DIAGNÓSTICO E MENSURAÇÃO DE SEVERIDADE DE FALHAS COMBINADAS FORMADAS POR DESBALANCEAMENTO E DESALINHAMENTO EM MÁQUINAS ROTATIVAS

Dionísio Henrique Carvalho de Sá Só Martins

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Instrumentação e Óptica Aplicada, do Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, CEFET/RJ, e Universidade Federal Fluminense, UFF, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de doutor.

Orientador: Amaro Azevedo de Lima
Coorientador: Diego Barreto Haddad

Rio de Janeiro,
Setembro 2022

DIAGNÓSTICO E MENSURAÇÃO DE SEVERIDADE DE FALHAS COMBINADAS FORMADAS POR DESBALANCEAMENTO E DESALINHAMENTO EM MÁQUINAS ROTATIVAS

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Instrumentação e Óptica Aplicada, do Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, CEFET/RJ, e Universidade Federal Fluminense, UFF, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de doutor.

Dionísio Henrique Carvalho de Sá Só Martins

Banca Examinadora:

Digitally signed by AMARO AZEVEDO DE LIMA:00218727755
Date: 2022.09.23 17:50:05 -03'00'

Presidente, Professor Amaro Azevedo de Lima Ph.D (CEFET/RJ) (Orientador)

Professor Diego Barreto Haddad D.Sc. (CEFET/RJ) (Coorientador)

Ana Lucia Ferreira de Barros
Assinado de forma digital por Ana Lucia Ferreira de Barros
Dados: 2022.09.27 16:36:43 -03'00'

Professora Ana Lucia Ferreira de Barros D.Sc. (CEFET/RJ)

GABRIEL MATOS ARAUJO:01938564502
Rio de Janeiro
2022.09.30 09:46:39-03'00'

Professor Gabriel Matos Araujo D.Sc. (CEFET/RJ)

Jose Gabriel Rodriguez Carneiro Gomes
Assinado de forma digital por Jose Gabriel Rodriguez Carneiro Gomes
Dados: 2022.10.06 16:29:15 -03'00'

Professor José Gabriel Rodríguez Carneiro Gomes Ph.D (UFRJ)

gov.br
Documento assinado digitalmente
LUIZ ANTONIO VAZ PINTO
Data: 13/10/2022 09:56:04-0300
Verifique em https://verificador.iti.br

Professor Luiz Antônio Vaz Pinto, D.Sc. (UFRJ)

Rio de Janeiro,

Setembro 2022

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central do CEFET/RJ

M386 Martins, Dionísio Henrique Carvalho de Sa Só
Diagnostico e mensuração de severidade de falhas combinadas formadas por desbalanceamento e desalinhamento em máquinas rotativas / Dionísio Henrique Carvalho de Sa Só Martins – 2022.
232f : il. (algumas color.) , enc.

Tese (Doutorado). Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, 2022.
Bibliografia : f. 205-232.
Orientador: Amaro Azevedo de Lima.
Co-orientador: Diego Barreto Haddad.

1. Localização de falhas (Engenharia) – Detecção. 2. Confiabilidade (Engenharia). 3. Controle de qualidade. 4. Processamento de sinais. I. Lima, Amaro Azevedo de (Orient.). II. Haddad, Diego Barreto (Co-orient.). III. Título.

CDD 620.0044

Elaborada pelo bibliotecário Leandro Mota de Menezes – CRB/7 nº 5281

AGRADECIMENTOS

”Porque eu bem sei os pensamentos que tenho a vosso respeito, diz o Senhor; pensamentos de paz, e não de mal, para vos dar o fim que esperais.”(Jeremias 29:11, Bíblia Sagrada - Versão revista e corrigida).

Quero agradecer a Deus por me ajudar a vencer mais esta etapa, por me fortalecer nos momentos difíceis durante a elaboração desta tese e por me abençoar com a sua sabedoria. Tenho certeza que sem a sua graça não conseguiria finalizar esta pesquisa.

Sou grato à minha mãe Claudia, que desde a minha infância me estimulou a estudar e a crescer profissionalmente. Os seus ensinamentos e apoio foram de fundamental importância para o meu desenvolvimento. Também agradeço à minha mãe pela revisão ortográfica e gramatical da tese.

Da mesma forma também sou grato à minha esposa Camila, que esteve ao meu lado no decorrer desta etapa, sempre me falando palavras de ânimo, quando os obstáculos se apresentavam. Agradeço a minha filha Camille pelo seu sorriso e carinho durante esta etapa.

Agradeço aos professores do programa de Pós-Graduação em Instrumentação e Óptica Aplicada pelos conhecimentos compartilhados durante esta jornada. Em especial quero agradecer ao orientador Amaro A. de Lima e ao coorientador Diego B. Haddad pela atenção e colaboração durante a realização desta pesquisa.

Sou grato também aos pesquisadores do Laboratório de ensaios dinâmicos e análise de vibrações (LEDAV) da UFRJ Ulisses A. B. V. Monteiro e Ricardo H. R. Gutiérrez pelos conhecimentos compartilhados durante esta pesquisa e por me permitir utilizar as instalações do laboratório para gravação da base de dados.

Agradeço também ao pastor e aos irmãos da igreja onde congrego por me ajudarem em oração durante a elaboração desta tese.

Quero também agradecer à diretora da Divisão Gráfica da UFRJ Caroline Maia e aos companheiros de trabalho Roberto, Carla, Martha e Leandro pelo apoio ao longo desta jornada.

RESUMO

Diagnóstico e mensuração de severidade de falhas combinadas formadas por desbalanceamento e desalinhamento em máquinas rotativas

Máquinas rotativas, como turbinas, bombas, ventiladores e compressores, são amplamente empregadas em ambientes industriais. Estas são submetidas a uma ampla gama de condições operacionais severas, as quais acarretam falhas mecânicas.

Esta tese apresenta propostas de sistemas baseados em técnicas de processamento digital de sinais e aprendizado de máquina visando prover o reconhecimento de falhas em máquinas rotativas e a mensuração de suas severidades. A primeira contribuição desta pesquisa foi a gravação de duas bases de dados de sinais de vibração, as quais apresentam falhas simples e combinadas constituídas por condições de desalinhamento paralelo e desbalanceamento, considerando diversas velocidades de rotação.

Um sistema supervisório para o diagnóstico e mensuração da severidade de falhas foi desenvolvido. Para isso, foram avaliados os desempenhos de 3 classificadores e foram analisados os perfis de severidade das falhas.

Além disso, foi proposto um método híbrido para aumento de dados. Esta abordagem combina as técnicas *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE) e *Additive White Gaussian Noise* (AWGN) para superar o problema de diagnóstico em classes com instâncias desbalanceadas. A técnica híbrida possibilitou a criação de modelos de classificação com maior capacidade de generalização. Dentre estes o que apresentou o melhor desempenho foi classificador *Stacked Sparse Autoencoder* (SSAE) com uma acurácia de 100% na identificação de 4 cenários diferentes de operação da máquina.

Ademais, a análise senoidal foi aplicada com a finalidade de extrair características em sinais de vibração. A fim de avaliar a efetividade desta técnica foram usados 4 classificadores em conjunto com as técnicas de seleção de características. O classificador mais efetivo foi o *random forest* (RF) usado em conjunto com a técnica *Out Of Bag Feature Importance* (OOBFI). Esta combinação alcançou uma acurácia de 86,35% para classificação de 7 cenários distintos de funcionamento do equipamento.

Também foi proposto um método de decomposição de falhas combinadas para ser usado em falhas compostas por desbalanceamento associadas a desalinhamento paralelo horizontal e vertical. A técnica *Improved Variational Mode Decomposition* (IVMD) apresentada nesta tese apresentou melhor desempenho do que as técnicas *Empirical Mode Decomposition* (EMD) e *Variational Mode Decomposition* (VMD), apresentando um erro nas severidades de 11,34 mm/s para desbalanceamento e 3,48 mm/s para desalinhamento vertical. Ademais, foram analisadas as efetividades de classificação de 4 algoritmos distintos. O emprego de características extraídas no domínio do tempo/-frequência junto com o classificador máquina de vetores de suporte (SVM) alcançou 95,43% de acurácia para classificação de 7 cenários de funcionamento da máquina.

Palavras-chave: Detecção de falhas combinadas; Sistema supervisório; Aumento de dados; Análise senoidal e Decomposição de falhas combinadas.

ABSTRACT

Diagnosis and measurement of severity of combined faults formed by imbalance and misalignment in rotating machines

Rotating machines such as turbines, pumps, fans and compressors are widely used in industrial environments. These experience a extensive severe operating conditions which lead to mechanical failures.

This thesis presents proposals for systems based on digital signal processing techniques and machine learning aiming to recognize faults and measure their severities in rotating machines. The first research contribution was the recording of two vibration signals datasets, which present single and combined faults constituted by parallel misalignment and imbalance considering different rotation speeds.

A supervisory system for diagnosing and measuring the severity of failures was then developed. In order to do so, the performance of 3 classifiers were evaluated and the fault severity profiles were analyzed.

Furthermore, a hybrid method for data augmentation was also proposed. This approach combines the Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) and Additive White Gaussian Noise (AWGN) technique to overcome the problem of diagnosis in imbalanced classes elements. The hybrid method allowed for the development of classification models with greater generalization capability. Amongst the models developed the one that exhibited the best performance was the Stacked Sparse Autoencoder (SSAE), which was able to achieve 100% accuracy in the identification of 4 different machine operation scenarios.

In addition, a novel sinusoidal analysis was also applied to perform feature extraction in vibration signals. In order to evaluate the effectiveness of this technique, 4 classifiers were used together with two feature selection techniques. The most effective classifier was the random forest (RF) when used alongside with the Out Of Bag Feature Importance (OOBFI) technique. This combination was able to reach an 86.35% accuracy when classifying 7 different scenarios of equipment operation.

A combined fault decomposition method, respectively Improved Variational Mode Decomposition (IVMD), was also proposed to be used in faults composed of imbalance associated with horizontal and vertical parallel misalignment. This technique demonstrated better performance than the Empirical Mode Decomposition (EMD) and Variational Mode Decomposition (VMD) techniques, showing an error in severities of 11.34 mm/s for imbalance and 3.48 mm/s for vertical misalignment. Furthermore, the classification effectiveness of 4 algorithms was analyzed. The use of features extracted in the time/frequency domain together in conjunction with the support vector machine classifier (SVM) was able to reach a 95.43% accuracy for classifying 7 scenarios of machine operation.

Keywords: Combined fault detection; Supervisory system; Data augmentation; Sinusoidal Analysis and Combined Fault Decomposition.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Etapas de produção da tese. 18

Figura 2 – Diagrama de um acelerômetro capacitivo MEMS. Adaptada de (BENMESSAOUD; NASREDDINE, 2013). 27

Figura 3 – Espectro de frequência. 31

Figura 4 – $\bar{K}$-*fold* com 5 partições. 34

Figura 5 – Máquina de vetores de suporte. 37

Figura 6 – K-vizinhos mais próximos. 43

Figura 7 – Árvore de decisão. 45

Figura 8 – *Random forest.* 48

Figura 9 – *Autoencoder.* 49

Figura 10 – Representação do desbalanceamento estático. 72

Figura 11 – Representação do desbalanceamento conjugado. 72

Figura 12 – Representação do desbalanceamento dinâmico. 73

Figura 13 – Desalinhamento paralelo. 74

Figura 14 – Desalinhamento angular. 75

Figura 15 – Desalinhamento combinado. 75

Figura 16 – Fotografia da bancada experimental ABVT do LEDAV/COPPE/UFRJ. 77

Figura 17 – Fotografia do disco de inércia com desbalanceamento. 78

Figura 18 – Fotografia da medida da falha de desalinhamento na horizontal. 78

Figura 19 – Fotografia da medida da falha de desalinhamento na vertical. 79

Figura 20 – Identificação dos eixos de medição. Adaptada de (PESTANA-VIANA et al., 2016). 81

Figura 21 – Fotografia do acelerômetro piezoelétrico. 81

Figura 22 – Fotografia do acelerômetro capacitivo. 82

Figura 23 – Fotografia do Tacômetro. 83

Figura 24 – (a) Placa NI 9234 e (b) *Rack* NI 9178. 84

Figura 25 – Diagrama de blocos do sistema supervisório proposto. 91
Figura 26 – Diagrama de blocos da conexão dos dois Arduinos. 100
Figura 27 – Envio das informações para o celular. 101
Figura 28 – Tela do sistema supervisório. 102
Figura 29 – Comparação das barras de erros dos tipos de acelerômetros na direção X. 103
Figura 30 – Comparação das barras de erros dos tipos de acelerômetros na direção Y. 104
Figura 31 – Comparação das barras de erros dos tipos de acelerômetros na direção Z. 105
Figura 32 – Desbalanceamento na direção X. 106
Figura 33 – Desbalanceamento na direção Y. 107
Figura 34 – Desbalanceamento na direção Z. 108
Figura 35 – Desbalanceamento com desalinhamento horizontal na direção X. 109
Figura 36 – Desbalanceamento com desalinhamento horizontal na direção Y. 110
Figura 37 – Desbalanceamento com desalinhamento horizontal na direção Z. 111
Figura 38 – Desbalanceamento com desalinhamento vertical na direção X. 112
Figura 39 – Desbalanceamento com desalinhamento vertical na direção Y. 113
Figura 40 – Desbalanceamento com desalinhamento vertical na direção Z. 113
Figura 41 – Comparação dos perfis de desbalanceamento de 6 g na direção X. 114
Figura 42 – Comparação dos perfis de desbalanceamento de 6 g na direção Y. 115
Figura 43 – Comparação dos perfis de desbalanceamento de 6 g na direção Z. 116
Figura 44 – Comparação dos perfis de desbalanceamento de 20 g na direção X. 117
Figura 45 – Comparação dos perfis de desbalanceamento de 20 g na direção Y. 118
Figura 46 – Comparação dos perfis de desbalanceamento de 20 g na direção Z. 119
Figura 47 – Estruturação dos sinais utilizados para classificação. 120

