

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

BEATRIZ BRUSAMARELLO

**DETECÇÃO DE FALHAS EM ROLAMENTOS DE MOTORES DE
INDUÇÃO TRIFÁSICOS BASEADA EM MÁQUINA DE VETORES
DE SUPORTE E REDES DE BRAGG EM FIBRA ÓPTICA**

DISSERTAÇÃO

PATO BRANCO

2022

BEATRIZ BRUSAMARELLO

**DETECÇÃO DE FALHAS EM ROLAMENTOS DE MOTORES DE
INDUÇÃO TRIFÁSICOS BASEADA EM MÁQUINA DE VETORES
DE SUPORTE E REDES DE BRAGG EM FIBRA ÓPTICA**

**BEARING FAULT DETECTION IN THREE-PHASE INDUCTION MOTORS
USING SUPPORT VECTOR MACHINE AND FIBER BRAGG GRATING**

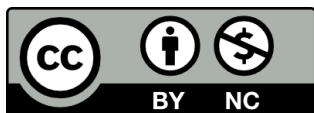
Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do título de Mestre(a) em Engenharia Elétrica, do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, da Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

Orientador(a): Prof. Dr. Giovanni Alfredo Guarneri

Coorientador(a): Prof. Dr. Kleiton de Moraes Sousa

PATO BRANCO

2022



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

Esta licença permite que outros remixem, adaptem e criem a partir do seu trabalho para fins não comerciais e, embora os novos trabalhos tenham de lhe atribuir o devido crédito e não possam ser usados para fins comerciais, os usuários não têm de licenciar esses trabalhos derivados sob os mesmos termos. Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.



BEATRIZ BRUSAMARELLO

DETECÇÃO DE FALHAS EM ROLAMENTOS DE MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS BASEADA EM MÁQUINA DE VETORES DE SUPORTE E REDES DE BRAGG EM FIBRA ÓPTICA

Trabalho de pesquisa de mestrado apresentado como requisito para obtenção do título de Mestra Em Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). Área de concentração: Sistemas E Processamento De Energia.

Data de aprovação: 07 de Março de 2022

Prof Giovanni Alfredo Guarneri, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof Arnaldo Gomes Leal Junior, Doutorado - Universidade Federal do Espírito Santo (Ufes)

Prof Dalcimar Casanova, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof Uilian Jose Dreyer, - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Documento gerado pelo Sistema Acadêmico da UTFPR a partir dos dados da Ata de Defesa em 07/03/2022.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer a todos aqueles que de alguma forma contribuíram para que este trabalho se tornasse possível.

Aos professores Dr. Giovanni Alfredo Guarneri e Dr. Kleiton de Moraes Sousa pela orientação e confiança a mim depositada. Agradeço pelos esforços para a realização deste trabalho, por todas as discussões e principalmente por sempre me motivarem a seguir em frente.

Ao meu noivo Bruno, pelo seu apoio, compreensão e por sempre estar ao meu lado me incentivando e motivando. E também por toda a ajuda técnica durante o desenvolvimento do trabalho.

A minha família, em especial a minha mãe Josiane, minhas tias Mariza e Marli, meu irmão João Luiz e a minha cunhada Amanda, por todo amor, confiança e por sempre me apoiarem.

Aos colegas do PPGEe pela amizade, companheirismo e troca de aprendizados e experiências.

Ao Laboratório de Fotônica Multiusuário – UTFPR – CT, pela gravação das redes de Bragg usadas neste trabalho.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

RESUMO

BRUSAMARELLO, Beatriz. **Detecção de falhas em rolamentos de motores de indução trifásicos baseada em máquina de vetores de suporte e Redes de Bragg em fibra óptica.** 2022. 88 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Pato Branco, 2022.

Devido a robustez e ótima relação custo-benefício, o motor de indução tornou-se a máquina elétrica mais difundida atualmente. Mas, como qualquer outro equipamento, é vulnerável a falhas, sendo as falhas em rolamentos as mais comuns nos motores de indução. Este trabalho apresenta um sistema supervisionado de detecção e diagnóstico de falhas na pista externa do rolamento fundamentado em máquina de vetores de suporte (*Support Vector Machine*, SVM) e em sinais da deformação dinâmica do motor, coletados por um sensor baseado em redes de Bragg em fibra óptica (*Fiber Bragg Grating*, FBG) instalado na tampa do motor. Foram considerados três graus de severidade diferentes para falhas na pista externa: falha em estágio inicial, falha intermediária e falha grave. Os ensaios foram realizados no motor operando a vazio, com 47 frequências de alimentação diferentes. Também foram realizados ensaios do motor com carga com o rolamento apresentando falha em estágio inicial, com frequência de alimentação de 60 Hz. Os sinais medidos foram tratados no domínio da frequência usando a Transformada Rápida de Fourier e a densidade espectral de potência. O classificador SVM foi treinado com dois conjuntos de dados diferentes, resultantes de duas técnicas de redução de dimensionalidade via extração de características: a seleção dos quatro maiores picos dos espectros de frequência e a análise de componentes principais (*Principal Component Analysis*, PCA). A otimização e definição dos parâmetros da SVM foram feitas utilizando as técnicas *grid-search* e *k-fold cross-validation*. Para os ensaios do motor a vazio, os resultados dos classificadores SVM mostram que conjunto de características formado pela PCA apresentou uma taxa de acerto superior ao conjunto de características constituído pelos quatro maiores picos dos espectros de frequência, com valores de 99,82% e 99,73%, respectivamente. Tal fato se repetiu para os classificadores SVM treinados com os conjuntos de dados que continham os ensaios realizados no motor com carga, a redução de dimensionalidade via PCA apresentou uma precisão maior que o conjunto de dados formado pelos quatro maiores picos dos espectros de frequência, 99,31% e 92,27%, respectivamente. A partir da metodologia apresentada neste trabalho foi possível validar a utilização da FBG para detecção de falhas em rolamentos, visto que, independentemente do grau de severidade da falha testada a FBG possui sensibilidade o suficiente para detectar todas as condições de falha na pista externa do rolamento.

Palavras-chave: Análise de componentes principais. Detecção de falhas em rolamentos. Máquina de vetores de suporte. Motor de indução trifásico. Redes de Bragg.

ABSTRACT

BRUSAMARELLO, Beatriz. **Bearing fault detection in three-phase induction motors using support vector machine and fiber Bragg grating**. 2022. 88 p. Dissertation (Master's Degree in Course Name) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Pato Branco, 2022.

Due to its robustness and great cost-benefit ratio, the induction motor has become the most widespread electric machine today. However, it is vulnerable to a fault like any other equipment, with bearing faults being the most common in induction motors. This work presents a supervised system for detecting and diagnosing faults in the outer bearing's raceway based on support vector machine (SVM) and motor dynamic strain signals, collected by a sensor based on fiber Bragg grating (FBG) installed inside the motor end shield. Three different degrees of severity were considered for faults in the outer bearing's raceway: early-stage fault, intermediate fault, and severe fault. The tests were carried out on the motor operating at no load, with 47 different power frequencies. Tests were also carried out on the motor under load with the bearing showing fault at an early stage, with a supply frequency of 60 Hz. The measured signals were treated using Fast Fourier Transform and power spectral density in the frequency domain. The SVM classifier was trained with two different datasets, resulting from two-dimensionality reduction techniques via feature extraction: the selection of the four highest peaks of the frequency spectra and the principal component analysis (PCA). The optimization and definition of the SVM parameters were performed using the grid Search and cross Validation techniques. For the no-load motor tests, the results of the SVM classifiers show that the set of characteristics formed from the PCA presented a higher hit rate than the set of characteristics constituted by the four highest peaks of the frequency spectra, with values of 99.82% and 99.73%, respectively. This fact was repeated for the SVM classifiers trained with the datasets that contained the tests performed on the motor with load; the dimensionality reduction via PCA presented a greater precision than the dataset formed by the four highest peaks of the frequency spectra, 99.31%, and 92.27%, respectively. From the methodology presented in this work, it was possible to validate the use of FBG to detect faults in bearings since, regardless of the degree of severity of the fault tested, the FBG has enough sensitivity to detect all fault conditions in the outer bearing's raceway.

Keywords: Bearing fault detection. Fiber Bragg grating. Principal component analysis. Support vector machine. Three-Phase induction motor.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Elementos que constituem um rolamento rígido de uma carreira de esferas.	19
Figura 2 – Classificação ISO dos tipos de falhas em rolamentos.	20
Figura 3 – Progressão da falha de fadiga subsuperficial de um rolamento.	21
Figura 4 – Rolamento apresentando descascamento avançado no anel externo causado pela fadiga superficial.	21
Figura 5 – Manchas na superfície da pista do rolamento.	22
Figura 6 – Desgaste abrasivo devido ao deslizamento do anel externo.	22
Figura 7 – Rolamento apresentando corrosão na pista externa causada por umidade.	22
Figura 8 – Rolamento apresentando corrosão no anel externo.	23
Figura 9 – Rolamento apresentando falso Brinell na pista interna.	23
Figura 10 – Pequenas crateras na esfera e na pista interna do rolamento.	24
Figura 11 – Crateras formadas por fuga de corrente resultando em ondulações na pista do rolamento.	24
Figura 12 – Anel interno de um rolamento com falha em consequência do atrito resultante da sobrecarga.	25
Figura 13 – Endentações causadas por diferentes tipos de partículas.	25
Figura 14 – Pista interna do rolamento apresentando arranhões axiais ocasionados durante a montagem do rolamento.	26
Figura 15 – Rolamento apresentando fratura forçada originada por corrosão de contato.	26
Figura 16 – Gaiola do rolamento com fraturas por fadiga.	27
Figura 17 – Pista externa do rolamento com trincas térmicas.	27
Figura 18 – Métodos de ML usados para detecção e diagnóstico de rolamentos.	35
Figura 19 – Dimensões de um rolamento rígido de uma carreira de esferas.	41
Figura 20 – Rede de Bragg em fibra óptica e os espectros associados.	43
Figura 21 – Efeitos da compressão e da tração da FBG em seu comprimento de onda de Bragg.	44
Figura 22 – Espaço de características linearmente não separável.	47
Figura 23 – Hiperplano de separação para o caso linearmente separável.	49
Figura 24 – SVM com marges flexíveis.	49
Figura 25 – Mapeamento do espaço de entrada via função <i>kernel</i> .	51
Figura 26 – Generalização da SVM com diferentes hiperplanos.	53
Figura 27 – Representação da técnica busca em grade.	54
Figura 28 – <i>K-fold Cross Validation</i> .	55
Figura 29 – Diagrama da organização da metodologia aplicada.	57
Figura 30 – MIT e gerador acoplados com leve desalinhamento nos eixos.	58
Figura 31 – Falhas nas pistas externas dos rolamentos analisados.	59
Figura 32 – Arranjo experimental.	60
Figura 33 – Representação da posição do sensor FBG instalado.	61
Figura 34 – Esquemático do processo de classificação.	63
Figura 35 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 30Hz.	68
Figura 36 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 30Hz.	69
Figura 37 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 50Hz.	70
Figura 38 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 50Hz.	70
Figura 39 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 60Hz.	71

Figura 40 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 60Hz. . . .	72
Figura 41 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 60Hz e apresentando falha em estágio inicial na pista externa do rolamento. . .	74
Figura 42 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 60Hz e apresentando falha em estágio inicial na pista externa do rolamento. . .	74

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Funções de <i>kernel</i> mais comuns.	52
Tabela 2 – Geometria do Rolamento.	58
Tabela 3 – Número de amostras dos conjuntos de teste e treinamento.	62
Tabela 4 – Faixa de valores para definição dos hiperparâmetros da SVM.	64
Tabela 5 – Cargas utilizadas nos ensaios do MIT.	65
Tabela 6 – Número de amostras dos conjuntos de teste e treinamento.	65
Tabela 7 – Faixa de valores para definição dos hiperparâmetros da SVM.	66
Tabela 8 – Frequências características da falha na pista externa do rolamento 6203-2Z.	68
Tabela 9 – Matriz de confusão do classificador SVM treinado com os quatro maiores picos dos espectros de frequência.	72
Tabela 10 – Matriz de confusão do classificador SVM testado com os conjunto de dados da PCA.	73
Tabela 11 – Intervalos de confiança.	73
Tabela 12 – Componentes de frequência presentes nos espectros de frequência do MIT operando com carga e falha em estágio inicial na pista externa do rolamento.	74
Tabela 13 – Intervalos de confiança.	75
Tabela 14 – Matriz de confusão do classificador SVM treinado com os quatro maiores picos dos espectros de frequência.	75
Tabela 15 – Matriz de confusão do classificador SVM testado com os conjunto de dados da PCA.	75

LISTA DE SIGLAS

KNN	Algoritmo do Vizinho mais Próximo
PCA	Análise de Componentes Principais
ML	Aprendizado de Máquina
DL	Aprendizado Profundo
PSD	Densidade Espectral de Potência
VC	Dimensão Vapnik-Chervonenkis
WVD	Distribuição de Wigner-Ville
RBF	<i>Kernel</i> Gaussiano
SVM	Máquina de Vetores de Suporte
ERM	Minimização do Risco Empírico
SMR	Minimização do Risco Estrutural
MIT	Motor de Indução Trifásico
ISO	Organização Internacional para Normalização
FBG	Redes de Bragg em Fibra Óptica
ANN	Redes Neurais Artificiais
MLP	Rede Perceptron Multicamadas
RMS	<i>Root Mean Square</i>
HFRT	Técnica de Ressonância de Alta Frequência
SLT	Teoria de Aprendizagem Estatística
ST	Transformada de Stockwell
CWT	Transformada de Wavelet Contínua
STFT	Transformada de Fourier de Curta Duração
FFT	Transformada Rápida de Fourier
WT	Transformada Wavelet
SV	Vetores de Suporte

LISTA DE SÍMBOLOS

α_Λ	Coefficiente da expansão térmica da fibra
α_n	Coefficiente termo-óptico
\bar{x}_j	Média das amostras de treinamento
β	Ângulo de contato
$\Delta\epsilon$	Variação relativa da deformação por unidade de comprimento
$\Delta\lambda_B$	Variação do comprimento de onda de Bragg
Δl	Variação da deformação
ΔT	Variação da temperatura
γ	Hiperparâmetro do <i>kernel</i> RBF
Λ	Período da variação de índice em uma rede de Bragg
λ_B	Comprimento de onda de Bragg
Φ	Mapa de características
ξ	Variável de folga
b	<i>Bias</i>
C	Constante de regularização da SVM
D	Diâmetro primitivo
d	Diâmetro da esfera
D_e	Diâmetro da pista externa
D_i	Diâmetro da pista interna
f	Frequência de alimentação
f_B	Frequência característica da falha nas esferas
f_C	Frequência característica da falha na gaiola
f_r	Frequência de rotação do eixo
f_{BPI}	Frequência característica da falha na pista interna
f_{BPO}	Frequência característica da falha na pista externa
H	Hiperplano de separação da SVM
k	<i>Kernel</i>
N_B	Número de esferas
n_{eff}	Índice de refração efetivo do núcleo da fibra
P	Número de polos do motor de indução
p_e	Constante foto-elástica
s_j	Desvio padrão das amostras de treinamento
v	Coefficiente de Poisson
w	Vetor diretor do hiperplano da SVM
x	Conjunto de dados de entrada da SVM
x_{ij}	Amostras de treinamento
z_{ij}	Padronização das amostras de treinamento

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	MOTIVAÇÃO	13
1.2	JUSTIFICATIVA	14
1.3	OBJETIVOS	16
1.3.1	Objetivos Específicos	16
1.4	ESTRUTURA DO TRABALHO	16
2	REVISÃO DA LITERATURA	18
2.1	ASPECTOS CONSTRUTIVOS DOS ROLAMENTOS	18
2.2	FALHAS EM ROLAMENTOS	19
2.3	TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE FALHAS EM ROLAMENTOS	28
2.3.1	Análise da vibração mecânica	28
2.3.1.1	Técnicas no domínio do tempo	29
2.3.1.2	Técnicas no domínio da frequência	30
2.3.1.3	Técnicas no domínio do tempo-frequência	31
2.3.2	Análise química do lubrificante	32
2.3.3	Análise da temperatura	32
2.3.4	Análise da emissão acústica	33
2.3.5	Análise da corrente elétrica do estator	34
2.3.6	Métodos baseados em aprendizado de máquina	34
2.3.7	Análise da deformação dinâmica medida por FBG	37
2.4	CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO	38
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	40
3.1	FREQUÊNCIAS CARACTERÍSTICAS DE FALHAS NOS ROLAMENTOS	40
3.2	REDES DE BRAGG EM FIBRA ÓPTICA	41
3.2.1	Sensibilidade das FBGs à temperatura e deformação	43
3.3	MÁQUINA DE VETORES DE SUPORTE	45
3.3.1	Teoria de Aprendizagem Estatística	46
3.3.2	SVMs Linearmente Separáveis	46
3.3.2.1	SVMs de Margens Rígidas	47
3.3.2.2	SVMs de Margens Flexíveis	49
3.3.3	SVM Não Lineares	50
3.3.4	Seleção de Parâmetros	52
3.3.4.1	Preferência pelo <i>kernel</i> Gaussiano	53
3.3.4.2	Busca em grade	54
3.3.4.3	Validação cruzada <i>k-fold</i>	54
3.4	ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS	55
4	METODOLOGIA	57
4.1	INSERÇÃO DE FALHAS NOS ROLAMENTOS	57
4.2	ARRANJO EXPERIMENTAL	59
4.3	INSTALAÇÃO DA FBG NO MOTOR	59
4.4	CRIAÇÃO DO CONJUNTO DE DADOS	61

4.5	PRÉ-PROCESSAMENTO DOS SINAIS	62
4.6	EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS	63
4.7	CLASSIFICADORES SVM	64
4.8	ENSAIOS DO MIT OPERANDO COM CARGA E ROLA- MENTO COM FALHA NO ESTÁGIO INICIAL	64
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	67
5.1	ENSAIOS DO MIT OPERANDO A VAZIO	67
5.2	ENSAIOS DO MIT OPERANDO COM CARGA E ROLA- MENTO COM FALHA NO ESTÁGIO INICIAL	73
6	CONCLUSÃO	77
6.1	TRABALHOS FUTUROS	78
	REFERÊNCIAS	79

1 INTRODUÇÃO

Os motores de indução trifásicos (MITs) são equipamentos essenciais para a maioria dos processos industriais, sendo responsáveis pela conversão da energia elétrica em energia mecânica. Sua relevância se deve as suas características de simplicidade construtiva, robustez, versatilidade, baixa necessidade de manutenção e baixo custo (KRAUSE *et al.*, 2013; SIDDIQUE *et al.*, 2005; MEHRJOU *et al.*, 2011).

Embora possuam características como robustez e confiabilidade, a ocorrência de desgastes e envelhecimento natural dos componentes dos MITs é inevitável. Além disso, esses motores muitas vezes estão expostos a ambientes severos como, por exemplo, alta temperatura e umidade o que acelera o processo de deterioração da máquina reduzindo sua vida útil (NANDI *et al.*, 2005; TRIGEASSOU, 2011; ZHANG *et al.*, 2011). Dessa forma, o constante monitoramento e a detecção das falhas dessas máquinas têm sido investigados com o intuito de melhorar seu desempenho e também sua vida útil, além de reduzir a necessidade e despesas com manutenção (SINGH; KAZAZ, 2003; SIDDIQUE *et al.*, 2005; MEHRJOU *et al.*, 2011).

A base da metodologia para um método de diagnóstico de falhas em MITs confiável é o conhecimento de seu comportamento elétrico, mecânico e magnético operando normalmente e sob condições de falha (FISER; FERKOLJ, 2001). Quando sujeito a alguma falha, o comportamento do fluxo magnético pode ser alterado, resultando em mudanças na corrente do estator, na vibração da máquina, na temperatura de operação, nos ruídos audíveis, dentre outros parâmetros. Portanto, procura-se encontrar a correlação entre o tipo de falha e a respectiva perturbação causada em um ou mais desses parâmetros.

1.1 MOTIVAÇÃO

Dentre os diversos tipos de falha que podem ocorrer em um MIT, cerca de 52% dessas falhas estão relacionadas aos rolamentos (BOUDINAR *et al.*, 2016). Frequentemente essas falhas são acompanhadas por danos irreversíveis, com alto custo de manutenção (TANDON; CHOUDHURY, 1999). Nesse contexto, é desejável realizar a detecção dessas falhas em seu estágio inicial, preferencialmente de forma não invasiva e sem interromper a operação da máquina, a fim de evitar a sua quebra total (LEITE *et al.*, 2015).

Vários métodos foram desenvolvidos usando diferentes tipos de sensores para monitorar a condição de um rolamento (MCINERNY; DAI, 2003; AZEEZ *et al.*, 2020; TANG *et al.*, 2021; HENG; NOR, 1998; BLODT *et al.*, 2008). Entre eles, o método mais utilizado para monitorar a condição de rolamentos é baseado na análise de vibração mecânica da máquina, medida a partir de acelerômetros, extensômetros ou transdutores de velocidade (NANDI *et al.*, 2005; TOLIYAT *et al.*, 2017; TANDON; CHOUDHURY, 1999).

Apesar da análise de vibração ser uma técnica difundida, os sensores utilizados geralmente são instalados na carcaça do motor, sem contato direto com o elemento a ser monitorado. Tal configuração permite a detecção de vibrações de grande intensidade excitadas por outros elementos da máquina, que podem ofuscar as vibrações excitadas pela falha no rolamento, que podem ser de menor intensidade, dependendo do grau de severidade da falha (ALIAN *et al.*, 2019; MOHAMMED; DJUROVIĆ, 2021). Isso diminui a capacidade de detecção da falha no rolamento, necessitando a aplicação de diversas técnicas de processamento de sinais que consigam realizar a extração do sinal de interesse dos sinais indesejáveis causados por outras partes da máquina que não são relevantes para o monitoramento do rolamento. Diante disso, este trabalho visa apresentar a instrumentação de um sensor que apresente uma boa sensibilidade as condições de falha em rolamentos em MITs, independente do grau de severidade da falha.

1.2 JUSTIFICATIVA

O uso de sensores capazes de medir sinais com melhor relação sinal ruído e com boa intensidade é capaz de eliminar a necessidade de um processamento de sinal mais avançado, tornando a detecção de falhas mais simples e confiável. Nesse cenário, os sensores ópticos são uma boa alternativa para essa aplicação devido às muitas vantagens em relação aos sensores de vibração convencionais tais como, acelerômetros capacitivos e sensores de deslocamento (LI *et al.*, 2016; LI *et al.*, 2020).

Dentre os sensores ópticos, as *Redes de Bragg em Fibra Óptica* (FBG) possuem características que justificam sua utilização em MITs: tamanho reduzido; não necessitam de fonte de alimentação elétrica por serem sensores passivos; possuem imunidade à interferência eletromagnética e possibilitam a multiplexação de vários elementos sensores em uma única fibra (YU; YIN, 2002). A capacidade de multiplexação é uma das principais vantagens da FBG, pois a possibilidade de gravar diversos sensores FBG em uma única fibra permite que

cada um desses sensores seja sensível a grandezas diferentes como, por exemplo, deformação, temperatura, vibração, pressão, deslocamento, entre outros. Tornando as FBGs sensores com características multifuncionais. Além disso, é possível instrumentar diversos motores ou detectar diferentes falhas nessas máquinas a partir de uma única fibra, com perdas mínimas e sem o cruzamento de informação entre os sinais de grandezas diferentes que estão sendo medidos (UDD; SPILLMAN Jr, 2011). Isso resulta na diluição do preço final do sistema, visto que apenas uma única fibra óptica e um interrogador óptico são necessários para medir diversos pontos em um ambiente industrial.

Suas características construtivas possibilitam a instalação dentro do motor e próximo à falha, permitindo a medição de um sinal que contém, principalmente, informações dos efeitos mecânicos induzidos pelo rolamento, com pouca influência de outras fontes de vibração e ruídos da máquina. A aplicação das FBGs para monitoramento de máquinas elétricas a partir de medições mecânicas e térmicas têm aumentado significativamente e é uma alternativa promissora para diagnóstico e detecção de falhas nessas máquinas (SOUSA *et al.*, 2012; SOUSA *et al.*, 2013; SOUSA *et al.*, 2016; SOUSA *et al.*, 2017; DREYER *et al.*, 2018; MOHAMMED; DJUROVIĆ, 2018; MOHAMMED *et al.*, 2019; WANG *et al.*, 2020).

Atualmente, diversas abordagens de processamento de sinais, técnicas baseadas em aprendizado de máquina (*Machine Learning*, ML) e em aprendizado profundo (*Deep Learning*, DL) têm sido empregadas para a detecção e diagnóstico das falhas em MITs e em rolamentos (ALSHORMAN *et al.*, 2020; NEUPANE; SEOK, 2020). O uso de técnicas de ML é útil para o diagnóstico precoce de um defeito, evitando falhas catastróficas e reduzindo custos operacionais (KANKAR *et al.*, 2011). Essas técnicas são capazes de analisar os dados, aprender com eles e em seguida tomar decisões inteligentes a partir do que aprenderam para detectar as falhas no rolamento. Para a detecção de falhas em rolamentos diversas técnicas já estão consolidadas como, por exemplo, redes neurais artificiais (*Artificial Neural Networks*, ANN), máquina de vetores de suporte (*support vector machine*, SVM) e algoritmo do vizinho mais próximo (*k-Nearest Neighbors*, k-NN) (AMAR *et al.*, 2015; CHOUDHARY *et al.*, 2021; TIAN *et al.*, 2016).

