017).

Neste trabalho, foram utilizadas apenas as medições dos sinais de corrente trifásica correspondentes ao torque de 4,0 Nm, sendo essa a carga nominal da máquina, embora as demais condições de operação também tenham sido consideradas para a realização dos cálculos necessários. Um exemplo dos sinais de corrente trifásica é apresentada na Figura 22.

Figura 22 – Correntes trifásicas do motor saudável - ensaio 1



Fonte: Os autores (2025).

4.2 Descrição do método

O método *Full Spectrum*, aplicado às correntes trifásicas, é composto pelas seguintes etapas:

1. Medição dos sinais de corrente trifásica, com frequência de amostragem de 50 kHz e tempo total de aquisição de 18 segundos (banco de dados);
2. Aplicação da transformada de Clarke aos sinais de corrente trifásica, obtendo-se as componentes i_d e i_q ;
3. Cálculo do *Full Spectrum* das componentes i_d e i_q ;
4. Obtenção da velocidade mecânica para cada condição, a partir do método de Supangat *et al.* (2008), utilizando os dados de placa;

5. Determinação da frequência característica da falha e seleção dos componentes direto e reverso;
6. Cálculo dos raios da órbita resultante do *Full Spectrum* e construção da órbita correspondente;
7. Análise dos possíveis indicadores de falha a partir da órbita obtida.

Para sintetizar as etapas descritas nesta seção, a Figura 23 apresenta o diagrama de blocos do método proposto.

4.3 Aplicação do janelamento

Para a análise adequada dos dados, utilizou-se como referência a Seção 2.3, na qual são descritos em detalhes o procedimento de janelamento.

Os dados utilizados correspondem às correntes trifásicas, adquiridas com frequência de amostragem de 50 kHz, ao longo de 18 segundos, resultando em um total de 1.001.000 amostras.

As técnicas utilizadas neste trabalho incluíram a seleção de 629 períodos do sinal, com o objetivo de evitar o uso de *zero-padding* na análise espectral. Cada período contém 833 amostras, de modo que o número total de pontos resulta em um valor cuja ordem de grandeza é ligeiramente inferior a 2^{19} . Ao calcular o logaritmo, em base dois, desse total de amostras, obtém-se um valor muito próximo de 19, porém ainda inferior a este inteiro, o que atende ao critério adotado, evitando o *zero-padding*.

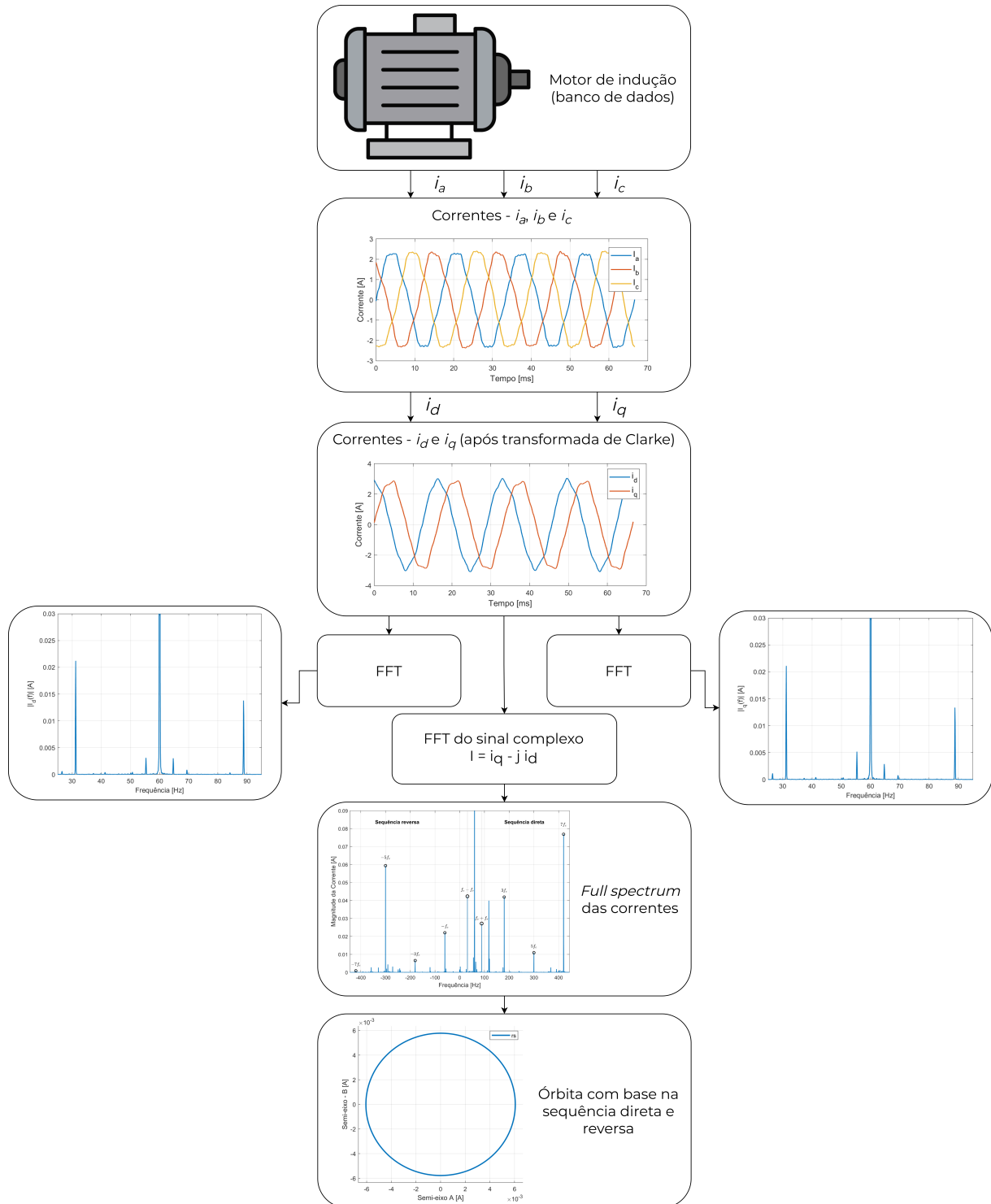
Para reduzir os efeitos de borda e o vazamento espectral, aplicou-se o janelamento de Hanning na obtenção do *Full Spectrum* das correntes.

4.4 Falha estudada

A falha analisada neste trabalho é a quebra de barras do rotor, avaliada com base nas frequências características obtidas pelas Equações (27) e (28).

O escorregamento utilizado foi calculado a partir da Equação (2), na qual a velocidade mecânica é obtida pelo método de Supangat *et al.* (2008). A velocidade síncrona, por sua vez, foi determinada pela Equação (1), que utiliza os dados de placa do motor.

Figura 23 – Diagrama de blocos do *full spectrum* para os sinais de corrente



Fonte: Os autores (2025).

Além disso, os cálculos da frequência característica de falha foram realizados para cada condição e ensaio, garantindo que a frequência de falha empregada na construção de cada órbita fosse a correta.

O banco de dados de Trembl *et al.* (2020) contém dez ensaios realizados em cinco condições distintas do rotor. A primeira corresponde ao rotor saudável, identificado como rs. As demais referem-se a rotores com falha, contendo uma, duas, três ou quatro barras quebradas, designadas como r1b, r2b, r3b e r4b, respectivamente.

4.5 Parâmetros numéricos

No gráfico do *Full Spectrum*, a órbita em uma frequência específica é determinada por duas componentes: a de sequência direta, localizada na própria frequência escolhida, e a de sequência reversa, localizada no simétrico negativo dessa mesma frequência. O sentido de rotação da órbita é definido pela relação entre as amplitudes dessas duas componentes.

A órbita apresentada no algoritmo clássico do *Full Spectrum* depende tanto do ângulo de fase quanto da magnitude das componentes de sequência direta e reversa. No entanto, a metodologia proposta por Araújo (2021) e Filho *et al.* (2021) adota uma órbita filtrada e modificada, que requer apenas as magnitudes da sequência direta e da sequência reversa para sua obtenção.

Para obter as magnitudes da sequência direta e da sequência reversa, em uma frequência específica do *Full Spectrum*, analisam-se o módulo e a fase, nessa frequência, das componentes do *Full Spectrum* que, no caso das correntes, derivam da Equação (38):

$$I = i_q - j i_d. \quad (38)$$

Depois de obter $|i_q|$ e $|i_d|$ e suas fases denotadas por α e β , respectivamente, esses valores são aplicados para as componentes de sequência direta e de sequência reversa a partir das Equações (33) e (34), que fornecem as magnitudes correspondentes ao gráfico de *Full Spectrum*.