Figura 48 – Criação de novos sinais de vibração utilizando AWGN. 126

Figura 49 – Aplicação da técnica SMOTE em um esquema simplificado de duas dimensões. 129
Figura 50 – Método híbrido de aumento de dados versão 1. 130
Figura 51 – Método híbrido de aumento de dados versão 2. 131
Figura 52 – Gráfico Radar dos melhores classificadores: SVM utilizando MHAD-ver-2 aplicado nas características normalizadas; K-NN utilizando MHAD-ver-2 aplicado nas características normalizadas; RF utilizando MHAD-ver-2 aplicado nas características não normalizadas; SSAE utilizando MHAD-ver-2 aplicado nas características normalizadas. 142
Figura 53 – Exemplo de representação senoidal. 146
Figura 54 – Representação do processo de classificação a partir da análise senoidal. 151
Figura 55 – Exemplos de sinais: (a) Espectrograma de um sinal na direção radial da condição normal de operação da máquina. (b) Espectrograma de um sinal na direção radial referente a um sinal de desbalanceamento (30 gramas) combinado com desalinhamento vertical (1,91 mm). 152
Figura 56 – Avaliação da seleção de características empregando *random forest*.155
Figura 57 – Avaliação da seleção de características empregando SVM. 157
Figura 58 – Avaliação da seleção de características empregando KNN. 160
Figura 59 – Avaliação da seleção de características empregando SSAE. 162
Figura 60 – Curvas ROC: (a) cenário normal; (b) cenário de desbalanceamento; (c) cenário de desalinhamento horizontal; (d) cenário de desalinhamento vertical; (e) cenário de desbalanceamento + desalinhamento horizontal; (f) cenário de desbalanceamento + desalinhamento vertical; e (g) cenário de desalinhamento vertical + desalinhamento horizontal. 166
Figura 61 – Diagrama de blocos do sistema proposto. 174
Figura 62 – Comparações das amplitudes do espectro de frequência na velocidade de rotação da máquina dos cenários de desbalanceamento e desalinhamento horizontal. 177

Figura 63 – Comparações das amplitudes do espectro de frequência na velocidade de rotação da máquina dos cenários de desbalanceamento e desalinhamento vertical. 178
Figura 64 – Representações analíticas dos sinais: (a) Sinal de desbalanceamento no domínio do tempo; (b) representação de (a) no domínio da frequência; (c) Sinal de desalinhamento no domínio do tempo; (d) representação de (c) no domínio da frequência; (e) sinal combinado formado por desbalanceamento + desalinhamento + ruído branco gaussiano; (f) representação de (e) no domínio da frequência. 185
Figura 65 – Sinais de desbalanceamento decompostos produzidos pelo: (a) algoritmo EMD; (b) representação de (a) no domínio da frequência; (c) algoritmo VMD; (d) representação de (c) no domínio da frequência; (e) algoritmo IVMD; (f) representação de (e) no domínio da frequência. 186
Figura 66 – Sinais de desalinhamento decompostos produzidos pelo: (a) algoritmo EMD; (b) representação de (a) no domínio da frequência; (c) algoritmo VMD; (d) representação de (d) no domínio da frequência; (e) algoritmo IVMD; (f) representação de (e) no domínio da frequência. 187
Figura 67 – Sinais de vibrações reais referentes a: (a) falha individual de desbalanceamento; (b) representação de (a) no domínio da frequência; (c) falha individual de desalinhamento; (d) representação de (c) no domínio da frequência; (e) falha combinada de desbalanceamento e desalinhamento; (f) representação de (e) no domínio da frequência. 189
Figura 68 – Sinais de desbalanceamento reais decompostos produzidos pelo: (a) algoritmo EMD; (b) representação de (a) no domínio da frequência; (c) algoritmo VMD; (d) representação de (c) no domínio da frequência; (e) algoritmo IVMD; (f) representação de (e) no domínio da frequência. 190

Figura 69 – Sinais de desalinhamento reais decompostos produzidos pelo: (a) algoritmo EMD; (b) representação de (a) no domínio da frequência; (c) algoritmo VMD; (d) representação de (c) no domínio da frequência; (e) algoritmo IVMD; (f) representação de (e) no domínio da frequência. 191
Figura 70 – Comparação do desempenho dos métodos VMD e IVMD para decomposição da falha de desbalanceamento a partir do sinal combinado de desbalanceamento de 20 gramas associado a desalinhamento horizontal de 2,00 mm. 196
Figura 71 – Comparação do desempenho dos métodos VMD e IVMD para decomposição da falha de desalinhamento horizontal a partir do sinal combinado de desbalanceamento de 20 gramas associado a desalinhamento horizontal de 2,00 mm. 197
Figura 72 – Comparação do desempenho dos métodos VMD e IVMD para decomposição da falha de desbalanceamento a partir do sinal combinado de desbalanceamento de 20 gramas associado a desalinhamento vertical de 1,91 mm. 198
Figura 73 – Comparação do desempenho dos métodos VMD e IVMD para decomposição da falha de desalinhamento a partir do sinal combinado de desbalanceamento de 20 gramas associado a desalinhamento vertical de 1,91 mm. 199

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Exemplos de função kernel. 42

Tabela 2 – Comparação de publicações sobre diagnóstico de falhas em máquinas rotativas. **CL** denota a quantidade de classes, **BD** indica se a base de dados está disponível, **AL** é o algoritmo de classificação, **AD** indica se foi utilizada alguma técnica de aumento de dados, **FC** denota a presença de falhas combinadas e **A** representa a acurácia obtida pelo algoritmo de classificação. 69

Tabela 3 – Descrição dos canais dos sinais da COMFAULDA-R. 85

Tabela 4 – Condição normal COMFAULDA-R. 85

Tabela 5 – Condições de falha da COMFAULDA-R. 85

Tabela 6 – COMFAULDA-R. 86

Tabela 7 – Descrição dos canais da COMFAULDA. 86

Tabela 8 – Condição normal da COMFAULDA. 87

Tabela 9 – Quantidade de falhas isoladas da COMFAULDA. 87

Tabela 10 – Quantidade de falhas combinadas da COMFAULDA. 88

Tabela 11 – COMFAULDA. 88

Tabela 12 – Faixas de severidade de falhas. 94

Tabela 13 – Combinação digital para as informações referentes ao estado do motor. 100

Tabela 14 – Combinação empregada para as informações referentes à condição de operação do motor. 100

Tabela 15 – Matriz de confusão da etapa de teste usando máquina de vetores de suporte. 120

Tabela 16 – Matriz de confusão da etapa de teste usando K-vizinhos mais próximos. 121

Tabela 17 – Matriz de confusão da etapa de teste usando *random forest.* 122

Tabela 18 – Características extraídas no domínio do tempo e no domínio da frequência, com $\alpha_N \triangleq \frac{\sqrt{N(N-1))}}{N-2}$ e $\alpha_Q \triangleq \frac{\sqrt{Q(Q-1))}}{Q-2}$. 132

Tabela 19 – Descrição dos casos. 134

Tabela 20 – SVM aplicado ao conjunto de dados sem aplicar normalização de características. 136

Tabela 21 – SVM aplicado ao conjunto de dados usando características normalizadas. 137

Tabela 22 – K-NN aplicado ao conjunto de dados sem aplicar normalização de características. 137

Tabela 23 – K-NN aplicado ao conjunto de dados usando características normalizadas. 138

Tabela 24 – RF aplicado ao conjunto de dados sem aplicar normalização de características. 139

Tabela 25 – RF aplicado ao conjunto de dados usando características normalizadas. 139

Tabela 26 – SSAE aplicado ao conjunto de dados sem utilizar normalização de características. 140

Tabela 27 – SSAE aplicado ao conjunto de dados utilizando normalização de características. 140

Tabela 28 – Características senoidais. 148

Tabela 29 – Comparação de métodos empregando *random forest*. 154

Tabela 30 – Comparação de métodos empregando SVM. 158

Tabela 31 – Comparação de métodos empregando K-NN. 159

Tabela 32 – Comparação de métodos empregando SSAE. 163

Tabela 33 – Comparação das melhores configurações dos classificadores. 163

Tabela 34 – Matriz de confusão da etapa de teste usando SVM. 181

Tabela 35 – Matriz de confusão da etapa de teste usando RF. 181

Tabela 36 – Matriz de confusão da etapa de teste usando K-NN. 182

Tabela 37 – Matriz de confusão da etapa de teste usando SSAE. 183

Tabela 38 – Severidade das falhas correspondentes ao sinal analítico. 188

Tabela 39 – Severidade das falhas correspondentes ao sinal real. 190

Tabela 40 – Comparação do desempenho das técnicas de decomposição para separação dos sinais combinados formados por misturas instantâneas de falhas simples referentes aos sinais de desbalanceamento em conjunto com os sinais de desalinhamento horizontal.192
Tabela 41 – Erros absolutos médios das severidades das falhas decompostas de sinais combinados formados por misturas instantâneas de falhas simples de desbalanceamento em conjunto com desalinhamento horizontal. 193
Tabela 42 – Comparação do desempenho das técnicas de decomposição para separação dos sinais combinados formados por misturas instantâneas de falhas simples referentes aos sinais de desbalanceamento em conjunto com os sinais de desalinhamento vertical. 193
Tabela 43 – Erros absolutos médios das severidades das falhas decompostas de sinais combinados formados por misturas instantâneas de falhas simples de desbalanceamento em conjunto com desalinhamento vertical. 194
Tabela 44 – Comparação do desempenho das técnicas de decomposição para separação dos sinais da COMFAULDA referente aos sinais de desbalanceamento em conjunto com os sinais de desalinhamento horizontal. 194
Tabela 45 – Erros absolutos médios das severidades das falhas decompostas referentes aos sinais combinados formados por desbalanceamento e desalinhamento horizontal da base COMFAULDA. 196
Tabela 46 – Comparação do desempenho das técnicas de decomposição para separação dos sinais da COMFAULDA referente aos sinais de desbalanceamento em conjunto com os sinais de desalinhamento vertical. 197
Tabela 47 – Erros absolutos médios das severidades das falhas decompostas referentes aos sinais combinados formados por desbalanceamento e desalinhamento vertical da base COMFAULDA. 199

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABVT	*Alignment Balance Vibration Trainer*
ACGAN	*Auxiliary Classifier Generative Adversarial Networks*
AUC	*Area Under the Curve*
AWGN	*Additive White Gaussian Noise*
BPS	*Bits per second*
CART	*Classification and Regression Tree*
CLP	Controlador Lógico Programável
CNN	*Convolutional Neural Network*
COMFAULDA	*Composed Fault Dataset*
COMFAULDA-R	*Composed Fault Dataset-Reduced*
CSV	*Comma Separated Values*
DFT	Transformada De Fourier De Tempo Discreto
DP	Desvio Padrão
EDR	*Enhanced Data Rate*
EG	Eixo Geométrico
EHRK	Espaço De Hilbert Reproduzidos Por Kernel
EI	Eixo Principal De Inércia
EMD	*Empirical Mode Decomposition*
FFT	Transformada Rápida De Fourier
FMI	Função De Modo Intrínseco
FPGA	*Field Programmable Gate Array*
GBDT	*Gradient Boosting Decision Tree*
GPU	*Graphics Processing Units*
GRA	*Gray Relation Algorithm*
IHM	Interface Homem Máquina
IVMD	*Improved Variational Mode Decomposition*
K-NN	*K*-vizinhos Mais Próximos
KDA	*Kernel discriminant analysis*
LEDAV	Laboratório De Ensaios Dinâmicos E Análise De Vibrações

MEMS	*Micro-ElectroMechanical Systems*
MHAD	Método Híbrido De Aumento De Dados
MLP	*Multi Layer Perceptron*
MTF	Maior Trilha Cuja Frequência É F_0
MTG	Maior Trilha Global
OOBFI	*Out Of Bag Feature Importance*
PCA	*Principal Component Analysis*
REL	RELIEFF
RF	*Random Forest*
RMS	*Root Mean Square*
RNA	Redes Neurais Artificiais
ROC	*Receiver Operating Characteristic*
SBM	*Similarity based modeling*
SCADA	*Supervisory Control and Data Acquisition*
SM	*Softmax*
SMOTE	*Synthetic Minority Oversampling Technique*
SNR	*Signal to Noise Ratio*
SSAE	*Stacked Sparse Autoencoder*
STFT	Transformada De Fourier De Tempo Curto
SVM	*Support Vector Machines*
TVF-EMD	*Time-Varying Filtering for Empirical Mode Decomposition*
VMD	*Variational Mode Decomposition*

LISTA DE SÍMBOLOS

α	Multiplicador de Lagrange
$\bar{a}$	Valor médio do sinal de aceleração
$\bar{K}$	Partição da validação cruzada
β	Parâmetro de ajuste da amplitude para o primeiro harmônico no IVMD
$\boldsymbol{b_{c_a}}$	Vetor de viés relativo ao mapeamento da camada de entrada para a camada oculta do *autoencoder*
$\boldsymbol{b_{c_o}}$	Vetor de viés relativo ao mapeamento da camada oculta para a camada de saída do *autoencoder*
$\boldsymbol{c_a}$	Mapeamento na primeira camada do *autoencoder*
$\boldsymbol{c_{oc}}$	Mapeamento na camada oculta do *autoencoder*
$\boldsymbol{M_{c_o}}$	Matriz de pesos referente ao mapeamento da camada oculta para a camada de saída do *autoencoder*
$\ddot{y}$	Aceleração resultante do sistema
Δ_f	Resolução da frequência
Δi_R	Variação da impureza da árvore
Δ	Intervalo
δ	Distribuição de Dirac
γ	Hiperparâmetro de ajuste da fronteira de decisão do SVM
$\hat{\alpha}$	Valor atualizado de α
$\hat{\rho}$	É o valor da ativação média dos neurônios na camada oculta do *autoencoder*
$\hat{f}(\omega)$	Valor atualizado de $f(\omega)$
$\hat{f}^{\text{bag}}(x)$	Termo do *random forest* com as árvores ajustadas às amostras
$\hat{m}_{k(\omega)}$	Valor do modo atualizado
$\hat{s}$	Soma senoidal
$\mathbb{E}$	Valor esperado
$\mathbf{c}_{\text{norm}}$	Vetor de características normalizadas