Neste trabalho é apresentado um sistema supervisionado e automático de detecção e de diagnóstico de falhas na pista externa do rolamento de MITs baseados em SVM, a partir da análise da deformação dinâmica medida por FBG. O motor é operado a vazio e acionado por um inversor de frequência em diferentes frequências de alimentação. Também

foram realizados ensaios do motor com carga, para a condição de falha em estágio inicial. A medição de deformação é realizada utilizando uma FBG instalada na parte interna da tampa do motor. Como a FBG foi instalada na tampa do motor, próximo a falha, o sensor é mais sensível às vibrações causadas pelo rolamento defeituoso tornando a detecção da falha mais eficaz. A principal contribuição deste trabalho é associar o uso da FBG para medir a deformação dinâmica do motor com o algoritmo supervisionado SVM, para realizar a detecção automática das falhas em rolamentos de motores de indução.

1.3 OBJETIVOS

Este trabalho tem como objetivo geral validar a aplicação de um sistema supervisionado e automático baseado em SVM para detectar e diagnosticar falhas em rolamentos de MITs a partir da análise da deformação dinâmica medida por FBG.

1.3.1 Objetivos Específicos

Para que o objetivo geral seja atingido se faz necessário, o desenvolvimento dos seguintes objetivos específicos:

- Realizar ensaios experimentais para caracterizar o comportamento do sensor FBG instalado no MIT.
- Monitorar as falhas nos rolamentos por meio da análise da deformação dinâmica do motor medida por FBG.
- Criar um conjunto de dados com os sinais coletados em laboratório.
- Verificar a eficácia do sistema automático e supervisionado projetado para a classificação automática das falhas em rolamentos de MITs.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho encontra-se dividido em seis capítulos. No segundo capítulo é realizada a revisão da literatura dos tipos de falhas em rolamentos e apresentação do estado da arte dos métodos de detecção e diagnóstico existentes para identificar essas falhas. No terceiro capítulo é apresentada a fundamentação teórica de todos os temas

que englobam essa pesquisa. Na sequência, o quarto capítulo descreve a metodologia proposta e os processos utilizados para desenvolver a pesquisa. O quinto capítulo apresenta os resultados obtidos das análises da metodologia aplicada. Por fim, o sexto capítulo apresenta uma síntese com as principais contribuições e propostas para trabalhos futuros.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Como qualquer outro equipamento, os MITs estão sujeitos a falhas que podem prejudicar o seu desempenho durante a sua operação. As falhas em máquinas elétricas geralmente estão relacionadas com o projeto da máquina, tolerância de fabricação, instalação, montagem, ambiente de operação, cronograma de manutenção, o tempo de uso da máquina e o tipo da carga alimentada (SINGH; KAZZAZ, 2003).

As principais falhas que podem ocorrer nos MITs são: falhas no estator, falhas no rolamento, quebra das barras do rotor e dos anéis de curto-circuito e falhas de excentricidade (NANDI *et al.*, 2005). A falha no rolamento é o tipo de falha mais comum em motores de indução (TOLIYAT *et al.*, 2017; SIDDIQUE *et al.*, 2005; SINGH; KAZZAZ, 2003; BOUDINAR *et al.*, 2016). Tal fato, fez com que a detecção de falhas nesse componente fosse extensamente abordada na literatura, a qual apresenta diversas técnicas de monitoramento e diagnóstico de rolamentos (SIDDIQUE *et al.*, 2005; TANDON; CHOUDHURY, 1999; JEEVANAND *et al.*, 2010).

Neste capítulo é realizado o levantamento do estado da arte dos métodos de monitoramento e detecção de falhas em rolamentos em MITs. Primeiramente, são apresentadas as características construtivas de um rolamento. Em seguida, são descritas as causas potenciais das origens das falhas nesses componentes, bem como os principais tipos de falhas em rolamentos. Na sequência, são abordadas as principais técnicas existentes que tratam da identificação e do diagnóstico dessas falhas. Por fim, são detalhadas as contribuições deste trabalho.

2.1 ASPECTOS CONSTRUTIVOS DOS ROLAMENTOS

Um rolamento é uma peça fundamental no funcionamento das máquinas elétricas, usado para dar suporte ao movimento rotativo entre dois ou mais elementos e evitar a fricção entre as peças móveis da máquina. São compostos por dois anéis, chamados de pista externa e pista interna e um conjunto de corpos rolantes inseridos em uma gaiola, a qual garante espaçamento uniforme e evita contato mútuo entre elas (TOLIYAT *et al.*, 2017). Existem diversos tipos de rolamentos comercializados, que variam principalmente em função da carga que irão suportar, cargas radiais e cargas axiais, e também de acordo

com o tipo de corpo rolante, que pode ser esferas ou rolos (NSK, 2001). Este estudo se limita à análise de rolamentos rígidos de uma carreira de esferas. Os elementos que compõem esse tipo de rolamento são apresentados na Figura 1.

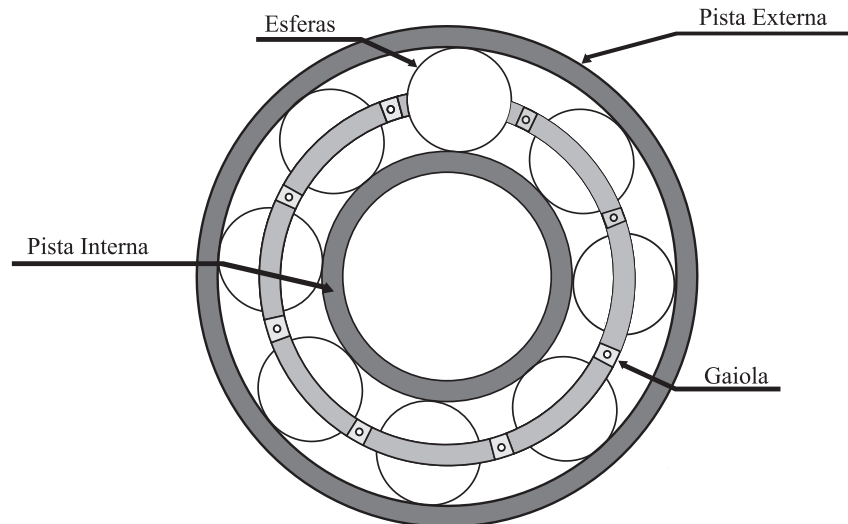


Figura 1 – Elementos que constituem um rolamento rígido de uma carreira de esferas.

Fonte: Autoria própria.

2.2 FALHAS EM ROLAMENTOS

Devido ao crescente interesse em evitar as recorrentes falhas em rolamentos, a ISO (Organização Internacional para Normalização) desenvolveu a norma internacional ISO 15243:2004 (ISO, 2004). Essa norma define, descreve e classifica as características, alterações na aparência e possíveis causas das falhas que ocorrem em rolamentos durante sua operação. Nessa norma, as falhas em rolamentos consideradas são aquelas resultantes de um defeito ou dano que comprometem o desempenho do rolamento na operação requerida.

Além dos estresses naturais causados pela vibração e excentricidade inerentes do motor, as principais causas das falhas nos rolamentos são: transporte, manuseio e armazenagem inadequados, lubrificação inadequada, instalação incorreta do rolamento, contaminação por partículas sólidas, corrosão pela ação de substâncias corrosivas ou umidade, temperatura elevada do rolamento devido ao calor conduzido pelo eixo do rotor, fadiga do material, vedação ineficiente, vibração do eixo do motor devido a sobrecarga, desalinhamento do eixo e correntes induzidas no rolamento devido ao chaveamento dos inversores de frequência (NANDI *et al.*, 2005; ZHANG *et al.*, 2011; SKF, 2012).

Os tipos de falhas nos rolamentos podem ser categorizadas em seis grupos principais e vários subgrupos (ISO, 2004). A Figura 2 apresenta a classificação das falhas em rolamentos de acordo com a ISO 15243:2004.

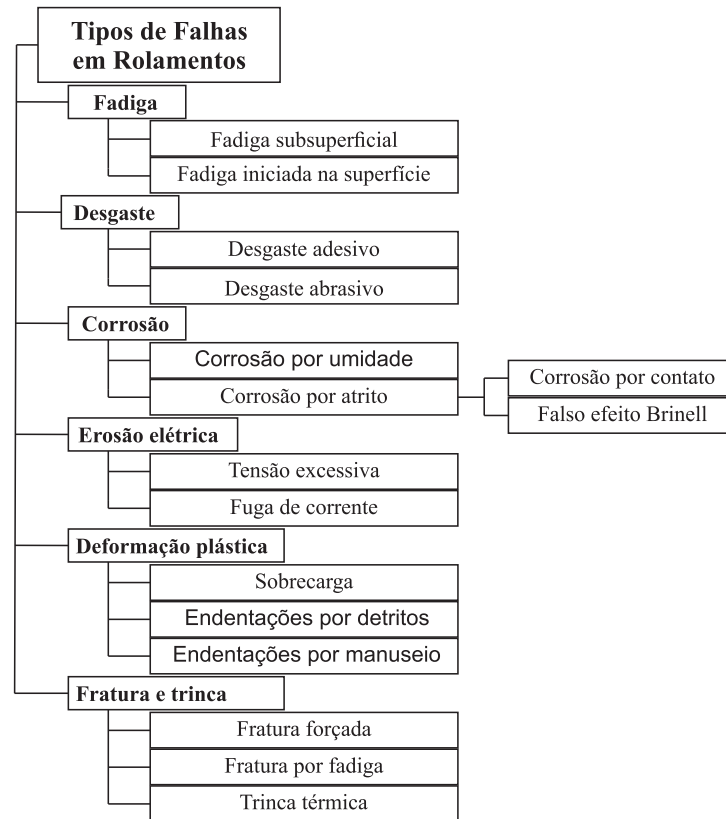


Figura 2 – Classificação ISO dos tipos de falhas em rolamentos.

Fonte: Adaptado de (ISO, 2004).

As definições dos tipos de falhas são listadas abaixo:

- **Fadiga:** São alterações na estrutura do material, causadas por tensões cíclicas originadas nas áreas de contato entre os elementos rolantes e as pistas do rolamento. É manifestada visivelmente como descascamento de partículas da superfície. A severidade dessa falha depende da rotação e da carga operada.

Fadiga subsuperficial: Início de microtrincas em uma determinada profundidade sob a superfície das pistas. Quando essas microtrincas se propagam para a superfície produzem lascas na pista do rolamento. A Figura 3 apresenta uma falha de fadiga subsuperficial de um rolamento, a qual inicia como uma microtrinca, causando descamação do material, fragmentação e, em seguida, descascamento.

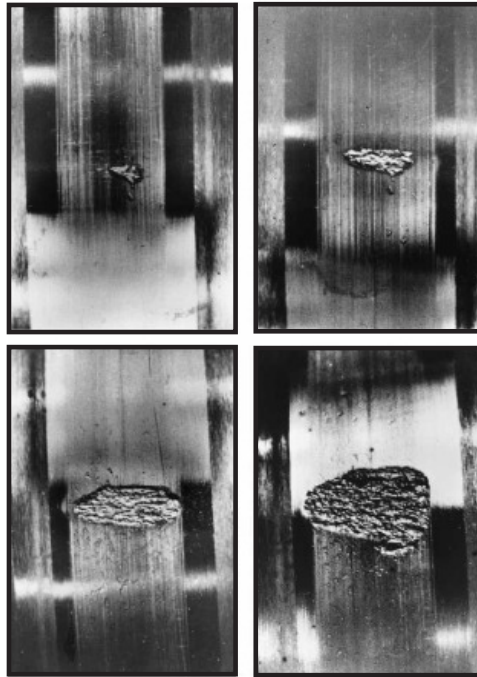


Figura 3 – Progressão da falha de fadiga subsuperficial de um rolamento.
Fonte: (ISO, 2004).

Fadiga iniciada na superfície: É causada pela remoção da rugosidade da superfície metálica de contato rolante devido a lubrificação inadequada. A Figura 4 exemplifica esse tipo e falha, na qual o anel externo de um rolamento autocompensador apresenta descascamento avançado.



Figura 4 – Rolamento apresentando descascamento avançado no anel externo causado pela fadiga superficial.

Fonte: (NSK, 2001).

- **Desgaste:** É a remoção progressiva do material resultante da interação de duas superfícies de contato deslizantes ou de rolagem/deslizante durante a operação.

Desgaste adesivo: Ocorre quando o material é transferido de uma superfície para outra em razão do calor gerado pelo atrito, algumas vezes com têmpera ou reendurecimento da superfície. Na Figura 5 pode ser observada a pista de um rolamento com manchas devido desgaste adesivo.

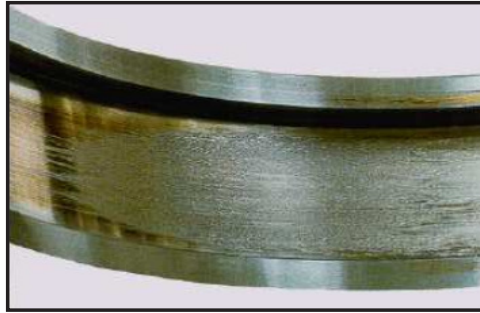


Figura 5 – Manchas na superfície da pista do rolamento.

Fonte: (ISO, 2004).

Desgaste abrasivo: É o resultado da lubrificação inadequada ou da entrada de contaminantes, um exemplo desse tipo de falha é mostrado na Figura 6.

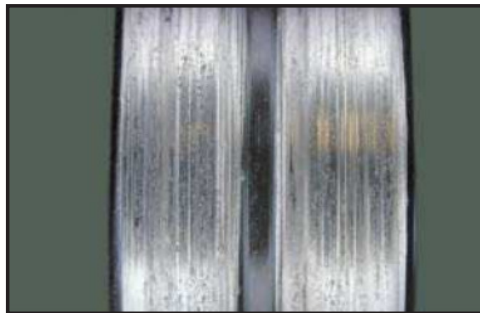


Figura 6 – Desgaste abrasivo devido ao deslizamento do anel externo.

Fonte: (SKF, 2012).

- **Corrosão:** É a deterioração de uma superfície metálica, resultante da oxidação ou reação química nas superfícies metálicas.

Corrosão por umidade: É a oxidação das superfícies em presença de umidade. A Figura 7 exibe um exemplo desse tipo de falha.



Figura 7 – Rolamento apresentando corrosão na pista externa causada por umidade.

Fonte: (ISO, 2004).

Corrosão por atrito: É uma reação química ativada pelo micromovimento relativo entre as superfícies em contato, sob certas condições de atrito. Esses

micromovimentos levam à oxidação das superfícies e do material, tornando-se visíveis como ferrugem em pó e/ou perda de material de uma ou ambas as superfícies de contato.

Corrosão por contato: É a oxidação e o desgaste das asperezas superficiais devido micromovimentos oscilatórios. Geralmente a corrosão por contato se manifesta como ferrugem na superfície externa do rolamento, conforme mostrado na Figura 8, ou no furo do anel interno (SKF, 2012).



Figura 8 – Rolamento apresentando corrosão no anel externo.

Fonte: (SKF, 2012).

Falso efeito Brinell: É a formação de depressões rasas resultantes de micromovimentos causados por vibrações cíclicas quando uma máquina está parada. As depressões igualmente espaçadas correspondem ao espaçamento dos elementos rolantes na pista. Um exemplo desse tipo de falha é exibido na Figura 9.

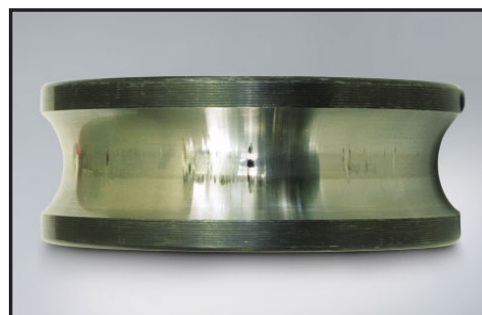


Figura 9 – Rolamento apresentando falso Brinell na pista interna.

Fonte: (NSK, 2001).

- **Erosão elétrica:** São os danos nas superfícies de contato (remoção de material) causados pela passagem de correntes elétricas.

Tensão excessiva: É a fuga de corrente elétrica e o aquecimento localizado causados pela passagem da corrente na área de contato por causa de isolamento

ineficiente. Nas áreas de contato entre anéis e corpos rolantes, as linhas de fluxo da corrente são condensadas, resultando em aquecimento localizado em intervalos de tempo muito curtos, de modo que as áreas de contato se fundem e se soldam. A Figura 10 apresenta pequenas crateras na esfera e na pista interna do rolamento, demonstrando a falha causada por tensões excessivas.

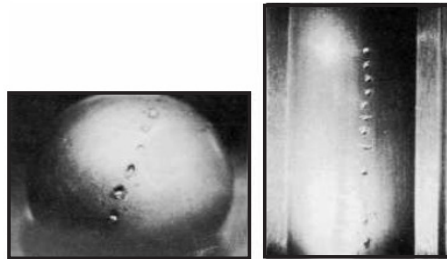


Figura 10 – Pequenas crateras na esfera e na pista interna do rolamento.

Fonte: (ISO, 2004).

Fuga de corrente: Quando a corrente elétrica passa por um rolamento, o arco elétrico se dá pela fina película de óleo nos pontos de contato entre as pistas e os corpos rolantes. Os pontos de contato são derretidos e formam crateras rasas ou ondulações. Com o passar do tempo se transformam em ranhuras paralelas, que podem ser vistas a olho nu. Um rolamento com falha por fuga de corrente é mostrado na Figura 11 (NSK, 2001).



Figura 11 – Crateras formadas por fuga de corrente resultando em ondulações na pista do rolamento.

Fonte: (ISO, 2004).

- **Deformação plástica:** É a deformação permanente que ocorre sempre que o limite de elasticidade do material é ultrapassado.

Sobrecarga: A sobrecarga é causada por cargas estáticas ou por cargas transitórias com uma amplitude muito elevada e de curta duração, conhecidas

como carga de choque, levando à deformação plástica, que é o verdadeiro efeito Brinell.

O efeito Brinell é o resultado de um impacto, que pode ocorrer como consequência de manuseio inadequado do rolamento ou de cargas de choque em uma aplicação. Dependendo da gravidade do dano o efeito Brinell aumenta os níveis de ruído e vibração, reduzindo a vida útil do rolamento (SKF, 2012). Um rolamento com falha causada por uma sobrecarga é exposto na Figura 12.

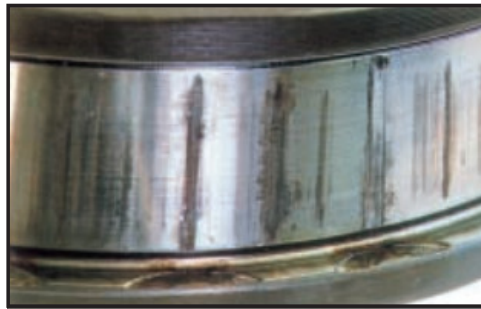


Figura 12 – Anel interno de um rolamento com falha em consequência do atrito resultante da sobrecarga.

Fonte: (NSK, 2001).

Endentações por detritos: Partículas pelas quais passam os elementos rolantes nas áreas de contato formam entalhes nas pistas e nos elementos rolantes. O tamanho e a forma dos entalhes dependem da natureza das partículas. A Figura 13 exemplifica três tipos de endentações ocasionadas por partículas: a primeira imagem apresenta uma falha provocadas por partículas moles, como as provindas de fibras e de madeira; a segunda imagem é referente a falhas causadas de partículas de aço endurecido, como as de engrenagens e rolamentos; a terceira imagem mostra o padrão de uma falha devido à partículas minerais duras, como as de um rebolo (ISO, 2004).

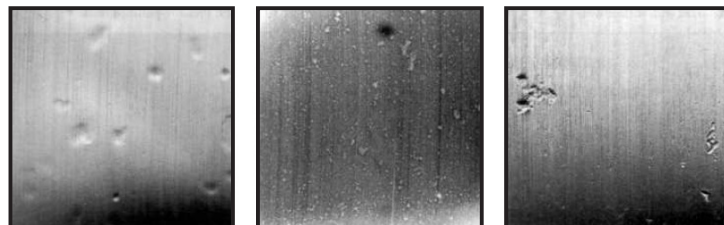


Figura 13 – Endentações causadas por diferentes tipos de partículas.

Fonte: (ISO, 2004).

Endentações por manuseio: Superfícies do rolamento são entalhadas ou marcadas por objetos duros e cortantes durante o manuseio, montagem, armazenamento

e/ou operação. Um exemplo de um rolamento com danos causados durante a sua montagem é mostrado na Figura 14.

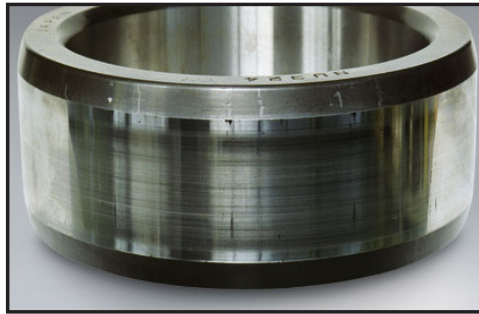


Figura 14 – Pista interna do rolamento apresentando arranhões axiais ocasionados durante a montagem do rolamento.

Fonte: (NSK, 2001).

- **Fratura:** É quando a resistência à tração máxima do material é excedida e ocorre a separação completa de uma parte do componente.

Fratura forçada: É uma fratura causada pela concentração de tensões que excede a resistência à tração do material. A Figura 15 exemplifica um rolamento com fratura forçada.



Figura 15 – Rolamento apresentando fratura forçada originada por corrosão de contato.

Fonte: (SKF, 2012).

Fratura por fadiga: É uma fratura causada porque o limite de resistência à fadiga do material é frequentemente ultrapassado. A Figura 15 ilustra as barras da gaiola de um rolamento com fraturas por fadiga.

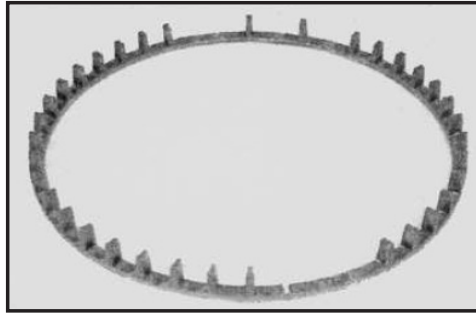


Figura 16 – Gaiola do rolamento com fraturas por fadiga.
Fonte: (ISO, 2004).

Trinca térmica: São geradas pelo alto calor decorrente de atrito. Normalmente ocorrem perpendicularmente à direção do movimento deslizante. Na Figura 17 um rolamento apresenta trincas térmicas em seu anel externo.

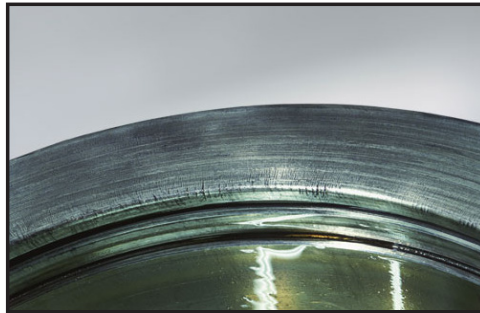


Figura 17 – Pista externa do rolamento com trincas térmicas.
Fonte: (NSK, 2001).

Os tipos de falhas apresentadas na Figura 2 podem ser separados em duas categorias: falhas localizadas e falhas distribuídas (CERRADA *et al.*, 2018). As falhas localizadas são aquelas que afetam um único ponto do rolamento, podendo ocorrer na pista interna ou externa, na gaiola ou nas esferas. Esse tipo de falha produz determinadas frequências características previsíveis, que dependem da superfície do rolamento que contém a falha (STACK *et al.*, 2003).

Já as falhas distribuídas estão relacionadas com a deterioração do rolamento, afetando uma região do rolamento por completo, tornando-o deformado, irregular ou áspero (TOLIYAT *et al.*, 2017). Nesse caso, a identificação da falha apresenta uma certa dificuldade, pois não são caracterizadas por uma frequência distinta. Esse tipo de falha produz um espalhamento espectral (IMMOVILLI *et al.*, 2009).

Normalmente, as falhas nos rolamentos surgem principalmente durante a sua operação e não são facilmente percebidas. Elas se manifestam como pequenas e discretas

falhas nos elementos do rolamento. De acordo com (SOUALHI; RAZIK, 2020b) a sequência de falhas típica é a seguinte: fragmentação nas pistas, nas esferas e, por fim, na gaiola. Somente quando a deterioração do rolamento é crítica algumas características do defeito tornam-se perceptíveis. Os ruídos ficam constantes e audíveis, a temperatura da máquina fica acima do normal e também é possível perceber vibrações excessivas e oscilatórias. Portanto, a detecção desses defeitos em seu estágio inicial e sem a necessidade de desmontar a máquina é essencial para evitar que a vida útil da máquina seja reduzida e poupar em despesas com manutenção.