As órbitas filtradas e modificadas costumam resultar em formas geométricas simples, como elipses associadas a uma única frequência. É possível, então, construir a órbita elíptica a partir das magnitudes das sequências direta e reversa. Considerando o centro da elipse na origem (0,0), a Equação (39) fica:

$$\frac{x^2}{A^2} + \frac{y^2}{B^2} = 1, \quad (39)$$

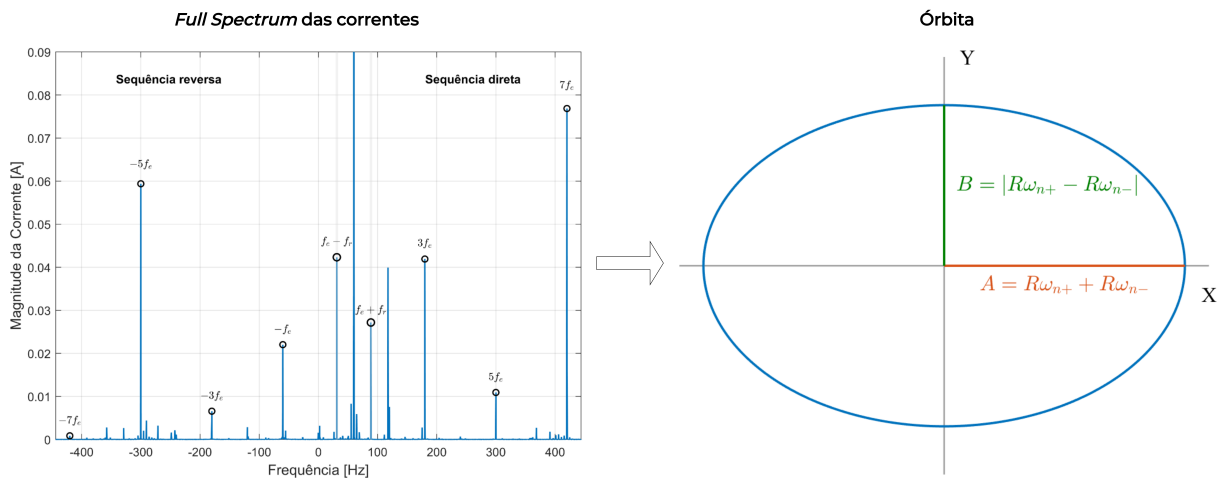
em que A é o semi-eixo maior, B é o semi-eixo menor e (x,y) é o par ordenado cartesiano. A relação com o *Full Spectrum*, ilustrada na Figura 24, decorre do fato de que o semi-eixo maior

corresponde à soma das amplitudes das sequências direta e reversa, enquanto o semi-eixo menor corresponde à diferença absoluta entre essas amplitudes, conforme as Equações (40) e (41):

$$A = R\omega_{n+} + R\omega_{n-}, \quad (40)$$

$$B = |R\omega_{n+} - R\omega_{n-}|. \quad (41)$$

Figura 24 – Órbita criada a partir dos parâmetros numéricos extraídos do *full spectrum*



Fonte: Os autores (2025).

O sentido de rotação da elipse é definido pela maior amplitude entre as sequências, sendo horária quando prevalece a direta, anti-horária quando prevalece a reversa e caso forem iguais, a órbita degenera em um círculo.

Para ter um indicador numérico de falha, voltado à interpretação e à comparação das órbitas resultantes do *Full Spectrum* das correntes, utiliza-se a área da elipse:

$$A_{\text{elipse}} = \pi AB. \quad (42)$$

Para identificar a presença ou a evolução de falhas, emprega-se o critério numérico de Araújo (2021):

$$a = \left(\frac{A_{\text{falha}}}{A_{\text{saudável}}} - 1 \right) \times 100\%. \quad (43)$$

Assim, o parâmetro a expressa a evolução da gravidade da falha ao comparar a área da elipse do motor em condição defeituosa com a área correspondente do motor saudável, considerando a carga nominal.

4.6 Métodos estatísticos

Inicialmente, as áreas obtidas a partir dos ensaios e condições foram avaliadas pelo teste de Shapiro-Wilk (Shapiro; Wilk, 1965). Esse teste tem por objetivo verificar a adequação dos dados a uma distribuição normal e serve como referência para a escolha do teste de comparação múltipla a ser aplicado.

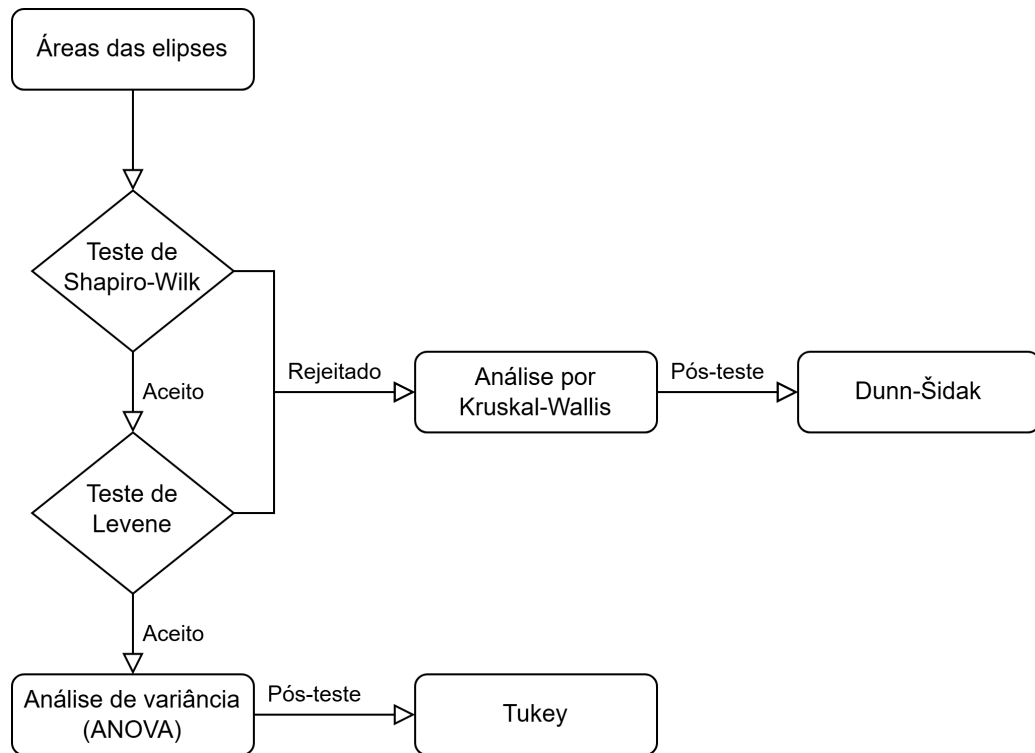
Além da verificação da normalidade, também foi avaliada a homogeneidade das variâncias por meio do teste de Levene (1960). De acordo com Field (2024), essas duas condições constituem os pressupostos necessários para a aplicação da Análise de Variância, do inglês *Analysis of Variance* (ANOVA), e, caso esses pressupostos sejam atendidos, o pós-teste empregado será o teste de Tukey (1949).

Quando essas premissas não são atendidas, aplica-se testes não paramétricos equivalentes, como o teste de Kruskal-Wallis (Kruskal; Wallis, 1952), para realizar a comparação das medianas entre os grupos de áreas. De acordo com Conover (1999), o teste avalia a hipótese nula de que as populações de onde vieram as amostras são idênticas, ou seja, não diferem estatisticamente entre si. Caso essa hipótese seja rejeitada, conclui-se que, pelo menos um dos grupos é estatisticamente diferente dos demais.

Conforme Buskirk, Willoughby e Tomazic (2013), os métodos de correção propostos por Dunn (1961) e Šidák (1967) são recomendados como pós-teste para comparações múltiplas quando se utiliza o teste não paramétrico de Kruskal-Wallis. Nesse contexto, o p-valor representa a probabilidade de se obter os resultados observados assumindo que não há diferença real entre os grupos (hipótese nula).

Assim, quando o p-valor obtido é menor ou igual ao nível de significância adotado, rejeita-se a hipótese de aleatoriedade e conclui-se que existe diferença estatisticamente significativa entre as condições comparadas.

De forma a sintetizar esse procedimento, a Figura 25 apresenta o fluxograma utilizado para a escolha dos testes estatísticos.

Figura 25 – Fluxograma do processo de seleção dos testes estatísticos

Fonte: Os autores (2025).

Adotou-se para todas as análises um nível de significância de 5% e todos os critérios de pressupostos e éticos foram respeitados neste estudo.

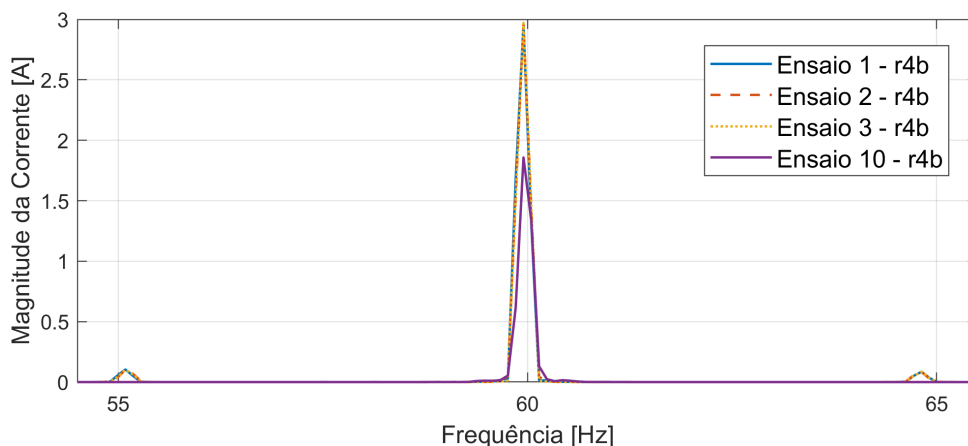
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo apresentam-se os resultados dos testes experimentais destinados à avaliação de falhas por barras quebradas no rotor. Foram conduzidos dez experimentos para cada uma das cinco condições de operação analisadas: rotor saudável (rs) e rotores com uma, duas, três e quatro barras quebradas (r1b, r2b, r3b e r4b). Para cada condição, foram analisadas as frequências características associadas à falha de barra quebrada, tanto na componente positiva quanto na negativa, indicadas por f_{bn+} e f_{bn-} , em que n representa a n -ésima frequência de interesse. Todos os ensaios foram realizados sob torque de 4,0 Nm, correspondente à carga nominal da máquina.