$\mathbf{w}$	Vetor de pesos
$\mathbf{x}$	Padrão de entrada
$\mathscr{Z}_L$	Transformada de Laplace de $z(t)$
$\mathscr{Y}_L$	Transformada de Laplace de $y(t)$
μ	Valor médio do sinal
ω	Velocidade angular
ω_n	Frequência de oscilação natural do sistema
ω_o	Frequência de oscilação do sistema
ω_v	Frequência de modulação da tensão
ω_k	Frequência instantânea de um dado modo
∂_t	Derivada parcial em relação ao tempo
$\phi(.)$	Mapeamento para função kernel no SVM
ϕ	Fase do sinal
$\psi(.)$	Função de ativação
ω_v	Frequência de modulação da tensão
ρ	Nível de esparsidade do *autoencoder*
σ	Desvio padrão
τ	Parâmetro de penalidade do VMD
err^{oob}	Erro *out-of-bag*
θ_k	Fase de um dado modo
ε_0	Constante dielétrica do ar
ϱ	Variável de construção do hiperplano do SVM
ξ	Taxa de amortecimento
ζ	Constante que regula o peso do termo de penalização esparsa do *autoencoder*
$A(k)$	Valor da transformada de Fourier do sinal de aceleração
$A_m(R_f)$	Valor da transformada de Fourier do sinal de aceleração na velocidade de rotação da máquina
A	Amplitude do sinal
a	Sinal de aceleração
a_{sdc}	Sinal de aceleração sem o valor DC
A_k	Amplitude da função modal intrínseca
Arv	Quantidade de árvores do *random rorest*
b	Viés
C	Termo de regularização do SVM
c	Característica
C_a	Caso
C_i	Constante de integração

c_o	Termo independente das funções kernel
C_s	Características senoidais
c_{am}	Coeficiente de amortecimento
C_d	Capacitância diferencial
C_{Id}	Quantidade de características de Id
d	Distância entre o centro de gravidade da massa e o eixo geométrico de rotação
d_0	Distância entre a placa fixa e as placas móveis capacitivas
D_e	Distância euclidiana
D_i	Diferença entre duas caraterísticas de vetores diferentes
D_m	Distância entre as margens dos hiperplanos de duas classes
d_x	Deslocamento da placa capacitiva
D_{ep}	Distância euclidiana padronizada
E_{p}	Erro padrão
e_r	Erro de reconstrução no *autoencoder*
e_{max}	Sinal referente ao envelope superior do modo decomposto EMD
e_{min}	Sinal referente ao envelope inferior do modo decomposto EMD
e_i	Valor médio dos sinais de envelope
$f(x)$	Função de avaliação linear
f	Frequência do sinal
F_0	Frequência fundamental
F_c	Força centrífuga
F_s	Frequência de amostragem
Fa	Fator de crista
G	Fator randômico usado no algoritmo SMOTE
G_i	Critério de diversidade de Gini
$h[n]$	Resposta ao impulso
$H_d(e^{jw})$	Resposta em frequência
$h_d[n]$	Resposta ao impulso desejada
H_i	Característica pertencente a mesma classe de x_i
h_i	Sinal candidato a ser uma FMI
I	Instância
I_n	Conjunto de instâncias de entrada para o *autoencoder*
$i_R(N_{R_D})$	Impurezas da árvore que correspondem aos nós da direita

$i_R(N_{R_E})$	Impurezas da árvore que correspondem aos nós da esquerda
i_R	Classe
Id	Vetor da classe minoritária
j	$\sqrt{-1}$
K	Quantidade de vizinhos
k_b	Constante de Boltzmann
K_e	Função kernel
K_m	Quantidade de modos intrínsecos
K_x	Função de reprodutora de kernel
L	Ordem do modelo senoidal
L_R	Quantidade de categorias da variável nominal
L_{Id}	Quantidade de observações de Id
M	Comprimento do filtro
m	Massa
M_a	Número de instâncias da classe majoritária
M_T	Quantidade de amostras do conjunto de treinamento
M_{a_2}	Quantidade de instâncias da classe majoritária modificadas pelo AWGN
M_{i_1}	Quantidade de instâncias da classe minoritária em que não foram utilizadas nas técnicas de aumento de dados
M_{i_2}	Quantidade de instâncias da classe minoritária geradas a partir da aplicação do SMOTE
M_{i_3}	Quantidade de instâncias da classe minoritária geradas a partir da aplicação do AWGN
m_k	Função modal intrínseca
me	Número de medições para cada uma das velocidades de rotação
N	Comprimento do sinal de vibração no domínio do tempo
n	Amostras de um sinal
N_c	Quantidade de características
N_R	Nó da árvore no algoritmo *random forest*
N_{oc}	Quantidade de neurônios na camada oculta *autoencoder*
N_{R_E}	Nó filho da árvore à esquerda
N_{R_D}	Nó filho da árvore à direita
O	Número de observações que não foram selecionados na amostra *bootstrap*
Od	Vetor com os dados sintéticos gerados

$p(c_l)$	Probabilidade de acerto de uma dada classe
$p(z_n)$	Probabilidade de $x(n)$ ser igual aos possíveis valores de z_n
$p(z_q)$	Probabilidade de $x(q)$ ser igual aos possíveis valores de z_q
p_E	Parte de observações presentes no nó N_R que é direcionado ao nó filho da esquerda
pe	Valor de peso usado na distância euclidiana padronizada
Q	Número de amostras de $s(q)$
q_u	Quadro
r_0	Sinal de resíduo inicial no algoritmo EMD
r_e	Sinal de resíduo final no algoritmo EMD
R_f	Velocidade de rotação da máquina
r_i	Sinal de resíduo intermediário no algoritmo EMD
$s(n)$	Representação senoidal do sinal de vibração
$s(q)$	Espectro de frequência do sinal de vibração $x(n)$
S	Quantidade de observações sintéticas adicionadas por Id
s_{ru}	Sinal de ruído branco gaussiano
S_p	Área de sobreposição entre as placas capacitivas
s_R	Ponto de partição da árvore
s_{com}	Sinal da falha composta analítica
s_{desa}	Sinal de desalinhamento analítico
s_{desb}	Sinal de desbalanceamento analítico
S_{ev}	Severidade da falha
Sk	*Skewness*
t	Tempo
T_e	Temperatura em Kelvin no receptor
T_K	Operador da função kernel
T_Q	Tamanho do quadro
TE	Amostra de teste
TR	Amostra de treinamento
V	Modulação de tensão
V_c	Vetor de características
v	Velocidade de vibração
$V_r^{(\text{dir})}$	Velocidade de referência para condição normal de operação
V_0	Amplitude da modulação de tensão
V_{P}	Valor de pico do sinal
V_{RMS}	Valor RMS do sinal

V_M	Valor de tensão aplicado na placa móvel
$w[n]$	Janela de duração finita
W_i	Peso de uma característica
$X_a(n)$	Variável aleatória
$x(n)$	Sinal de vibração no domínio do tempo
X	Direção axial do sinal de vibração
$X^{(N)}(k)$	Transformada de Fourier de tempo discreto
Y	Direção tangencial do sinal de vibração
y	Valor esperado da saída
y_i^{oob}	Classificação de uma observação i
Y_i	Característica pertencente a uma classe distinta de x_i
$z(t)$	Deslocamento da massa
Z	Direção radial do sinal de vibração
z_m	Mapeamento obtido pelo decodificador do *autoencoder*

SUMÁRIO

Introdução **14**

1 Fundamentação Teórica **21**

1.1 Análise de vibrações 21

1.2 Instrumentação para análise de vibração 23

1.2.1 Acelerômetros piezoelétricos 25

1.2.2 Acelerômetros capacitivos 26

1.3 Extração de características 29

1.4 Transformada de Fourier 30

1.5 Normalização de características 30

1.6 Validação cruzada 32

1.7 Classificadores 34

1.7.1 Máquina de vetores de suporte 35

1.7.2 *K*-vizinhos mais próximos 42

1.7.3 *Random forest* 44

1.7.4 *Autoencoder* 48

1.8 Comentários finais 51

2 Trabalhos relacionados **52**

2.1 Trabalhos relacionados ao diagnóstico de falhas 53

2.2 Trabalhos relacionados ao aumento de dados 59

2.3 Trabalhos relacionados à análise senoidal 62

2.4 Técnicas para decomposição de falhas combinadas 64

2.5 Comparação entre publicações semelhantes 67

2.6 Considerações finais 68

3 Estruturação da base de dados **70**

3.1 Desbalanceamento 70
3.1.1 Tipos de desbalanceamento 71
3.2 Desalinhamento 73
3.2.1 Tipos de desalinhamento 74
3.3 Bancada experimental 76
3.3.1 Inserção dos tipos de falhas 77
3.4 Gravação de sinais 80
3.4.1 Sensores utilizados 80
3.4.2 Placa de aquisição de sinais 83
3.5 Bases de dados 83
3.5.1 COMFAULDA-R 84
3.5.2 COMFAULDA 86
3.6 Considerações finais 89

4 Sistema supervisório para diagnóstico e mensuração de severidade de falhas 90
4.1 Aquisição e filtragem 90
4.2 Critério para mensuração de severidade 92
4.3 Integração e determinação da severidade 94
4.4 Extração de características 95
4.4.1 *Skewness* 95
4.4.2 Fator de crista 96
4.4.3 Transformada de Fourier 97
4.4.4 Vetor de características 97
4.5 Diagnóstico de falhas 97
4.6 Interface com Arduino 98
4.6.1 Módulo HC-05 99
4.6.2 Comunicação entre as placas de Arduino 99
4.7 Saída na tela do supervisório 101
4.8 Resultados e Discussão 102
4.8.1 Comparação entre as medidas dos acelerômetros 103
4.8.2 Levantamento do perfil de severidade do motor 104

4.8.3 Perfil de severidade do desbalanceamento associado a desalinhamento horizontal 108
4.8.4 Perfil de severidade do desbalanceamento associado a desalinhamento vertical 111
4.8.5 Comparando os perfis de severidade com desbalanceamento de 6 g 113
4.8.6 Comparando os perfis de severidade com desbalanceamento de 20 g 116
4.9 Escolha do classificador 118
4.10 Considerações finais 122

5 Método híbrido para aumento de dados 123
5.1 Dados desbalanceados 123
5.1.1 Subamostragem 124
5.1.2 Aumento de dados 124
5.1.3 *Additive White Gaussian Noise* (AWGN) 125
5.1.4 *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE) 127
5.1.5 Método híbrido de aumento de dados 128
5.2 Extração de características 131
5.3 Resultados 133
5.3.1 Discussão dos resultados 141
5.4 Considerações finais 143

6 Análise senoidal para extração de características em sinais de vibração 144
6.1 Análise senoidal 144
6.1.1 Extração de características da representação senoidal 146
6.2 Seleção de características 147
6.2.1 RELIEFF 149
6.2.2 *Out of bag feature importance* (OOBFI) 150
6.3 Resultados e discussões 151
6.4 Resultados empregando o classificador *random forest* 153
6.4.1 Resultados empregando o SVM 156
6.4.2 Resultados empregando o K-NN 158
6.4.3 Resultados empregando o SSAE 161
6.4.4 Comparando as melhores configurações dos classificadores 163
6.5 Considerações finais 164

7 Decomposição de falhas combinadas 167
7.1 Técnicas para decomposição de falhas combinadas 167
7.1.1 *Empirical Mode Decomposition* (EMD) 167
7.1.2 *Variational Mode Decomposition* (VMD) 170
7.2 Sistema proposto 173
7.2.1 Aquisição e filtragem 174
7.2.2 Extração de características 175
7.2.3 Identificação de falha 175
7.2.4 Integração 175
7.2.5 *Improved Variational Mode Decomposition* (IVMD) 176
7.2.6 Diagnóstico de falhas e determinação de severidade 179
7.3 Resultados e Discussão 179
7.3.1 Classificação 180
7.3.2 Métodos de decomposição 184
7.3.3 Simulações usando sinais reais da base COMFAULDA 188
7.3.4 Simulações para decomposição de falhas combinadas formadas por misturas instantâneas de falhas simples 191
7.3.5 Simulações para decomposição de falhas combinadas da base COMFAULDA 194
7.4 Considerações finais 200

Considerações finais 200
Produção científica 203

Referências 204

Introdução

A 4ª revolução industrial é impulsionada por um novo paradigma produtivo que otimiza a execução de modelos de negócios (RAFAEL et al., 2020). Devido ao fato das máquinas rotativas serem amplamente empregadas na indústria moderna, seu diagnóstico de falhas tem sido um tema relevante na atualidade em diversas pesquisas (ZHANG, T. et al., 2022; ZHOU; WANG, 2022; YU et al., 2021).

Máquinas rotativas, como bombas, compressores, turbinas, dentre outras, estão frequentemente sujeitas a diferentes condições adversas, as quais podem acarretar falhas mecânicas e diminuição do desempenho dos equipamentos (JIANG; CHANG; LIU, 2021; LI, P. et al., 2020). Portanto é de suma importância o monitoramento das condições desses equipamentos, pois este monitoramento permite a identificação de falhas em seus estágios iniciais, possibilitando assim estabelecer o momento adequado para realizar a manutenção nos equipamentos, economizando custos e proporcionando maior segurança aos operadores (YU et al., 2019).

O acompanhamento das condições dessas máquinas pode ser feito a partir da utilização de sensores com a finalidade de monitorar o funcionamento dinâmico dos equipamentos (GOYAL; PABLA; DHAMI et al., 2019). Com esta finalidade podem ser empregados sensores para monitorar temperatura, corrente elétrica, campo magnético e vibração mecânica, dentre outras grandezas (DJAGAROV et al., 2019; PEETERS et al., 2019). A monitoração de vibração mecânica em máquinas rotativas tem se mostrado uma forma efetiva para a realização de diagnóstico nestes equipamentos de maneira não invasiva, ou seja, não exigindo que uma peça seja desmontada ou retirada de sua posição na máquina para verificar se ela apresenta algum defeito (ALOTAIBI; HONARVAR SHAKIBAEI ASLI; KHAN, 2021).

Ao longo dos últimos anos, técnicas automáticas de estimativa do estado de funcionamento de máquinas rotativas vêm sendo pesquisadas. Neste propósito, são costumeiramente mobilizadas técnicas de processamento de sinais conjugadas a técnicas de aprendizado de máquina. Uma das principais vertentes destas técnicas reside na possibilidade de identificar diferentes tipos de falhas através da análise dos sinais de vibração (CERRADA et al., 2018; CUI et al., 2019; LUO; HUANG; LI, 2021).

Na maioria dos casos, especialistas humanos não são capazes de processar de forma eficiente e eficaz grandes volumes de dados adquiridos dos sensores instalados em máquinas rotativas. Desta forma, sistemas de monitoramento inteligentes baseados em dados têm sido empregados (TAYYAB et al., 2020). A fim de que o aprendizado de máquina seja efetivo na identificação de falhas operacionais em máquinas rotativas, são necessários conjuntos de dados que apresentem uma ampla variedade de tipos de falhas e níveis de severidade. A obtenção de tais conjuntos de dados, no entanto, pode levar muito tempo. Ademais, nem sempre é viável registrar as condições operacionais mais críticas sem causar danos ao equipamento ou causar perdas de produção. Logo, uma das estratégias utilizadas é o emprego de bancadas experimentais que são capazes de reproduzir o funcionamento dinâmico de falhas em máquinas rotativas em um ambiente controlado (VILLA et al., 2012).