2.3 TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE FALHAS EM ROLAMENTOS

Diversos métodos foram desenvolvidos usando diferentes tipos de sensores para monitorar a condição de um rolamento. Esses métodos são geralmente classificados como: monitoramento da temperatura, da emissão acústica, da análise química, da corrente do estator e da vibração mecânica (ZHOU *et al.*, 2007; NANDI *et al.*, 2005). Entre essas técnicas, o monitoramento da vibração e a análise da corrente do estator são as técnicas mais eficazes e práticas para diagnosticar falhas em rolamentos (NANDI *et al.*, 2005; TOLIYAT *et al.*, 2017).

2.3.1 Análise da vibração mecânica

De acordo com Howard (1994), provavelmente a análise de vibração tem sido utilizada como uma ferramenta de monitoramento da condição para detecção e diagnóstico de falhas em rolamentos desde que a primeira utilização de um rolamento apresentou sintomas que eram descritos como “algo parece estranho”. A vibração mecânica causa deslocamento radial entre o estator e o rotor, que pode ser tratada como uma combinação de excentricidades rotativas movendo-se no sentido horário e anti-horário (TOLIYAT *et al.*, 2017).

A análise de vibração é o método que identifica as falhas em um componente da máquina a partir da taxa de variação das forças dinâmicas geradas, em que são registradas a leitura da frequência espectral e a amplitude da falha (SOUALHI; RAZIK, 2020a). A vibração é medida usando acelerômetros, extensômetros e transdutores de velocidade, geralmente instalados na carcaça do motor.

Essa técnica é reconhecida há muitos anos como uma estratégia confiável para a identificação de falhas em rolamentos, tendo sido publicada em normas como (ISO, 1996; ISO, 2009). No entanto, apresenta algumas limitações decorrentes principalmente das restrições técnicas dos sensores utilizados. Como apresenta problemas com sensibilidade, seria interessante instalar o sensor o mais próximo possível do elemento que será monitorado. Entretanto, devido as suas características construtivas, geralmente o sensor é instalado na carcaça do motor sem contato direto com o elemento a ser monitorado. Isso dificulta a detecção das condições das falhas, principalmente as de estágio inicial (SOUALHI; RAZIK, 2020a). Além disso, também envolve restrições econômicas em vista dos custos de implementação e preços dos sensores significativamente mais altos do que comparado aos outros (ZHOU *et al.*, 2007).

Existem muitas técnicas para analisar um sinal de vibração. De um modo geral, essas técnicas podem ser divididas em técnicas no domínio do tempo, da frequência e de tempo-frequência (HOWARD, 1994). No início da década de 1970, em Houser e Drosjack (1973) foi apresentada uma revisão aprofundada acerca das diversas técnicas de análise de vibração existentes na época para detecção de falhas em rolamentos e em engrenagens. Também é apresentada uma discussão sobre rolamentos, tipos de falhas e as frequências características da falha.

2.3.1.1 Técnicas no domínio do tempo

Uma das abordagens de detecção de falhas em rolamentos mais simples é analisar o sinal de vibração medido no domínio do tempo a partir da avaliação de diversos parâmetros estatísticos como, por exemplo, valor RMS (*Root Mean Square*), valor médio, valor de pico, fator de crista, desvio padrão, e curtose (DYER; STEWART, 1978; SOUALHI; RAZIK, 2020b). Apesar disso, as falhas em rolamento, e até mesmo outros tipos de falhas em máquinas elétricas, afetam as propriedades estatísticas das vibrações. Desse modo, o monitoramento desses indicadores de falha no domínio do tempo só é capaz de separar as condições íntegras das componentes da falha, indicando se existe ou não uma falha no rolamento sem ser capaz de identificar a sua localização (SOUALHI; RAZIK, 2020b).

A comparação entre alguns parâmetros de vibração para a detecção de falhas em rolamentos foi apresentada em Tandon (1994). O valor RMS, o valor de pico, a potência do sinal e o fator de crista de rolamentos com defeitos de diferentes tamanhos foram calculados

e comparados com rolamentos sem falha. Os autores constataram que todos os parâmetros estatísticos, exceto o fator de crista, foram capazes de detectar as falhas em rolamentos. A potência do sinal apresentou o melhor desempenho, seguida pelo valor de pico e RMS.

O trabalho proposto por Dyer e Stewart (1978) apresenta a aplicação da curtose para detecção de falhas em rolamentos de rolos. Os autores mostraram que a curtose é capaz de identificar a presença de uma falha bem como o seu tamanho. Isso é feito a partir da aplicação de um filtro passa banda ao sinal antes de aplicar a curtose.

Karacay e Akturk (2009) apresentam o surgimento de falhas em um rolamento de esferas. Durante os ensaios, os sinais de vibração são medidos e, a partir deles, são calculados o valor pico a pico, RMS, fator de crista e a curtose do sinal. Esses parâmetros são capazes de mostrar a presença de danos no rolamento, mas não fornecem informações sobre a localização da falha. Para isso, os autores analisaram o espectro de frequência dos sinais. Foi constatado que as falhas no rolamento iniciaram na pista interna do rolamento juntamente com um pequeno defeito em uma esfera. Conforme essas falhas progrediam foi possível identificar o surgimento de um defeito na pista externa do rolamento.

2.3.1.2 Técnicas no domínio da frequência

A principal vantagem da análise da vibração no domínio da frequência quando comparada com a análise no domínio do tempo é a capacidade de detectar facilmente determinadas componentes de frequência, as quais estão diretamente relacionadas com a localização da falha no rolamento (TANDON; CHOUDHURY, 1999). Essas frequências características serão abordadas no próximo Capítulo 3, Seção 3.1.

Esse método utiliza o princípio de transformar os sinais no domínio do tempo em seus equivalentes de frequência. A transformada rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform*, (FFT)) é o método mais comum para fazer essa transição para o domínio espectral (SOUALHI; RAZIK, 2020a). No caso da detecção de falhas em rolamentos, o espectro é utilizado como uma ferramenta de comparação em relação a uma estimativa de espectro basal, de forma que as falhas são determinadas por alterações no espectro, causadas devido ao surgimento de falhas (SAWALHI; RANDALL, 2008).

A análise de envelope, desenvolvida pela Mechanical Technology Inc. no início dos anos 1970, conhecida originalmente como técnica de ressonância de alta frequência, *High-Frequency Resonance Techniques*, HFRT) (DARLOW *et al.*, 1974), é considerada

um método de referência para diagnóstico de rolamentos. A principal razão para o seu desenvolvimento foi trocar a análise de frequências com uma ampla faixa de frequências portadoras para uma faixa menor de frequências de falhas, permitindo assim sua análise com uma boa resolução (RANDALL; ANTONI, 2011).

Essa técnica consiste em filtrar o sinal de vibração, que foi transformado para o domínio da frequência por meio da FFT, utilizando um filtro passa-banda ao redor de uma das frequências de ressonância, de modo que vários sinais de vibração provindos de outras fontes sejam eliminados. Esse sinal filtrado é demodulado por um detector de envelope, com o intuito de eliminar as componentes de alta energia, permitindo uma detecção mais precoce e precisa das falhas em um rolamento (TANDON; CHOUDHURY, 1999).

2.3.1.3 Técnicas no domínio do tempo-frequência

As análises de um sinal no domínio do tempo e no domínio da frequência produzem características relacionadas exclusivamente aos seus respectivos domínios. Quando o sinal no domínio do tempo é transformado no domínio da frequência, as informações referentes ao domínio do tempo também são perdidas (SOUALHI; RAZIK, 2020a).

Além disso, o monitoramento de máquinas rotativas é realizado geralmente com as máquinas operando com velocidade constante, que geram componentes em frequência estacionárias. Entretanto, em situações mais complexas, surgem componentes não estacionárias no sinal. Tal fato é uma desvantagem da análise de vibração, geralmente baseada em técnicas como a FFT, que só pode ser aplicada quando o conteúdo espectral do sinal medido não muda ao longo do tempo e, portanto, não há variações na velocidade de rotação da máquina (SOUALHI; RAZIK, 2020a).

Diante disso, uma alternativa é analisar os sinais no domínio do tempo-frequência, obtendo uma representação mais completa do sinal. A Transformada de Fourier de curta duração (*Short-time Fourier Transform*, STFT), a Distribuição de Wigner-Ville (*Wigner-Ville Distribution*, WVD) e a Transformada Wavelet (*Wavelet Transform*, WT) são as técnicas conhecidas para detecção de falhas em rolamentos no domínio do tempo-frequência (SAWALHI, 2007).

Tanto a STFT quanto a WVD possuem muitas limitações que inviabilizam suas aplicações, conforme (TSE *et al.*, 2001). Na STFT, as resoluções tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência são limitadas pela largura da janela de análise,

sendo sempre constantes. Isso é problema pois para o domínio da frequência a resolução pode até ser suficiente, mas fornece uma resolução pobre no domínio do tempo. Já a WVD é uma combinação da FFT com o cálculo da autocorrelação e fornece uma distribuição da energia do sinal no domínio do tempo-frequência (TSE *et al.*, 2001). A desvantagem dessa técnica é o fato de que pode levar ao surgimento de níveis de energia negativos e de *aliasing*.

A WT é considerada como uma das técnicas de análise tempo-frequência mais adequadas, devido à sua flexibilidade e eficiência computacional, mas principalmente devido à sua capacidade de multi-resolução e localização no tempo (SAWALHI, 2007). Li e Ma (1997) propuseram pela primeira vez a aplicação da WT para diagnóstico de falhas em rolamentos de rolo. Foram consideradas três condições para os rolamentos: um rolamento sem falha, um rolamento com falha localizada na pista externa e um rolamento com falha em um dos elementos rolantes. A eficácia do método proposto é validada, pois a partir da aplicação da WT é possível detectar o surgimento de defeitos localizados tanto na pista externa quanto no rolo do rolamento.

2.3.2 Análise química do lubrificante

Quando os óleos lubrificantes são degradados pelo calor, eles produzem um grande número de detritos químicos nos estados gasoso, líquido e sólido. Além disso, quando ocorre desgaste nos rolamentos, os mesmos liberam pequenas partículas sólidas (ZHOU *et al.*, 2007). Portanto, os óleos lubrificantes carregam além dos detritos causados pela sua própria degradação as partículas decorrentes dos desgastes nos rolamentos.

Essa técnica é aplicável somente para máquinas de grande porte, nas quais os rolamentos são lubrificadas a óleo. Nos motores de médio e pequeno porte, em que se utiliza uma massa lubrificante desse tipo de análise química não é viável (ZHOU *et al.*, 2007).

2.3.3 Análise da temperatura

A análise da temperatura é baseada no uso de sensores de temperatura ou câmeras termográficas para controlar a temperatura na superfície de um determinado material ou próximo à ele. De acordo com Soualhi e Razik (2020a), essa análise detecta a maioria das

falhas envolvidas no aquecimento do material, como problemas de lubrificação, um aumento da fricção entre as superfícies do rolamento, devido à ocorrência de falhas, velocidade de operação superior à velocidade limite estabelecida pelo fabricante ou até mesmo outros fatores que influenciem no aumento da temperatura do rolamento.

A interpretação dos resultados do controle de temperatura é muitas vezes rápida, porém a análise não permite um diagnóstico completo. Além disso, o monitoramento é limitado pela visibilidade das saídas dos sensores utilizados (câmeras infravermelhas) e geralmente é difícil detectar defeitos precoces (SOUALHI; RAZIK, 2020a). Portanto, o monitoramento da temperatura dos rolamentos não é uma técnica muito difundida, embora seja uma maneira tradicional de monitorar as condições de máquinas elétricas (ZHOU *et al.*, 2007).

2.3.4 Análise da emissão acústica

A análise da emissão acústica se baseia na inspeção de sons em baixa ou alta frequência para definir o estado dos materiais (SOUALHI; RAZIK, 2020a). A emissão acústica é um impulso transitório gerado pela rápida liberação de energia de deformação em material sólido sob estresse mecânico ou térmico (SAWALHI, 2007). Tal técnica é capaz de detectar fenômenos como a propagação de trincas, fissuras e atrito dentro dos elementos do rolamento.

A emissão acústica é decorrente da deformação estática ou dinâmica dentro de um elemento mecânico sob estresse. A deformação cria micro-deslocamentos internos, produzindo ondas de alta frequência. Entretanto, a rápida atenuação dessas ondas força o sensor acústico a ser instalado próximo ao rolamento que será monitorado (SOUALHI; RAZIK, 2020a). Comparado à análise de vibração, a análise da emissão acústica pode fornecer uma relação sinal-ruído melhor em ambientes altamente ruidosos (ZHOU *et al.*, 2007).

Em Balderston (1969) são relatados os resultados de uma investigação de falhas incipientes em rolamentos de esferas por meio de técnicas de monitoramento acústico. A alteração da força da emissão acústica com a condição do rolamento foi analisada para determinar se as mudanças dentro do espectro de frequência monitorado indicariam o início de uma falha no rolamento. Os autores constataram que a energia acústica emitida é

muito sensível às condições do rolamento e é capaz de fornecerem uma indicação clara do início da falha no rolamento.

2.3.5 Análise da corrente elétrica do estator

As frequências características de falhas em rolamentos podem ser vistas no espectro da corrente do estator sem a necessidade de acesso ao motor, visto que as grandezas elétricas básicas, como tensão e corrente, são monitoradas para garantir proteção ao sistema (SCHOEN *et al.*, 1995). O sinal da corrente é sensível às modulações induzidas por excitações dinâmicas. A partir disso, é possível quantificar as frequências e as formas das modulações para localizar a origem da falha (SOUALHI; RAZIK, 2020a). A principal desvantagem dessa técnica é que as assinaturas das falhas nos rolamentos são sutis na corrente do estator, onde as componentes dominantes são relacionadas com a frequência de alimentação (ZHOU *et al.*, 2007).

Schoen *et al.* (1995) demonstraram a aplicabilidade da análise espectral da corrente elétrica no diagnóstico de falhas em rolamentos de MITs. Nesse estudo, os autores apresentam a correlação entre as frequências de vibração características das falhas em rolamento com as componentes espectrais da corrente do estator. Os resultados dos ensaios realizados ilustram claramente que a assinatura de corrente do estator pode ser usada para identificar a presença de uma falha de rolamento.

2.3.6 Métodos baseados em aprendizado de máquina

Um modo de otimizar o diagnóstico de falhas em rolamentos a partir das técnicas citadas anteriormente e até mesmo suprir as suas limitações é utilizá-las em conjunto com métodos de aprendizado de máquina. Atualmente, diversos algoritmos de ML e DL têm sido empregados satisfatoriamente para diagnóstico e detecção de falhas em rolamentos (ALSHORMAN *et al.*, 2020; NEUPANE; SEOK, 2020; ZHANG *et al.*, 2020). A Figura 18 apresenta a maioria das técnicas de ML utilizadas para detecção de falhas em rolamentos.

AlShorman *et al.* (2020) afirmam que tanto os algoritmos baseados em ML quanto os baseados em DL podem ser usados como um método de diagnóstico inteligente de rolamentos de MITs. Os algoritmos de ML necessitam que a extração de características dos sinais analisados seja realizada antes do seu treinamento, sendo necessário a experiência e

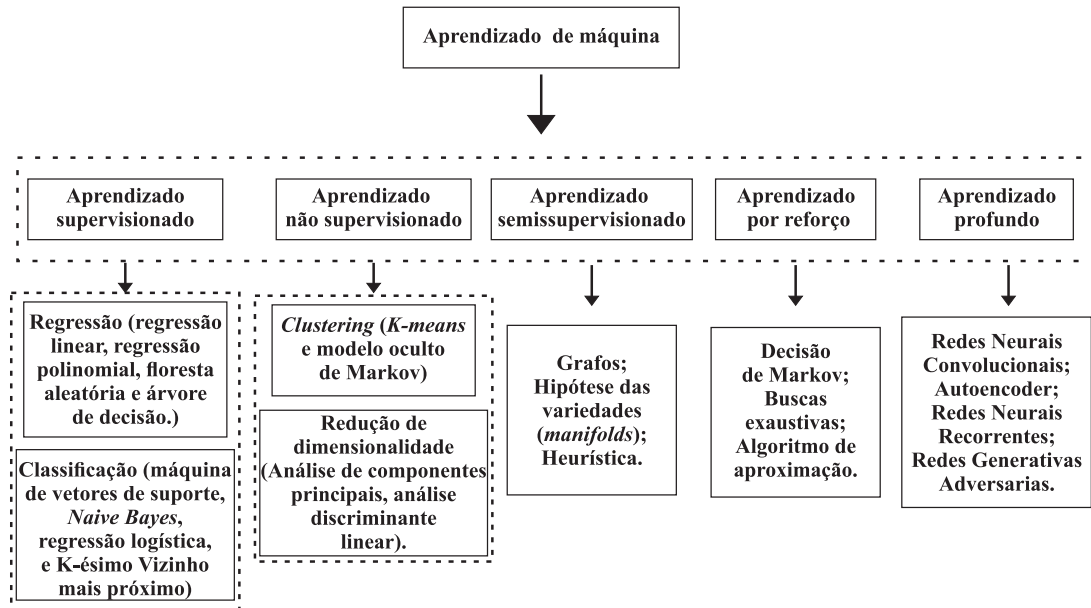


Figura 18 – Métodos de ML usados para detecção e diagnóstico de rolamentos.

Fonte: Adaptado de (ALSHORMAN *et al.*, 2020).

o conhecimento prévio e a experiência humana para realizar o diagnóstico. Já os algoritmos baseados em DL são capazes de aprender as características diretamente a partir dos sinais brutos. Entretanto, as técnicas DL necessitam de um grande conjunto de dados para apresentar bons resultados de precisão, enquanto que os métodos ML são capazes de alcançar níveis de precisão elevados a partir de conjunto de dados menores.

Em Zarei (2012) é proposta a aplicação de uma técnica de reconhecimento de padrões para diagnóstico de falhas em rolamentos de MITs por meio de ANNs. Para avaliar o desempenho do método proposto, os autores coletaram sinais de vibração de três condições de rolamentos, sem falha, defeito na pista externa e defeito na pista interna. Duas redes *Perceptron* multicamadas (*Multilayer Perceptron*, MLP) foram treinadas, a primeira com características extraídas no domínio do tempo: RMS, desvio padrão, curtose, assimetria e momento centrado. A segunda rede foi treinada com as características extraídas do domínio da frequência utilizando a técnica envelope. Os autores mostram que a rede treinada com as características no domínio do tempo apresentaram uma maior precisão no diagnóstico das falhas em rolamentos de MITs. Além disso, a complexidade computacional requerida é menor quando comparada com a outra rede treinada.

Bazan *et al.* (2020) apresentam uma abordagem alternativa para o diagnóstico de falhas de desgaste abrasivo em rolamentos de MITs baseada informações mútuas entre os sinais de duas fases da corrente dos MITs analisados. Os sinais de corrente são analisados

no domínio do tempo, para diferentes níveis de severidade de falhas. São avaliadas três técnicas de reconhecimento de padrões para realizar a classificação das falhas: MLP, KNN e SVM. Os resultados mostraram que a rede MLP é o classificador mais adequado para a abordagem proposta.

Os autores Singh e Kazzaz (2003) expõem a detecção e a classificação e localização de rolamentos com falhas em um MIT utilizando a transformada de Stockwell (*Stockwell Transform*, ST) e SVM. A ST é aplicada aos sinais de corrente do estator para extrair características no domínio do tempo e da frequência. O conjunto de dados não correlacionados é selecionado com base na classificação da pontuação de Fisher. As características extraídas dos sinais da corrente do estator foram utilizadas para treinar a SVM a fim de classificar a falha de acordo com a sua localização: na esfera, na gaiola e na pista externa. Após a identificação da falha, as características da ST são usadas para localizar o rolamento defeituoso, que pode estar do lado do ventilador ou no lado da carga do MIT.

Em Konar e Chattopadhyay (2011) foi desenvolvido um sistema de identificação de falhas em rolamentos de MITs baseado na análise da vibração mecânica usando a transformada de *Wavelet* contínua (CWT) e na SVM. Os ensaios foram realizados em um MIT com rolamento saudável e com um rolamento danificado. Além disso, o motor foi operado a vazio, com 50% da carga normal e carga nominal. Os autores compararam o desempenho da SVM a um classificador ANN. A SVM obteve resultados superiores, sendo uma boa alternativa para detecção de falhas em rolamentos quando usada juntamente com a CWT.

Nesse outro estudo, Choudhary *et al.* (2021) propõem o monitoramento de MITs usando termografia infravermelha baseada na WT para diagnosticar diferentes falhas em rolamentos: na pista interna, na pista externa e falta de lubrificação no rolamento. A dimensionalidade das características extraídas dos sinais é reduzida utilizando a análise de componentes principais (*Principal Component Analysis*, PCA). A composição do conjunto de dados usado para treinar a SVM foi definida pela ordem de relevância das características, analisadas por meio do método estatístico distância de Mahalanobis. O conjunto de dados foi utilizado para treinar os algoritmos árvore de decisão, análise discriminantes linear e SVM para classificar as falhas em rolamentos de MITs. Os resultados obtidos mostraram que a SVM é superior aos outros algoritmos testados na abordagem proposta.

2.3.7 Análise da deformação dinâmica medida por FBG

Atualmente, um novo método de monitoramento de rolamentos tem sido empregado a partir de sensores FBG. A primeira proposta foi descrita em (WEI *et al.*, 2016), em que a FBG foi usada para diagnóstico de falhas em rolamentos. O processamento dos sinais foi feito usando a análise do envelope. Os autores fixaram cinco FBGs em diferentes partes do rolamento com o intuito de verificar a sua influência no diagnóstico das falhas. Os resultados dos ensaios mostraram que o sensor de vibração FBG pode ser utilizado no diagnóstico de falhas em rolamentos, visto que foi capaz de detectar a frequência característica da falha na pista externa do rolamento.

Em Konforty *et al.* (2016), objetivou-se analisar a aplicação de sensores o mais próximo possível do rolamento que será monitorado. Foram utilizados acelerômetros microeletromecânicos e FBGs no estudo. Os acelerômetros foram instalados no próprio rolamento, enquanto que as FBGs foram coladas no alojamento do rolamento. Os sinais foram processados com base na densidade espectral de potência (*power spectral density*, PSD). Ambos os sensores foram capazes de detectar a frequência característica da falha na pista externa do rolamento analisado.

O objetivo principal do trabalho proposto por Alian *et al.* (2019) é demonstrar experimentalmente a capacidade das FBGs em diagnosticar as falhas nas pistas interna e externa de rolamentos. Os autores demonstraram que além da detecção da falha, as FBGs são capazes de estimar a gravidade da falha, por meio da medição direta e precisa do tamanho das pequenas lascas existentes na pistas do rolamento. Diversos ensaios foram realizados, considerando diferentes cargas, velocidade de rotação, localização dos sensores e diferentes tamanhos das falhas inseridas nos rolamentos. Os sinais de deformação foram analisados no domínio da frequência usando PSD. Os resultados mostram que as FBGs são uma ótima ferramenta para diagnóstico de falhas do tipo *spall* (lascas) nas pistas interna e externa de rolamentos, além de serem capazes de estimar o tamanho da falha.

Em Mohammed e Djurovic (2019), a FBG é utilizada para monitorar a condição de operação de um rolamento de um MIT operado em condições saudáveis. A FBG foi instalada em uma ranhura usinada na superfície da pista externa do rolamento. Os autores demonstraram que a partir de um única FBG foi possível extrair simultaneamente

informações térmicas e mecânicas do rolamento, permitindo a compreensão das condições de operação do rolamento monitorado.

Os mesmos autores apresentam em Mohammed e Djurović (2021) a eficácia da aplicação da FBG para detectar falhas nas esferas do rolamento de um MIT a partir da temperatura e da deformação dinâmica medidas pelo mesmo sensor FBG. Os ensaios realizados mostram que as informações mecânicas e da deformação dinâmica obtidas pela mesma FBG podem ser claramente diferenciadas para permitir o diagnóstico do rolamento monitorado. A análise da temperatura é feita tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência, enquanto que a análise da deformação dinâmica do rolamento é realizada apenas no domínio da frequência. Para a detecção das falhas na esfera do rolamento, a análise no domínio do tempo não apresentou diferenças perceptíveis e consistentes entre o aumento da temperatura do rolamento em condições saudáveis e defeituosas. No domínio da frequência, foi possível detectar uma assinatura distinta nos espectros dos sinais medidos para o rolamento com falha na esfera.

Em Pelegrin *et al.* (2020) é apresentada a detecção de falhas em rolamentos de TIMs a partir da medição da deformação dinâmica e da temperatura usando FBGs encapsuladas em fibra de carbono instaladas no estator do motor. Nesse trabalho, os ensaios foram realizados com o MIT operando à plena carga com rolamentos saudáveis e com falha. Os sinais de deformação dinâmica foram analisados no domínio da frequência utilizando a FFT. Os espectros do rolamento sem falha apresentam os principais picos relacionados à frequência de alimentação do motor e da velocidade mecânica. Já os espectros dos rolamentos com falha, além das componentes de frequência referentes às forças mecânicas e eletromagnéticas também apresentaram as frequências características das falhas na pista interna, externa e nas esferas do rolamento. Os autores também constataram que as componentes fundamentais 30 Hz e 60 Hz apresentam um aumento de amplitude de mais de 75% no espectro do rolamento com danos quando comparado ao espectro do rolamento sem falha. Este estudo demonstra o potencial da FBG para monitoramento da temperatura e da deformação dinâmica de rolamentos em MITs.