5.1 Tratamento de outliers

Durante a etapa de verificação de dados, foi realizada a comparação dos espectros em regime permanente para todos os ensaios e suas respectivas condições. A Figura 26 evidencia que o ensaio 10, para operação em carga nominal e com quatro barras quebradas, apresenta um espectro de corrente com magnitude significativamente inferior na frequência fundamental de 60 Hz e em suas componentes adjacentes quando comparado aos demais ensaios.

Figura 26 – Resultado atípico para r4b



Fonte: Os autores (2025).

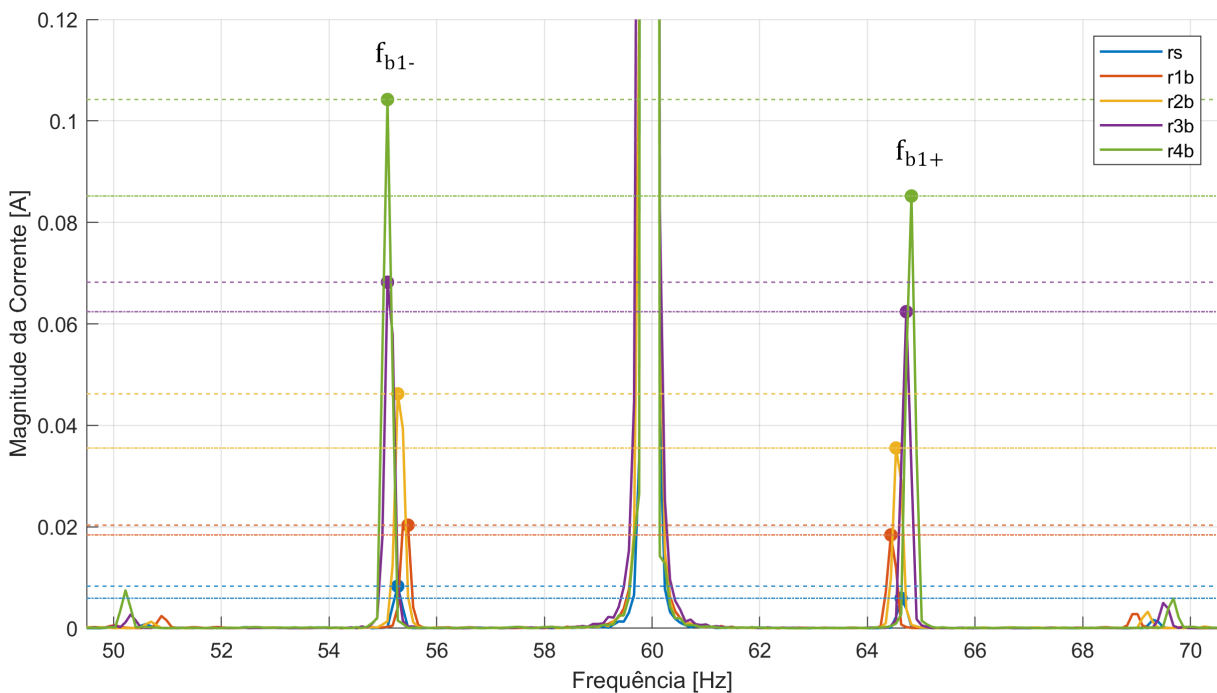
Como todos os dados foram analisados sob o mesmo procedimento, essa diferença acentuada indica um comportamento discrepante em relação aos demais, possivelmente devido a uma falha na aquisição das correntes deste único ensaio. Dessa forma, o ensaio 10 como um todo foi tratado como um ponto atípico, ou um *outlier*, e excluído das análises subsequentes,

uma vez que sua inclusão poderia comprometer os testes estatísticos e a confiabilidade dos resultados. Assim, nas etapas seguintes, foram considerados apenas os ensaios 1 a 9, os quais apresentaram comportamento consistente entre si.

5.2 *Full spectrum* nas frequências características de barras quebradas

Após a verificação e definição dos dados a serem utilizados, os sinais de corrente do estator foram processados conforme o procedimento metodológico descrito no Capítulo 4. A partir da velocidade mecânica de cada condição, obteve-se o escorregamento e, posteriormente, a frequência característica de barra quebrada, conforme as Equações (27) e (28). Para localizar o ponto de pico ilustrado na Figura 27, adotou-se uma faixa de busca em torno dessa frequência, equivalente a cinco vezes a resolução espectral.

Figura 27 – Espectro completo das correntes com ênfase nas frequências características de barra quebrada f_{b1} , a partir do ensaio 1



Fonte: Os autores (2025).

A Figura 27 apresenta o *Full Spectrum* das correntes, centrado na frequência fundamental, destacando os picos de corrente próximos às frequências características de barras quebradas, f_{b1+} e f_{b1-} . Observa-se que a magnitude desses picos de corrente aumenta à medida que se eleva o número de barras quebradas no rotor. Assim, o rotor saudável apresenta a me-

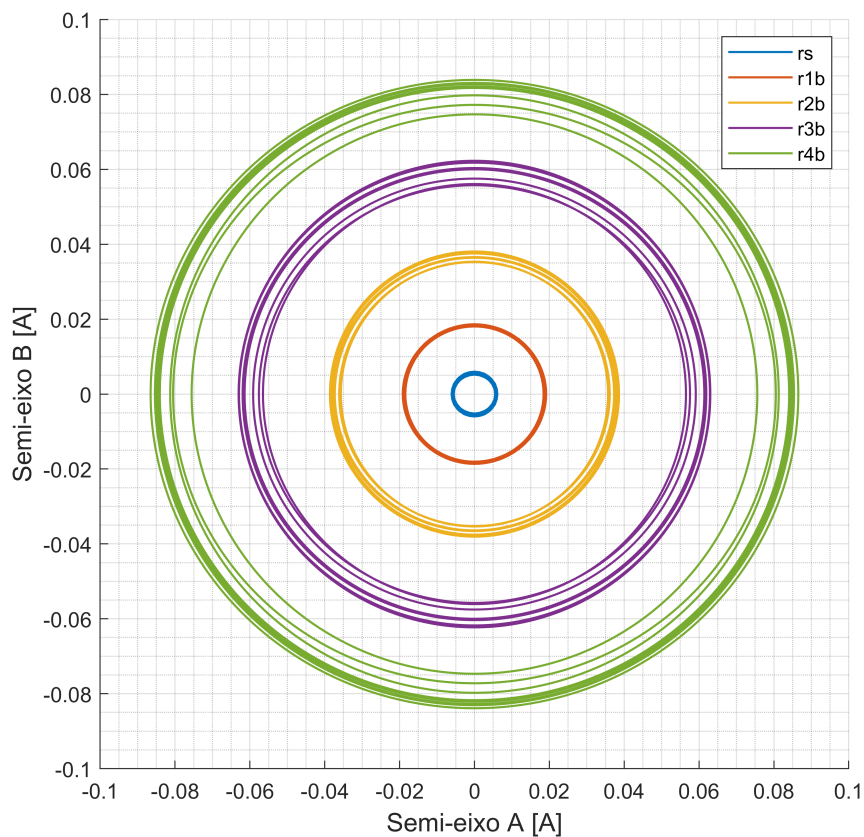
nor corrente de pico, adotada como referência, enquanto o rotor com quatro barras quebradas apresenta a maior delas.

Após a obtenção do ponto de pico, a frequência referente a cada ponto é extraída e utilizada como base para o cálculo dos indicadores quantitativos seguintes:

- A partir da frequência em que o pico encontra-se, obtêm-se as amplitudes das sequências direta e reversa para cada condição. Com base nesses resultados, cada elipse é construída, como mostrado na Figura 28, e a área correspondente é calculada;
- Calcula-se também a variação percentual da área de cada elipse em relação à condição de rotor saudável.

A Figura 28 mostra as órbitas construídas conforme as etapas da Figura 23, para as diferentes condições do rotor em carga nominal. Observa-se que a área da elipse aumenta à medida que a severidade da falha intensifica-se, tornando visualmente evidentes as diferenças entre as condições analisadas.

Figura 28 – Elipses construídas por meio de f_{b1+} , em diferentes condições de falha do rotor para MIT operando em carga nominal, a partir dos ensaios 1-9 do banco de dados experimental



Fonte: Os autores (2025).

5.3 Avaliação de método estatístico

Para avaliar a similaridade estatística entre as condições de falha, os valores de área obtidos em cada ensaio foram agrupados de acordo com a condição de saúde do motor e, em seguida, submetidos ao teste de Shapiro–Wilk, por meio do qual se verificou a normalidade dos dados.

Para a implementação do teste, utilizou-se a função em MATLAB, proposta por BenSaïda (2025), o qual indicou os seguintes resultados:

Tabela 3 – Resultados do teste de normalidade de Shapiro-Wilk, em p-valores

Condição	Frequências Analisadas			
	f_{b1+}	f_{b1-}	f_{b2+}	f_{b2-}
Saudável (rs)	0,3470	0,5554	0,3211	0,9862
1 Barra (r1b)	0,3444	0,2165	0,9549	0,7146
2 Barras (r2b)	0,2144	0,0097	0,0081	0,0811
3 Barras (r3b)	0,0361	0,1182	0,3782	0,6159
4 Barras (r4b)	0,0734	0,0274	0,9095	0,3942

Valores menores que 0,05 indicam desvio da normalidade.