As falhas de desbalanceamento e desalinhamento ocorrem frequentemente em máquinas rotativas, acarretando a diminuição do tempo de vida útil destes equipamentos (BAI; GANERIWALA; SAWALHI, 2019; GUAN et al., 2017). As falhas podem ocorrer de forma isolada ou simultaneamente, produzindo falhas combinadas, também denominadas de compostas (DESOUKI et al., 2020; XUE; DOU; YANG, 2020).

Problemas associados à instalação de motores (tais como desbalanceamento e/ou desalinhamento) não raro se aliam à falta de manutenção preventiva (ou seja, falta de verificação da lubrificação, à não prevenção de um eventual acúmulo de poeira e a corrosão). Isto provoca problemas nos rolamentos de motores, os quais são responsáveis por causar, aproximadamente, 40% das falhas em motores elétricos (MITRA; KOLEY, 2016; DJAGAROV et al., 2019).

Falhas de desbalanceamento e desalinhamento ocorrem com frequência em máquinas rotativas industriais correspondendo juntas a cerca de 60% das falhas que ocorrem nestes equipamentos (HUJARE; KARNIK, 2018; DESOUKI et al., 2020). As causas do desalinhamento podem ser *i*) instalação do motor de forma indevida; *ii*) falta de simetria nas cargas aplicadas e *iii*) grande variação térmica nos motores (MITRA; KOLEY, 2016). O desalinhamento, além de reduzir a eficiência do motor, pode nele provocar diversas disfunções, como desgaste precoce de acoplamentos mecânicos e/ou rolamentos, ocasionando interrupções não programadas na produção (HUJARE; KARNIK, 2018).

Tais paradas produzem perdas significativas no processo produtivo. Devido à

crescente competitividade no ramo industrial, cumpre evitar a ocorrência de frequentes paradas inesperadas na produção por ausência de um programa de manutenção adequado (GLOWACZ; GLOWACZ, 2018).

A fim de realizar a implantação de um programa de manutenção preditiva, é necessário um investimento na aquisição de equipamentos para medição e monitoramento de diversos parâmetros ou sinais egressos da máquina em funcionamento. Tal modalidade de manutenção costuma se revelar benéfica, já que ao reduzir a quantidade de paradas inesperadas das máquinas, sua implementação resulta em aumento de produtividade e redução de custos de serviço (DJAGAROV et al., 2019).

Uma das principais formas de realização da manutenção preditiva para manter o alto grau de confiabilidade de funcionamento das máquinas rotativas reside numa judiciosa análise de vibrações, por meio da qual é possível aplicar métodos de antecipação à falha e de realização de diagnóstico nos equipamentos (PESTANA-VIANA et al., 2016).

Embora diversas pesquisas tenham sido realizadas abordando a análise de vibrações para diagnóstico de falhas, ainda existem lacunas a serem preenchidas nesta área de conhecimento, justificando a escolha deste tema para esta tese.

Objetivo da tese

O objetivo geral desta tese concentra-se em prover um diagnóstico acurado de um simulador de máquinas rotativas que apresente falhas simples e combinadas. Tal diagnóstico é subsidiado por técnicas de processamento digital de sinais e aprendizado de máquina.

Os objetivos específicos deste trabalho estão elencados a seguir:

- gravação de duas bases de dados de referência de sinais de vibrações a partir de uma bancada experimental de máquina rotativa, considerando diversos cenários de seu funcionamento;
- aplicação de algoritmos de aprendizado de máquina para efetuar um diagnóstico eficaz do estado de uma máquina rotativa em operação;
- mensurar as severidades de falhas em diversos cenários de desbalanceamento,

desalinhamento horizontal, desalinhamento vertical e em combinações destas falhas duas a duas. Permitindo assim fornecer um parâmetro confiável para escolha do momento mais adequado para a realização do reparo do equipamento por meio da manutenção preditiva;

- análise e proposição de técnicas para lidar com o problema de classes desbalanceadas referente a cenários de máquinas rotativas;
- avaliação de técnicas de processamento digital de sinais para realização de extração de características de sinais de vibração;
- avaliação de técnicas de seleção de características com a finalidade de escolher os atributos com maior capacidade de discriminação;
- análise e proposição de técnicas para decomposição de falhas combinadas com objetivo de estimar a severidade das falhas simples que as compõem, permitindo assim, verificar a falha com maior severidade.

Metodologia

A primeira etapa desta pesquisa foi a realização de uma revisão bibliográfica a respeito do tema proposto, contemplando, principalmente, artigos que abordam os seguintes temas: manutenção preditiva baseada na análise de sinais de vibração, diagnóstico de falhas combinadas, extração de características, técnicas de classificação de padrões, desbalanceamentos de dados, análise senoidal e decomposição de falhas combinadas, com objetivo de apresentar o estado da arte sobre estes assuntos.

A segunda etapa consistiu na gravação de uma base de dados preliminar de sinais de vibração, a qual apresenta 4 cenários distintos, contendo tanto falhas simples quanto falhas combinadas.

Posteriormente, foram realizados experimentos com algoritmos classificadores na base de dados preliminar com 353 sinais e foram analisados os perfis de severidade de 4 cenários distintos a saber: operação normal, desbalanceamento, desbalanceamento combinado com desalinhamento horizontal e desbalanceamento combinado com desalinhamento vertical.

Visando aprimorar os resultados na etapa anterior, a quarta etapa consistiu em propor a aplicação de técnicas para contornar a dificuldade de realizar diagnóstico empregando algoritmos de classificação para classes desbalanceadas.

Uma vez verificada a viabilidade da identificação de falhas combinadas através do uso de classificadores aplicados à base de dados preliminar com 4 classes. A próxima etapa consistiu na gravação de uma base de dados contendo 7 cenários diferentes de funcionamento da máquina rotativa: operação normal, desbalanceamento, desalinhamento horizontal, desalinhamento vertical, desbalanceamento combinado com desalinhamento horizontal, desbalanceamento combinado com desalinhamento vertical e desalinhamento horizontal combinado com desalinhamento vertical, totalizando 2162 sinais.

Após a gravação da base de dados com 7 classes, a sexta etapa consistiu na avaliação da técnica de análise senoidal para realização de extração de características nos sinais de vibração.

Com objetivo de melhorar o desempenho apresentado pelos classificadores na etapa pregressa, foi proposto um sistema capaz de fornecer o diagnóstico do estado de funcionamento do simulador de máquinas rotativas e de fornecer uma estimativa de severidade de falhas simples que formam falhas combinadas. Para isso, foram utilizadas características extraídas nos domínios do tempo/frequência em conjunto com técnicas de decomposição de sinais.

A Figura 1 ilustra o que foi descrito nos parágrafos acima, mostrando as etapas de produção desta tese e os artigos publicados.

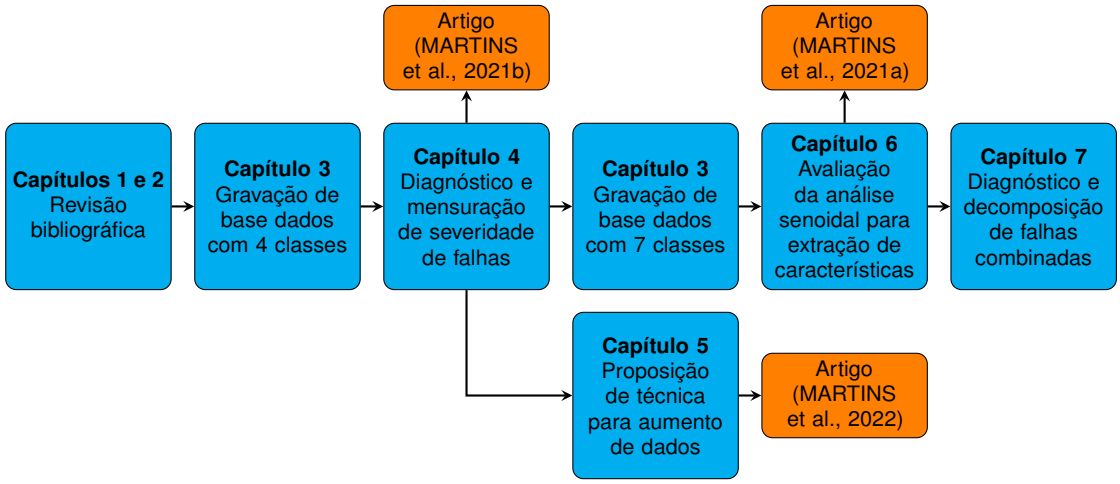


Figura 1 – Etapas de produção da tese.

Organização da tese

Os parágrafos a seguir mostram como esta tese está organizada. A elaboração dos experimentos realizados nesta tese tiveram como motivação a realização de publicações de artigos de congresso e revistas. Sendo assim, os Capítulos 4, 5 e 6 representam assuntos que geraram respectivamente as publicações (MARTINS et al., 2021b, 2022, 2021a). Além disso, ressalta-se que o Capítulo 7 está sendo preparado para ser submetido a uma revista internacional da área.

O Capítulo 1 aborda conceitos fundamentais para compreensão desta tese, sendo discutidos os seguintes conteúdos: conceitos de instrumentação para análise de vibração, a extração e normalização de características, validação cruzada, princípio de funcionamento dos acelerômetros piezoelétricos e capacitivos. Além disso, este capítulo contempla o princípio de funcionamento dos 4 algoritmos de classificação empregados nesta tese.

No Capítulo 2, é feito um levantamento bibliográfico a respeito das técnicas de processamento digital de sinais e de aprendizado de máquina que têm sido utilizadas no estado da arte para diagnóstico de falhas em máquinas rotativas.

No Capítulo 3, são explicados os tipos de defeitos produzidos a partir da bancada de experimental: as falhas de desbalanceamento, o desalinhamento horizontal e o desalinhamento vertical. Este capítulo mostra como estas falhas foram inseridas na bancada experimental e detalha os procedimentos empregados na gravação dos dados.

No Capítulo 4 é proposto um sistema supervisório para lidar com a base de dados preliminar. Nele é descrito o critério de mensuração de falhas utilizado, assim como são feitas a aquisição e a filtragem dos sinais de vibração. Nele também é abordada a extração de características dos sinais de vibração e a avaliação do desempenho dos 3 classificadores utilizados. Neste capítulo também é descrito como foi realizada a interface com o Arduino, bem como o envio de comunicação de forma remota.

O Capítulo 5 apresenta a proposta de um método híbrido de aumento de dados com o objetivo de aumentar a quantidade de exemplos das classes minoritárias e consequentemente melhorar o desempenho dos classificadores avaliados. Ademais, são apreciadas a utilização de técnicas de pré-processamento como: normalização de características, subamostragem do conjunto de dados e aumento de dados.

No Capítulo 6, é mostrado como a técnica de análise senoidal foi empregada para

efetuar a extração de características de sinais de vibração. Nele também foi aferido o desempenho de técnicas de seleção de atributos em conjunto com a utilização de 4 tipos de algoritmos classificadores para a identificação de 7 cenários distintos de funcionamento da máquina.

O Capítulo 7 aborda a proposição de um método de decomposição de falhas combinadas, com o objetivo de estimar a severidade das falhas simples que constituem uma falha combinada. Além disso, neste capítulo foram avaliados os desempenhos de classificação de 4 algoritmos distintos em conjunto com características extraídas nos domínios do tempo/frequência para o reconhecimento de 7 cenários diferentes de operação da máquina.

No Capítulo 8, são apresentadas as considerações finais desta tese, assim como sugestões para trabalhos futuros. Também é apresentada neste capítulo, a produção científica produzida até o momento como resultado desta pesquisa.

1- Fundamentação Teórica

Neste capítulo são apresentados assuntos que servem de base teórica para os demais capítulos desta tese. São abordados a análise de vibrações para máquinas rotativas, conceitos de instrumentação para análise de vibração, a extração e normalização de características, validação cruzada, além do princípio de funcionamento dos 4 algoritmos de classificação empregados nesta pesquisa.

1.1- Análise de vibrações

A vibração de um corpo pode ser definida como movimentos oscilatórios em torno de um ponto de equilíbrio. Um sinal de vibração é caracterizado a partir dos parâmetros de amplitude, frequência e fase (GOLDMAN, 1999).

Máquinas rotativas, quando em funcionamento, são submetidas a um regime vibratório (NEPOMUCENO, 2014). A aferição da magnitude de vibração em determinadas frequências é capaz de fornecer informações úteis no que diz respeito ao estado dos mancais de rolamento, engrenagens, desalinhamento de eixo e desbalanceamento (SCHEFFER; GIRDHAR, 2004). As vibrações no sistema ocorrem tanto sob operação normal como em operação com falhas (configuração na qual algumas características vibratórias costumam se alterar), o que motiva a adoção de técnicas de análise de vibração (GONZÁLEZ-MUÑIZ; DÍAZ; CUADRADO, 2020).

Os sinais de vibração provenientes de uma máquina rotativa são sinais de significativa complexidade que podem apresentar características importantes de cicloestacionariedade e mesmo impulsividade (JIANG et al., 2019). Normalmente, tais sinais são modelados como uma mistura de diferentes senoides com frequências, amplitudes e fases distintas, com tais características sendo relacionadas à velocidade de rotação da máquina (RAO, B. K. N., 1996).

Os primeiros pesquisadores na área de vibrações se preocuparam, principalmente, em entender os fenômenos naturais e elaborar teorias matemáticas capazes de repre-

sentar a vibração em sistemas físicos (RAO, S. S., 2008). Com o passar do tempo, as pesquisas nesta área passaram a se valer de técnicas das áreas de sistemas de controle, estruturas, motores, turbinas, projeto de máquinas, dentre outros (RAO, S. S., 2008; MEDINA et al., 2019; KOUKOURA et al., 2018; CUI et al., 2019).

A saída de um sistema vibratório depende tanto da excitação externa quanto de suas condições iniciais. Desafortunadamente, grande parte dos sistemas vibratórios encontrados na prática são um tanto complexos, necessitando de uma modelagem simplificada para tornar a matemática tratável. Esta simplificação consiste em detectar as características mais importantes do sistema para estimar qual seria a resposta dele a uma determinada excitação (RAO, S. S., 2008).

O monitoramento de vibrações é parte importante de um programa de manutenção preditiva, já que grande parte dos sistemas produtivos apresentam equipamentos eletro-mecânicos e, portanto, não estáticos. O processo de monitoramento de vibração exige que uma grande quantidade de dados seja adquirida e temporariamente guardada, a fim de que, posteriormente, seja analisada (MOBLEY, 2002). Este monitoramento pode ser feito para observar o funcionamento de motores, bombas, turbinas, laminadoras e compressores (SCHEFFER; GIRDHAR, 2004).