2.4 CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO

Conforme apresentado, os rolamentos de MITs podem ser monitorados a partir de diversos tipos de sensores, que irão medir diferentes parâmetros, como por exemplo,

vibração, temperatura, corrente elétrica e emissão acústica. Esses parâmetros podem ser analisados no domínio do tempo, no domínio da frequência e no domínio do tempo-frequência.

Devido ao grande percentual que as falhas em rolamentos representam nos motores de indução essas técnicas têm sido investigadas durante muitos anos, sendo que as vantagens e desvantagens de cada uma já são bem conhecidas na literatura. Este trabalho objetiva realizar a medição da deformação dinâmica de MITs para diagnosticar rolamentos que apresentam falhas na pista externa. O tipo de falha analisado é o desgaste adesivo. A primeira falha investigada teve origem devido a própria operação do motor, enquanto que as duas outras falhas foram inseridas artificialmente em rolamentos para simular a progressão dessa primeira falha.

Estudos mais recentes têm investigado a utilização de métodos inteligentes como ML e DL para otimizar os diagnósticos das falhas em rolamentos. Porém, nenhum estudo publicado até o momento abordou a utilização da FBG em conjunto com um sistema inteligente para detectar falhas em rolamentos de MITs. À vista disso, outra contribuição do trabalho é investigar o desempenho de um classificador supervisionado SVM para diagnosticar diferentes falhas na pista externa de rolamentos. Os sinais da deformação dinâmica do motor serão analisados no domínio da frequência, usando a PSD. Será comparada a eficiência de dois métodos de redução de dimensionalidade do conjunto de dados inicial, a seleção dos quatro picos mais significativos dos espectros de potência e PCA.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo serão abordados de forma sucinta, os conceitos fundamentais para facilitar o entendimento da dissertação. São apresentados conceitos sobre as frequências características das falhas em rolamentos e a fundamentação teórica sobre as FBGs. Além disso, será descrito o princípio de funcionamento das SVMs para classificação de padrões e da PCA, técnica utilizada para redução de dimensionalidade via extração de características.

3.1 FREQUÊNCIAS CARACTERÍSTICAS DE FALHAS NOS ROLAMENTOS

Uma das propriedades dos rolamentos que são úteis aos sistemas de diagnóstico e detecção de falhas são as frequências características que eles produzem (HOUSER; DROS-JACK, 1973). Quando uma falha em uma superfície de um rolamento entra em contato com outra superfície do rolamento, um impulso é gerado e pode excitar as frequências de ressonância naturais do motor e do rolamento. Esses impulsos ocorrem periodicamente com uma frequência dependente da velocidade de rotação do eixo, localização da falta e dimensões do rolamento.

Existem quatro possíveis localizações, que têm as frequências de falha calculadas pelas equações (1) a (4): falha na gaiola (f_C), equação (1); falha na esfera (f_B), equação (2); falha na pista interna (f_{BPI}), equação (3); e falha na pista externa do rolamento (f_{BPO}), equação (4) (MCFADDEN; SMITH, 1984; TOLIYAT *et al.*, 2017; TAYLOR, 1990),

$$f_C = \frac{f_r}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \beta \right), \quad (1)$$

$$f_B = \frac{D}{d} f_r \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \beta \right), \quad (2)$$

$$f_{BPI} = \frac{N_B}{2} f_r \left(1 + \frac{d}{D} \cos \beta \right), \quad (3)$$

$$f_{BPO} = \frac{N_B}{2} f_r \left(1 - \frac{d}{D} \cos \beta \right), \quad (4)$$

$$D = \frac{D_e + D_i}{2}, \quad (5)$$

em que f_r é a frequência de rotação do eixo do motor, N_B é o número de esferas do rolamento, β é o ângulo de contato, d é o diâmetro da esfera, D é o diâmetro primitivo do rolamento, calculado a partir da equação (5), que depende do diâmetro da pista interna D_i e do diâmetro da pista externa D_e .

A Figura 19 apresenta os parâmetros necessários para determinar a frequência característica de cada uma das possíveis localizações de falha em rolamentos, sendo eles:

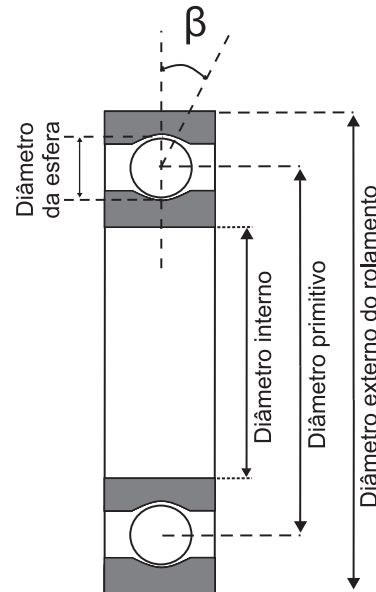


Figura 19 – Dimensões de um rolamento rígido de uma carreira de esferas.

Fonte: Autoria própria.

O cálculo de f_r é dado pela equação (BOLDEA, 2002),

$$f_r = \frac{2f}{P}, \quad (6)$$

onde f é a frequência de alimentação e P é o número de polos do motor.

3.2 REDES DE BRAGG EM FIBRA ÓPTICA

A aplicação das fibras ópticas como sensores foi difundida a partir da descoberta da fotossensibilidade por Hill e colaboradores em 1978 (HILL *et al.*, 1978). A partir da descoberta da fotossensibilidade em fibras ópticas, uma nova classe de dispositivos em fibra foi criada, chamada de redes de Bragg em fibras ópticas. A fotossensibilidade em fibras ópticas se refere à capacidade de se alterar o índice de refração do núcleo da fibra por meio da exposição à luz com comprimento de onda e intensidade específicas, que dependem do material do qual o núcleo é fabricado (OTHONOS, 1997).

As FBGs uniformes são estruturas formadas por uma modulação sinusoidal periódica do índice de refração no núcleo de uma fibra óptica fotossensível, com um índice de refração efetivo denominado n_{eff} . A alteração no índice é feita perpendicular ao longo do eixo longitudinal da fibra, com um período Λ constante. A modulação do índice de refração é formada pela exposição do núcleo fotossensível a um padrão de interferência intenso, dando origem à planos paralelos de maior e menor amplitude do índice de refração perpendiculares ao eixo longitudinal (HILL; MELTZ, 1997; OTHONOS, 1997).

Essa modulação atua como um filtro espectral refletivo, selecionando uma faixa estreita do comprimento que satisfaz a condição de Bragg (OTHONOS, 1997; YU; YIN, 2002; HILL; MELTZ, 1997). O comprimento de onda de Bragg λ_B é dado pela equação:

$$\lambda_B = 2\Lambda n_{eff}, \quad (7)$$

Seu princípio básico de funcionamento é dado pelas interações do modo de propagação de luz dentro da fibra, com o índice de refração mudando periodicamente. A luz confinada dentro da fibra é espalhada por cada plano da rede e caso a condição de Bragg seja satisfeita, as contribuições da luz refletida por cada plano da rede cooperam construtivamente na direção contra propagante, formando uma banda de reflexão com comprimento de onda central definido pelos parâmetros da rede. Caso a condição não seja satisfeita, a luz refletida por cada plano subsequente torna-se progressivamente fora de fase e eventualmente a intensidade da luz refletida é cancelada (OTHONOS, 1997).

A Figura 20. ilustra uma FBG com um determinado período Λ e os espectros associados a reflexão e transmissão. Ao inserir uma fonte de luz com espectro banda larga, uma parte da luz próximo ao comprimento de onda de Bragg da FBG é refletido (espectro incidente). O espectro refletido é semelhante a um filtro passa-faixa seletivo. O espectro transmitido é a diferença entre o espectro incidente e o espectro refletido, se assemelhando a um filtro rejeita-faixa.

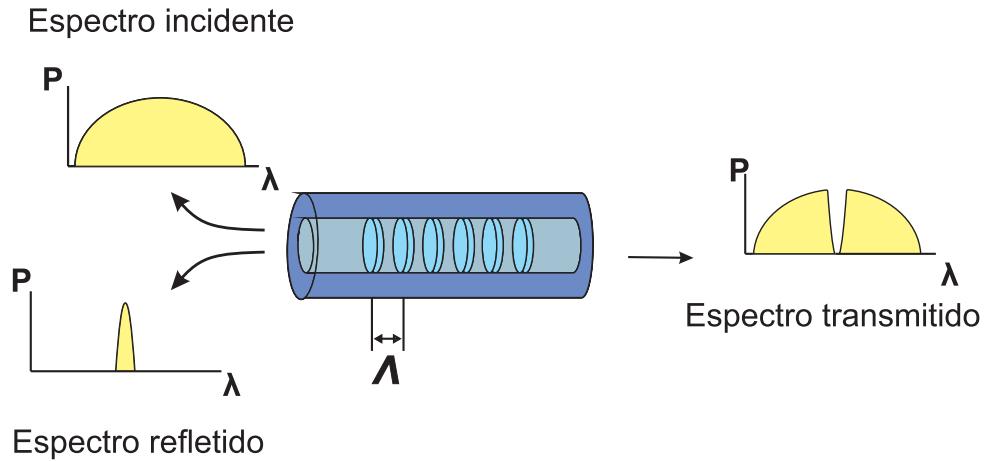


Figura 20 – Rede de Bragg em fibra óptica e os espectros associados.

Fonte: Adaptado de (RAJAN, 2017).

3.2.1 Sensibilidade das FBGs à temperatura e deformação

A equação (7) evidencia a dependência do comprimento de onda de Bragg com o índice de refração efetivo do núcleo da fibra e com o período de modulação. Esses parâmetros podem sofrer alterações devido à interferências externas, originando um deslocamento $\Delta\lambda_B$ no valor de λ_B (OTHONOS, 1997). Perturbações externas do ambiente que variam a temperatura ΔT e a deformação Δl na FBG provocam variações do comprimento de onda de Bragg, que é expresso pela equação (8),

$$\Delta\lambda_B = 2 \left(\Lambda \frac{\partial n_{eff}}{\partial l} + n_{eff} \frac{\partial \Lambda}{\partial l} \right) \Lambda l + 2 \left(\Lambda \frac{\partial n_{eff}}{\partial T} + n_{eff} \frac{\partial \Lambda}{\partial T} \right) \Delta T, \quad (8)$$

O primeiro termo da equação (8) representa o efeito da deformação sobre o comprimento da onda de Bragg refletido. Está relacionado à alteração da periodicidade da rede e à mudança foto-elástica induzida no índice de refração, podendo ser representado pela equação (9), quando as variações de origem térmica são desprezadas (YU; YIN, 2002).

$$\Delta\lambda_B = \lambda_B(1 - p_e)\Delta\epsilon, \quad (9)$$

onde $\Delta\epsilon$ representa a componente de deformação relativa por unidade de comprimento e p_e representa a constante foto-elástica, definida como:

$$p_e = \frac{n_{eff}^2}{2} [p_{12} - v(p_{11} + p_{12})], \quad (10)$$

em que p_{11} e p_{12} são componentes do tensor foto-elástico e ν é o coeficiente de Poisson. Para o núcleo da fibra óptica de sílica esses componentes apresentam os valores 0,113, 0,252 e 0,16, respectivamente. Usando esses parâmetros e $n_{eff} = 1,482$ a equação (8) prevê uma variação $\Delta\lambda_B = 1,2 \text{ pm}/\mu\epsilon$ (OTHONOS, 1997).

A Figura 21 exemplifica os efeitos da compressão e da tração em uma FBG. Quando a FBG é comprimida, ocorre uma diminuição de seu período espacial, deslocando λ_B para menores comprimentos de onda. Quando a FBG é tracionada o oposto acontece, seu período espacial é aumentado, gerando uma variação positiva do comprimento de onda de Bragg (RAJAN, 2017).

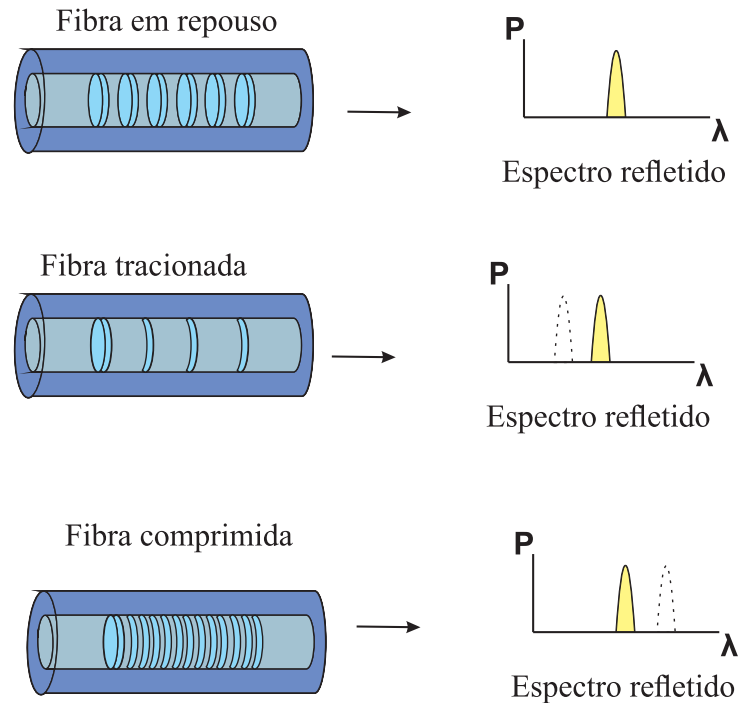


Figura 21 – Efeitos da compressão e da tração da FBG em seu comprimento de onda de Bragg.

Fonte: Adaptado de (RAJAN, 2017).

O segundo termo da equação (8) representa o efeito da temperatura na fibra óptica. O deslocamento no comprimento de onda de Bragg devido à expansão térmica resultante da modificação no espaçamento da rede e da mudança do índice de refração. Esse deslocamento, para uma variação de temperatura ΔT pode ser reformulado como:

$$\Delta\lambda_B = \lambda_B (\alpha_\Lambda + \alpha_n) \Delta T, \quad (11)$$

onde $\alpha_\Lambda = (1/\Lambda) (\partial\Lambda/\partial T)$ é o coeficiente da expansão térmica para a fibra. Para sílica no núcleo da fibra, aproximadamente $0,55 \times 10^{-6} \text{ }^\circ\text{C}^{-1}$. O valor de α_n se refere ao coeficiente

termo-ótico, com valor típico de $8,6 \times 10^{-6} \text{ } ^\circ\text{C}^{-1}$ para a fibra com núcleo de sílica dopada com germânio (OTHONOS, 1997).

3.3 MÁQUINA DE VETORES DE SUPORTE

A SVM é um algoritmo de aprendizagem supervisionado fundamentado na Teoria de Aprendizagem Estatística (*Statistical Learning Theory*, SLT), a qual é baseada no fato de que o erro da técnica de aprendizagem junto aos dados de validação (erro de generalização) é limitado pelo erro de treinamento mais um termo que depende da dimensão VC (Vapnik-Chervonenkis), proposta por Vapnik em 1995 (VAPNIK, 1999a). A dimensão VC é uma medida da capacidade do conjunto de funções de classificação realizadas pela máquina de aprendizagem e pode ser definida para várias classes de funções. De um modo simples, a dimensão VC é o número máximo de exemplos de treinamento necessários para se aprender uma classe desejada de um modo íntegro, para todas as possíveis rotulações das funções de classificação (HAYKIN, 1999).

A formulação da SVM abrange o princípio de minimização de risco estrutural (*Structural Risk Minimization*, SRM), que se mostrou superior à minimização do risco empírico (*Empirical Risk Minimization*, ERM), utilizada pelas redes neurais convencionais (GUNN *et al.*, 1997). A SVM surgiu da necessidade de encontrar uma solução para o problema de *overfitting*, situação na qual são obtidos baixos erros no conjunto de treinamento e erros elevados no conjunto de teste. Dentre as vantagens da SVM, é possível citar a boa capacidade de generalização, eficiência computacional, robustez em dados com grandes dimensões e teoria bem definida (VAPNIK, 1999a; GUNN *et al.*, 1997).

O treinamento da SVM envolve a otimização de uma função quadrática convexa, que é um problema de otimização matemática. A SVM abrange poucos parâmetros livres, que devem ser ajustados pelo usuário e não existe dependência na dimensão do espaço de entrada do problema. Isso faz com que a SVM seja útil em problemas com um grande número de entradas (KWOK, 1998).

A SVM pode ser aplicada para reconhecimento de padrões e para regressão (estimar funções de valores reais) e extração de características. Para este trabalho, a SVM será utilizada para reconhecer o padrão de falhas na pista externa de rolamentos de MITs e, dessa forma, esta seção irá abordar a teoria que fundamenta a SVM para classificação.

3.3.1 Teoria de Aprendizagem Estatística

Para a SVM, a TAE, tem o objetivo de controlar a habilidade de generalização, que é a capacidade de classificação correta de padrões não treinados. Para esse propósito, é necessária uma teoria que permita descrever precisamente os aspectos que serão controlados a fim de garantir um bom desempenho de generalização (CRISTIANINI *et al.*, 2000).

A TAE estabelece condições matemáticas que auxiliam na escolha de um classificador a partir de um conjunto de dados de treinamento. Essas condições consideram o desempenho do classificador no conjunto de treinamento e a sua complexidade, com o intuito de obter um bom desempenho para os novos dados do mesmo domínio (VAPNIK, 1999a).

De acordo com BURGESS (1998), uma generalização adequada ocorre quando o equilíbrio entre a precisão é atingida para um determinado conjunto de treinamento e a capacidade do sistema de aprender com qualquer conjunto de treinamento sem erro é alcançado. A TAE permite controlar tanto a capacidade de generalização quanto a possibilidade de *overfitting* por meio do controle das medidas de margem do hiperplano (VAPNIK, 1999b).

Os modelos das SVMs podem ser divididos em duas categorias: linearmente separáveis e linearmente não separáveis. As SVMs linearmente separáveis são divididas em dois subgrupos: SVMs de margens rígidas e SVMs de margens flexíveis. Já as SVMs linearmente não separáveis, as mais comuns em aplicações reais, são transformadas em margens flexíveis com o uso de funções *kernel*. Nas próximas subseções serão descritos tais modelos.

3.3.2 SVMs Linearmente Separáveis

Originalmente, a SVM foi desenvolvida para a classificação binária (SMOLA; SCHOLKOPF, 2004). O objetivo é separar duas classes usando uma função que é induzida a partir do conjunto de treinamento, criando um classificador com um bom desempenho frente às amostras não observadas no treinamento, ou seja, com uma boa capacidade de generalização. Assim, é introduzido o conceito de margens, que são hiperplanos paralelos ao hiperplano classificador. Para que a generalização seja a melhor possível, as margens

devem ser definidas de forma que a distância entre elas seja máxima e com o mínimo de risco empírico (CRISTIANINI *et al.*, 2000).

3.3.2.1 SVMs de Margens Rígidas

O primeiro modelo da SVM a ser introduzido é conhecido como Classificador de Margem Máxima, aplicável apenas para problemas com dados linearmente separáveis. O classificador de margem máxima otimiza os limites no erro de generalização das máquinas lineares em termos da margem de separação entre as classes, a qual é determinada pelo hiperplano de separação (VAPNIK, 1999b). A margem é definida como a distância entre os pontos dos dados de entrada, de ambas as classes, mais próximos à superfície de decisão, o hiperplano. Um hiperplano é considerado de margem máxima quando o conjunto de vetores é separado sem erros e a distância entre os vetores, das classes opostas, mais próximos ao hiperplano é máxima (VAPNIK, 1999b). Esses vetores são conhecidos como vetores de suporte (*Support Vectors, SV*).

A Figura 22(a) apresenta um espaço de características linearmente separáveis para um conjunto de treinamento bidimensional e a Figura 22(b) ilustra um espaço linearmente inseparável. Os SVs são representados pelas amostras que contêm contorno, as margens são as linhas tracejadas e o hiperplano é a linha contínua da Figura 22(a).

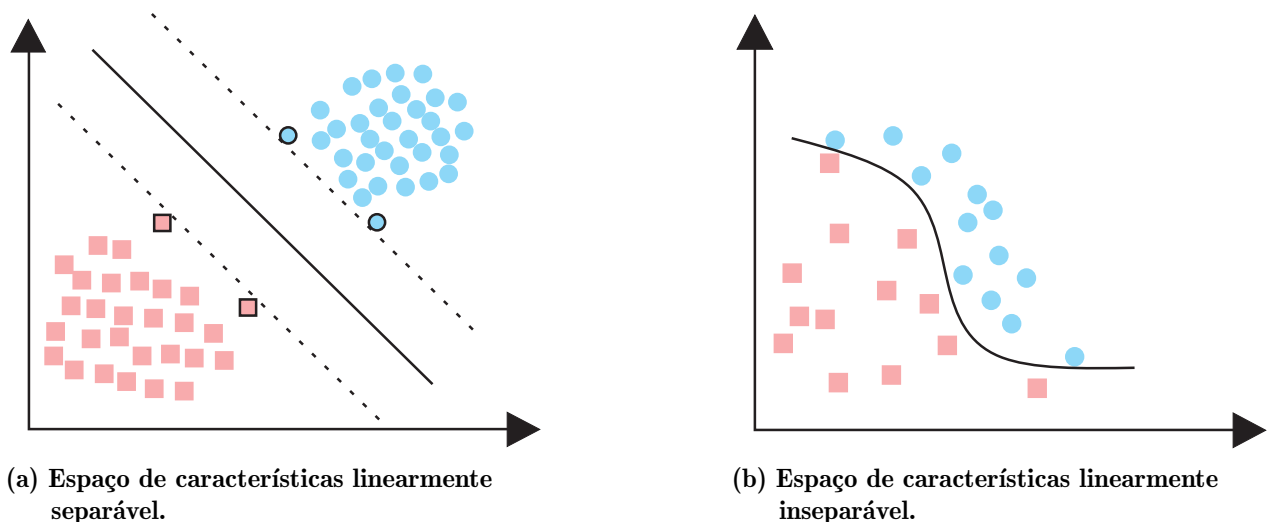


Figura 22 – Espaço de características linearmente não separável.

Fonte: Autoria Própria.

A aplicação da SVM para classificação de duas classes linearmente separáveis em seu espaço pode ser compreendida do seguinte modo: considera-se um conjunto x com

dados de entrada $x_i \in \mathfrak{R}^N$. Cada ponto x_i pertence a uma das duas classes, que é fornecido pelo rótulo $y_i \in -1, +1$ (BURGES, 1998). Supõe-se que há um hiperplano que separa as amostras positivas das negativas, os pontos x sobre o hiperplano satisfazem a equação (12),

$$f(x) = w \cdot x + b, \quad (12)$$

em que w é o vetor normal ao hiperplano, $|b|$ é a distância perpendicular do hiperplano à origem e $\|w\|$ é a norma Euclidiana de w (BURGES, 1998).

Seja d^+ a menor distância entre o hiperplano de separação e os pontos na fronteira da classe positiva e d^- a menor distância entre o hiperplano de separação e os pontos mais próximos na fronteira da classe negativa, a margem do hiperplano deve ser, portanto, $d^+ + d^-$. A função objetivo a ser minimizada é expressa pela equação 13,

$$\frac{1}{2} \|w\|^2. \quad (13)$$

Para encontrar o hiperplano de margem máxima, os dados de treinamento devem satisfazer as seguintes restrições,

$$\begin{cases} x_i \cdot w + b \geq +1, & \forall y_i = +1 \\ x_i \cdot w + b \leq -1, & \forall y_i = -1. \end{cases}$$

Que podem ser combinados em um conjunto de desigualdades,

$$y_i (x \cdot w + b) - 1 \geq 0 \quad \forall_i. \quad (14)$$

É possível perceber que os vetores de suporte são amostras nos quais $w \cdot x + b = 1$ para amostras pertencentes à classe $+1$ e $w \cdot x + b = -1$ para amostras pertencentes à classe -1 . Os vetores de suporte da SVM são as amostras que delimitam a fronteira entre as classes, sendo assim, as mais importantes para a classificação. Isso é válido apenas para amostras linearmente separáveis no espaço original, porém, na maioria das aplicações práticas isso não é possível. A Figura 23 apresenta o hiperplano de separação para o caso linearmente separável. Os pontos para os quais aplica-se a igualdade na equação (14) e que, se forem removidos, alteram a solução encontrada, são os SVs. Os SVs estão em um dos hiperplanos H_1 e H_2 . Esse tipo de SVM é considerada de margens rígidas, pois a restrição evita dados de treinamento entre as margens.