Fonte: Os autores (2025).

Para o teste de Shapiro-Wilk, p-valores menores que 0,05 indicam desvio da normalidade. Portanto, os p-valores mostrados na Tabela 3 indicam que, para todas as frequências, houveram casos que não atenderam a normalidade.

Isso possivelmente ocorreu porque, ao analisar os histogramas da primeira frequência de barra quebrada positiva, ilustrado na Figura 29, foi possível observar que, embora não apresentassem grandes desvios visuais em relação a uma forma aproximadamente simétrica, os testes de Shapiro-Wilk indicaram que o caso com três barras quebradas no rotor Figura 29(d), não seguia uma distribuição normal.

Esse comportamento provavelmente está relacionado à natureza da variável analisada. A área das órbitas é estritamente positiva e é obtida a partir das Equações (40) a (42), o que tende a produzir distribuições assimétricas em relação à distribuição normal.

Além disso, o número de nove ensaios utilizado em cada histograma é relativamente pequeno, de modo que pequenas assimetrias e valores mais afastados da região central passam a ter forte impacto no teste de Shapiro-Wilk. Essa mesma análise estende-se às demais frequên-

cias verificadas, uma vez que o número de ensaios foi mantido igual para todas as condições, mudando apenas a frequência de interesse.

Os dados seguiram uma distribuição normal para a segunda frequência de barra quebrada negativa, portanto, procedeu-se à verificação da homogeneidade das variâncias por meio do teste de Levene, que resultou em um p-valor inferior a 0,0001. Dessa forma, foi rejeitado o segundo pressuposto para a aplicação da ANOVA.

5.4 Análise entre condições

Como todas as frequências analisadas não atenderam aos pressupostos da ANOVA, as comparações entre grupos foram realizadas por meio da análise estatística não paramétrica de Kruskal-Wallis.

5.4.1 Resultados referentes à primeira frequência de barra quebrada positiva

Para a área das órbitas, o teste de Kruskal-Wallis indicou diferença estatisticamente significativa entre as condições avaliadas, uma vez que o p-valor obtido foi menor que 0,0001, portanto inferior ao nível de significância adotado. Assim, rejeitou-se a hipótese nula de igualdade entre as medianas.

O *boxplot* correspondente à frequência f_{b1+} é apresentado na Figura 30, em que a linha vermelha indica a mediana, enquanto a caixa representa o intervalo interquartil. As linhas pontilhadas estendem-se até os limites inferior e superior definidos pela regra do *boxplot*, e os pontos situados além desses limites correspondem a amostras consideradas atípicas (*outliers*).

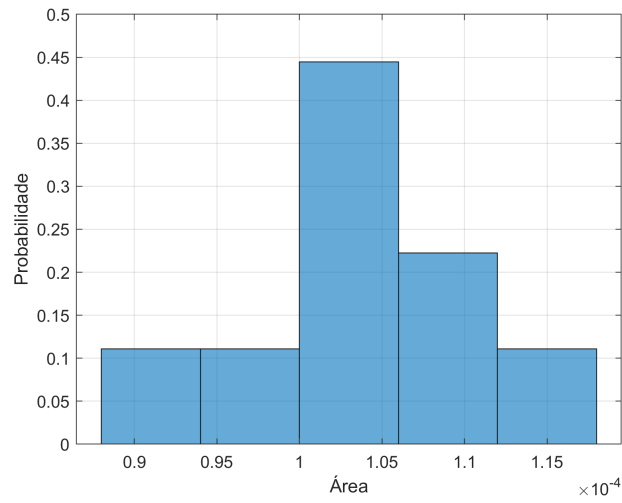
Portanto, é possível diferenciar, estatisticamente, as áreas de duas, três e quatro barras quebradas em relação ao motor saudável, como mostrado na Tabela 4.

Tabela 4 – Diferenciação estatística para f_{b1+}

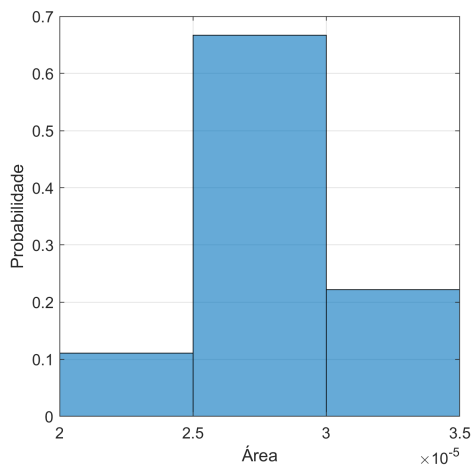
Comparação	p-valor	Significância (5%)
rs vs. r1b	0,7937	Não diferenciável
rs vs. r2b	0,0359	Diferenciável
rs vs. r3b	0,0001	Diferenciável
rs vs. r4b	< 0,0001	Diferenciável

Fonte: Os autores (2025).

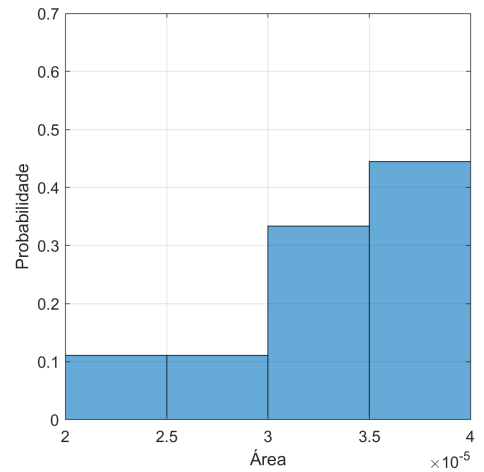
Figura 29 – Histogramas da área da elipse na frequência f_{b1+} para: (a) o rotor saudável; (b) r1b; (c) r2b; (d) r3b; e (e) r4b



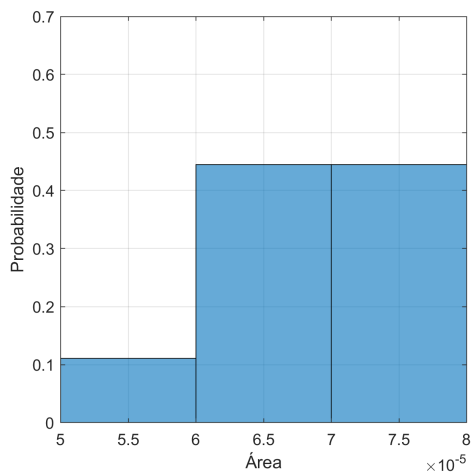
(a) Rotor saudável.



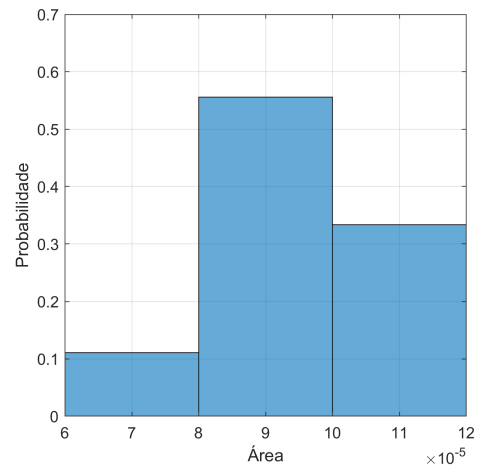
(b) Caso 1: r1b.



(c) Caso 2: r2b.



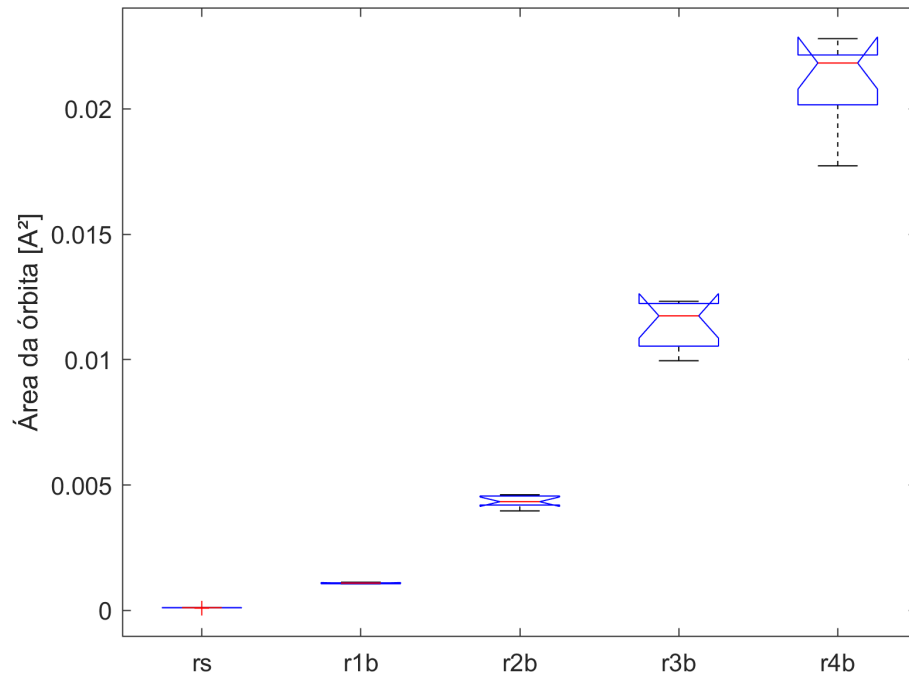
(d) Caso 3: r3b.