O acompanhamento dos sinais de vibração permite encontrar práticas produtivas inapropriadas, as quais ocorrem quando a máquina funciona de modo inadequado com suas especificações, como no caso de carga acima do permitido, velocidade de rotação acima da permitida ou mesmo sob altas temperaturas (SCHEFFER; GIRDHAR, 2004).

Ao apresentar um defeito, uma peça de uma máquina pode ocasionar falhas em cadeia, já que uma anormalidade numa peça afeta outras peças que estão a ela interligadas, o que concorre para uma redução do tempo de vida útil do equipamento como um todo. Neste caso, deve-se realizar a parada da máquina para manutenção, impedindo assim que haja dano permanente a outras peças, ou mesmo do próprio equipamento como um todo (NEPOMUCENO, 2014). Outra motivação para a adoção da análise de vibrações reside no fato de que vibrações de intensidade excessiva em sistemas mecânicos podem causar a deterioração precoce de elementos das máquinas. Ademais, tal problema pode provocar um alto nível de ruído sonoro e, adicionalmente, tem o potencial de desprender ou afrouxar porcas e parafusos (RAO, S. S., 2008).

Existem defeitos que apresentam uma evolução lenta e em alguns casos previsível, possibilitando assim que se estime a vida útil residual da peça que apresenta a falha;

como exemplos, podem-se elencar: fissuras, trincas de fadiga e corrosão. Por outro lado, há defeitos cuja evolução é acelerada. Para estes casos, um monitoramento permanente em pontos críticos do equipamento por meio de sensores é primordial para que a ação de manutenção seja realizada no momento adequado (NEPOMUCENO, 2014).

As falhas de desbalanceamento e desalinhamento são tradicionalmente identificadas em máquinas rotativas através da verificação das amplitudes do espectro de frequência dos sinais de vibração obtidas através da transformada rápida de Fourier (FFT) (XU; MARANGONI, 1994; MOGAL; LALWANI, 2015). Além disso, técnicas baseadas na análise de Cepstrum também têm sido aplicadas aos sinais de vibração para esta finalidade (SANDOVAL-RODRIGUEZ et al., 2020). Técnicas utilizando significância estatística também têm sido empregadas para identificação destas falhas (VILLA et al., 2012). Ademais, a transformada Wavelet tem sido usada com sucesso para identificação de falhas de desbalanceamento e desalinhamento (YANPING et al., 2006; LU; XIAO; MALIK, 2015).

1.2- Instrumentação para análise de vibração

A instrumentação de máquinas e processos tem grande aplicação em ambientes industriais, pois possibilita medir e controlar grandezas físicas de interesse, consequentemente, possibilitando um maior controle da produção, segurança dos operadores, diminuição do custo total com a manutenção das máquinas e redução de acidentes que causem impactos negativos ao meio ambiente. Indústrias de diversos segmentos empregam máquinas rotativas em seus processos de produção tais como: gráfica, petrolífera, têxtil, alimentícia dentre outras. Esses equipamentos necessitam de monitoramento constante, sendo para isso empregados sensores (EGÍDIO et al., 2011; LI; WANG; WANG, 2017).

Portanto é de suma importância a mensuração e o acompanhamento do nível de vibração de uma máquina. Esses dados são coletados, armazenados e analisados com a finalidade de observar se a máquina está apresentando alguma anormalidade (STEWART, 2018).

Por isso são empregados sensores de vibração, os quais têm a finalidade de

captar e transformar as grandezas físicas medidas como deslocamento, velocidade e aceleração em variáveis de interesse. Usualmente as grandezas físicas adquiridas são transformadas em medidas de tensão ou corrente elétrica, a fim de facilitar o tratamento dos sinais. Além disso, a utilização da corrente elétrica possibilita a transmissão de informação em longas distâncias com menor perda de energia (DE MORAES; LAURO CASTRUCCI, 2012).

A verificação do nível de vibração de uma dada máquina rotativa ou de uma estrutura pode ser realizada através de diversos tipos de sensores como: sensor de deslocamento, sensor de velocidade, acelerômetros e vibrômetros baseados no efeito Doppler (GOYAL; PABLA, 2016). A partir da avaliação dos dados provenientes dos sensores é possível identificar, com antecedência, falhas em equipamentos. Depois da análise dos dados, basicamente são realizadas duas ações: *i*) diagnosticar o equipamento e *ii*) estimar por quanto tempo a máquina pode continuar funcionando com algum defeito detectado (DE ALMEIDA, 2018).

Dentre os sensores empregados para medir vibração, os acelerômetros são os mais comumente usados, devido à eficácia na medição de sinais de vibração. Eles apresentam como vantagens a robustez e o volume reduzido, podendo ser aplicados em uma grande faixa de frequências (RAO, B. K. N., 1996). Existem diversas maneiras de se realizar montagens de acelerômetros para o monitoramento de vibrações, as quais dependem da sensibilidade dos sensores em relação à faixa de frequência de vibração. Podem-se citar como formas de fixação: montagem com cera de abelha, montagem eletricamente isolada, estojo roscado, montagem colada, fixação com fita dupla face, haste apalpadora e fixação com base magnética (NETO, 2007). Para esta pesquisa, os acelerômetros foram fixados através de uma base magnética, juntamente com a utilização de uma fina camada de cola instantânea a fim de permitir a medição de níveis de vibração de alta magnitude. A seguir, apresentaremos os dois tipos de acelerômetros mais empregados na prática, isto é, os acelerômetros piezoelétricos e os capacitivos, assim como seus respectivos modelos matemáticos mais disseminados.

1.2.1 Acelerômetros piezoelétricos

O princípio de funcionamento de um acelerômetro piezoelétrico baseia-se no efeito de piezoeletricidade no cristal que integra o sensor. O cristal piezoelétrico, quando submetido a um esforço mecânico, gera um sinal de tensão proporcional a este esforço. Ou, de forma dual, quando submetido a uma diferença de tensão, o material experimenta uma vibração. Isso ocorre, pois quando é aplicado um esforço sobre o material, ocorre uma mudança na estrutura cristalina do mesmo, de sorte que os átomos que o compõem mudam de posição, provocando assim uma mudança na polaridade elétrica do material (GHEMARI; SALAH; BOURENANE, 2018).

Já as vantagens do acelerômetro piezoelétrico são a linearidade (na faixa de frequência de operação) e o fato do seu processo de fabricação ser mais simples do que o de acelerômetros capacitivos. Por outro lado, suas desvantagens concentram-se no fato de que sua resposta em corrente contínua não é boa (devido ao fenômeno de *leakage* que ocorre nos materiais piezoelétricos) e a necessidade de requererem invólucros volumosos (MOHAMMED; ELFADEL; RASRAS, 2018).

Modelo matemático de um acelerômetro piezoelétrico

O acelerômetro pode ser modelado matematicamente a partir da dinâmica de um sistema massa, mola e amortecedor (GHEMARI; SALAH; BOURENANE, 2018). Considerando que o sistema tem uma massa m, a mola apresenta uma constante elástica k_{el} e o amortecedor apresenta um coeficiente de amortecimento c_{am}, podemos, aplicando a segunda lei de Newton neste sistema, obter:

$$m\ddot{z}\left(t\right) + c_{am}\dot{z}\left(t\right) + k_{el}z\left(t\right) = -m\ddot{y}\left(t\right), \tag{1}$$

sendo $z(t)$ o valor de deslocamento da massa e $\ddot{y}(t)$ a aceleração resultante do sistema. Aplicando a transformada de Laplace em (1), obtém-se:

$$\left(ms^2 + c_{am}s + k_{el}\right)\mathscr{Z}_L(s) = -ms^2\mathscr{Y}_L(s) \Rightarrow \left[\frac{\mathscr{Z}_L(s)}{\mathscr{Y}_L(s)}\right] = \frac{-ms^2}{ms^2 + c_{am}s + k_{el}}, \quad (2)$$

onde $\mathscr{Z}_L(s)$ é a transformada de Laplace de $z(t)$ e $\mathscr{Y}_L(s)$ é a transformada de Laplace de $y(t)$.

Sabendo que a frequência natural de oscilação do sistema ω_n é

$$\omega_n = \left(\frac{k_{el}}{m}\right)^{1/2}, \quad (3)$$

e que a taxa de amortecimento do sistema ξ é

$$\xi = \frac{c_{am}}{(2m\omega_n)}, \quad (4)$$

temos, por substituição em (2):

$$\left[\frac{\mathscr{Z}_L(s)}{\mathscr{Y}_L(s)}\right] = \frac{-s^2}{s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega_n^2}. \quad (5)$$

Fazendo-se a substituição $s = j\omega_o$ obtém-se:

$$\mathscr{Z}_L(j\omega_o) = \frac{\omega_o^2\mathscr{Y}_L(j\omega_o)}{-\omega_o^2 + 2j\xi\omega_o\omega_n + \omega_n^2}, \quad (6)$$

onde se verifica que $\mathscr{Z}_L(j\omega_o)$ depende da frequência de oscilação ω_o, da frequência de oscilação natural do sistema ω_n e da taxa de amortecimento ξ.

1.2.2 Acelerômetros capacitivos

Um acelerômetro capacitivo é composto basicamente por uma placa fixa, a qual é presa à carcaça do componente, e por uma placa móvel, a qual contém a massa inercial. Estas placas são posicionadas paralelamente. Vibrações no corpo alteram a capacitância do sensor, a qual modifica o sinal elétrico egresso do sensor (FRADEN, 2010).

As vantagens de se utilizar um acelerômetro capacitivo residem no seu baixo

custo, estabilidade térmica e baixa produção de ruído. Já as suas desvantagens são sua sensibilidade à interferência eletromagnética e a sua baixa precisão, quando comparados a acelerômetros piezoelétricos industriais (MOHAMMED; ELFADEL; RASRAS, 2018).

Modelo matemático de um acelerômetro capacitivo

A Figura 2 representa um diagrama de um acelerômetro capacitivo do tipo *Micro-ElectroMechanical Systems* (MEMS), onde M_s representa uma placa de massa móvel, F_1 e F_2 dizem respeito às placas fixas e B_1 e B_2 são chamados de feixes do dispositivo (BENMESSAOUD; NASREDDINE, 2013). A placa móvel M_s é presa ao substrato através dos feixes flexíveis B_1 e B_2, formando assim capacitâncias diferenciais C_{d1} e C_{d2} com as placas superior e inferior.

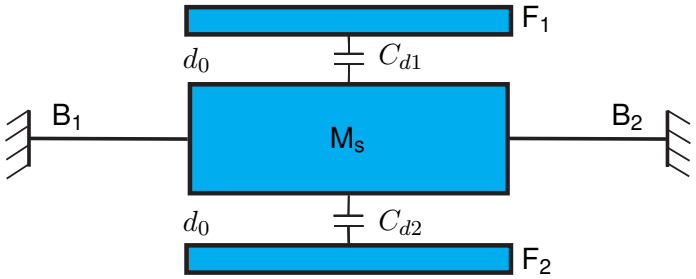


Figura 2 – Diagrama de um acelerômetro capacitivo MEMS. Adaptada de (BENMESSAOUD; NASREDDINE, 2013).

Se for considerado, inicialmente, que a placa M_s está localizada no centro entre as placas F_1 e F_2, então:

$$C_{d1} = C_{d2} = \frac{\varepsilon_0 S_p}{d_0}, \tag{7}$$

onde ε_0 é a constante dielétrica do ar e S_p é a área de sobreposição entre M_s, F_1 e F_2. Já d_0 é a distância entre a placa fixa M_s e as placas móveis F_1 e F_2.

Quando o sensor é submetido à aceleração, ocorre uma deflexão dos feixes e um determinado deslocamento da placa móvel M_s na direção vertical. Considerando que a massa central se move para cima com deslocamento d_x, os valores de C_{d1} e C_{d2} são dados por:

$$C_{d1} = \frac{\varepsilon_0 S_p}{(d_0 - d_x)} = \frac{\varepsilon_0 S_p}{(d_0 - d_x)} \frac{(d_0 + d_x)}{(d_0 + d_x)} = \frac{\varepsilon_0 S_p d_0 + \varepsilon_0 S_p d_x}{{d_0}^2 - {d_x}^2} \tag{8}$$

e

$$C_{d2} = \frac{\varepsilon_0 S_p}{(d_0 + d_x)} = \frac{\varepsilon_0 S_p}{(d_0 + d_x)} \frac{(d_0 - d_x)}{(d_0 - d_x)} = \frac{\varepsilon_0 S_p d_0 - \varepsilon_0 S_p d_x}{{d_0}^2 - {d_x}^2}, \tag{9}$$

assumindo-se que $(d_x \ll d_0)$ os valores aproximados de C_{d1} e C_{d2} são dados por:

$$C_{d1} \approx \frac{\varepsilon_0 S_p d_0 + \varepsilon_0 S_p d_x}{{d_0}^2} = \frac{\varepsilon_0 S_p}{d_0} \left(1 + \frac{d_x}{d_0}\right) \tag{10}$$

e

$$C_{d2} \approx \frac{\varepsilon_0 S_p d_0 - \varepsilon_0 S_p d_x}{{d_0}^2} = \frac{\varepsilon_0 S_p}{d_0} \left(1 - \frac{d_x}{d_0}\right), \tag{11}$$

de modo que ao deslocamento d_x da placa móvel M_s corresponderá uma modulação de tensão V_1 aplicada a F_1 e uma modulação de tensão V_2 aplicada a F_2, tensões que podem ser descritas como

$$V_1 = V_0 \left(\omega_v t\right)^2, \tag{12}$$

e

$$V_2 = -V_0 \left(\omega_v t\right)^2, \tag{13}$$

onde V_0 corresponde à amplitude da tensão modulada, ω_v é a frequência de modulação da tensão e t é o tempo de operação. Aplicando a lei da conservação de cargas, C_{d1} e C_{d2} precisam ser iguais; logo:

$$C_{d1} \left(V_1 - V_M\right) = C_{d2} \left(V_M - V_2\right), \tag{14}$$

aplicando as Equações (8), (9), (12), (13) na Equação (14), encontra-se o valor de tensão V_M aplicado na placa móvel, cuja expressão é especificada por

$$V_M = \left(\frac{d_x}{d_0}\right) V_0 \left(\omega_v t\right)^2. \tag{15}$$

1.3- Extração de características

Uma das principais etapas de pré-processamento no diagnóstico de falhas é a extração de características dos sinais de vibração (KANDE et al., 2017; XU, Q. et al., 2020). Tais características podem facilitar a discriminação das classes, que nesta pesquisa correspondem aos diferentes tipos de falhas que possam acontecer numa máquina rotativa. A extração das características dos sinais pode ser feita utilizando técnicas no domínio do tempo, no domínio da frequência ou mesmo técnicas que combinem ambos os domínios (DHAMANDE; CHAUDHARI, 2018).