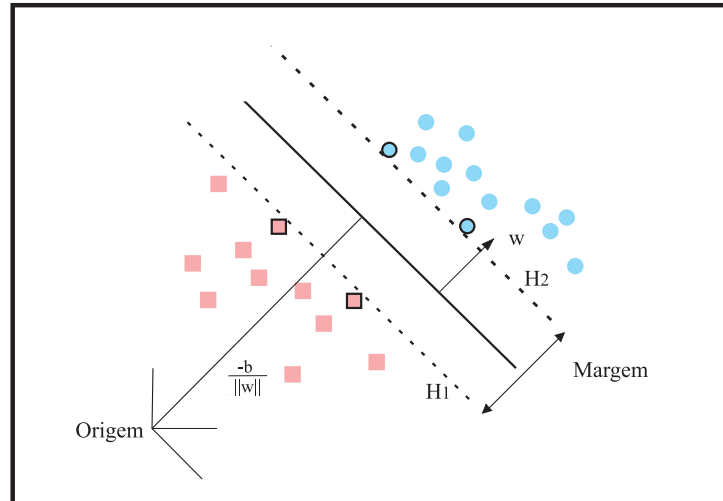


Figura 23 – Hiperplano de separação para o caso linearmente separável.
Fonte: Autoria própria.

3.3.2.2 SVMs de Margens Flexíveis

Nos problemas em que os dados são não linearmente separáveis, mas que podem ser separados em duas classes utilizando um hiperplano, Cortes e Vapnik (1995) introduziram o conceito de variável de folga ξ , no qual as margens rígidas foram otimizadas de modo que as restrições da equação (14) possam ser violadas, admitindo que algumas amostras possam ter um erro associado ao hiperplano definido pelos SVs da classe que pertencem. Esse erro é proporcional a distância entre a amostra e o hiperplano, conforme mostrado na Figura 24.

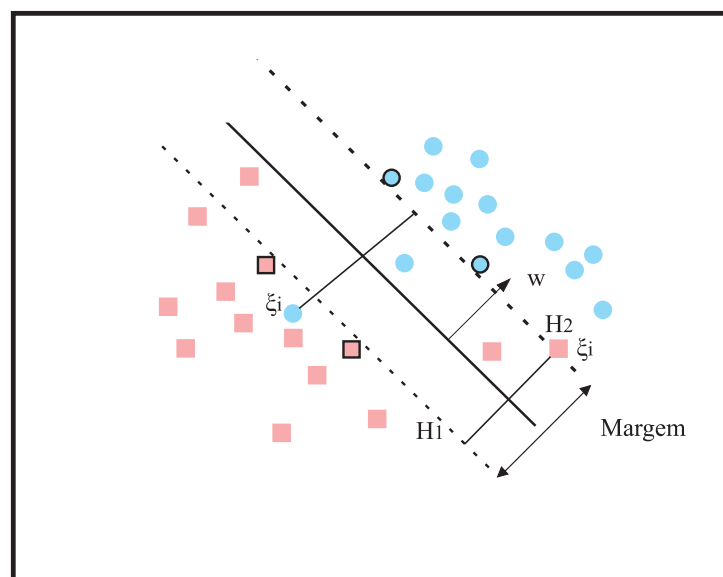


Figura 24 – SVM com margens flexíveis.
Fonte: Autoria própria.

A margem para esses casos pode assumir um valor muito elevado e, portanto, é necessário ponderar os erros de classificação por uma constante de regularização C , que é adicionada ao problema de otimização, definindo um peso na minimização da soma das folgas ou erros, conforme formulado na equação (15).

$$\frac{1}{2}\|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad , \text{ sujeito a} \quad (15)$$

$$\begin{cases} x_i \cdot w + b \geq +1 - \xi_i, & \forall y_i = +1 \\ x_i \cdot w + b \leq -1 + \xi_i, & \forall y_i = -1 \\ \xi_i \geq 0. \end{cases}$$

A constante C controla os erros da classificação. Baixos valores de C admitem que muitas amostras possam ser classificadas com erros, gerando uma função de classificação mais suave. Os valores altos de C tornam a função menos suave, permitindo menos amostras classificadas erroneamente e atribuem menor peso à margem do hiperplano. A constante C pode ser interpretada como um parâmetro de penalização. O parâmetro C é definido pelo usuário, geralmente determinado empregando técnicas de validação cruzada baseadas no conjunto de dados de treinamento.

Mesmo com o problema linear otimizado para aceitar erros de classificação, uma grande parcela dos problemas reais não é linear. Dessa forma, uma transformação é aplicada aos dados do conjunto de entrada do ajuste de uma função não linear.

3.3.3 SVM Não Lineares

Mesmo em um problema não linear, a função objetiva da SVM ainda é a mesma, com o objetivo de encontrar um hiperplano de máxima separação entre as classes. Para permitir superfícies de decisões mais gerais, as SVMs utilizam funções de *kernel* k , que são representadas de acordo com a equação (16),

$$k(x_i, x_j) = \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle, \quad (16)$$

permitindo computar o valor do produto interno no hiperplano H sem precisar, explicitamente, computar o mapa de características Φ .

As funções de *kernel* têm a função de transformar não linearmente os dados no espaço de entrada em um espaço de maior dimensão chamado espaço de características

usando o mapeamento $\Phi : x_i \rightarrow \Phi(x_i)$, onde é possível fazer uma separação linear (SMOLA; SCHOLKOPF, 2004). A Figura 25 apresenta um mapeamento de um espaço de entrada linearmente inseparável, para um espaço de características de maior dimensão, onde os dados podem ser separados linearmente.

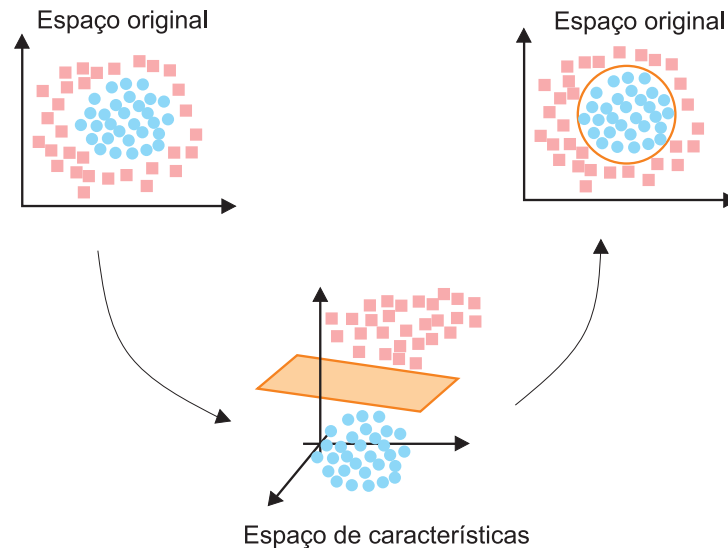


Figura 25 – Mapeamento do espaço de entrada via função *kernel*.
Fonte: Autoria própria.

Para problemas não lineares uma transformação dimensional é aplicada aos dados de entrada. Essa transformação é baseada no teorema de Cover, proposto em 1965. O teorema de Cover caracteriza o número de possíveis separações lineares de m pontos em diversas posições em um espaço N dimensional.

O teorema de Cover fundamenta que um problema completo de classificação de padrões tem uma maior probabilidade de ser separável linearmente em um espaço de alta dimensão do que em um espaço de baixa dimensão (HAYKIN, 1999).

Agora, o hiperplano de margem máxima é definido como uma função linear de vetores do espaço de características e não do espaço de entrada original. Vapnik (1999b) observou que para a construção do hiperplano de margem máxima no espaço de características não é necessário considerar tal espaço de forma explícita, e sim, apenas calcular os produtos internos entre os SVs e os vetores do espaço de características.

A transformação de dimensionalidade é feita pela aplicação de uma função *kernel* não linear. Com a aplicação da função *kernel* as amostras mapeadas possuem novas dimensões, que são funções das amostras originais (SCHOLKOPF *et al.*, 1997). A Ta-

bela 1 apresenta alguns dos *kernels* mais empregados na prática. Cada um deles possui hiperparâmetros, que devem ser determinados pelo usuário.

Tabela 1 – Funções de *kernel* mais comuns.

Tipo de <i>kernel</i>	Função $k(x_i, y_i)$	Hiperparâmetros
Linear	$\langle x_i, x_j \rangle$	
Polinomial	$(k\langle x_i, x_j \rangle + \Theta)^d$	k, Θ , d
Gaussiano (RBF)	$\exp(-\gamma \ x_i - x_j\ ^2)$	γ
Sigmoidal	$\tan(k\langle x_i, x_j \rangle + \Theta)$	k, Θ

3.3.4 Seleção de Parâmetros

A capacidade de generalização de um sistema baseado em ML consiste na sua habilidade de prever adequadamente os padrões de amostras que não foram usadas para treinar o classificador. Tal habilidade está diretamente interligada à execução da etapa de treinamento, que pode utilizar funções que melhoram ou pioram conforme os dados de entrada desse classificador.

Em relação a SVM, o seu desempenho está relacionado à seleção de seus parâmetros. O uso de diferentes funções de *kernel* permitem a construção de classificadores com superfícies de decisão distintas, que possuem complexidade e quantidade de erros determinadas pelo valor da constante C (BOSER *et al.*, 1992). Assim, a definição do hiperplano e a capacidade de generalização da SVM são dependentes de C , do tipo de *kernel* usado e seus respectivos parâmetros. Caso essas variáveis sejam selecionadas de forma inadequada, podem ocorrer fenômenos indesejados como, por exemplo, *overfitting* e *underfitting*. Tais fenômenos afetam a acurácia da classificação e o tempo de treinamento da SVM (WANG *et al.*, 2014).

O *overfitting* é o ajuste excessivo do algoritmo aos dados de treinamento. A função de decisão aplicada ao sistema é muito flexível, capaz de se adaptar até mesmo aos ruídos dos padrões de entrada. Dessa forma, como a SVM está demasiadamente ajustada ao conjunto de treinamento, o classificador não é capaz de prever corretamente as saídas do conjunto de teste, perdendo a capacidade de generalização. Além disso, a ocorrência de *overfitting* na SVM impacta na quantidade de SV do problema, apresentando um valor de SVs que se aproximam ou até mesmo se igualam ao número de amostras do conjunto de treinamento. Baixos valores de SVs refletem em uma melhor generalização

dos dados. Já o *underfitting* ocorre quando a função escolhida é muito rígida e simples, com flexibilidade insuficiente para aprender as informações essenciais do conjunto de treinamento. Isso resulta em uma acurácia baixa tanto no treinamento quanto no teste da SVM. A Figura 26 ilustra-se as situações de *overfitting*, *underfitting* e uma função de decisão com boa capacidade de generalização.

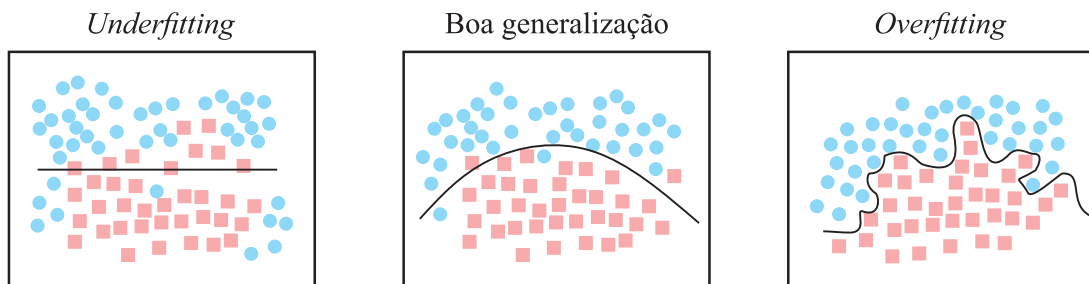


Figura 26 – Generalização da SVM com diferentes hiperplanos.

Fonte: Autoria própria.

3.3.4.1 Preferência pelo *kernel* Gaussiano

O *kernel* mais utilizado nos classificadores SVM para solução de problemas reais é o Gaussiano (RBF), em virtude do seu amplo domínio de convergência e vasta gama de aplicações (PANG *et al.*, 2011). Por esse motivo, no que diz respeito a seleção de parâmetros da SVM, geralmente o usuário limita-se a se preocupar com a definição dos valores adequados da constante de regularização C e do hiperparâmetro γ , referente ao *kernel* RBF.

Comumente, os usuários já partem do princípio de que o *kernel* RBF será utilizado. Alguns dos motivos que levam a essa afirmação são: o *kernel* RBF, diferentemente do linear, é capaz de lidar com dados não linearmente separáveis (KEERTHI; LIN, 2003). O *kernel* sigmoidal para alguns valores de hiperparâmetros é semelhante ao RBF. Entretanto, para outros valores ele não é válido, pois não consiste em um produto interno de dois vetores (VAPNIK, 1999a). Outro ponto é que o número de hiperparâmetros internos dos *kernels* aumenta a complexidade da seleção de modelos e, diante disso, o RBF tem a vantagem de necessitar de apenas um hiperparâmetro (HSU *et al.*, 2003). Além disso, o *kernel* polinomial apresenta maiores dificuldades numéricas que o RBF, visto que o seu valor pode tender a infinito ou a zero quando seu grau é muito elevado.

Após a definição do *kernel*, é necessário determinar a constante de regularização C , e os hiperparâmetros referentes ao *kernel* escolhido. Existem diversas técnicas que

otimizam a seleção dessas variáveis. Entretanto, serão explanadas apenas as técnicas usadas para desenvolvimento deste trabalho: busca em grade (*grid search*) e validação cruzada (CV) *k-fold* (*k-fold cross validation*).

3.3.4.2 Busca em grade

Considerando a função de *kernel* RBF, a busca em grade objetiva encontrar o par de parâmetros ótimos da SVM: constante de regularização C e γ , em uma grade, conforme a Figura 27 apresenta. A busca em grade de hiperparâmetros realiza uma busca exaustiva pela melhor combinação de hiperparâmetros e retorna aqueles que apresentaram o menor erro de validação. Para cada hiperparâmetro, é definido o intervalo que será explorado e, então, um produto cartesiano de cada intervalo, para cada hiperparâmetro é feito e todos eles são explorados (CHANG; LIN, 2007).

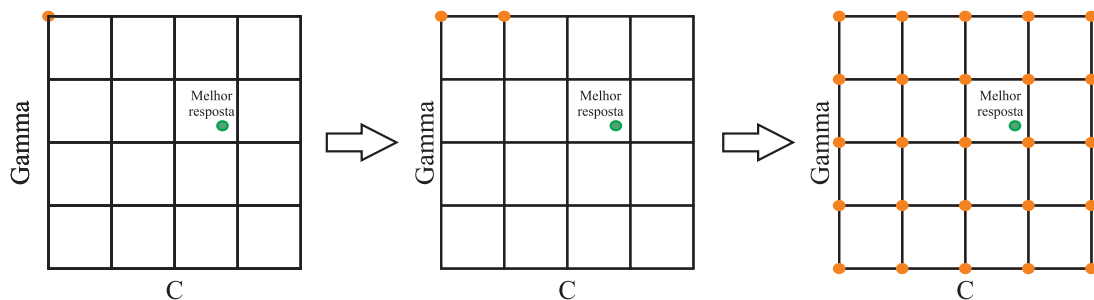


Figura 27 – Representação da técnica busca em grade.

Fonte: Autoria própria.

A busca em grade pode ser melhorada utilizando a técnica de validação cruzada em conjunto. Essa combinação é capaz de aprimorar a habilidade de generalização da SVM.

3.3.4.3 Validação cruzada *k-fold*

Os procedimentos de validação dos algoritmos de ML são indispensáveis para a compreensão dos algoritmos implementados e dos testes realizados. Eles são usados para auxiliar na seleção de um modelo de treinamento, bem como na avaliação do seu desempenho.

Quando o classificador é treinado utilizando todos os dados disponíveis, o erro do sistema não refletirá o erro real do classificador. Durante o treinamento, é possível que

o erro seja muito baixo e, conseqüentemente, aparentar ser um classificador adequado. Entretanto, quando novos dados forem classificados, que não foram aprendidos pelo modelo, a SVM apresentará uma alta taxa de erros (KOHAVI *et al.*, 1995). Para obter um valor de erro mais próximo do real, é necessário que o conjunto de dados seja dividido em conjuntos menores, mutuamente exclusivos, conhecidos como conjuntos de treinamento e de teste. Desse modo, o erro pode ser calculado com base na classificação dos dados que não foram usados na validação, apresentando uma estimativa real da SVM (DIAMANTIDIS *et al.*, 2000; SYARIF *et al.*, 2016).

O objetivo da validação cruzada é criar um conjunto de teste ainda na etapa de treinamento do classificador. Tal conjunto é formado por dados considerados de validação e faz com que observações distintas sejam testadas contra o modelo de treinamento que está sendo criado. Na técnica conhecida como *k-fold*, são criados de forma aleatória *k* subconjuntos exclusivos, de mesmo tamanho, sendo que um desses subconjuntos é separado para validação do modelo enquanto que os outros são usados para realizar o treinamento do mesmo. Após o treinamento do modelo, o subconjunto de validação é aplicado a ele e um percentual de erro é apresentado (KOHAVI *et al.*, 1995). Esse processo é repetido de modo que todos os subconjuntos sejam usados para validar o modelo, conforme mostrado na Figura 28.

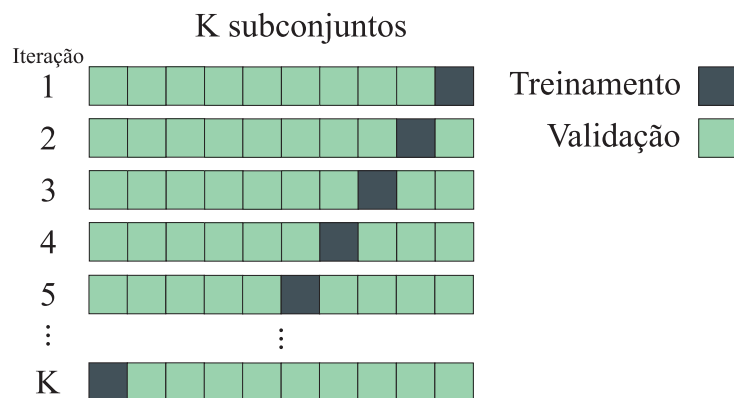


Figura 28 – *K-fold Cross Validation*.

Fonte: Autoria própria.

3.4 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS

A PCA é um método estatístico, descrito inicialmente por Pearson (1901) e aperfeiçoada por Hotelling (1933), que transforma as variáveis originais correlacionadas em um novo conjunto de variáveis não correlacionadas por meio de combinações lineares

dos membros do conjunto original, chamadas de componentes principais (JOLLIFFE; CADIMA, 2016). Esse procedimento é realizado de forma que a máxima variância seja preservada (HAYKIN, 1998).

Os componentes principais são estimados com o intuito de preservar, em ordem de estimação, a maior quantidade possível de informação em termos da variação total contida nos dados originais. Cada componente principal é uma combinação linear entre todas as variáveis originais (JOLLIFFE; CADIMA, 2016).

A implementação da PCA inicia com o cálculo dos autovalores e seus correspondentes autovetores de uma matriz de variância-covariância. O primeiro autovalor determinado corresponde à maior porcentagem de variabilidade total e assim por sucessivamente. Os autovetores correspondem aos componentes principais, são conjuntos de valores que representam a importância de cada variável em relação a cada componente principal (JOLLIFFE; CADIMA, 2016; HAYKIN, 1998).

Caso um autovetor possua um autovalor grande, significa que este fica em uma direção em que há uma grande variância dos padrões. Tal fato é relevante para a classificação, visto que é mais simples diferenciar os padrões se baseando em vetores que não são correlacionados e capazes de apontar para a direção da maior variância dos dados (AWAD; KHANNA, 2015).

De acordo com Johnson *et al.* (2014), a PCA é uma técnica útil para se atingir um resultado final do que um resultado por si só. Uma aplicação da PCA difundida é para a redução de dimensionalidade de um conjunto de dados muito grande transformando-o em um conjunto de dados menor, constituído pelas componentes principais, preservando a maior parte da variância original.

4 METODOLOGIA

Este capítulo descreve a metodologia utilizada para obtenção dos resultados experimentais. A metodologia é dividida em etapas, as quais estão apresentadas esquematicamente na Figura 29. Após definir a localização das falhas nos rolamentos, os sinais da deformação dinâmica são coletados utilizando uma FBG instalada no MIT. Esses sinais são pré-processados e então com auxílio de duas técnicas de extração de características a dimensionalidade do conjunto de dados inicial é reduzida, formando dois conjuntos de características distintos. Esses conjuntos são utilizados como entrada dos classificadores. Cada uma das etapas realizadas é descrita a seguir.

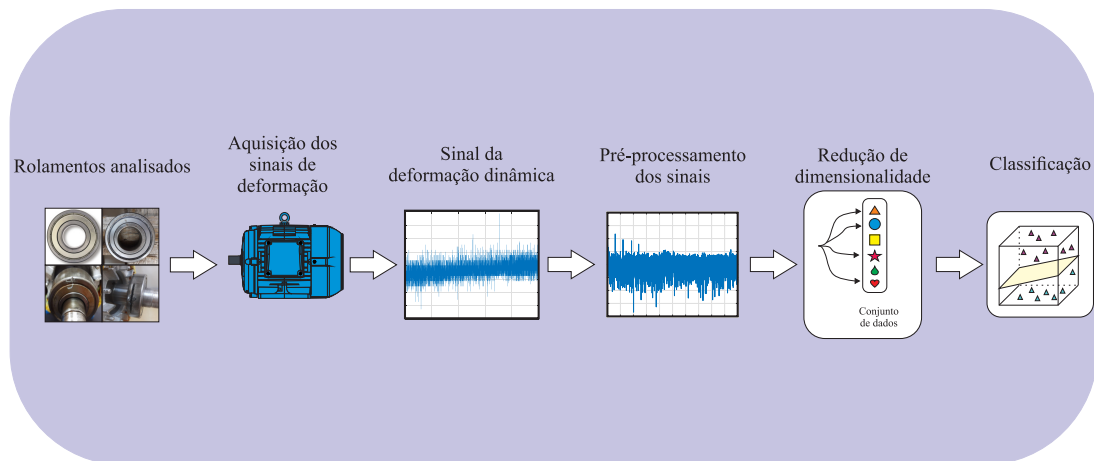


Figura 29 – Diagrama da organização da metodologia aplicada.

Fonte: A autoria própria.

4.1 INSERÇÃO DE FALHAS NOS ROLAMENTOS

Neste estudo foram utilizados rolamentos rígidos de esferas com dupla blindagem de aço, modelo 6308-2Z, instalados na extremidade frontal do motor de indução, no lado de acionamento do motor. As características geométricas do rolamento são descritas na Tabela 2.

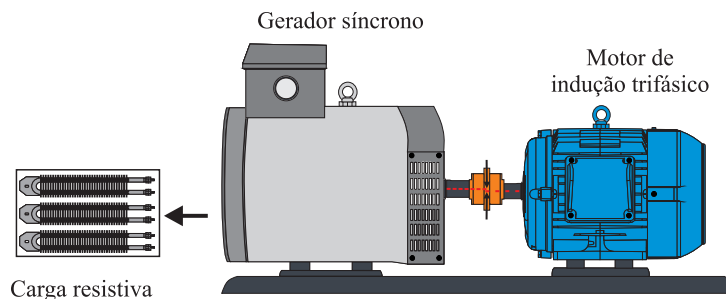
Foram consideradas quatro condições de rolamento: sem falha, falha em estágio inicial, falha intermediária e falha grave, quando o rolamento está próximo do fim de sua vida útil. As três falhas analisadas estão localizadas na pista externa dos rolamentos. A partir disso, é possível analisar e comparar o comportamento dos sinais de deformação

Tabela 2 – Geometria do Rolamento.

Variável	Valor
Diâmetro da esfera [d]	15.08 mm
Diâmetro da pista interna [D_i]	40 mm
Diâmetro da pista externa [D_e]	90 mm
Diâmetro primitivo [D]	65 mm
Número de esferas [Z]	8
Ângulo de contato [β]	0°

dinâmica para diferentes níveis de uma mesma falha. A Figura 31 apresenta as três falhas inseridas nos rolamentos.

A falha em estágio inicial foi causada após o uso do MIT acoplado mecanicamente a um gerador síncrono monofásico com os eixos levemente desalinhados. A Figura 30 apresenta um esquemático da bancada com o MIT e o gerador acoplados mecanicamente. O gerador alimentou uma carga resistiva, que equivale a uma potência de 40% da carga nominal do motor. Como essa falha foi causada durante a operação do motor, o rolamento não apresenta danos visíveis, exceto por leves marcas de contato na pista externa e na blindagem do rolamento, conforme mostrado na Figura 31(a).

**Figura 30 – MIT e gerador acoplados com leve desalinhamento nos eixos.**

Fonte: Autoria própria.

Como a falha em estágio inicial ocorreu devido à operação do MIT, decidiu-se inserir artificialmente outras duas falhas nas pistas externas de dois rolamentos para simular a deterioração da primeira falha. Tais deteriorações podem ocorrer como mostrado na ISO 15243:2004 (ISO, 2004). Além disso, a operação de longo prazo do MIT com desalinhamento do eixo pode danificar não apenas o rolamento, mas também outras partes da máquina, levando à sua falha total.