(e) Caso 4: r4b.

Fonte: Os autores (2025).

Figura 30 – *Boxplot* comparativo das áreas das elipses construídas por meio de f_{b1+} , em diferentes condições de falha do rotor para MIT operando em carga nominal



Fonte: Os autores (2025).

5.4.2 Resultados referentes à primeira frequência de barra quebrada negativa

Para a frequência f_{b1-} , o p-valor obtido também foi inferior a 0,0001, indicando novamente diferença estatisticamente significativa entre as medianas das condições avaliadas. Os resultados para essa frequência são apresentados na Figura 31.

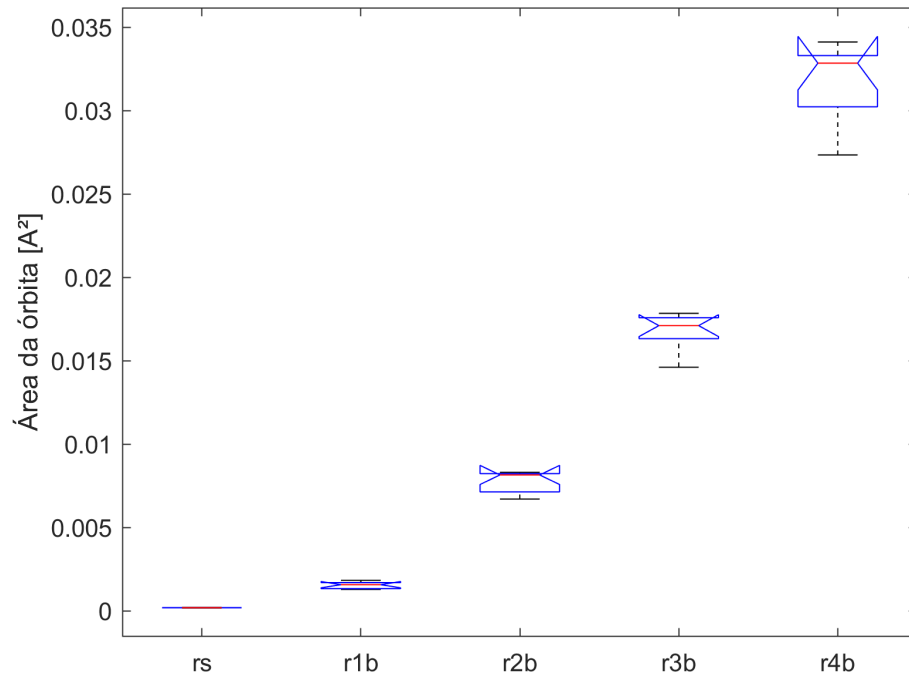
Os resultados do pós-teste estatístico, com o método de ajuste adotado, são apresentados na Tabela 5. Assim como na frequência f_{b1+} , as áreas correspondentes às condições com duas, três e quatro barras quebradas são estatisticamente diferenciáveis em relação à condição do rotor saudável, enquanto a condição com uma barra quebrada é a única que não apresenta diferença estatisticamente significativa.

Tabela 5 – Diferenciação estatística para f_{b1-}

Comparação	p-valor	Significância (5%)
rs vs. r1b	0,7938	Não diferenciável
rs vs. r2b	0,0359	Diferenciável
rs vs. r3b	0,0001	Diferenciável
rs vs. r4b	< 0,0001	Diferenciável

Fonte: Os autores (2025).

Figura 31 – *Boxplot* comparativo das áreas das elipses construídas por meio de f_{b1-} , em diferentes condições de falha do rotor para MIT operando em carga nominal



Fonte: Os autores (2025).

5.4.3 Resultados referentes à segunda frequência de barra quebrada positiva

Na frequência f_{b2+} , observou-se o mesmo comportamento, com p-valor inferior a 0,0001, o que levou à rejeição da hipótese nula de igualdade entre as medianas. A Figura 32 apresenta a distribuição das áreas das órbitas para as diferentes condições avaliadas.

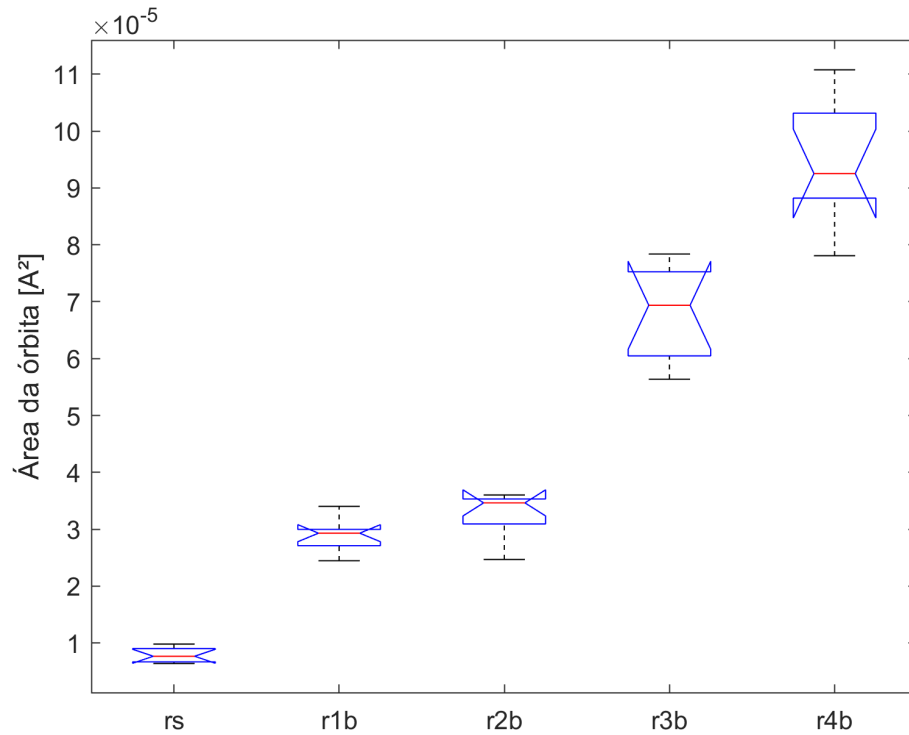
Os resultados do pós-teste estatístico, obtidos com o método de ajuste adotado, são apresentados na Tabela 6. Observa-se que, diferentemente dos casos anteriores, a condição com duas barras quebradas não se mostram estatisticamente diferenciáveis.

Tabela 6 – Diferenciação estatística para f_{b2+}

Comparação	p-valor	Significância (5%)
rs vs. r1b	0,5591	Não diferenciável
rs vs. r2b	0,0888	Não diferenciável
rs vs. r3b	0,0001	Diferenciável
rs vs. r4b	< 0,0001	Diferenciável

Fonte: Os autores (2025).

Figura 32 – *Boxplot* comparativo das áreas das elipses construídas por meio de f_{b2+} , em diferentes condições de falha do rotor para MIT operando em carga nominal



Fonte: Os autores (2025).

5.4.4 Resultados referentes à segunda frequência de barra quebrada negativa

Por fim, na frequência f_{b2-} , o teste confirmou, novamente, diferenças estatisticamente significativas entre as condições avaliadas, com p-valor inferior a 0,0001. Os resultados correspondentes a essa frequência são apresentados na Figura 33.

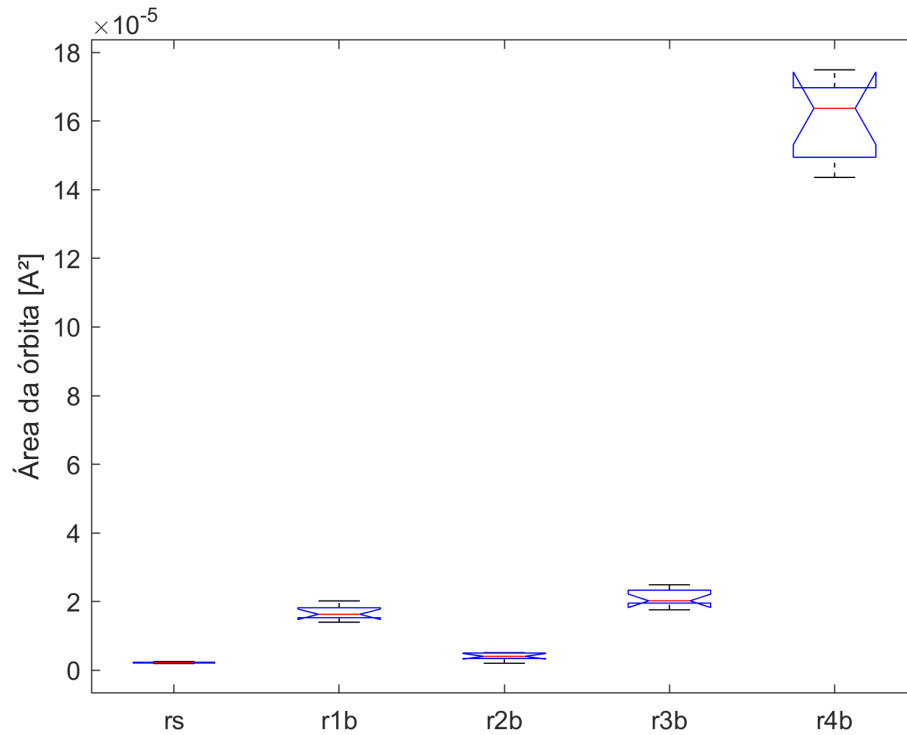
Os resultados do pós-teste estatístico, com o método de ajuste adotado nesta última análise, são apresentados na Tabela 7, sendo este o único caso em que a condição com uma barra quebrada no rotor mostra-se estatisticamente diferenciável da condição saudável.