A extração de características pode facilitar a observação de padrões de falha para um determinado defeito, possibilitando assim treinar algoritmos de aprendizado de máquina capazes de classificar estas falhas de forma automática (CERRADA et al., 2018).

A saber, a assinatura de uma falha pode ser entendida como um conjunto de sintomas associados a um determinado defeito, os quais estão diretamente relacionados à extração de determinadas características dos sinais de vibração. Estes sinais de vibração costumam apresentar partes estacionárias, não estacionárias e peculiaridades não lineares (CERRADA et al., 2018).

A extração de características também pode ser usada para reduzir a quantidade de informações a serem processadas na entrada do classificador (BRAMER, 2016). Para contextualização, nesta pesquisa, se esta etapa de pré-processamento não fosse usada, o classificador receberia 250000 amostras referentes a cada um dos sensores usados, considerando uma taxa de amostragem de 50 kHz e um tempo de aquisição de 5 s. Isso aumentaria, desnecessariamente, o custo computacional da tarefa de classificação, além de afetar a capacidade de aprendizado do algoritmo.

Nesta pesquisa, foram usados diversos parâmetros estatísticos nos domínios do tempo e da frequência como características, além disso também foi utilizada a análise senoidal como uma técnica de extração de atributos dos sinais de vibração. Nesta tese, foram empregados diferentes conjuntos de características os quais serão propriamente discriminados ao longo dos próximos capítulos.

1.4- Transformada de Fourier

A transformada de Fourier é bastante utilizada para extrair características de sinais de vibrações ou sinais elétricos para a identificação de falhas em motores elétricos (LIU, Y. et al., 2010; YANG, T. et al., 2016). Esta técnica é eficaz na análise de características estacionárias do sinal, tendo sido muito utilizada para realizar o diagnóstico de falhas em máquinas rotativas (FU, S. et al., 2016; SIKDER et al., 2019; SHARI; ALI; ALMUDHAFFER, 2019).

A transformada de Fourier de tempo curto (STFT) divide, primeiramente, o sinal em diversos quadros a serem processados e então é realizada a transformada de Fourier de tempo discreto (DFT) em cada quadro. A seguir os resultados são agrupados para produzir o resultado final. A expressão que calcula a DFT de um sinal $x(n)$ é dada por:

$$X^{(N)}(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{\frac{-2j\pi kn}{N}}, \tag{16}$$

onde $x(n)$ é o sinal amostrado e N é a quantidade de amostras do sinal.

A transformada de Fourier é capaz de transformar os sinais de vibração provenientes dos acelerômetros, que estão no domínio do tempo, para o domínio da frequência, conforme mostra a Figura 3. Nesta figura, é mostrado o espectro de frequência da condição normal do motor na velocidade de 40 Hz. Para isso foi usada a transformada rápida de Fourier (FFT), já que este algoritmo calcula a DFT com maior eficiência, pois o custo computacional para realização da DFT em um sinal de N amostras é dada por $\mathcal{O}(N^2)$, enquanto que para processar o mesmo sinal por meio da FFT o custo computacional é dado por $\mathcal{O}(N \log_2 N)$ (COOLEY; TUKEY, 1965; COOLEY, 1987; SIKDER et al., 2019).

1.5- Normalização de características

Em estudos estatísticos, a normalização é usada para padronizar dados e otimizar o seu processamento de dados (SUAREZ-ALVAREZ et al., 2012). No aprendizado de

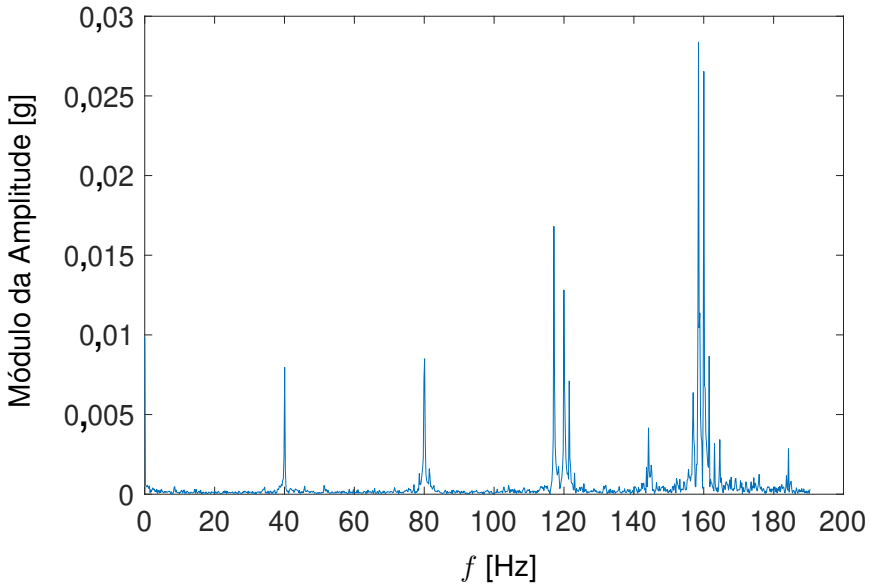


Figura 3 – Espectro de frequência.

máquina, a normalização desempenha um papel significativo quando as características apresentam faixas de valores discrepantes, o que pode prejudicar o desempenho de algoritmos de classificação diminuindo as taxas de acertos (CANBAZ; POLAT, 2019). A normalização é uma forma de padronizar e minimizar os problemas que se originam de tais dispersões ou redundâncias. Este procedimento permite que o processamento dos dados seja feito de forma eficaz, além de aumentar a robustez a dados inconsistentes (WALPOLE; MYERS, 2012).

Sendo assim, nesta pesquisa, foi aplicada a normalização min-max, representada pela Equação (17). Este tipo de normalização foi escolhida por ser capaz de preservar a relação com as características originais de entrada (SINGH; SINGH, 2020) e por apresentar bom desempenho quando empregada em conjunto com os classificadores SVM, K-NN e Redes neurais artificiais (NURAISHA; FAJAR SHIDIK, 2018; CANBAZ; POLAT, 2019).

Esta técnica normaliza os valores de cada característica através da utilização dos seus valores mínimos e máximos de cada atributo, separando-os em intervalos fixos para fornecer um processamento mais eficaz (POLAT, 2020). Esta normalização é realizada no conjunto de treinamento e posteriormente aplicada no conjunto de teste com base nas informações obtidas no treinamento. Nesta pesquisa, foi escolhido como valor de intervalo [0,1] para as características normalizadas. A equação abaixo representa a normalização

usando a técnica min-max:

$$\mathbf{c}_{\text{norm}} = \frac{\mathbf{c} - \min(\mathbf{c})}{\max(\mathbf{c}) - \min(\mathbf{c})}, \tag{17}$$

onde $\mathbf{c}$ é o vetor de características original, $\min(\mathbf{c})$ é o menor valor do vetor $\mathbf{c}$, $\max(\mathbf{c})$ é o maior valor de $\mathbf{c}$ e $\mathbf{c}_{\text{norm}}$ é o vetor normalizado de $\mathbf{c}$.

1.6- Validação cruzada

No aprendizado supervisionado o conjunto de dados precisa ser dividido em dois subconjuntos: treinamento e teste. Para isso é recomendada a utilização do método *hold out* ou do método de validação cruzada (DINOV, 2018; RODRIGUEZ; PEREZ; LOZANO, 2009).

No método *hold out*, o conjunto de dados a ser analisado é dividido em dois subconjuntos disjuntos denominados conjunto de treinamento e conjunto de teste. Geralmente, a proporção das partições escolhidas são 70% para o conjunto de treinamento e 30% para o conjunto de teste ou de 60% para treinamento e 40% de teste (YADAV; SHUKLA, 2016; BRAMER, 2016). Nos casos em que o conjunto de dados tem uma grande quantidade de exemplos, este método é recomendado devido ao seu baixo custo computacional, isto é, através dele consegue-se treinar um modelo de forma rápida (KUBAT, 2017). Por outro lado, quando o conjunto de dados apresenta baixa cardinalidade, isto é, quando a base de dados apresenta uma quantidade de instâncias reduzida, que é o caso dos dados desta pesquisa, o uso deste método gera o problema de sobreajuste no treinamento do classificador, podendo assim provocar um viés no resultado (AGGARWAL, 2018). O sobreajuste ocorre, pois quando é feita a divisão dos dados desta forma dificilmente se consegue particionar os exemplos de todas as classes de forma proporcional nos conjuntos de treinamento e teste (KUBAT, 2017).

A fim de reduzir o viés no resultado do classificador são usados métodos de validação cruzada. Estes métodos particionam os dados de treinamento e teste de forma estocástica, proporcionando assim a seleção de um modelo de predição mais robusto e acurado (DINOV, 2018).

O $\bar{K}$-*fold* é um método de validação cruzada para separação do conjunto de

dados para aplicação em problemas de aprendizado de máquina. O uso da validação cruzada tem como objetivo gerar um classificador que tenha alto poder de generalização. Esta técnica também pode ser utilizada para comparar o desempenho de algoritmos de classificação diferentes, a fim de escolher o melhor dentre eles para classificar o conjunto de dados em análise (YADAV; SHUKLA, 2016).

O $\bar{K}$-*fold* funciona da seguinte forma: o conjunto de dados a ser analisado é fracionado em uma quantidade de $\bar{K}$ grupos disjuntos com tamanhos semelhantes. Depois de separados, uma partição é usada para formar o conjunto de teste, ao passo que as $\bar{K} - 1$ partições remanescentes compõem o conjunto de treinamento. A acurácia do classificador é dada pela média obtida após efetuarmos um rodízio de $\bar{K}$ rodadas, de sorte que em cada uma delas uma partição específica é utilizada como conjunto de teste (AGGARWAL, 2018; BAZAN et al., 2019). Esta técnica de validação cruzada é bastante utilizada para realização de diagnóstico e prognóstico em máquinas rotativas, pois geralmente o conjunto de dados a ser analisado apresenta cardinalidade reduzida (KOUKOURA et al., 2018; EREN; INCE; KIRANYAZ, 2019).

A utilização do método de validação cruzada faz com que os algoritmos de classificação sejam mais robustos ao sobreajuste, desta forma tendo maior capacidade de generalização para classificar os dados (MEDINA et al., 2019; NAKATSU, 2020).

O sobreajuste ocorre quando o modelo do classificador é treinado em um subconjunto de dados o qual não tem capacidade de representação generalista do conjunto de dados em estudo. Isso faz com que este modelo tenha um ótimo desempenho na predição do conjunto de treinamento, apresentando todavia baixo desempenho quando aplicado a exemplos novos (BRAMER, 2016; SARDA-ESPINOSA; SUBBIAH; BARTZ-BEIELSTEIN, 2017). O sobreajuste pode ser entendido como uma relação de compromisso entre as magnitudes do viés e da variância (AGGARWAL, 2018). O sobreajuste depende da quantidade de exemplos da base de dados e da complexidade do modelo do classificador. Em geral, bases de dados com pequena cardinalidade e classificadores de alta complexidade são afetados por este problema (AGGARWAL, 2018). É inviável reduzir a zero o nível de sobreajuste de um classificador, pois por maior que seja a base de dados, dificilmente ela consegue apresentar todos os exemplos que representem de fato os dados do mundo real de uma determinada aplicação, sendo necessário o concurso de técnicas para minorar este problema (BRAMER, 2016; SARDA-ESPINOSA; SUBBIAH; BARTZ-BEIELSTEIN, 2017).

Visto que o viés e a variância são os dois principais parâmetros para verificação do impacto de aleatoriedade do $\bar{K}$-*fold*, o viés pode ser definido como o erro sistemático do modelo, já a variância representa o quanto a acurácia do classificador muda de acordo com as alterações no conjunto de teste (WONG, 2015).

Com o objetivo de reduzir a influência do viés no resultado da classificação, foi usado um $\bar{K}$-*fold* com 5 partições. Tal particionamento é representado pela Figura 4, onde as partições de cores brancas representam o conjunto de treinamento e a partição de cor laranja representa o conjunto de teste. Em (HASTIE; TIBSHIRANI; FRIEDMAN, 2009; RODRIGUEZ; PEREZ; LOZANO, 2009) são recomendados como valores de partição $\bar{K} = 5$ e $\bar{K} = 10$ para este método de validação cruzada, já que são capazes de diminuir o viés e a variância dos resultados de classificação (LJUMOVIĆ; KLAR, 2015). Devido à reduzida quantidade de dados nesta etapa da pesquisa, foi escolhido o valor $\bar{K} = 5$.

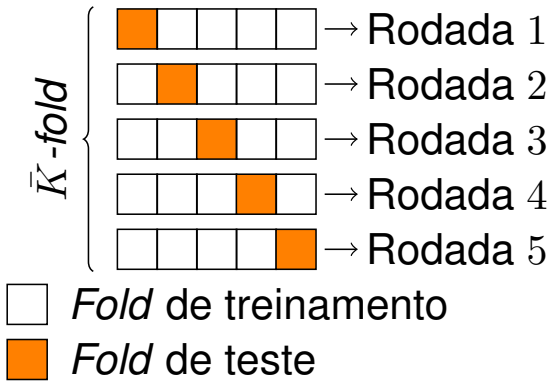


Figura 4 – $\bar{K}$-*fold* com 5 partições.

1.7- Classificadores

É fundamental na indústria que o diagnóstico de falhas em máquinas seja feito de forma rápida e precisa, com o objetivo de melhorar a eficácia e confiabilidade do sistema. Com esta finalidade têm sido empregados métodos de aprendizado de máquina para identificação de falhas em máquinas rotativas com base em reconhecimento de padrões (YU et al., 2019; CERRADA et al., 2018).

Nesta pesquisa, são utilizados classificadores supervisionados. Estes tipos de classificadores precisam de exemplos identificados para realizar a sua fase de treinamento,

ou seja, para poder obter informações do conjunto de dados que permitam diferenciar classes diferentes obtendo assim um modelo de classificação (GOYAL et al., 2020). Nesta pesquisa as classes em questão correspondem aos tipos de falhas da máquina rotativa.

Nesta tese foram empregados 4 algoritmos diferentes de classificação: Máquina de vetores de suporte, K-vizinhos mais próximos, *random forest* e *autoencoder* (OUADAH; ZEMMOUCHI-GHOMARI; SALHI, 2022).