A falha intermediária foi induzida por abrasão na pista externa com auxílio de ferramenta rotativa com ponta abrasiva montada. Um desgaste foi induzido na pista externa do rolamento, conforme a Figura 31(b) apresenta. Por fim, a falha grave, mostrada na

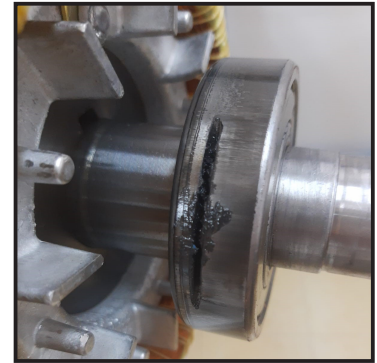
Figura 31(c), foi induzida com o auxílio de uma ferramenta manual de abrasão, produzindo um corte na pista externa a fim de representar uma falha crítica, em que o rolamento está próximo do fim de sua vida útil.



(a) Falha no estágio inicial.



(b) Falha intermediária.



(c) Falha severa.

Figura 31 – Falhas nas pistas externas dos rolamentos analisados.

4.2 ARRANJO EXPERIMENTAL

A Figura 32 apresenta o arranjo experimental usado para realização dos ensaios com o motor analisado. O motor é de indução trifásico tipo rotor gaiola de esquilo, modelo W22 *Premium* da WEG, com potência nominal de 10 cv e quatro polos, ligado em triângulo e operando a 220 V. Um inversor de frequência, modelo CFW500 da WEG, com potência de 10 cv é usado para acionar o motor.

A leitura do sensor FBG foi feita por um interrogador óptico modelo DI-410, fabricado pela HBM, o qual possui quatro canais de entrada e taxa de aquisição máxima de 1 kHz. Os dados do interrogador óptico são coletados com o *software* Catman Easy, também da HBM.

4.3 INSTALAÇÃO DA FBG NO MOTOR

O sensor FBG usado neste trabalho foi gravado em fibra óptica do tipo monomodo, usando um laser exímero (Xantos XS 500 - 193 nm-XS-L Coherent) com emissão pulsada de até 500 Hz e comprimento de onda de 193 nm. O período de máscara de fase usado é de 1060 nm, resultando em um comprimento de onda de Bragg centrado em 1533 nm, com uma refletividade de 75%. A gravação foi realizada no Laboratório Multiusuário de Fotônica (Multi-Foton) da UTFPR Campus Curitiba. O sensor foi instalado dentro da

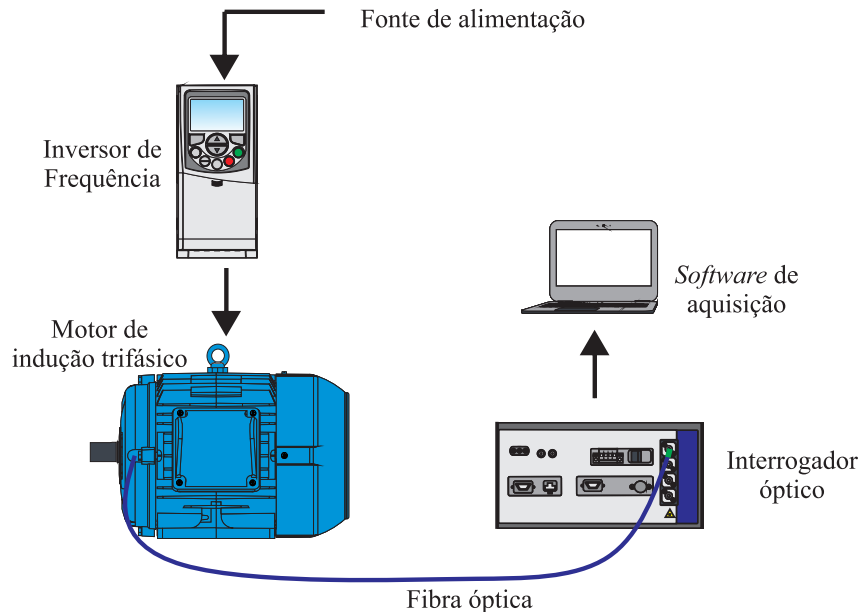


Figura 32 – Arranjo experimental.

Fonte: Autoria própria.

tampa do motor, como mostrado em Figura 33. O processo de instalação do sensor é feito seguindo os seguintes passos:

1. Primeiramente, a parte da superfície da tampa em que o sensor será instalado é lixada.
2. Em seguida, um algodão embebido com acetona é utilizado para limpar e desengordurar o local da instalação da FBG.
3. Após a superfície estar limpa, o processo de colagem da FBG é iniciado. A fim de garantir o posicionamento correto do sensor, o mesmo é fixado na tampa com o auxílio de fita adesiva e então aplica-se uma gota de cianoacrilato em uma de suas extremidades.
4. Após a secagem da cola, a FBG é levemente tracionada pela outra extremidade da fibra, com uma variação equivalente a 0,1 nm.
5. Na sequência, a outra extremidade da fibra é colada com cianoacrilato e a FBG é tracionada novamente.
6. O excesso da cola é removido utilizando uma fita composta por filme de acetato de celulose e adesivo acrílico, com o nome comercial "fita mágica", fabricado pela Companhia 3M.

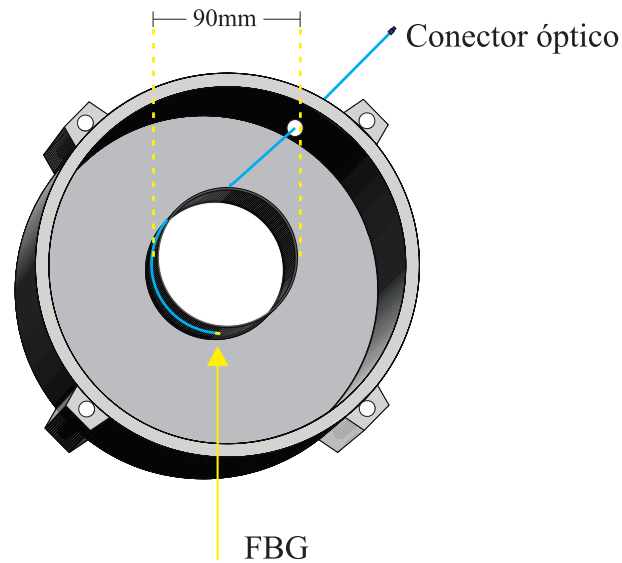


Figura 33 – Representação da posição do sensor FBG instalado.

Fonte: Autoria própria.

O tracionamento da FBG é necessário para garantir que a FBG não sofra flambagem e continue sendo sensível tanto à tração quanto à compressão mecânica, visto que para a situação de compressão, a fibra de sílica é 23 vezes mais forte do que sob a tração (BALL; MOREY, 1994).

4.4 CRIAÇÃO DO CONJUNTO DE DADOS

Os ensaios foram realizados com o MIT operando a vazio, com diferentes frequências de alimentação. O inversor de frequência foi usado para acionar e alterar a frequência de operação do motor. As frequências de alimentação ensaiadas variaram em 1 Hz por vez, de 20 Hz até 66 Hz, resultando em 47 frequências de alimentação diferentes. Esses valores foram utilizados devido à configuração do inversor, que limita a frequência máxima em 66 Hz.

O banco de dados foi criado a partir dos sinais coletados nos ensaios experimentais do MIT operando com o rolamento em condições saudáveis e com três diferentes níveis de falhas na pista externa. Os sinais da deformação dinâmica do motor foram coletados a partir da FBG instalada na tampa do motor foram coletados os sinais da deformação dinâmica do motor para cada uma das frequências de alimentação consideradas.

Para cada um dos quatro rolamentos analisados, foram coletados 30 sinais com duração de 10 segundos cada, para as 47 frequências de alimentação ensaiadas. Assim, para

cada rolamento foram amostrados 1410 sinais de deformação dinâmica do motor. Portanto, o conjunto de dados obtido contém 5640 sinais de deformação dinâmica do motor.

4.5 PRÉ-PROCESSAMENTO DOS SINAIS

Os dados são coletados no domínio do tempo. Entretanto, as informações de interesse para determinar a classificação das falhas nos rolamentos são encontradas no domínio da frequência. Para realizar a transformação do sinal no domínio do tempo para o domínio da frequência utilizou-se a FFT calculada utilizando a biblioteca `numpy.fft` no ambiente de desenvolvimento integrado Pycharm. A partir da FFT é possível obter uma estimativa da PSD de cada um dos sinais coletados. A PSD é uma indicação da energia de um sinal que pode estar associada à uma determinada frequência (HOWARD, 1994).

Os espectros de frequências dos sinais da deformação dinâmica do motor apresentam frequências características das forças atuantes no motor bem como a frequência característica da falha existente. Para facilitar e garantir que a detecção e classificação das falhas sejam feitas com o mínimo de erros possível, o conjunto de dados obtido em laboratório foi utilizado para treinar e testar um classificador SVM. O conjunto de dados é formado pelos espectros de frequência de cada sinal adquirido, formando uma matriz com dimensões 5640×5001 .

O conjunto de dados original foi dividido em dois grupos: de treinamento e de teste. O conjunto de treinamento é composto por 80% do conjunto original, enquanto que o conjunto de teste é formado pelo 20% restantes. O número de amostras de cada um dos conjuntos é apresentado na Tabela 3. Para otimizar o treinamento da SVM é interessante realizar a redução de dimensionalidade do conjunto de dados original de modo que o processamento dos sinais seja reduzido e facilitado. Um esquemático do processo de classificação é apresentado na Figura 34.

Tabela 3 – Número de amostras dos conjuntos de teste e treinamento.

Conjunto	Amostras
Original	5640
Teste	4512
Treino	1128

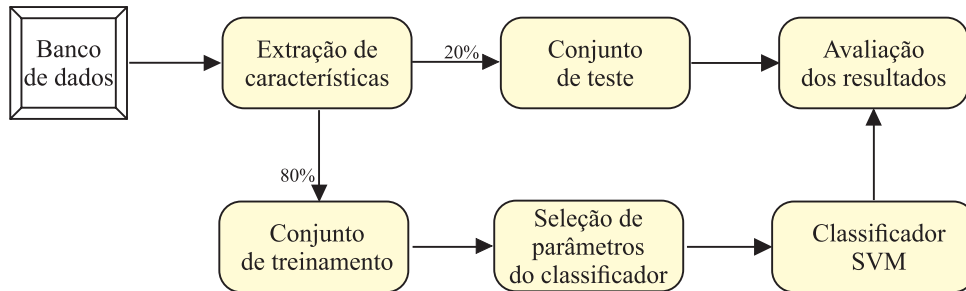


Figura 34 – Esquemático do processo de classificação.

Fonte: Autoria própria.

4.6 EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

A redução de dimensionalidade engloba uma família de técnicas de aprendizado de máquina chamadas *extração de características*. As técnicas de extração de características são úteis para converter as características originais em um conjunto de dados novo e de menor dimensão, preservando as informações relevantes. Este trabalho utilizou dois métodos de extração de características para reduzir a dimensionalidade: selecionar os quatro maiores picos de cada espectro de frequência e a PCA.

O primeiro conjunto de dados resultante é formado pelas frequências e magnitudes referentes aos quatro maiores picos das PSDs que compõem o conjunto de dados inicial. Dessa forma, foi possível reduzir a dimensão inicial do conjunto de dados para 5640×8 .

A segunda técnica de redução de dimensionalidade utilizada é a PCA. Como a PCA é bastante sensível às variâncias dos dados iniciais, é necessário realizar a padronização do intervalo das variáveis iniciais, de modo que a contribuição de cada uma delas para a análise seja equivalente. Para garantir isso, é necessário padronizar a matriz de dados inicial X , em que cada amostra x_{ij} é centrada em um valor médio 0 e dividida pelo desvio padrão s_j das n observações da variável j conforme apresentado na equação (17) (JOLLIFFE; CADIMA, 2016),

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j}. \quad (17)$$

O conjunto de dados padronizado é usado como entrada para o PCA. O número de componentes principais foi determinado usando as técnicas de busca em grade e validação cruzada *k-fold*. O PCA foi processado com base na biblioteca `scikit-learn` (PEDREGOSA *et al.*, 2011). Essas técnicas são usadas apenas no conjunto de treinamento. Como resultado, a dimensão inicial do conjunto de dados foi reduzida para 5640×10 .

4.7 CLASSIFICADORES SVM

Os classificadores SVM foram treinados e testados usando a biblioteca `scikit-learn` (PEDREGOSA *et al.*, 2011), que é baseada em `LibSVM` (CHANG; LIN, 2011). Antes do treinamento da SVM é necessário definir o *kernel* adequado. Para isso, foram utilizadas as técnicas busca em grade e validação cruzada *k-fold*, com conjunto de teste independente. Os *kernels* testados foram: linear, polinomial, RBF e sigmóide.

Para os dois conjuntos de dados analisados, o *kernel* que se mostrou melhor foi o RBF. Além de precisar definir a constante C , o *kernel* RBF necessita da definição do hiperparâmetro γ . A definição desses hiperparâmetros foi otimizada com as técnicas busca em grade e validação cruzada *k-fold*. O intervalo de valores testados para os dois parâmetros é apresentado na Tabela 4. Os valores encontrados dos hiperparâmetros para os dois conjuntos de dados são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4 – Faixa de valores para definição dos hiperparâmetros da SVM.

Parâmetro	Valor mínimo	Valor máximo
C	10	5000
γ	0.0001	1

O desempenho dos hiperparâmetros selecionados e do modelo treinado são então medidos por um conjunto de teste independente, que não foi usado durante a etapa de treinamento do modelo nem na otimização do modelo.

4.8 ENSAIOS DO MIT OPERANDO COM CARGA E ROLAMENTO COM FALHA NO ESTÁGIO INICIAL

Com o intuito de analisar o comportamento da FBG e dos classificadores SVM para detecção e diagnóstico de falhas em rolamentos quando o MIT é operado com carga, foram realizados ensaios apenas para o rolamento com falha no estágio inicial. Optou-se por utilizar apenas essa condição de falha pois, geralmente, os sinais característicos referentes a essas falhas não são tão evidentes ou podem ser ofuscados por outras fontes de vibrações da própria operação do motor.

Para produzir carga ao motor, utilizou-se um gerador síncrono monofásico, conectado a um banco de cargas resistivas, composto por resistências aletadas de 500 W

e aproximadamente 30Ω cada uma. Foram consideradas quatro cargas para os ensaios, conforme descrito na Tabela 5.

Durante a realização desses ensaios foi necessário instalar uma nova FBG na tampa do motor, com um comprimento de onda de 1540 nm. A substituição do sensor não prejudicou o desempenho do sistema de detecção de falhas. Na verdade, essa substituição foi capaz de demonstrar a repetibilidade do sensor FBG.

Tabela 5 – Cargas utilizadas nos ensaios do MIT.

	Velocidade [rpm]	% Carga nominal
Carga 1	1793	10 %
Carga 2	1790	20 %
Carga 3	1787	36 %
Carga 4	1784	48 %

Os ensaios foram realizados com frequência de alimentação de 60 Hz e para cada uma das cargas utilizadas, foram coletados 30 sinais com duração de 10 segundos. Os sinais medidos foram processados utilizando os mesmos métodos dos ensaios anteriores: foram transformados para o domínio da frequência utilizando a FFT e em seguida a PSD foi calculada.

Novamente, foram usadas as duas técnicas de extração de características para redução de dimensionalidade, foram extraídos os quatro maiores picos de cada PSD e suas respectivas amplitudes e foi aplicada a PCA, com um número de componentes principais igual a dez.

Os dois conjuntos de dados obtidos dos ensaios do MIT operando sob carga foram adicionados aos conjuntos de dados originais, que contém os sinais de deformação do motor operando a vazio. Esses conjuntos de dados foram separados novamente em 80% para treinamento e 20% para o conjunto de teste. O número de amostras de cada um dos conjuntos é mostrado na Tabela 6.

Tabela 6 – Número de amostras dos conjuntos de teste e treinamento.

Conjunto	Amostras
Original	5760
Teste	4608
Treino	1152

Antes de treinar os classificadores, o *kernel* adequado para cada uma das SVMs foi determinado a partir técnicas busca em grade e validação cruzada *k-fold*, conjunto de

teste independente. Novamente, o *kernel* RBF foi escolhido. Os dois hiperparâmetros C e γ também foram otimizados usando técnicas busca em grade e validação cruzada *k-fold*. Os intervalos de parâmetros considerados estão mostrados na Tabela 7.

Tabela 7 – Faixa de valores para definição dos hiperparâmetros da SVM.

Parâmetro	Valor mínimo	Valor máximo
C	10	5000
γ	0.0001	1

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo são descritos os principais resultados obtidos utilizando dois classificadores supervisionados SVMs, treinados a partir de informações extraídas dos sinais da deformação dinâmica do MIT a partir da FBG.

No contexto deste trabalho, a abordagem proposta foi utilizada para a detecção e diagnóstico de falhas em rolamentos de MITs. O termo detecção é o ato de descobrir a falha no rolamento enquanto que o diagnóstico é o ato de indicar a localização da falha e também o grau de severidade da mesma.

Durante o seu funcionamento, o motor apresenta perdas, como perdas magnéticas e por efeito Joule, aumentando a temperatura do motor. Esse aumento de temperatura é detectado pelas FBGs dentro do motor (SOUSA *et al.*, 2013). Entretanto, a excitação devido à temperatura no motor é mais do que a excitação devido à deformação mecânica. Então, quando o sinal medido pela FBG é analisado no domínio da frequência, a variação da temperatura terá uma componente de frequência próximo a 0 Hz, enquanto que as componentes de deformação referentes a localização da falha no rolamento dependem da geometria do rolamento e da velocidade de rotação do eixo. Dessa forma, o aumento da temperatura no motor não irá interferir na identificação da falha, embora esse parâmetro também altere o valor de λ_B .

5.1 ENSAIOS DO MIT OPERANDO A VAZIO

Como o motor foi operado em 47 diferentes frequências de alimentação e com quatro rolamentos diferentes, fica inviável e repetitivo apresentar todos os espectros de frequência obtidos. Diante disto, com o intuito de demonstrar a diferença entre os espectros para as quatro condições de rolamento analisadas, serão apresentados os espectros de três frequências de alimentação diferentes: 30 Hz, 50 Hz e 60 Hz. A Tabela 8 apresenta as f_{BPO} calculadas para essas três frequências de alimentação. Os valores foram obtidos utilizando as equações (4) e (6) e os dados apresentados na Tabela 2.

Tabela 8 – Frequências características da falha na pista externa do rolamento 6203-2Z.

f [Hz]	f_r [Hz]	f_{BPO} [Hz]
30	15	46,08
50	25	76,80
60	30	92,16

As Figuras 35 e 36 apresentam os espectros de frequência do motor operando a vazio com uma frequência de alimentação de 30 Hz. Na Figura 35(a) os picos presentes no espectro de frequência se referem às frequências naturais do motor. As componentes de frequência que aparecem no espectro são a frequência de rotação do eixo do motor $f_r = 14,99$ Hz, a frequência da fonte de alimentação $f = 29,99$ Hz e o segundo harmônico de $f = 59,99$ Hz. Conforme esperado, não há evidências de falhas no rolamento. Na Figura 35(b), o espectro de frequência do rolamento com a falha no estágio inicial é apresentado. Novamente, as frequências naturais do motor f_r e f são observadas. Além disso, a componente $f_{BPO} = 46,29$ Hz também é percebida.

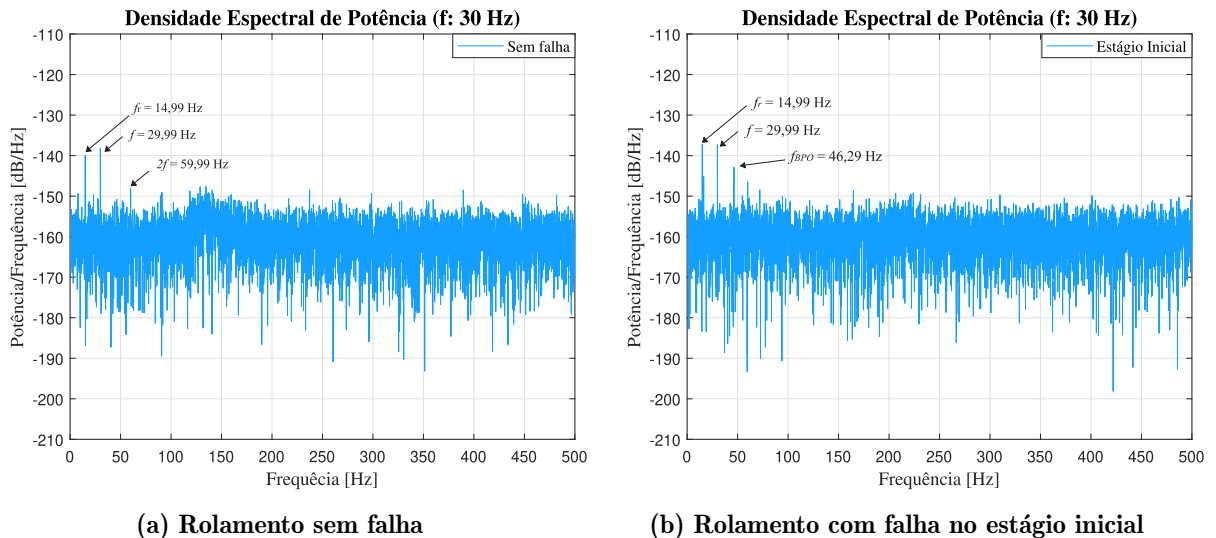


Figura 35 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 30Hz.

Fonte: Autoria própria.

Já na Figura 36(a) é possível observar que há um aumento de ruído e vibração do MIT com o rolamento com a falha intermediária. Nesse caso, além das frequências f_r e f o espectro de frequência apresenta as componentes $2f - f_r = 44,99$ Hz, $2f = 59,99$ Hz e $2f + f_r = 74,99$ Hz que são combinações de frequências de forças magnéticas e mecânicas devido à excentricidade dinâmica do MIT (DORRELL *et al.*, 1997; SOUSA *et al.*, 2016). Nesse caso, componente $f_{BPO} = 46,29$ Hz apresenta uma maior amplitude

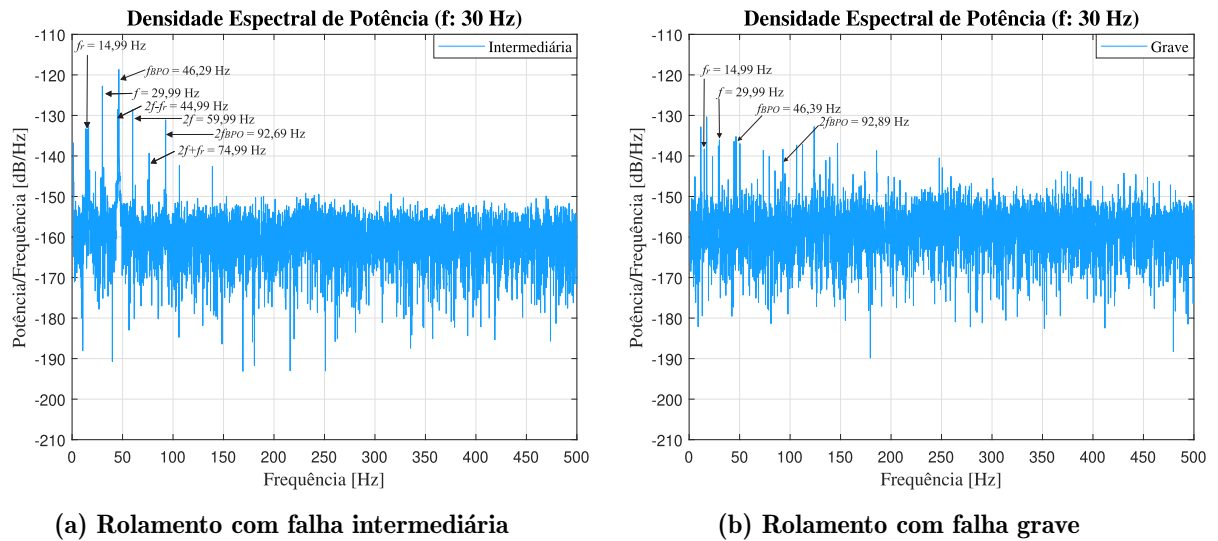


Figura 36 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 30Hz.

Fonte: A autoria própria.

quando comparada com a falha em estágio inicial. A componente de frequência $2f_{BPO} = 92,69$ Hz também é identificada.

Na Figura 36(b), em que a falha induzida no rolamento é a mais crítica, é possível ver que o espectro possui muitas componentes com amplitudes consideráveis por conta da vibração da máquina devido à severidade da falha no rolamento. Apenas as componentes f_r , f , f_{BPO} e $2f_{BPO}$ são detectadas. Caso esse espectro seja analisado apenas visualizando-o já é possível afirmar que existe uma falha no MIT. Entretanto, apenas com o conhecimento do valor de f_{BPO} é possível identificar que a falha é na pista externa do rolamento do motor. Comparando os quatro espectros, é possível perceber que, além da frequência característica que indica a presença de uma falha, conforme o grau de severidade da falha aumenta, outros picos surgem no espectro devido à vibração da máquina.

As Figuras 37 e 38 exibem os espectros de frequência do MIT operando a vazio com uma frequência de alimentação de 50 Hz. Na Figura 37(a) o espectro de frequência do rolamento sem falhas contém os picos $f_r = 24,99$ Hz, $f = 49,99$ Hz e $2f = 99,99$ Hz, referentes às frequências elétricas e mecânicas atuantes no MIT. O espectro de frequência do rolamento com a falha em estágio inicial pode ser visualizado na Figura 37(b). A componente $f_{BPO} = 77,19$ Hz surge no espectro, bem como f_r e f e $2f$.