Tabela 7 – Diferenciação estatística para f_{b2-}

Comparação	p-valor	Significância (5%)
rs vs. r1b	0,0500	Diferenciável
rs vs. r2b	0,9742	Não diferenciável
rs vs. r3b	0,0005	Diferenciável
rs vs. r4b	< 0,0001	Diferenciável

Fonte: Os autores (2025).

Figura 33 – *Boxplot* comparativo das áreas das elipses construídas por meio de f_{b2-} , em diferentes condições de falha do rotor para MIT operando em carga nominal



Fonte: Os autores (2025).

Dessa forma, ao se considerarem conjuntamente as quatro frequências estudadas, verifica-se que é possível diferenciar estatisticamente a condição do rotor saudável das quatro condições de falha obtidas no banco de dados.

5.4.5 Comparação dos resultados

Através da análise conjunta das Figuras 30 a 33, as diferenças entre os grupos tornam-se visíveis ao observar as variações das áreas em cada caso, permitindo distinguir o motor saudável das condições com uma a quatro barras quebradas no rotor.

A comparação dos resultados evidencia visualmente que, para a frequência f_{b1+} , o motor saudável é distinguível das condições com duas, três e quatro barras quebradas, conforme ilustrado na Figura 30. No entanto, essa separação não é estatisticamente significativa em relação ao caso com apenas uma barra quebrada. Nessa situação, as leituras obtidas na frequência f_{b2-} podem ser utilizadas como critério adicional, pois permitem diferenciar o motor saudável daquele com uma barra quebrada, como visto na Figura 33. Dessa maneira, a combinação

entre diferentes componentes espectrais possibilita discriminar de forma mais sólida todas as condições avaliadas.

As diferenciações entre as condições de falha também foram analisadas para verificar a possibilidade de classificar a severidade da falha, além da sua existência. Os resultados são mostrados na Tabela 8.

Tabela 8 – Resultado do teste de Dunn-Šidák para comparação entre todas as condições, com nível de significância de 5%

Referência	Comparativo	Resultados por Frequência			
		f_{b1+}	f_{b1-}	f_{b2+}	f_{b2-}
rs	r1b	Não diferenciável	Não diferenciável	Não diferenciável	Diferenciável
rs	r2b	Diferenciável	Diferenciável	Não diferenciável	Não diferenciável
rs	r3b	Diferenciável	Diferenciável	Diferenciável	Diferenciável
rs	r4b	Diferenciável	Diferenciável	Diferenciável	Diferenciável
r1b	r2b	Não diferenciável	Não diferenciável	Não diferenciável	Não diferenciável
r1b	r3b	Diferenciável	Diferenciável	Não diferenciável	Não diferenciável
r1b	r4b	Diferenciável	Diferenciável	Diferenciável	Diferenciável
r2b	r3b	Não diferenciável	Não diferenciável	Não diferenciável	Diferenciável
r2b	r4b	Diferenciável	Diferenciável	Diferenciável	Diferenciável
r3b	r4b	Não diferenciável	Não diferenciável	Não diferenciável	Não diferenciável

Legenda: **Diferenciável** : $p \leq 0,05$; Não diferenciável: $p > 0,05$.

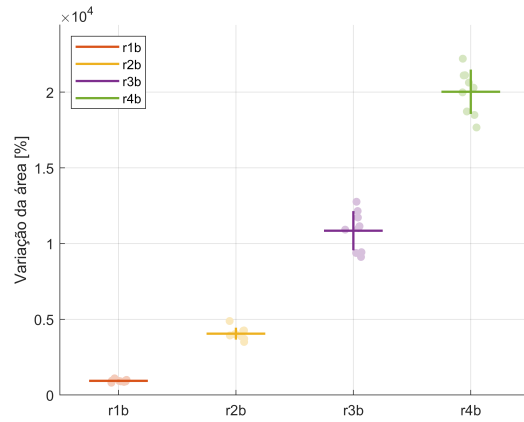
Fonte: Os autores (2025).

A Tabela 8 demonstra a eficácia do método na distinção da maioria dos casos, exceto entre r1b e r2b, e entre r3b e r4b. Essa limitação na discriminabilidade pode ser atribuída ao número reduzido de amostras utilizado neste estudo. É importante ressaltar que a correção de Dunn-Šidák, aplicada nesta análise, tende a ser conservadora em pequenos grupos, provando-se mais eficaz à medida que o tamanho amostral aumenta. Assim, a aplicação da técnica em um banco de dados mais extenso poderia refinar a separação estatística entre essas condições adjacentes.

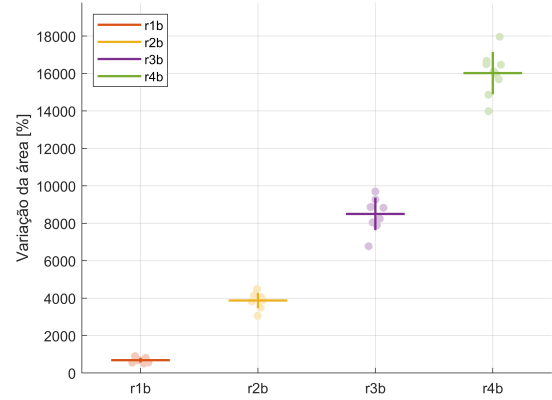
5.5 Parâmetro indicativo percentual de falha

A Figura 34 mostra as variações de área a partir do critério a calculado pela Equação (43). Esse parâmetro percentual torna a diferenciação das condições do motor mais intuitiva. Visualmente, é possível observar a disparidade entre as diferentes condições, o que possibilita o diagnóstico tanto da presença quanto do número de barras quebradas.

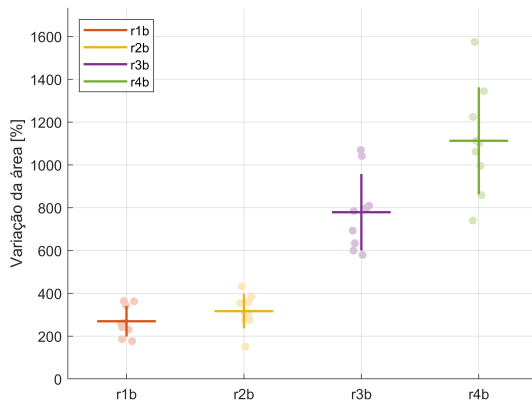
Figura 34 – Gráficos de dispersão das variações de área para as quatro condições de falha, nas frequências características: (a) f_{b1+} ; (b) f_{b1-} ; (c) f_{b2+} ; e (d) f_{b2-}



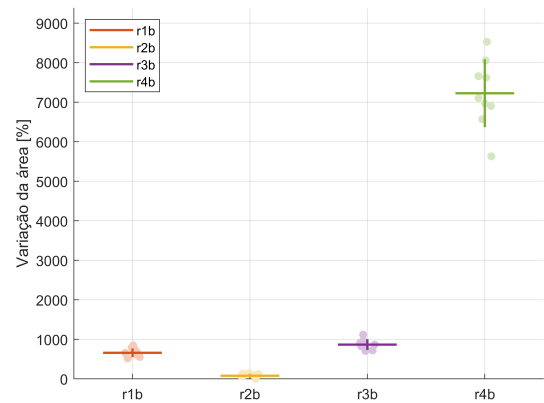
(a) Caso 1: f_{1+} .



(b) Caso 2: f_{b1-} .



(c) Caso 3: f_{b2+} .



(d) Caso 4: f_{b2-} .

Fonte: Os autores (2025).

Os resultados apresentados ao longo deste capítulo demonstraram que o uso do *Full Spectrum* aplicado às correntes trifásicas é um recurso eficaz para diagnosticar barras quebradas no rotor e quantificar sua severidade. As áreas das elipses construídas para diferentes componentes espectrais mostraram comportamento consistente com o avanço da falha, evidenciando crescimento e distinguindo de forma clara as condições com múltiplas barras quebradas.

A integração das frequências analisadas permitiu resolver casos específicos, como a diferenciação entre o rotor saudável e o rotor com uma barra quebrada, reforçando a importância da análise de componentes espectrais adicionais. A introdução do parâmetro de variação percentual da área também se mostrou útil, ao tornar mais intuitiva a interpretação das diferenças entre as condições. Dessa forma, os resultados confirmaram que o *Full Spectrum* preserva e

realça informações relevantes para o diagnóstico, constituindo uma ferramenta sólida e de baixo custo computacional para identificar e caracterizar falhas no rotor de motores de indução.

6 CONCLUSÃO

O trabalho atingiu os objetivos propostos ao longo de seu desenvolvimento. Inicialmente, foi realizada uma revisão sistemática, a qual permitiu mapear aplicações das transformadas de Clarke e Park em técnicas baseadas na análise de *Full Spectrum*. Essa etapa forneceu o embasamento teórico necessário para orientar a metodologia adotada.