1.7.1 Máquina de vetores de suporte

É sabido que *Support Vector Machines* (SVM) é um dos métodos mais utilizados para resolver problemas de classificação. O algoritmo apresenta bom desempenho para a identificação de problemas em máquinas rotativas com base na análise de vibração (XU, J. et al., 2018). Tem sido aplicado efetivamente em muitos ramos da engenharia, como diagnóstico de falhas e mineração de dados (ZHENG; PAN; CHENG, 2017).

Para o processo de classificação, esse algoritmo separa os dados analisados, escolhendo um hiperplano capaz de diferenciar os dados de duas classes distintas. O melhor hiperplano para SVMs é dado pela maior margem entre as duas classes. A margem é definida como a largura máxima da área que não possui dados e é paralela ao hiperplano (MALLA et al., 2019). As vantagens deste algoritmo são: *i)* eficácia na classificação de padrões não linearmente separáveis (AHMAD; KHAN; KIM, 2017), *ii)* robustez em relação ao desbalanceamento de classes e *iii)* bom desempenho na generalização para criação de modelos (AWAD; KHANNA, 2015). Por outro lado, esse algoritmo tem algumas desvantagens: *i)* o seu aprendizado é lento para uma grande quantidade de dados de treinamento e *ii)* esse algoritmo foi desenvolvido inicialmente para classificar apenas duas classes, portanto, para problemas com várias classes, uma combinação de classificadores deve ser usada (ZHENG; PAN; CHENG, 2017).

Para tarefa de separação de múltiplas classes foi usada a abordagem um-contra-um, em que é construído um classificador SVM para cada par de classes e a resposta final do classificador é feita pela votação da maioria (CHAUHAN; DAHIYA; SHARMA, 2019).

Os vetores de suporte podem ser definidos como subconjuntos de tamanho

reduzido retirados do conjunto de treinamento. As máquinas de vetores de suporte são capazes de construir fronteiras de decisão de padrões linearmente separáveis e não linearmente separáveis (HAYKIN, 2007). A seguir serão descritas as formas de classificação para padrões linearmente separáveis e para os não linearmente separáveis.

Hiperplanos para classificação de padrões linearmente separáveis

Seja um exemplo pertencente ao conjunto de treinamento $\{(\mathbf{x}_i,y_i)\}_{i=1}^{M_T}$, onde $\mathbf{x}_i$ corresponde ao padrão de entrada da i-ésima amostra e y_i é o valor esperado da saída e M_T é a quantidade de instâncias do conjunto de treinamento. Para iniciar a análise, considera-se que as classes representadas através dos subconjuntos $y_i = +1$ e $y_i = -1$ são linearmente separáveis (HAYKIN, 2007). Desta forma, pode-se empregar a seguinte equação como fronteira de decisão na forma de um hiperplano com o objetivo de separar estas duas classes:

$$\mathbf{w}^T\mathbf{x} + b = 0, \tag{18}$$

onde $\mathbf{w}$ é um vetor de pesos que pode ser variado, $\mathbf{x}$ corresponde a um vetor de entrada e b representa um viés. Desta forma:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}^T\mathbf{x_i} + b \geq 0 \text{ para } y_i = +1, \\ \mathbf{w}^T\mathbf{x_i} + b < 0 \text{ para } y_i = -1, \end{aligned} \tag{19}$$

com as inequações acima podendo ser escritas sinteticamente como:

$$y_i[(\mathbf{w}^T\mathbf{x_i}) + b] \geq 1 \text{ para } i = 1,...,M_T. \tag{20}$$

Considerando-se um determinado vetor peso $\mathbf{w}$ e um viés b, a distância entre o hiperplano estabelecido pela Equação (18) e a amostra mais próxima é definida como margem de separação. A finalidade do algoritmo é determinar o hiperplano em que a margem de separação alcança seu valor máximo. Obedecendo este requisito, a fronteira

de decisão é denominada de hiperplano ótimo (HAYKIN, 2007). A Figura 5 exemplifica a separação de duas classes que apresentam vetores de características bidimensionais.

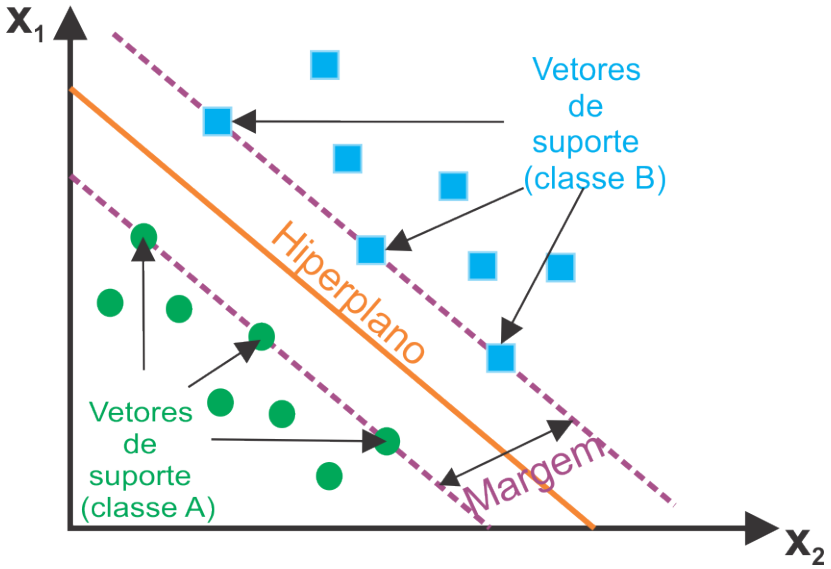


Figura 5 – Máquina de vetores de suporte.

A distância formada pelas margens dos hiperplanos das duas classes é dada por:

$$D_m = \frac{2}{\|\mathbf{w}\|}. \tag{21}$$

A fim de obter o maior valor possível para D_m, deve-se minimizar o valor de $\|\mathbf{w}\|$ (VAPNIK, 2013), para isso, deve-se realizar a otimização da seguinte expressão:

$$\min_{\mathbf{w},b} \frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 \tag{22}$$

considerando $y_i[(\mathbf{w}^T\mathbf{x_i}) + b] \geq 1$ para $i = 1,...,M_T$.

A fim de otimizar a expressão acima, emprega-se a seguinte função Lagrangiana:

$$L(\mathbf{w},b,\alpha) = \frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^{M_T} \alpha_i(y_i(\mathbf{w}\mathbf{x_i} + b) - 1), \tag{23}$$

onde α_i corresponde ao multiplicador de Lagrange. Resolvendo o problema de otimização da Equação (23) através da minimização das variáveis $\mathbf{w}$ e b e, da maximização dos valores de α_i encontra-se a função do classificador:

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i,j=1}^{M_T} \alpha_i y_i(\mathbf{x_i}.\mathbf{x_j}) + b\right), \tag{24}$$

onde sgn representa a função sinal. Maiores detalhes sobre a resolução da Equação (23) são encontrados em (VAPNIK, 2013; SLOUKIA et al., 2013).

Hiperplanos para classificação de padrões não linearmente separáveis

Nesta seção é abordada a formação de hiperplanos para separação de classes não linearmente separáveis. Para isso, é necessário construir um hiperplano ótimo capaz de minimizar a probabilidade de erro de classificação, que é calculada a partir da média em relação ao conjunto de treinamento (HAYKIN, 2007).

A margem de separação de classes será chamada de suave no caso em que um determinado ponto $(\mathbf{x_i},\mathbf{y_i})$, não obedecer à restrição da Equação (20). Isso ocorre em dois casos: *i)* quando o ponto $(\mathbf{x_i},\mathbf{y_i})$ está localizado dentro da região de separação e do lado da classe a que pertence e *ii)* quando o ponto $(\mathbf{x_i},\mathbf{y_i})$ está localizado dentro da região de separação, todavia está do lado da fronteira que não pertence a sua classe (HAYKIN, 2007). Para abranger estes casos é necessária a inserção de um conjunto de variáveis escalares não negativas ϱ_i na definição da construção do hiperplano de separação, como pode ser observado a seguir:

$$y_i[(\mathbf{w}^T\mathbf{x_i}) + b] \geq 1 - \varrho_i \text{ para } i = 1,...,M_T. \tag{25}$$

Os vetores de suporte são constituídos pelas amostras que obedecem à condição da Equação (25) (HAYKIN, 2007). As variáveis ϱ_i têm a finalidade de aferir o desvio de uma amostra em relação à posição ideal para realizar a classificação dos padrões. Valores $0 \leq \varrho_i \leq 1$ ocorrem quando a amostra está localizada dentro da região de separação e do lado da classe a qual pertence, enquanto que valores de $\varrho_i > 1$ surgem quando a amostra está localizada dentro da região de separação, entretanto está do lado da fronteira que não pertence a sua classe.

Seguindo a ideia do caso de separação linear de padrões, deve-se também, no caso da separação de padrões não lineares, encontrar o hiperplano em que a margem de

separação atinge o seu maior valor (VAPNIK, 2013). Para isso, é necessário encontrar o valor $\|\mathbf{w}\|$ que realize a otimização da expressão a seguir:

$$\min_{\mathbf{w},b,\varrho_i} \frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 + C\sum_{i=1}^{M_T}\varrho_i, \quad \text{considerando } y_i[(\mathbf{w}^T\mathbf{x_i}) + b] \geq 1 - \varrho_i, \text{ para } \varrho_i \geq 0,\ i = 1,...,M_T. \tag{26}$$

onde $C > 0$ representa a constante de regularização, cuja tarefa é reduzir o erro de classificação sem aumentar demais a complexidade do modelo (VAPNIK, 2013). O termo C vem de custo, estabelece a harmonia entre os erros de treinamento e as margens de classificação a fim de permitir maior flexibilidade na distinção de classes (KOU; ZHANG; ZHENG, 2010).

Para resolver o problema de otimização quadrática da Equação (26) é necessário aplicar uma função Lagrangiana assim como foi feito no caso da classificação de padrões linearmente separáveis. Ao realizar este procedimento encontra-se como resultado o seguinte problema:

$$\max_{\alpha_i} \sum_{i=1}^{M_T}\alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{M_T} y_i y_j \alpha_i \alpha_j (\mathbf{x_i}\mathbf{x_j}), \tag{27}$$

obedecendo às seguintes restrições:

$$0 \leq \alpha_i \leq C \text{ para } i = 1,...,M_T, \qquad \sum_{i=1}^{M_T}\alpha_i y_i = 0. \tag{28}$$

Resolvendo o problema de otimização representado pela Equação (27), chega-se à seguinte função para o classificador de padrões não linearmente separáveis:

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i,j=1}^{M_T}\alpha_i y_i (\mathbf{x_i}.\mathbf{x_j}) + b\right), \tag{29}$$

com maiores detalhes sobre a resolução sendo encontrados em (VAPNIK, 2013).

Hiperplanos construídos com funções kernel

Uma outra abordagem que pode ser empregada para construção de hiperplanos é o truque de kernel. Esta abordagem aumenta a dimensão do espaço de características para fazer com que os dados que não são linearmente separáveis no espaço original se tornem separáveis em um espaço com maior dimensão (DINOV, 2018).

Com a inserção das funções kernel, não há grandes alterações em relação à forma de como encontrar o hiperplano ótimo, comparado com o que foi explanado na seção anterior. Neste caso é necessário resolver o seguinte problema de otimização:

$$\max_{\alpha_i} \sum_{i=1}^{M_T} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{M_T} y_i y_j \alpha_i \alpha_j K_e(\mathbf{x_i}.\mathbf{x_j}), \tag{30}$$

obedecendo às seguintes restrições:

$$0 \leq \alpha_i \leq C \text{ para } i = 1,...,M_T, \tag{31}$$
$$\sum_{i=1}^{M_T} \alpha_i y_i = 0,$$

através da resolução do problema de otimização representado pela Equação (30) chega-se à seguinte função para o classificador de padrões empregando funções de kernel:

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i,j=1}^{M_T} \alpha_i y_i K_e(\mathbf{x_i}.\mathbf{x_j}) + b \right), \tag{32}$$

onde K_e representa a função kernel e maiores detalhes sobre a resolução sendo encontrados em (VAPNIK, 2013).

Funções kernel

Um conjunto de operações integrais estudadas por Hilbert deu origem ao termo kernel (MERCER, 1909; HOFMANN; SCHÖLKOPF; SMOLA, 2008). O kernel pode ser

representado através de um produto interno. A desigualdade de Cauchy-Schwarz é uma propriedade de produtos internos que apresenta uma generalização para kernels (XU, J.-W. et al., 2008). A desigualdade de Cauchy-Schwarz é representada da seguinte maneira: dado que K_e é um kernel definido positivo, sendo x, x' pertencente a X, conforme mostra a equação a seguir:

$$K_e\left(x,x'\right)^2 \leq K_e(x,x).K_e(x',x'). \tag{33}$$

Para que exista um espaço de Hilbert, seja $\mathscr{F}$ um espaço em que os componentes sejam funções reais. Considere um conjunto de funções de avaliação lineares $I_x : f_l \in \mathscr{F} \rightarrow f_l(x) \in \mathbb{R}$, indexadas por x se toda função linear é contínua, então existe uma função especial K_x associada com $\mathscr{F}$, também indexada por x e chamada reprodutora de kernel, em $\langle f,K_x\rangle = f(x)$ para todo $\mathscr{F}$, estes espaços formados são denominados espaço de Hilbert reproduzidos por kernel (EHRK) (BURGES, 2010). Considerando que a função K_{x_1} avaliada no ponto x_2 é definida como $K_e(x_1, x_2) \equiv K_e x_1(x_2)$, aplicando a propriedade reprodutora em K_x é obtida a relação $\langle K_{x_1},K_{x_2}\rangle = K_e(x_1,x_2)$ (BURGES, 2010).

Os Espaços de Hilbert Reproduzidos por kernel podem ser definidos como espaços lineares de funções em que seus produtos internos são gerados por kernels (ARONSZAJN, 1950; GUNN et al., 1998), consoante a seguinte equação:

$$K_e(x,x') = \left\langle \phi(x),\phi(x')\right\rangle \tag{34}$$

para isso K_e precisa ser uma função positiva definida que satisfaça as condições de Mercer (ARONSZAJN, 1950) dadas por:

$$K_e(x,x') = \sum_i^{\infty} a_i \phi_i(x)\phi(x'), \text{ para } a_i \geq 0 \tag{35}$$
$$\iint K_e(x,x')f(x)f(x')dxdx' > 0, \text{ para } f \in L_2,$$

obedecendo estas condições a função kernel de fato representa o produto interno no espaço de características (GUNN et al., 1998). Na Tabela 1 são mostradas algumas das funções kernel existentes, onde γ, d e c_0 são hiperparâmetros de sintonização do algoritmo.