O espectro de frequência referente à falha intermediária no rolamento apresenta a componente $f_{BPO} = 77,19$ Hz e seu respectivo harmônico $2f_{BPO}$. A componente referente à velocidade de rotação do eixo f_r e a componente da frequência de alimentação f são

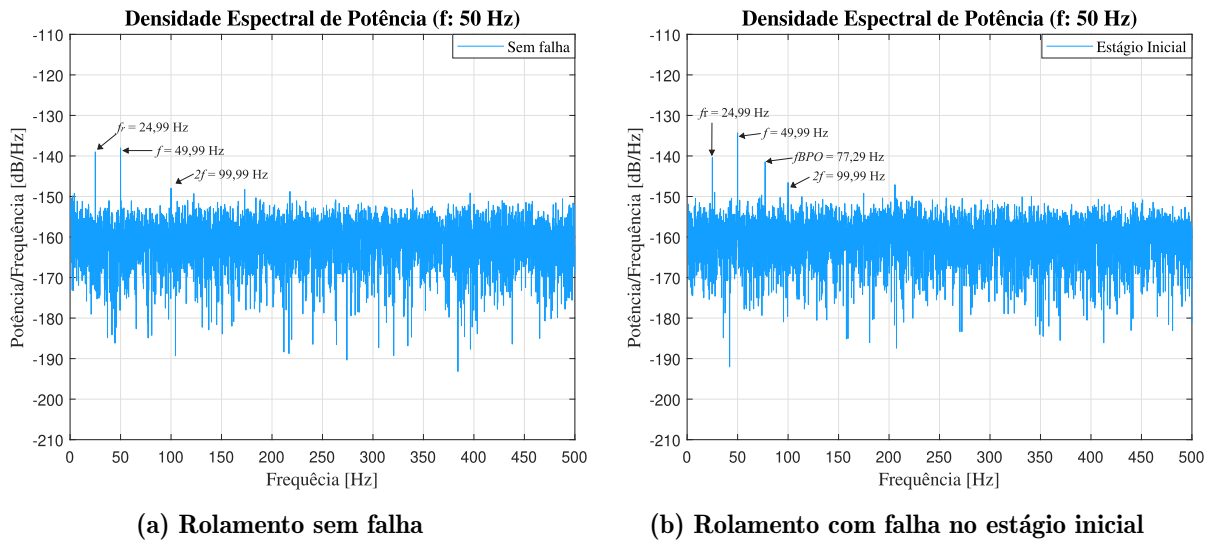


Figura 37 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 50Hz.

Fonte: Autoria própria.

vistas no espectro. Além disso, as componentes $2f - f_r$ e $2f$, relacionadas à excentricidade do motor são percebidas, conforme exibido na Figura 38(a).

No caso da falha mais severa, o espectro de frequência apresenta diversas componentes devido à vibração do motor. A Figura 38(b) mostra as componentes de falha f_{BPO} e $2f_{BPO}$ podem ser percebidas, além de f_r e f .

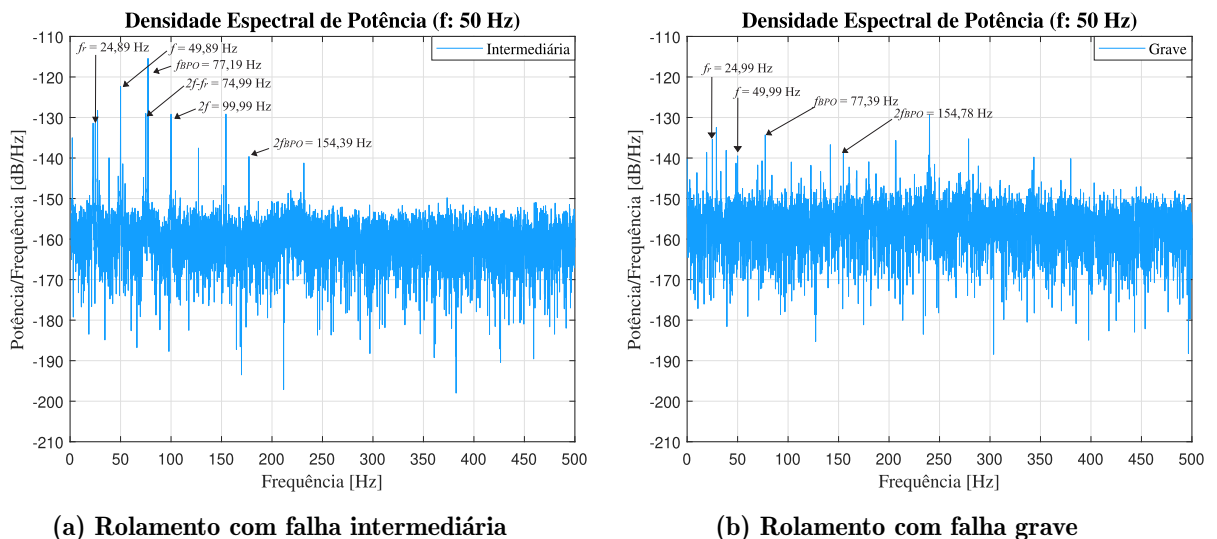


Figura 38 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 50Hz.

Fonte: Autoria própria.

Os espectros de frequência pertencentes ao motor operando a vazio com uma frequência de alimentação de 60 Hz são expostos nas Figuras 39 e 40. O padrão das componentes de frequência que surgem no espectro de cada condição de rolamento analisado se repete. Para o rolamento sem falha, apenas as componentes $f_r = 29,99$ Hz, $f = 59,99$ Hz

e $2f = 119,99$ Hz são observadas na Figura 39(a). O espectro mostrado na Figura 39(b) resultante da análise do rolamento com falha em estágio inicial apresenta as mesmas componentes referentes às frequências naturais do motor que o rolamento sem falha e também a componente de frequência $f_{BPO} = 92,59$ Hz.

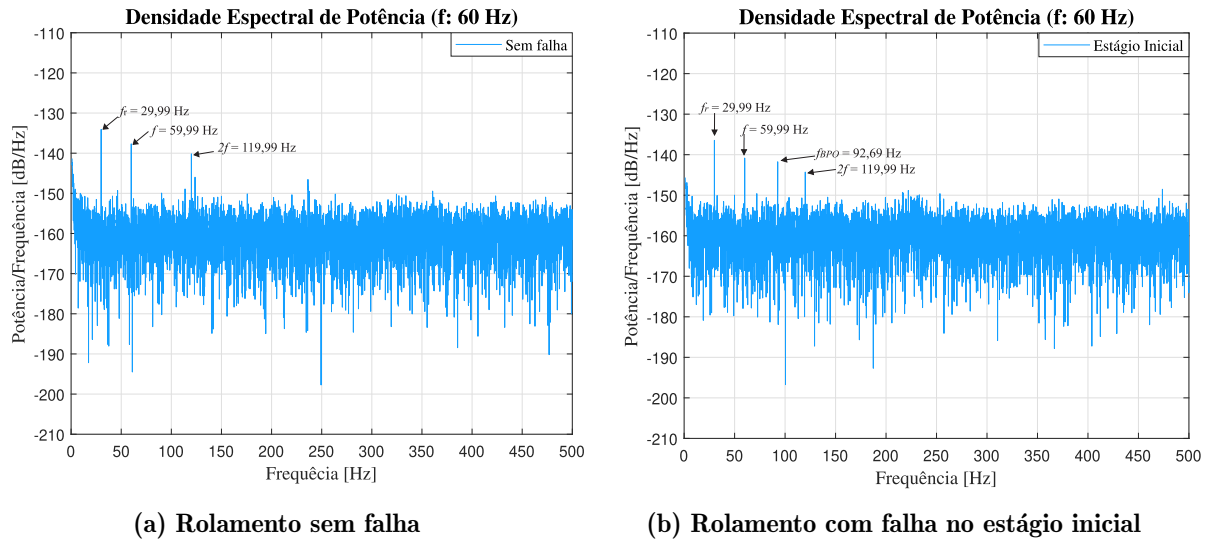


Figura 39 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 60Hz.

Fonte: Autoria própria.

A Figura 40(a), referente ao rolamento com falha intermediária, apresenta as componentes de falha f_{BPO} , $2f_{BPO}$ e $3f_{BPO}$ além das componentes f_r , f , $2f$ e $2f - f_r$, que dizem respeito às interações das forças mecânicas e eletromagnéticas do motor. O espectro da falha mais severa no rolamento, quando o motor é operado a 60 Hz apresenta as mesmas componentes, conforme exibido na Figura 40(b). No entanto, o espectro apresenta diversos picos relacionados a vibração da máquina.

Em relação ao desempenho da FBG como elemento sensor da deformação dinâmica do motor, é possível observar que mesmo nos casos mais graves das falhas, a vibração da máquina não prejudicou a detecção da frequência característica da falha. Inclusive, conforme a severidade da falha aumentava, a FBG foi capaz de detectar componentes de frequência relacionadas à excentricidade do motor, causada pelo próprio rolamento danificado.

A detecção é possível porque a FBG foi capaz de medir os sinais de deformação dinâmica do motor sem a interferência de vibrações externas e de outras partes do MIT, permitindo que os espectros de frequência são forneçam informações sobre a condição de

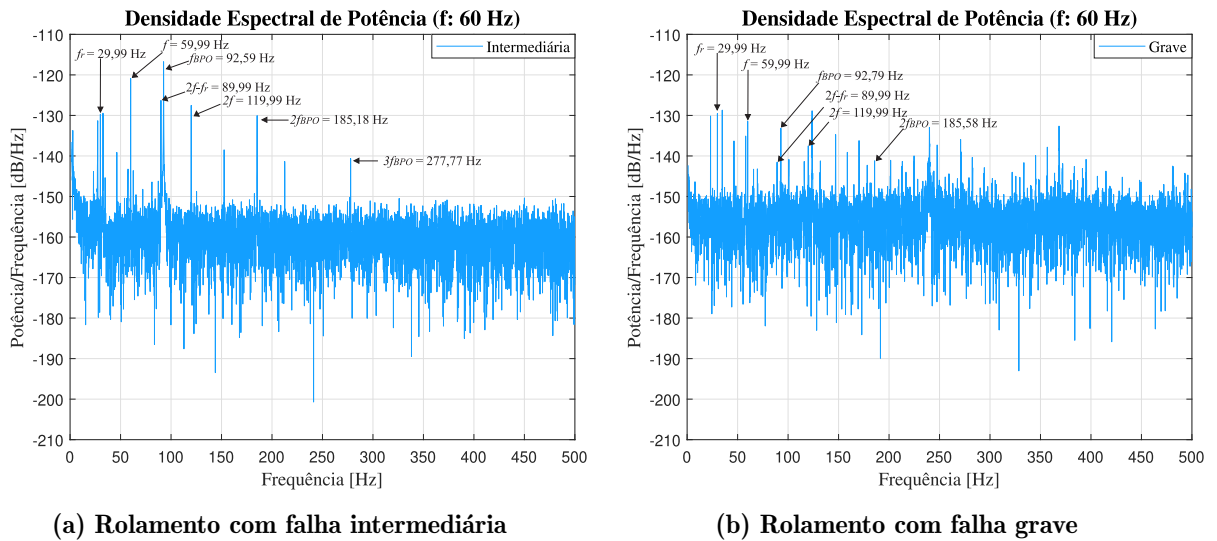


Figura 40 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 60Hz.

Fonte: Autoria própria.

cada rolamento. Diante disso, foi decidido utilizar os quatro maiores picos de cada espectro de frequência como entrada para um dos classificadores supervisionados SVM.

A Tabela 9 apresenta a matriz de confusão do conjunto de teste referente ao conjunto de dados constituído pelos quatro picos com maior amplitude de cada espectro de frequência. A precisão do classificador SVM para esse conjunto de dados é de 92,73%.

Tabela 9 – Matriz de confusão do classificador SVM treinado com os quatro maiores picos dos espectros de frequência.

		Classe predita			
		Sem falha	Estágio inicial	Intermediária	Grave
Classe atual	Sem falha	245	0	0	54
	Estágio inicial	1	256	0	18
	Intermediária	0	0	280	9
	Grave	0	0	0	265
		Sem falha	Estágio inicial	Intermediária	Grave

A Tabela 10 apresenta a matriz de confusão que representa o desempenho do SVM para classificar as falhas do conjunto de testes formado pelos dados extraídos pelo PCA. É possível perceber que todas as amostras de falhas intermediárias e falhas graves foram classificadas corretamente. A precisão do modelo SVM-PCA é de 99,82%.

Ambas as técnicas de extração de características utilizadas neste trabalho mostraram boa precisão de falhas em rolamentos de MITs. A técnica PCA mostrou-se bastante eficiente como método de redução de dimensionalidade. Foi capaz de reduzir consideravelmente a dimensionalidade do conjunto de dados e manter a maioria das informações intrínsecas nos dados. Se os testes fossem realizados várias vezes, os valores de precisão

Tabela 10 – Matriz de confusão do classificador SVM testado com os conjunto de dados da PCA.

		Classe predita			
		Sem falha	Estágio inicial	Intermediária	Grave
Classe atual	Sem falha	285	0	0	0
	Estágio inicial	1	283	0	0
	Intermediária	1	0	289	0
	Grave	0	0	0	269
		Sem falha	Estágio inicial	Intermediária	Grave

obtidos seriam ligeiramente diferentes. Para indicar a confiabilidade da classificação realizada pelos dois classificadores SVM testados, os intervalos de confiança com aproximação normal são apresentados na Tabela 11. Foram considerados dois cenários: 99% e 99,5% como níveis de confiança.

Tabela 11 – Intervalos de confiança.

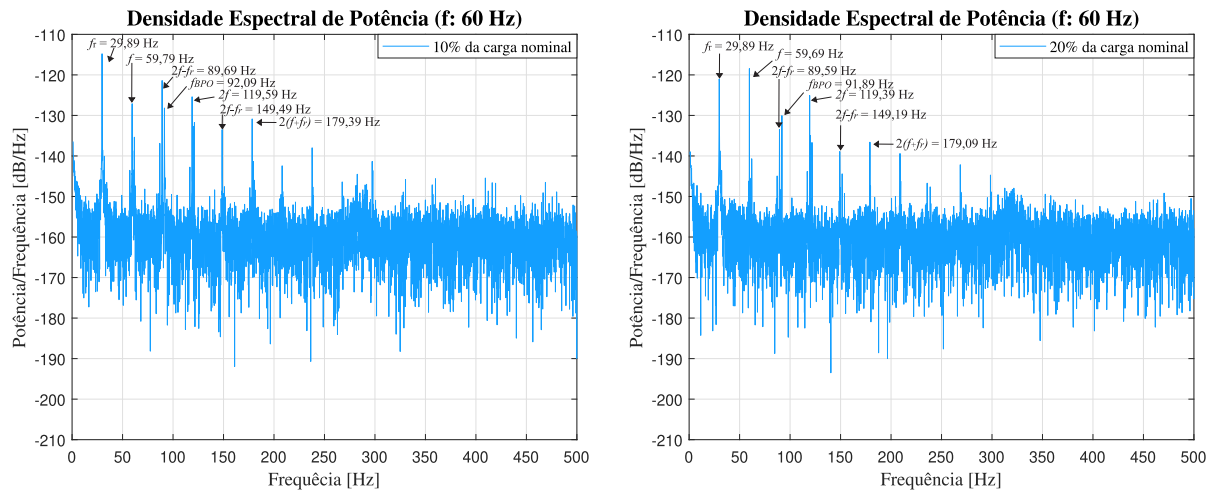
<i>Dataset</i>	Nível de confiança	Intervalo de confiança
Picos selecionados	99%	[90.74% - 94.72%]
PCA	99%	[99.50% - 100%]
Picos selecionados	99.5%	[90.56% - 94.18%]
PCA	99.5%	[99.47% - 100%]

Assim, é possível afirmar que com o método adequado de técnica de extração de características para redução de dimensionalidade, a metodologia proposta para detecção de falhas na pista externa do rolamento de MITs, com base na deformação dinâmica do motor medida por FBG e usando SVM para realizar a classificação supervisionada das falhas é eficaz e bastante promissora.

5.2 ENSAIOS DO MIT OPERANDO COM CARGA E ROLAMENTO COM FALHA NO ESTÁGIO INICIAL

As Figuras 41 e 42, apresentam os espectros de frequência obtidos para o MIT operando com uma frequência de alimentação de 60 Hz e com o rolamento com falha no estágio inicial, para quatro cargas diferentes. A Tabela 12 apresenta as componentes de frequência presentes em cada um dos espectros de potência das figuras.

É possível observar que para as quatro cargas consideradas os espectros de frequência apresentam as mesmas componentes de frequência, a frequência característica da falha e as frequências relacionadas às forças mecânicas e eletromagnéticas do motor, diferenciadas

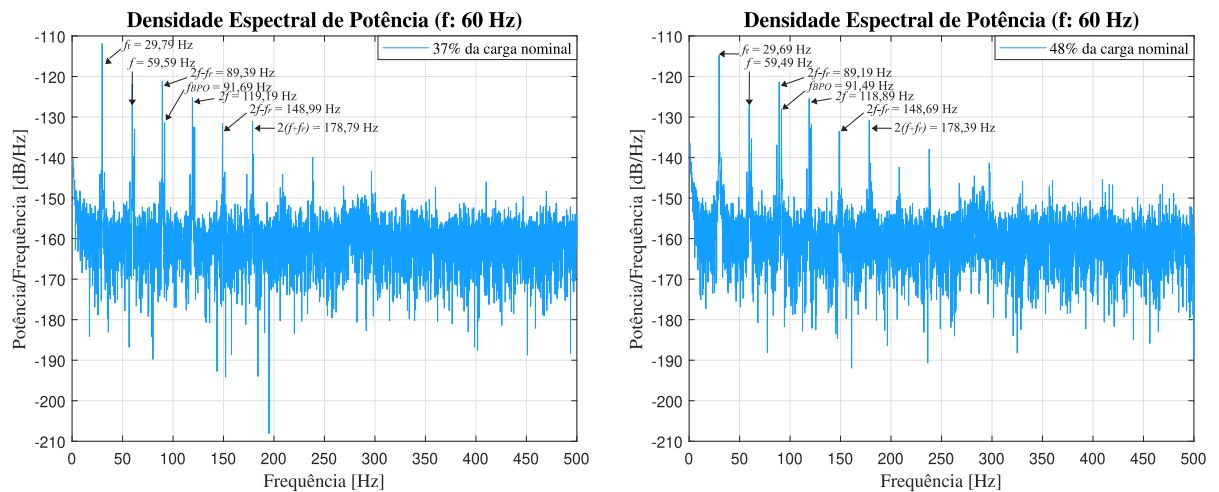


(a) MIT operando com 10% da carga nominal. (b) MIT operando com 20% da carga nominal.

Figura 41 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 60Hz e apresentando falha em estágio inicial na pista externa do rolamento.

Fonte: Autoria própria.

apenas pelo valor. O valor dessas componentes está diretamente relacionado com o valor da velocidade de rotação do eixo, que diminui conforme a carga acoplada ao motor aumenta.



(a) MIT operando com 37% da carga nominal. (b) MIT operando com 48% da carga nominal.

Figura 42 – PSD do sinal da deformação dinâmica do MIT operando à 60Hz e apresentando falha em estágio inicial na pista externa do rolamento.

Fonte: Autoria própria.

Tabela 12 – Componentes de frequência presentes nos espectros de frequência do MIT operando com carga e falha em estágio inicial na pista externa do rolamento.

% Carga	f_r [Hz]	f [Hz]	$2f - f_r$ [Hz]	f_{BPO} [Hz]	$2f$ [Hz]	$2f + f_r$ [Hz]	$2(f + f_r)$ [Hz]
10%	29,89	59,79	89,69	92,09	119,59	149,49	179,39
20%	29,89	59,69	89,59	91,89	119,39	149,19	179,09
37%	29,79	59,59	89,39	91,69	119,19	148,99	178,79
48%	29,69	59,49	89,19	91,49	118,89	148,69	178,39

As componentes de frequência $2f - f_r$, $2f$, $2f + f_r$ e $2(f + f_r)$ presentes nos espectros de potência estão relacionadas à excentricidade dinâmica do motor, causada pelo acoplamento mecânico do motor e do gerador síncrono.

Para o primeiro conjunto de teste, formado pelos quatro picos com maior amplitude e suas respectivas amplitudes, a acurácia do classificador SVM é 92,27%. Já para o conjunto de teste composto pelas características extraídas do PCA, a precisão alcançada é igual a 99,31%. Para indicar a confiabilidade da classificação realizada pelos dois classificadores SVM testados, os intervalos de confiança com aproximação normal são apresentados na Tabela 13.

Tabela 13 – Intervalos de confiança.

<i>Dataset</i>	Nível de confiança	Intervalo de confiança
Picos selecionados	99%	[90.24% - 94,30%]
PCA	99%	[98.67% - 99.94%]
Picos selecionados	99.5%	[90.07% - 94.48%]
PCA	99.5%	[98.62% - 99.99%]

A Tabela 14 apresenta a matriz de confusão do conjunto de teste referente ao conjunto de dados constituído pelos quatro picos com maior amplitude de cada espectro de frequência. Já a Tabela 15 apresenta a matriz de confusão que representa o desempenho da SVM para classificar as falhas do conjunto de teste formado pelos dados extraídos pelo PCA.

Tabela 14 – Matriz de confusão do classificador SVM treinado com os quatro maiores picos dos espectros de frequência.

		Classe predita			
		Sem falha	Estágio inicial	Intermediária	Grave
Classe atual	Sem falha	229	0	0	64
	Estágio inicial	0	302	0	17
	Intermediária	0	0	259	8
	Grave	0	0	0	273
		Sem falha	Estágio inicial	Intermediária	Grave

Tabela 15 – Matriz de confusão do classificador SVM testado com os conjunto de dados da PCA.

		Classe predita			
		Sem falha	Estágio inicial	Intermediária	Grave
Classe atual	Sem falha	264	3	0	0
	Estágio inicial	4	309	0	0
	Intermediária	0	0	283	0
	Grave	0	1	0	288
		Sem falha	Estágio inicial	Intermediária	Grave

De acordo com a Tabela 14, para a condição de falha em estágio inicial na pista externa do rolamento, a SVM, treinada com o conjunto dos quatro picos com maior

amplitude, classificou erroneamente essa falha como falha severa dezessete vezes. Já o classificador treinado com o *dataset* formado pelo PCA, a falha em estágio inicial foi classificada de forma equivocada apenas quatro vezes como rolamento sem falha. Isso pode ser explicado facilmente, a SVM treinada pelo conjunto de dados formado pelos picos com maior amplitude aprendeu que quatro picos representavam falhas intermediária e severa, enquanto que a falha em estágio inicial geralmente apresentava apenas três picos no espectro de frequência. Em contrapartida, a PCA é capaz de manter a máxima variância entre os dados originais, garantindo uma precisão maior ao classificador SVM.

Diante disso, novamente pode-se perceber que a técnica PCA apresentou uma eficiência maior para a redução de dimensionalidade quando comparada com a seleção de picos, possibilitando um melhor desempenho do classificador SVM para a detecção e diagnóstico de falhas na pista externa do rolamento de MITs baseado na deformação dinâmica do motor medida por FBG.

6 CONCLUSÃO

Neste trabalho, falhas na pista externa de rolamentos de MITs são detectadas por meio de sensores de deformação FBG. As medições foram realizadas na tampa do motor. Os testes utilizaram um rolamento íntegro e três rolamentos com falhas na pista externa, com diferentes níveis de severidade de falhas. Um inversor de frequência acionou o motor acionado em condições sem carga e em diferentes frequências de alimentação. Testes com carga também foram realizados no MIT operando com a falha em estágio inicial na pista do rolamento externo, que geralmente é a mais difícil de detectar. A aplicação do FBG para medir a deformação dinâmica do MIT mostrou-se eficaz, independente do grau de severidade da falha analisada.

Os sinais de deformação dinâmica foram pré-processados usando FFT e PSD. Dois métodos redução de dimensionalidade via extração de características foram usados como entrada para a SVM classificar as diferentes falhas no rolamento. A seleção dos quatro picos mais altos do espectro de frequência apresentou uma acurácia de 92,73% para os testes MIT sem carga. Em contrapartida, a técnica PCA apresentou resultados superiores, com acurácia de 99,82%.

Já para o conjunto de dados que continha tanto os sinais de deformação dinâmica do motor sem carga quanto os sinais do motor operando com carga para o rolamento com falha em estágio inicial na pista externa, o conjunto de teste formado pelos quatro maiores picos apresentou uma precisão de 92,27% e o conjunto de teste PCA apresentou uma precisão de 99,31%. Diante das duas situações consideradas, o motor operando a vazio e com carga, a PCA apresentou os melhores resultados. Isso mostra que uma técnica adequada para reduzir a dimensionalidade do *dataset* original é capaz de melhorar o desempenho do classificador. A vantagem de utilizar a PCA é sua habilidade de reduzir consideravelmente a dimensionalidade do conjunto de dados e manter a maioria das informações intrínsecas nos dados.