Em seguida, o método foi aplicado sobre amostras de correntes do banco de dados experimental disponibilizado por Trembl *et al.* (2020). A aplicação da transformada de Clarke nas correntes de armadura mostrou-se adequada para o método, preservando informações suficientes para a análise.

Os resultados obtidos a partir dos cálculos realizados sobre o banco de dados demonstram que, com a aplicação do método *Full Spectrum* às correntes trifásicas, é possível avaliar o estado de integridade do motor, identificando a presença e a severidade das barras quebradas no rotor, utilizando, como indicador de falha, a variação de área da elipse gerada.

Por fim, a avaliação estatística confirmou a eficácia do método na identificação de barras quebradas. Os testes usados reforçaram a consistência dos resultados, demonstrando que o método pode ser usado como ferramenta confiável de diagnóstico.

Além disso, a técnica apresenta potencial para ser adaptada a diferentes tipos e potências de motores de indução, desde que um motor saudável sirva como referência. Da mesma forma, a análise de outras componentes de frequência no *Full Spectrum* pode permitir a identificação de falhas adicionais, como curto entre espiras, excentricidades ou desequilíbrios mecânicos, ampliando a aplicabilidade do método em diagnósticos preditivos mais abrangentes.

REFERÊNCIAS

- ABDUL, A.; ALTAHIR, A. Park and Clark transformations Park and Clark transformations: A short review, „„. 04 2020.
- ARAÚJO, A. C. S. **Análise orbital do Full Spectrum de fluxo de dispersão para detecção de falha em motores de indução**. jun. 2021. 72 p. Dissertação (Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)) — Universidade Federal de São João del-Rei São João del-Rei, MG jun. 2021. Associação ampla UFSJ/CEFET-MG. Orientador: Paulo Cezar Monteiro Lamim Filho.
- AYDIN, I.; KARAKOSE, M.; AKIN, E. A new method for early fault detection and diagnosis of broken rotor bars. **Energy Conversion and Management**, Elsevier v. 52, n. 4, p. 1790–1799, 2011.
- BAIMEL, D. *et al.* Dynamic modeling of networks, microgrids, and renewable sources in the dq0 reference frame: A survey. **IEEE Access**, v. 5, p. 21323–21335, 2017.
- BAYMA, P. d. T. de C. *et al.* Análise comparativa de algoritmos de ordenação com foco na complexidade computacional e na notação big o: Counting sort, merge sort e insertion sort nas linguagens java, python e c. **Caderno Pedagógico**, v. 22, n. 11, p. e19789–e19789, 2025.
- BAZURTO, A. J.; QUISPE, E. C.; MENDOZA, R. C. Causes and failures classification of industrial electric motor. *In*: 2016 IEEE ANDESCON. 2016. **Anais [...]** [S.l.: s.n.], 2016. p. 1–4.
- BENSAÏDA, A. **Shapiro-Wilk and Shapiro-Francia normality tests**. [S.l.]: , 2025. MATLAB Central File Exchange. Disponível em: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/13964-shapiro-wilk-and-shapiro-francia-normality-tests>. Acesso em: 1 nov. 2025.
- BOSSIO, G. R. *et al.* Full spectrum for rotating electrical machines condition monitoring and fault diagnosis: a review. *In*: ANAIS DO 2023 XX WORKSHOP ON INFORMATION PROCESSING AND CONTROL (RPIC). 2023. **Anais [...]** [S.l.: s.n.], 2023. p. 1–8.
- BUSKIRK, T. D.; WILLOUGHBY, L. M.; TOMAZIC, T. J. Nonparametric statistical techniques. **The Oxford handbook of quantitative methods. Statistical analysis**, v. 2, p. 106–141, 2013.
- CHAPMAN, S. J. **Fundamentos de máquinas elétricas**. [S.l.]: AMGH Editora, 2013. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/books/9788580552072>. Acesso em: 27 jan. 2025.
- CHUA, T. *et al.* Hybrid time-frequency domain analysis for inverter-fed induction motor fault detection. *In*: 2010 IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON INDUSTRIAL ELECTRONICS. 2010. **Anais [...]** [S.l.: s.n.], 2010. p. 1633–1638.
- CLARKE, E. **Circuit Analysis of A.C. Power Systems: Volume I**. New York: Wiley, 1943. v. 1.
- CONOVER, W. J. **Practical nonparametric statistics**. [S.l.]: john wiley & sons, 1999.
- COOLEY, J. W.; TUKEY, J. W. An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series. **Mathematics of Computation**, v. 19, n. 90, p. 297–301, 1965.
- DINIZ, P. S. R.; SILVA, E. A. B. d.; NETTO, S. L. **Processamento digital de sinais: projeto e análise de sistemas**. 2. ed. Porto Alegre, RS: Bookman, 2014. 976 p. Xxiv páginas preliminares. ISBN 9788582601235.

DOHERTY, R. E.; NICKLE, C. A. Synchronous machines i-an extension of blondel's two-reaction theory. **Transactions of the American Institute of Electrical Engineers**, XLV,, p. 912–947, 1926.

DUNN, O. J. Multiple comparisons among means. **Journal of the American statistical association**, Taylor & Francis v. 56, n. 293, p. 52–64, 1961.

EINSTEIN, A. Zur elektrodynamik bewegter körper. **Annalen der Physik**, v. 17,, p. 891–921, 1905. Tradução: Sobre a eletrodinâmica dos corpos em movimento.

FERNANDEZ-TEMPRANO, M. *et al.* Broken bar condition monitoring of an induction motor under different supplies using a linear discriminant analysis. *In*: 2013 9TH IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON DIAGNOSTICS FOR ELECTRIC MACHINES, POWER ELECTRONICS AND DRIVES (SDEMPED). 2013. **Anais [...]** [S.l.: s.n.], 2013. p. 162–168.

FIELD, A. **Discovering statistics using IBM SPSS statistics**. [S.l.]: Sage publications limited, 2024.

FILHO, P. C. M. L. *et al.* Axial stray flux sensor proposal for three-phase induction motor fault monitoring by means of orbital analysis. **IEEE Sensors Journal**, v. 20, n. 20, p. 12317–12325, 2020. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9106390>. Acesso em: 30 out. 2024.

FILHO, P. C. M. L. *et al.* Orbit analysis from a stray flux full spectrum for induction machine fault detection. **IEEE Sensors Journal**, v. 21, n. 14, p. 16152–16161, 2021. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9410237>. Acesso em: 12 fev. 2025.

FILIPPETTI, F. *et al.* AI techniques in induction machines diagnosis including the speed ripple effect. **IEEE Transactions on Industry Applications**, IEEE v. 34, n. 1, p. 98–108, 2002.

GARCIA-CALVA, T. *et al.* Early detection of faults in induction motors—a review. **Energies**, v. 15,, p. 7855, 10 2022.

GARCIA-PEREZ, A.; IBARRA-MANZANO, O.; ROMERO-TRONCOSO, R. J. Analysis of partially broken rotor bar by using a novel empirical mode decomposition method. *In*: IEEE. IECON 2014-40TH ANNUAL CONFERENCE OF THE IEEE INDUSTRIAL ELECTRONICS SOCIETY. 2014. **Anais [...]** [S.l.], 2014. p. 3403–3408.

GHOSH, A.; BARMAN, P. K.; DAS, S. Statistical feature based identification of rotor fault indicators for three phase induction motor. *In*: 2020 IEEE-HYDICON. 2020. **Anais [...]** [S.l.: s.n.], 2020. p. 1–5.

GODOY, W. F. *et al.* Estimation of bearing fault severity in line-connected and inverter-fed three-phase induction motors. **Energies**, MDPI v. 13, n. 13, p. 3481, 2020.

GOLDMAN, P.; MUSZYNSKA, A. **Application of full spectrum to rotating machinery diagnostics**. [S.l.]: , 1999. Bently Rotor Dynamics Research Corporation. Disponível em: <https://hal.science/hal-03909724v1>. Acesso em: 27 mar. 2025.

GURUSAMY, V. *et al.* Recent trends in magnetic sensors and flux-based condition monitoring of electromagnetic devices. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 58, n. 4, p. 4668–4684, 2022.

GYFTAKIS, K. N. *et al.* Comparative experimental investigation of broken bar fault detectability in induction motors. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 52, n. 2, p. 1452–1459, 2016. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7347401>. Acesso em: 13 fev. 2025.

HALDER, S. *et al.* Broken rotor bar fault diagnosis techniques based on motor current signature analysis for induction motor—a review. **Energies**, v. 15, n. 22, p. 8569, 2022. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1996-1073/15/22/8569>. Acesso em: 23 jan. 2025.

HUO, Z. *et al.* Entropy measures in machine fault diagnosis: Insights and applications. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 69, n. 6, p. 2607–2620, 2020. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9037369>. Acesso em: 26 nov. 2024.

HURST, K.; HABETLER, T. Sensorless speed measurement using current harmonic spectral estimation in induction machine drives. *In*: PROCEEDINGS OF 1994 POWER ELECTRONICS SPECIALIST CONFERENCE - PESC'94. 1., 1994. **Anais [...]** [S.l.: s.n.], 1994. p. 10–15 vol.1.