Os resultados mostram que a SVM é adequada para detectar falhas em rolamentos de MITs com base na deformação dinâmica do motor. Uma vantagem da instrumentação utilizada no escopo deste trabalho é a capacidade de detectar qualquer nível de severidade de uma falha em rolamento, principalmente as em estágio inicial. Tais falhas são as mais difíceis de detectar por meio dos métodos citados na revisão da literatura, pois geralmente

os sensores estão instalados muito longe do rolamento e os sinais característicos da falha são ofuscados por outras fontes de vibrações da máquina e até do próprio ambiente. Além disso, a instrumentação apresentada não é invasiva, visto que a tampa do motor, local em que o sensor foi instalado, é uma peça fácil de remover.

A principal contribuição deste trabalho foi apresentar pela primeira vez o uso das técnicas SVM e PCA para otimizar a detecção de falhas em rolamentos MIT medidos por FBG. Este trabalho apresenta uma inovação para detecção de falhas em rolamentos MIT com base na deformação dinâmica do motor combinado com um classificador supervisionado SVM.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

Para a continuação do trabalho descrito, propõem-se:

- Analisar as falhas em outros elementos do rolamento.
- Criar um *dataset* com diferentes localizações das falhas em rolamentos para ver o comportamento do classificador SVM.
- Criar um *dataset* com diferentes tipos de rolamentos com o intuito de analisar a robustez da SVM frente a um conjunto de dados com uma grande variabilidade.
- Testar outros métodos de extração de características.
- Testar topologias de classificadores não supervisionados para detecção das falhas em rolamentos de MITs.

REFERÊNCIAS

ALIAN, Hasib; KONFORTY, Shlomi; BEN-SIMON, Uri; KLEIN, Renata; TUR, Moshe; BORTMAN, Jacob. Bearing fault detection and fault size estimation using fiber-optic sensors. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 120, p. 392–407, 2019. ISSN 0888-3270.

ALSHORMAN, Omar; IRFAN, Muhammad; SAAD, Nordin; ZHEN, D.; HAIDER, Noman; GLOWACZ, Adam; ALSHORMAN, Ahmad. A review of artificial intelligence methods for condition monitoring and fault diagnosis of rolling element bearings for induction motor. **Shock and Vibration**, v. 2020, 2020.

AMAR, Muhammad; GONDAL, Iqbal; WILSON, Campbell. Vibration spectrum imaging: A novel bearing fault classification approach. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 62, n. 1, p. 494–502, 2015.

AWAD, Mariette; KHANNA, Rahul. **Efficient learning machines: theories, concepts, and applications for engineers and system designers**. [S.l.]: Springer nature, 2015.

AZEEZ, Abid Abdul; ALKHEDHER, Mohammad; GADALA, Mohamed S. Thermal imaging fault detection for rolling element bearings. *In: 2020 Advances in Science and Engineering Technology International Conferences (ASET)*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 1–5.

BALDERSTON, HL. **Incipient failure detection: Incipient failure detection in ball bearings**. [S.l.], 1969.

BALL, GA; MOREY, WW. Compression-tuned single-frequency bragg grating fiber laser. **Optics letters**, Optical Society of America, v. 19, n. 23, p. 1979–1981, 1994.

BAZAN, Gustavo Henrique; SCALASSARA, Paulo Rogério; ENDO, Wagner; GOEDTEL, Alessandro. Information theoretical measurements from induction motors under several load and voltage conditions for bearing faults classification. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 16, n. 6, p. 3640–3650, 2020.

BLODT, Martin; GRANJON, Pierre; RAISON, Bertrand; ROSTAING, Gilles. Models for bearing damage detection in induction motors using stator current monitoring. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 55, n. 4, p. 1813–1822, 2008.

BOLDEA, Syed A. Nasar Ion. **The Induction Machine Handbook**. [S.l.]: CRC Press, 2002.

BOSER, Bernhard E; GUYON, Isabelle M; VAPNIK, Vladimir N. A training algorithm for optimal margin classifiers. *In: Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory. [S.l.: s.n.]*, 1992. p. 144–152.

BOUDINAR, Ahmed Hamida; BENOZZA, Nouredine; BENDIABDELLAH, Azeddine; KHODJA, Mohammed-El-Amine. Induction motor bearing fault analysis using a root-music method. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 52, n. 5, p. 3851–3860, 2016.

BURGES, CHRISTOPHER J.C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. **Data Mining and Knowledge Discovery**, v. 2, p. 121–167, 1998.

CERRADA, Mariela; SÁNCHEZ, René-Vinicio; LI, Chuan; PACHECO, Fannia; CABRERA, Diego; Valente de Oliveira, José; VÁSQUEZ, Rafael E. A review on data-driven fault severity assessment in rolling bearings. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 99, p. 169–196, 2018. ISSN 0888-3270.

CHANG, Chih-Chung; LIN, Chih-Jen. Libsvm: A library for support vector machines. **ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology**, v. 2, 07 2007.

CHANG, Chih-Chung; LIN, Chih-Jen. LIBSVM: A library for support vector machines. **ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology**, v. 2, p. 27:1–27:27, 2011. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.

CHOUDHARY, Anurag; GOYAL, Deepam; LETHA, Shimi Sudha. Infrared thermography-based fault diagnosis of induction motor bearings using machine learning. **IEEE Sensors Journal**, v. 21, n. 2, p. 1727–1734, 2021.

CORTES, Corinna; VAPNIK, Vladimir. Support-vector networks. **Machine learning**, Springer, v. 20, n. 3, p. 273–297, 1995.

COVER, Thomas M. Geometrical and statistical properties of systems of linear inequalities with applications in pattern recognition. **IEEE transactions on electronic computers**, IEEE, n. 3, p. 326–334, 1965.

CRISTIANINI, Nello; SHAWE-TAYLOR, John *et al.* **An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods. [S.l.]**: Cambridge university press, 2000.

DARLOW, Mark S; BADGLEY, Robert H; HOGG, GW. **Application of high-frequency resonance techniques for bearing diagnostics in helicopter gearboxes. [S.l.]**, 1974.

DIAMANTIDIS, N.A.; KARLIS, D.; GIAKOUMAKIS, E.A. Unsupervised stratification of cross-validation for accuracy estimation. **Artificial Intelligence**, v. 116, n. 1, p. 1–16, 2000.

DORRELL, D.G.; THOMSON, W.T.; ROACH, S. Analysis of airgap flux, current, and vibration signals as a function of the combination of static and dynamic airgap eccentricity in 3-phase induction motors. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 33, n. 1, p. 24–34, 1997.

DREYER, Uilian José; MEZZADRI, Felipe; DUTRA, Guilherme; SILVA, Thiago da; BAVASTRI, Carlos Alberto; SILVA, Erlon Vagner da; MARTELLI, Cicero; SILVA, Jean Carlos Cardozo da. Quasi-distributed optical fiber transducer for simultaneous temperature and vibration sensing in high-power generators. **IEEE Sensors Journal**, v. 18, n. 4, p. 1547–1554, 2018.

DYER, D.; STEWART, R. M. Detection of Rolling Element Bearing Damage by Statistical Vibration Analysis. **Journal of Mechanical Design**, v. 100, n. 2, p. 229–235, 04 1978. ISSN 0161-8458.

FISER, R.; FERKOLJ, S. Application of a finite element method to predict damaged induction motor performance. **IEEE Transactions on Magnetics**, v. 37, n. 5, p. 3635–3639, 2001.

GUNN, Steve R.; BROWN, Martin; BOSSLEY, Kev M. Network performance assessment for neurofuzzy data modelling. *In: **Advances in Intelligent Data Analysis Reasoning about Data***. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1997.

HAYKIN, Simon. **Principal Component Analysis**. 2th ed.. ed. USA: Prentice Hall PTR, 1998. 414–464 p.

HAYKIN, Simon. **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**. Second edition. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1999.

HENG, R.B.W.; NOR, M.J.M. Statistical analysis of sound and vibration signals for monitoring rolling element bearing condition. **Applied Acoustics**, v. 53, n. 1, p. 211–226, 1998. ISSN 0003-682X.

HILL, K.O.; MELTZ, G. Fiber bragg grating technology fundamentals and overview. **Journal of Lightwave Technology**, v. 15, n. 8, p. 1263–1276, 1997.

HILL, Kenneth O; FUJII, Y; JOHNSON, Derwyn C; KAWASAKI, Brian S. Photosensitivity in optical fiber waveguides: Application to reflection filter fabrication. **Applied physics letters**, American Institute of Physics, v. 32, n. 10, p. 647–649, 1978.

- HOTELLING, Harold. Analysis of a complex of statistical variables into principal components. **Journal of educational psychology**, Warwick & York, v. 24, n. 6, p. 417, 1933.
- HOUSER, Donald R; DROSJACK, Michael J. **Vibration signal analysis techniques**. [S.l.], 1973.
- HOWARD, Ian. A review of rolling element bearing vibration' detection, diagnosis and prognosis. Defence Science And Technology Organization Canberra (Australia), 1994.
- HSU, Chih-Wei; CHANG, Chih-Chung; LIN, Chih-Jen *et al.* **A practical guide to support vector classification**. [S.l.]: Taipei, 2003.
- IMMOVILLI, Fabio; COCCONCELLI, Marco; BELLINI, Alberto; RUBINI, Riccardo. Detection of generalized-roughness bearing fault by spectral-kurtosis energy of vibration or current signals. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 56, n. 11, p. 4710–4717, 2009.
- ISO. Mechanical vibration-evaluation of machine vibration by measurements on non-rotating parts - part 1: General guidelines. **ISO/IS**, v. 10816, 1996.
- ISO. **Rolling bearings — Damage and failures — Terms, characteristics and causes**. 2004. ISO 15243:2004(E).
- ISO. Mechanical vibration-evaluation of machine vibration by measurements on non-rotating parts - part 3: Industrial machines with nominal power above 15 kw and nominal speeds between 120 r/min and 15 000 r/min when measured in situ. **ISO/IS**, v. 10816, 2009.
- JEEVANAND, S; SINGH, Bhim; PANIGRAHI, B K; NEGI, Vaibhav. State of art on condition monitoring of induction motors. *In: 2010 Joint International Conference on Power Electronics, Drives and Energy Systems 2010 Power India*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1–7.
- JOHNSON, Richard Arnold; WICHERN, Dean W *et al.* **Applied multivariate statistical analysis**. [S.l.]: Pearson London, UK:, 2014. v. 6.
- JOLLIFFE, Ian T; CADIMA, Jorge. Principal component analysis: a review and recent developments. **Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, The Royal Society Publishing, v. 374, n. 2065, p. 20150202, 2016.

- KANKAR, P.K.; SHARMA, Satish C.; HARSHA, S.P. Fault diagnosis of ball bearings using machine learning methods. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 3, p. 1876–1886, 2011. ISSN 0957-4174.
- KARACAY, Tuncay; AKTURK, Nizami. Experimental diagnostics of ball bearings using statistical and spectral methods. **Tribology International**, v. 42, n. 6, p. 836–843, 2009. ISSN 0301-679X.
- KEERTHI, S Sathiya; LIN, Chih-Jen. Asymptotic behaviors of support vector machines with gaussian kernel. **Neural computation**, mit press, v. 15, n. 7, p. 1667–1689, 2003.
- KOHAVI, Ron *et al.* A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. *In*: MONTREAL, CANADA. **Ijcai**. [S.l.], 1995. v. 14, n. 2, p. 1137–1145.
- KONAR, P.; CHATTOPADHYAY, P. Bearing fault detection of induction motor using wavelet and support vector machines (svms). **Applied Soft Computing**, v. 11, n. 6, p. 4203–4211, 2011. ISSN 1568-4946.
- KONFORTY, S.; KHMELNITSKY, M.; KRESSEL, I.; KLEIN, R.; TUR, M.; BORTMAN, J. Bearing health monitoring using optical fiber sensors. *In*: **PHM Society European Conference**. [S.l.: s.n.], 2016. v. 3, p. 1–7.
- KRAUSE, Paul; WASYNCZUK, Oleg; SUDHOFF, Scott D.; PEKAREK, Steven. Symmetrical induction machines. *In*: _____. **Analysis of Electric Machinery and Drive Systems**. [S.l.: s.n.], 2013. p. 215–270.
- KWOK, J. Tin-Yau. Support vector mixture for classification and regression problems. *In*: **Proceedings. Fourteenth International Conference on Pattern Recognition (Cat. No.98EX170)**. [S.l.: s.n.], 1998. v. 1, p. 255–258 vol.1.
- LEITE, Valéria C. M. N.; SILVA, Jonas Guedes Borges da; VELOSO, Giscard Francimeire Cintra; SILVA, Luiz Eduardo Borges da; LAMBERT-TORRES, Germano; BONALDI, Erik Leandro; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de. Detection of localized bearing faults in induction machines by spectral kurtosis and envelope analysis of stator current. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 62, n. 3, p. 1855–1865, 2015.
- LI, C. J.; MA, Jun. Wavelet decomposition of vibrations for detection of bearing-localized defects. **NDT & E International**, v. 30, n. 3, p. 143–149, 1997. ISSN 0963-8695.
- LI, Tianliang; GUO, Jinxiu; TAN, Yuegang; ZHOU, Zude. Recent advances and tendency in fiber bragg grating-based vibration sensor: A review. **IEEE Sensors Journal**, v. 20, n. 20, p. 12074–12087, 2020.

LI, Tianliang; TAN, Yuegang; ZHOU, Zude. A fiber bragg grating sensing-based micro-vibration sensor and its application. **Sensors**, v. 16, n. 4, 2016.

MCFADDEN, P.D.; SMITH, J.D. Model for the vibration produced by a single point defect in a rolling element bearing. **Journal of Sound and Vibration**, v. 96, n. 1, p. 69–82, 1984. ISSN 0022-460X.

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

MEHRJOU, Mohammad Rezazadeh; MARIUN, Norman; MARHABAN, Mohammad Hamiruce; MISRON, Norhisam. Rotor fault condition monitoring techniques for squirrel-cage induction machine—a review. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 25, n. 8, p. 2827–2848, 2011. ISSN 0888-3270.

MOHAMMED, Anees; DJUROVIC, Sinisa. In-situ thermal and mechanical fibre optic sensing for in-service electric machinery bearing condition monitoring. *In: 2019 IEEE International Electric Machines Drives Conference (IEMDC)*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 37–43.

MOHAMMED, Anees; DJUROVIĆ, Siniša. Stator winding internal thermal monitoring and analysis using fbg sensing technology. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, v. 33, n. 3, p. 1508–1518, 2018.

MOHAMMED, Anees; DJUROVIĆ, Siniša. Electric machine bearing health monitoring and ball fault detection by simultaneous thermo-mechanical fibre optic sensing. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, v. 36, n. 1, p. 71–80, 2021.

MOHAMMED, Anees; MELECIO, Juan I.; DJUROVIĆ, Siniša. Open-circuit fault detection in stranded pmsm windings using embedded fbg thermal sensors. **IEEE Sensors Journal**, v. 19, n. 9, p. 3358–3367, 2019.

NANDI, S.; TOLIYAT, H.A.; LI, X. Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors—a review. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, v. 20, n. 4, p. 719–729, 2005.

NEUPANE, Dhiraj; SEOK, Jongwon. Bearing fault detection and diagnosis using case western reserve university dataset with deep learning approaches: A review. **IEEE Access**, v. 8, p. 93155–93178, 2020.

NSK. **NSK Bearing Doctor**: Diagnóstico rápido de ocorrências em rolamentos. <https://www.nsk.com.br>, 2001.

OTHONOS, Andreas. Fiber bragg gratings. **Review of Scientific Instruments**, v. 68, n. 12, p. 4309–4341, 1997.

PANG, Hong-xia; DONG, Wen-de; XU, Zhi-hai; FENG, Hua-jun; LI, Qi; CHEN, Yue-ting. Novel linear search for support vector machine parameter selection. **Journal of Zhejiang University SCIENCE C**, Springer, v. 12, n. 11, p. 885–896, 2011.

PEARSON, Karl. Liii. on lines and planes of closest fit to systems of points in space. **The London, Edinburgh, and Dublin philosophical magazine and journal of science**, Taylor & Francis, v. 2, n. 11, p. 559–572, 1901.

PEDREGOSA, F.; VAROQUAUX, G.; GRAMFORT, A.; MICHEL, V.; THIRION, B.; GRISEL, O.; BLONDEL, M.; PRETTENHOFER, P.; WEISS, R.; DUBOURG, V.; VANDERPLAS, J.; PASSOS, A.; COURNAPEAU, D.; BRUCHER, M.; PERROT, M.; DUCHESNAY, E. Scikit-learn: Machine learning in Python. **Journal of Machine Learning Research**, v. 12, p. 2825–2830, 2011.

PELEGRIN, Jessé de; DREYER, Uilian José; MARTELLI, Cicero; SILVA, Jean Carlos Cardozo da. Optical fiber sensor encapsulated in carbon fiber reinforced polymer for fault detection in rotating electrical machines. **IEEE Sensors Journal**, v. 20, n. 19, p. 11364–11371, 2020.

RAJAN, Ginu. **Optical fiber sensors: advanced techniques and applications**. [S.l.]: CRC press, 2017.

RANDALL, Robert B.; ANTONI, Jérôme. Rolling element bearing diagnostics—a tutorial. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 25, n. 2, p. 485–520, 2011.

SAWALHI, Nader. Diagnostics, prognostics and fault simulation for rolling element bearings. **The University of New South Wales, School of Mechanical and Manufacturing Engineering, Australia, Doctor of Philosophy thesis**, 2007.

SAWALHI, N.; RANDALL, R.B. Simulating gear and bearing interactions in the presence of faults: Part ii: Simulation of the vibrations produced by extended bearing faults. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 22, n. 8, p. 1952–1966, 2008. ISSN 0888-3270.

SCHOEN, R.R.; HABETLER, T.G.; KAMRAN, F.; BARTFIELD, R.G. Motor bearing damage detection using stator current monitoring. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 31, n. 6, p. 1274–1279, 1995.

SCHOLKOPF, B.; SUNG, Kah-Kay; BURGESS, C. J. C.; GIROSI, F.; NIYOGE, P.; POGGIO, T.; VAPNIK, V. Comparing support vector machines with gaussian kernels to

radial basis function classifiers. **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 45, n. 11, p. 2758–2765, 1997.

SIDDIQUE, A.; YADAVA, G.S.; SINGH, B. A review of stator fault monitoring techniques of induction motors. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, v. 20, n. 1, p. 106–114, March 2005.

SINGH, G. K; KAZZAZ, Sa'ad Ahmed Saleh Al. Induction machine drive condition monitoring and diagnostic research—a survey. **Electric Power Systems Research**, v. 64, n. 2, p. 145–158, 2003. ISSN 0378-7796.

SKF. **Manual de manutenção de rolamentos da SKF**. <https://www.skf.com/br>, 2012.

SMOLA, Alex; SCHOLKOPF, Bernhard. A tutorial on support vector regression. **Statistics and Computing**, v. 14, p. 199–222, 2004.

SOUALHI, Abdenour; RAZIK, Hubert. **Electrical Systems 1 From Diagnosis to Prognosis**. 1. ed. Hoboken, NJ - USA: John Wiley & Sons, Inc., 2020. v. 1. ISBN 9781786304650.

SOUALHI, Abdenour; RAZIK, Hubert. **Electrical Systems 2. From Diagnosis to Prognosis**. 1. ed. Hoboken, NJ - USA: John Wiley & Sons, Inc., 2020. v. 1. ISBN 9781786306081.

SOUSA, Kleiton de Moraes; HAFNER, Angelo A.; KALINOWSKI, Hypolito José; SILVA, Jean Carlos Cardozo da. Determination of temperature dynamics and mechanical and stator losses relationships in a three-phase induction motor using fiber bragg grating sensors. **IEEE Sensors Journal**, v. 12, n. 10, p. 3054–3061, 2012.

SOUSA, Kleiton de Moraes; HAFNER, Angelo A.; CARATI, Emerson Giovani; KALINOWSKI, Hypolito José; da Silva, Jean Carlos Cardozo. Validation of thermal and electrical model for induction motors using fiber bragg gratings. **Measurement**, v. 46, n. 6, p. 1781–1790, 2013. ISSN 0263-2241.

SOUSA, Kleiton Moraes; COSTA, Igor Brutkowski Vieira da; MACIEL, Ednilson Soares; ROCHA, Joaquim Eloir; MARTELLI, Cicero; SILVA, Jean Carlos Cardozo da. Broken bar fault detection in induction motor by using optical fiber strain sensors. **IEEE Sensors Journal**, v. 17, n. 12, p. 3669–3676, 2017.

SOUSA, Kleiton Moraes; DREYER, Uilian José; MARTELLI, Cicero; SILVA, Jean Carlos Cardozo da. Dynamic eccentricity induced in induction motor detected by optical fiber bragg grating strain sensors. **IEEE Sensors Journal**, v. 16, n. 12, p. 4786–4792, 2016.

STACK, J.R.; HABETLER, T.G.; HARLEY, R.G. Fault classification and fault signature production for rolling element bearings in electric machines. *In: 4th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, 2003. SDEMPED 2003.* [S.l.: s.n.], 2003. p. 172–176.

SYARIF, Iwan; PRUGEL-BENNETT, Adam; WILLS, Gary. Svm parameter optimization using grid search and genetic algorithm to improve classification performance. **Telkonnika**, Ahmad Dahlan University, v. 14, n. 4, p. 1502, 2016.

TANDON, N. A comparison of some vibration parameters for the condition monitoring of rolling element bearings. **Measurement**, v. 12, n. 3, p. 285–289, 1994. ISSN 0263-2241.

TANDON, N; CHOUDHURY, A. A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings. **Tribology International**, v. 32, n. 8, p. 469–480, 1999. ISSN 0301-679X.

TANG, Linjiang; LIU, Xiaoqin; WU, Xing; WANG, Zhihai; HOU, Kaize. Defect localization on rolling element bearing stationary outer race with acoustic emission technology. **Applied Acoustics**, v. 182, p. 108207, 2021.

TAYLOR, J. I. **Accurate Diagnosis of Antifriction Bearings.** [S.l.]: Vibration Consultants, 1990. 167–222 p.

TIAN, Jing; MORILLO, Carlos; AZARIAN, Michael H.; PECHT, Michael. Motor bearing fault detection using spectral kurtosis-based feature extraction coupled with nearest neighbor distance analysis. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 63, n. 3, p. 1793–1803, 2016.

TOLIYAT, Hamid; NANDI, Subhasis; CHOI, Seungdeog; MESHGIN-KELK, Homayoun. **Fault Diagnosis of Electric Machines Using Techniques Based on Frequency Domain.** [S.l.]: CRC Press, 2017. 99-153 p. ISBN 9781315221984.

TRIGEASSOU, J. C. Faults in electrical machines and their diagnosis. *In: _____.* **Electrical Machines Diagnosis.** [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc, 2011. p. 1–23.

TSE, Peter W; PENG, Y. H.; YAM, Richard. Wavelet analysis and envelope detection for rolling element bearing fault diagnosis—their effectiveness and flexibilities. **J. Vib. Acoust.**, v. 123, n. 3, p. 303–310, 2001.

UDD, Eric; SPILLMAN Jr, William B. **Fiber optic sensors: an introduction for engineers and scientists.** [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011.

VAPNIK, Vladimir. **The nature of statistical learning theory**. [*S.l.*]: Springer science & business media, 1999.

VAPNIK, V. N. An overview of statistical learning theory. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 10, n. 5, p. 988–999, 1999.

WANG, Xuesong; HUANG, Fei; CHENG, Yuhu. Super-parameter selection for gaussian-kernel svm based on outlier-resisting. **Measurement**, Elsevier, v. 58, p. 147–153, 2014.

WANG, Yingzhao; MOHAMMED, Anees; SARMA, Nur; DJUROVIĆ, Siniša. Double fed induction generator shaft misalignment monitoring by fbg frame strain sensing. **IEEE Sensors Journal**, v. 20, n. 15, p. 8541–8551, 2020.

WEI, Peng; DAI, Zejing; ZHENG, Leilei; LI, Ming. Fault diagnosis of the rolling bearing with optical fiber Bragg grating vibration sensor. *In*: HAN, Sen; TAN, JiuBin (Ed.). **Optical Measurement Technology and Instrumentation**. [*S.l.*]: SPIE, 2016. v. 10155, p. 652 – 659.

YU, Francis To So; YIN, Shizhuo. **Fiber Optic Sensors**. 1th ed.. ed. [*S.l.*]: CRC Press, 2002.

ZAREI, Jafar. Induction motors bearing fault detection using pattern recognition techniques. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 1, p. 68–73, 2012. ISSN 0957-4174.

ZHANG, Pinjia; DU, Yi; HABETLER, Thomas G.; LU, Bin. A survey of condition monitoring and protection methods for medium-voltage induction motors. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 47, n. 1, p. 34–46, 2011.

ZHANG, Shen; ZHANG, Shibo; WANG, Bingnan; HABETLER, Thomas G. Deep learning algorithms for bearing fault diagnostics—a comprehensive review. **IEEE Access**, v. 8, p. 29857–29881, 2020.

ZHOU, Wei; HABETLER, Thomas G.; HARLEY, Ronald G. Bearing condition monitoring methods for electric machines: A general review. *In*: **2007 IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives**. [*S.l.: s.n.*], 2007. p. 3–6.