JELTSEMA, D.; SCHERPEN, J. M. On the existence of lagrangians for Clarke and Park transformed switched-mode electrical networks **this work is partially sponsored by the Dutch Regieorgaan NWO–SiA, dossiernr. hbopd.2018.02.028. **IFAC-PapersOnLine**, v. 52, n. 16, p. 90–95, 2019. ISSN 2405-8963. 11th IFAC Symposium on Nonlinear Control Systems NOLCOS 2019. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896319317598>.

KAVANA, V.; NEETHI, M. Fault analysis and predictive maintenance of induction motor using machine learning. *In*: 2018 INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRICAL, ELECTRONICS, COMMUNICATION, COMPUTER AND OPTIMIZATION TECHNIQUES (ICEECOT). 2018. **Anais [...]** [S.l.]: IEEE, 2018. p. 963–966. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9001543>. Acesso em: 12 fev. 2025.

KRAUSE, P. C.; WASYNCZUK, O.; SUDHOFF, S. D. **Analysis of Electric Machinery and Drive Systems**. 2. ed. Piscataway: IEEE Press, 2002.

KRUSKAL, W. H.; WALLIS, W. A. Use of ranks in one-criterion variance analysis. **Journal of the American statistical Association**, Taylor & Francis v. 47, n. 260, p. 583–621, 1952.

LEE, J. *et al.* Prognostics and health management design for rotary machinery systems—reviews, methodology and applications. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 42,, p. 314–334, 01 2014.

LEVENE, H. Robust tests for equality of variances. **Contributions to probability and statistics**, Stanford University Press,, p. 278–292, 1960.

LIBONI, L. H. B. **Diagnóstico de falhas em motores de indução trifásicos baseado em decomposição em componentes ortogonais e aprendizagem de máquinas**. 2017. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo 2017.

MAESTRE-CAMBRONEL, D.; ROJAS, J. P.; DUARTE, J. Evaluation of faults in the squirrel cage three-phase induction motors. **Revista Ingenierías Universidad de Medellín**, Universidad de Medellín v. 21, n. 40, p. 126–142, 2022.

MARTINEZ, A. M. P. **Estudo de métodos de detecção de curto-circuito entre espiras em estatores de motores de indução trifásicos de baixa tensão**. 2008. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós ... 2008.

MEIRA, M. *et al.* Diagnosis of induction motor faults using the full spectrum of direct and quadrature currents. *In*: 2021 XIX WORKSHOP ON INFORMATION PROCESSING AND CONTROL (RPIC). 2021. **Anais [...]** [S.l.]: IEEE, 2021. p. 1–6. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9648412>. Acesso em: 02 fev. 2025.

- MUELLER, J.; KIMBALL, J. An efficient method of determining operating points of droop-controlled microgrids. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, v. 32, n. 4, p. 1432–1446, dez. 2017. ISSN 0885-8969. Publisher Copyright: © 2017 IEEE.
- NANDI, S.; TOLIYAT, H. A.; LI, X. Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors—a review. **IEEE transactions on energy conversion**, IEEE v. 20, n. 4, p. 719–729, 2005.
- NIU, G.; DONG, X.; CHEN, Y. Motor fault diagnostics based on current signatures: a review. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 72, p. 1–19, 2023. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10151958>. Acesso em: 18 nov. 2024.
- OPPENHEIM, A. V.; SCHAFER, R. W. **Processamento em tempo discreto de sinais**. 3. ed. São Paulo: Pearson Universidades, 2013. Revisão técnica de Márcio Eisencraft e Maria D. Miranda. ISBN 978-85-8143-102-4.
- O'ROURKE, C. J. *et al.* A geometric interpretation of reference frames and transformations: dq0, Clarke, and Park. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, v. 34, n. 4, p. 2070–2083, 2019.
- PARK, R. H. Two-reaction theory of synchronous machines generalized method of analysis-part i. **Transactions of the American Institute of Electrical Engineers**, v. 48, n. 3, p. 716–727, 1929.
- PARK, Y. *et al.* Stray flux monitoring for reliable detection of rotor faults under the influence of rotor axial air ducts. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 66, n. 10, p. 7561–7570, 2019.
- POGAKU, N.; PRODANOVIC, M.; GREEN, T. C. Modeling, analysis and testing of autonomous operation of an inverter-based microgrid. **IEEE Transactions on Power Electronics**, v. 22, n. 2, p. 613–625, 2007.
- PORTOS, J. *et al.* Most common mechanisms and reasons for electric motor failures in industry. In: 2019 IEEE IAS PULP, PAPER AND FOREST INDUSTRIES CONFERENCE (PPFIC). 2019. **Anais [...]** [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–11.
- PROAKIS, J. G.; MANOLAKIS, D. G. **Digital signal processing: principles, algorithms, and applications**. 3. ed. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 1996. 48 p. ISBN 0-13-373762-4.
- QI, Y. *et al.* Analysis and detection of inter-turn short-circuit fault through extended self-commissioning. **IEEE Transactions on Industry Applications**, IEEE v. 53, n. 3, p. 2730–2739, 2016.
- RAO, B. R.; TIWARI, R. Detection of asymmetric transmission error in geared rotor system through transverse vibration analysis using full spectrum. **Propulsion and Power Research**, v. 9, n. 3, p. 255–280, 2020. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212540X20300055>. Acesso em: 12 nov. 2025.
- RUZIMOV, S. *et al.* Fault detection in induction motors: Recent advances and future prospects, „ p. 1420–1427, 2024.
- SAAD, N.; IRFAN, M.; IBRAHIM, R. **Condition Monitoring and Faults Diagnosis of Induction Motors: Electrical Signature Analysis**. [S.l.]: CRC Press, 2018. Disponível em: <https://www.taylorfrancis.com/books/mono/10.1201/9781351172561/condition-monitoring-faults-diagnosis-induction-motors-nordin-saad-muhammad-irfan-rosdiazli-ibrahim>. Acesso em: 07 nov. 2024.

- SCHOEN, R.; HABETLER, T. Effects of time-varying loads on rotor fault detection in induction machines. *In*: CONFERENCE RECORD OF THE 1993 IEEE INDUSTRY APPLICATIONS CONFERENCE TWENTY-EIGHTH IAS ANNUAL MEETING. 1993. **Anais [...]** [S.l.: s.n.], 1993. p. 324–330 vol.1.
- SHAPIRO, S. S.; WILK, M. B. An analysis of variance test for normality (complete samples). **Biometrika**, Oxford University Press v. 52, n. 3-4, p. 591–611, 1965.
- SHARMA, A.; MATHEW, L.; CHATTERJI, S. Analysis of broken rotor bar fault diagnosis for induction motor. *In*: IEEE. 2017 INTERNATIONAL CONFERENCE ON INNOVATIONS IN CONTROL, COMMUNICATION AND INFORMATION SYSTEMS (ICICCI). 2017. **Anais [...]** [S.l.], 2017. p. 1–5.
- ŠIDÁK, Z. Rectangular confidence regions for the means of multivariate normal distributions. **Journal of the American statistical association**, Taylor & Francis v. 62, n. 318, p. 626–633, 1967.
- SUETAKE, M. **Sistemas inteligentes para monitoramento e diagnósticos de falhas em motores de indução trifásicos**. 2010. Tese (Tese de Doutorado) — Universidade de São Paulo (USP) São Carlos, Brasil 2010. Disponível em: <https://bv.fapesp.br/pt/dissertacoes-teses/82083/sistemas-inteligentes-para-monitoramento-e-diagnosticos-de-f>.
- SUPANGAT, R. *et al.* Estimation of the number of rotor slots and rotor speed in induction motors using current, flux, or vibration signature analysis. **Australian Journal of Electrical and Electronics Engineering**, v. 4,, 01 2008.
- THOMAS, K. *et al.* Comprehensive fault diagnosis of three-phase induction motors using synchronized multi-sensor data collection. **Scientific Data**, Nature Publishing Group UK London v. 12, n. 1, p. 1468, 2025.
- THOMSON, W. T.; FENGER, M. Current signature analysis to detect induction motor faults. **IEEE Industry Applications Magazine**, IEEE v. 7, n. 4, p. 26–34, 2001.
- TREML, A. E. *et al.* **Experimental database for detecting and diagnosing rotor broken bar in a three-phase induction motor**. [S.l.]: , 2020. Disponível em: <https://dx.doi.org/10.21227/fmnm-bn95>.
- TUKEY, J. W. Comparing individual means in the analysis of variance. **Biometrics**, JSTOR,, p. 99–114, 1949.
- TURZA, U. R. *et al.* Single phase fault detection of induction motor using machine learning approaches. *In*: 2024 IEEE 4TH INTERNATIONAL CONFERENCE IN POWER ENGINEERING APPLICATIONS (ICPEA). 2024. **Anais [...]** [S.l.: s.n.], 2024. p. 122–127.
- XU, G. *et al.* Online fault diagnosis method based on transfer convolutional neural networks. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 69, n. 2, p. 509–520, 2019. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8672123>. Acesso em: 18 nov. 2024.
- YETGIN, A. G. Effects of induction motor end ring faults on motor performance. experimental results. **Engineering Failure Analysis**, v. 96,, p. 374–383, 2019. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1350630718307891>. Acesso em: 13 fev. 2025.

ZAREI, J.; YOUSEFIZADEH, S. Fault detection in induction motors using Park's vector approach and wavelet analysis. *In*: 2014 INTERNATIONAL CONFERENCE ON MECHATRONICS AND CONTROL (ICMC). 2014. **Anais [...]** [S.l.: s.n.], 2014. p. 1064–1068.