A Equação (34) é chamada de truque de kernel. Através dessa estratégia, as análises feitas em um espaço de dados não linear podem ser manipuladas no espaço de Hilbert utilizando ferramentas de álgebra linear, tornando mais simples os cálculos a serem realizados. A aplicação do truque de kernel viabilizou o desenvolvimento de algoritmos utilizados na classificação de dados e etapas de pré-processamento (KWAK, 2013).

Tabela 1 – Exemplos de função kernel.

Nome	**Função kernel**
Linear	$K_e(x,x') = x^T x' + c_o$
Polinomial	$K_e(x,x') = \left(\gamma(x^T x') + c_o\right)^d$
Base radial gaussiana	$K_e(x,x') = \exp\left(-\gamma \left\|x - x'\right\|^2\right)$
Base radial laplaciana	$K_e(x,x') = \exp\left(-\gamma \left\|x - x'\right\|\right)$
Tangente hiperbólica	$K_e(x,x') = \tanh\left(\gamma(x^T x') + c_o\right)$

1.7.2 *K*-vizinhos mais próximos

O algoritmo K-vizinhos mais próximos é um classificador do tipo não paramétrico, inspirado no algoritmo do vizinho mais próximo. Este algoritmo realiza o cálculo da distância levando em consideração apenas 1 vizinho do conjunto de treinamento que esteja mais perto da amostra a ser classificada, enquanto que o classificador K-vizinhos mais próximo calcula as distâncias dos K-vizinhos mais próximos em relação ao exemplo de teste, permitindo a possibilidade da construção de um número maior de modelos com este classificador, já que K passa a ser um hiperparâmetro de sintonização do classificador (PALÁCIOS et al., 2015). Este classificador é um tipo de algoritmo preguiçoso, porque um modelo de predição somente é construído no momento em que um exemplo teste é apresentado ao classificador para predição, ou seja, ele não cria um modelo na etapa de treinamento por isso cada vez que se deseja realizar uma classificação de uma

nova observação o algoritmo procura os vizinhos mais próximos a esta instância em todo o conjunto de treinamento.

O classificador K-vizinhos mais próximos é um algoritmo que apresenta alta eficácia em problemas de classificação de falhas em motores a partir de sinais de vibração (PALÁCIOS et al., 2015; SAFIZADEH; LATIFI, 2014; PANDYA; UPADHYAY; HARSHA, 2013). Este classificador é do tipo supervisionado. Ele funciona por meio da realização de comparação de instâncias da base de dados que são representadas através de um determinado número de características (LIU, R. et al., 2018).

A Figura 6 exemplifica o funcionamento deste algoritmo considerando a utilização de um vetor com duas características e escolhendo $K = 5$. Através desta figura, em que o losango em amarelo corresponde à amostra de teste e o círculo laranja engloba 3 exemplos da classe dos círculos verdes enquanto que são englobados somente 2 quadrados azuis, a amostra de teste será classificada como uma amostra da classe dos círculos verdes.

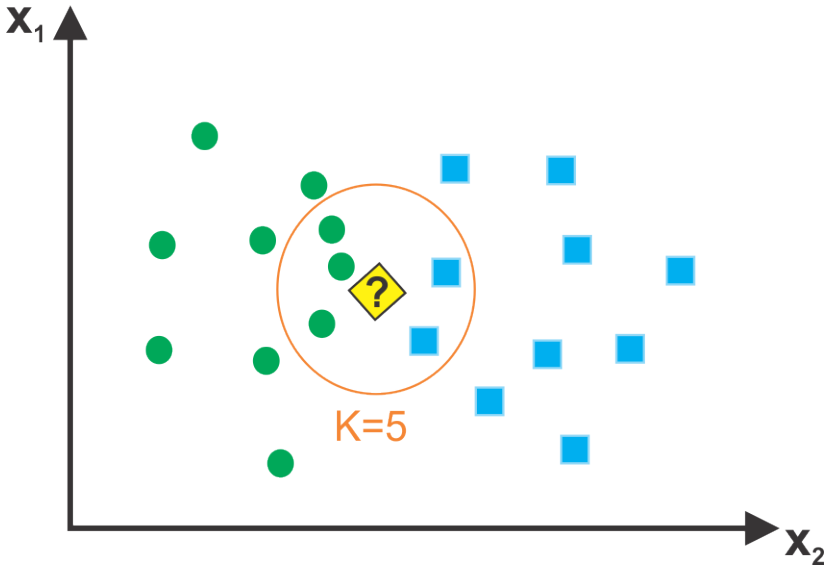


Figura 6 – K-vizinhos mais próximos.

Desta forma, uma instância é representada como um ponto em um espaço de *n* dimensões de acordo com o valor de suas características. É produzido um modelo capaz de classificar um sinal desconhecido calculando a distância deste exemplo em relação aos exemplos já conhecidos e verifica as K instâncias que estão mais perto deste exemplo. Por fim a classificação é dada em relação a classe mais frequente destes vizinhos (LIU, R. et al., 2018; LEI; ZUO, 2009). Existem diversos tipos de distância que podem ser usadas

no cálculo, dentre elas a mais comum é a distância euclidiana representada por:

$$D_e = \sqrt{\sum_{n=1}^{N_c} (TE_n - TR_{m,n})^2}, n = 1,2...,N_c; m = 1,2,...,M_T \quad (36)$$

onde TE_n representa a amostra de teste, $TR_{m,n}$ é a m-ésima amostra de treinamento, N_c é a quantidade de características e M_T é a quantidade de amostras do conjunto de treinamento (GAZALBA; REZA et al., 2017; LEI; ZUO, 2009). Não raro, as características analisadas apresentam variações de faixa bastante diferentes, o que pode prejudicar o desempenho deste classificador. Para minimizar este problema, utiliza-se a distância euclidiana padronizada representada pela seguinte equação:

$$D_{ep} = \sqrt{\sum_{n=1}^{N_c} pe_n \left(TE_n - TR_{m,n}\right)^2}, n = 1,2...,N_c; m = 1,2,...,M_T, \quad (37)$$

onde pe_n corresponde ao peso para n-ésima característica, este peso está relacionado ao desvio padrão do modelo criado (LEI; ZUO, 2009).

Desta maneira as vantagens de utilização deste algoritmo são *i)* robustez a ruído na etapa de treinamento (PANDYA; UPADHYAY; HARSHA, 2013; PARVIN; ALIZADEH; MINAEI-BIDGOLI, 2008) e *ii)* facilidade de implementação (GAZALBA; REZA et al., 2017). Por outro lado, as suas desvantagens são: *i)* apresenta baixo desempenho de predição quando exemplos de classes distintas se sobrepõem no espaço de características (LEI; ZUO, 2009), *ii)* precisa que as características sejam normalizadas (LEI; ZUO, 2009) e *iii)* tem alto custo computacional para base de dados de alta cardinalidade, pois precisa armazenar e acessar todos os exemplos de treinamento para calcular a distância em relação a uma amostra de teste (KUBAT, 2017; PARVIN; ALIZADEH; MINAEI-BIDGOLI, 2008).

1.7.3 *Random forest*

O *random forest* é uma técnica de aprendizado de máquina usada para problemas de classificação de conjuntos. Ela combina a decisão de um conjunto de classificadores por meio de um processo de votação para classificar um exemplo desconhecido (ROKACH,

2016).

O *random forest* é um conjunto de árvores de decisão formado por vetores aleatórios independentes e distribuídos de forma idêntica. Cada árvore dá um único voto em relação a um determinado exemplo apresentado ao classificador (BREIMAN, 2001). Um classificador *ensemble* geralmente é mais eficaz do que qualquer um dos indivíduos que o formam (BREIMAN, 1996; OZA; TUMER, 2008).

As árvores de decisão podem ser consideradas classificadores instáveis, ou seja, aqueles nos quais pequenas mudanças no conjunto de treinamento causam mudanças significativas na saída do classificador. O método *bagging* consiste em gerar subconjuntos de exemplos através de sorteio simples com reposição, sobre o conjunto de treinamento original. Este método é usado para minimizar esse efeito, por meio do qual vários classificadores podem compensar o viés de um único classificador (ACUNA; ROJAS, 2001). No *random forest* a utilização da técnica de *bagging* permite criar modelos de predição independentes, possibilitando assim uma maior cobertura da área do espaço de características. Neste classificador é feita uma escolha de atributos diferentes para cada modelo, possibilitando uma melhora considerável na acurácia do classificador, já que a utilização dos mesmos atributos em cada modelo prejudica a independência dos mesmos (BREIMAN, 2001). A Figura 7 exemplifica um problema de classificação de duas classes utilizando uma árvore de decisão.

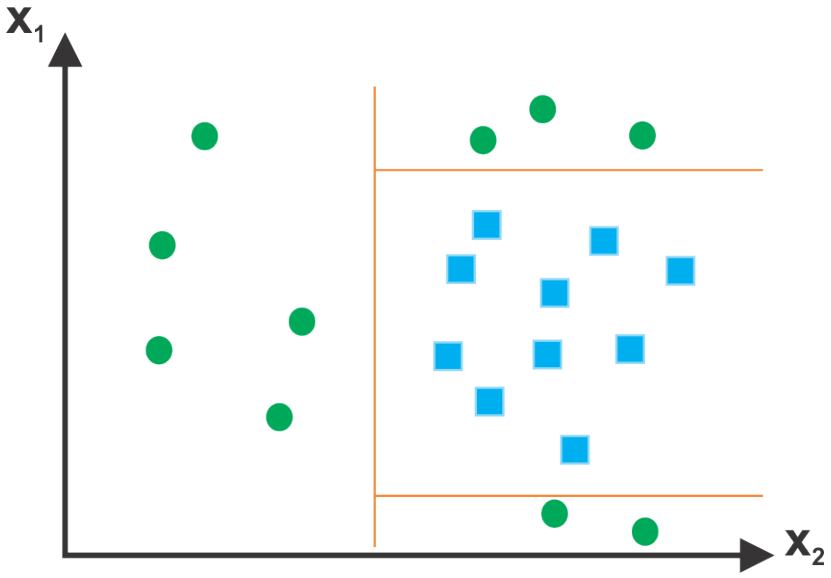


Figura 7 – Árvore de decisão.

As vantagens da utilização de algoritmos formados por árvores de decisão são: *i)*

versatilidade para aplicação em diversas categorias de dados, *ii)* consistem em métodos não paramétricos, a saber, não guardam suposições sobre a disposição espacial dos dados e *iii)* a eficácia em tarefas com grandes quantidades de dados. Em contrapartida, estes métodos também apresentam algumas desvantagens: *i)* problema de replicação que ocorre quando são formadas subárvores replicadas devido a diversos atributos dos dados apresentarem alta correlação, *ii)* instabilidade, pois pequenas variações no conjunto de treinamento, como inserção de ruído ou de características irrelevantes, podem causar diferentes formas de partições nas árvores, provocando assim mudanças em relação à classificação e *(iii)* o problema da utilização de grandes quantidades de dados, uma vez que se os dados forem particionados, aproximadamente, de maneira igual em cada divisão da árvore, o custo computacional para classificação de exemplos será alto (ROKACH, 2016).

Metodologia CART

O classificador *random forest* tem origem na metodologia *Classification and Regression Tree* (CART). O CART é uma das metodologias de algoritmos de árvores de decisão mais empregadas (BREIMAN et al., 1984) devido à sua eficácia para evitar o sobreajuste durante o processo de formação das árvores (SCHAFFER, 1993). Empregando a metodologia CART, a formação da árvore ocorre da seguinte maneira: um nó pai dá origem a dois nós filhos; o processo pode ser repetido, considerando cada nó filho como um nó pai (BREIMAN et al., 1984).

O procedimento de formação das árvores binárias começa particionando um nó em nós binários, usando o seguinte procedimento: primeiro, todas as observações são feitas no nó raiz e depois as observações posteriores são realizadas através dos nós filhos.

A metodologia CART realiza a implementação de algoritmos que fazem busca exaustiva procurando a repartição ótima para todos os pontos, os quais têm a possibilidade de ser particionados para cada variável analisada.

Assim sendo o critério de diversidade Gini é empregado como norma para partição dos nós no algoritmo *random forest*. A sua equação é dada por:

$$G_i(N) = 1 - \sum_{I_R=1}^{L_R} p^2 \left(I_R|N_R\right), \tag{38}$$

onde L_R corresponde à quantidade de categorias da variável nominal, $p(I_R|N_R)$ representa a probabilidade *a priori* da classe I_R de ser gerada no nó N_R. O critério de diversidade Gini diz respeito a fração da variável dependente presente em cada uma das classes localizadas num dado nó comparada ao nó raiz. No momento, em que um nó o qual representa a partição da variável dependente tenha apenas observações pertencentes a uma única classe, o critério de diversidade de Gini apresenta o seu valor mínimo (BREIMAN et al., 1984).

A seguir são descritas as etapas de formação das árvores:

- Para iniciar, a primeira variável é dividida, através do CART, em quaisquer pontos viáveis de partição. A variável é repartida em dois nós filhos em todo ponto que possibilita uma divisão.

- Posteriormente, emprega-se o critério de partição de nó mais apropriado em cada ponto e em seguida realiza-se a avaliação da diminuição de impureza por meio de:

$$\Delta i_R\left(s_R,N_R\right) = i_R\left(N_R\right) - p_E\left[i_R\left(N_{R_E}\right)\right] - p_D\left[i_R\left(N_{R_D}\right)\right], \tag{39}$$

  onde s_R corresponde a um determinado ponto de partição, p_E é a parte de observações presentes no nó N_R que é direcionada ao nó filho da esquerda N_{R_E}, enquanto N_{R_D} é a fração de observações do nó N_R que é enviada para o nó filho da direita N_{R_D}. As impurezas que correspondem aos nós da direita são representadas por $i_R(N_{R_D})$, enquanto que as dos nós da esquerda são representadas por $i_R(N_{R_E})$.

- Depois o CART seleciona a melhor maneira de dividir a variável como aquela que mostra o nível mais elevado de diminuição de impureza.

- O quarto passo consiste em repetir os três passos citados acima para todas as variáveis pertencentes a base de dados em análise.

- Nesta etapa, o CART realiza a organização de todas as divisões para cada uma das variáveis, levando em consideração a diminuição da impureza alcançada a partir

de cada divisão. Posteriormente escolhe-se a variável associada ao seu ponto de partição que provocou a maior minoração da impureza do nó pai (nó raiz).

- A etapa final do método consiste em vincular as classes aos nós seguindo a norma que leva o custo do erro de classificação ao seu menor valor.

Sendo assim a interrupção da formação das árvores acontece nas seguintes circunstâncias: restrição da quantidade de níveis por árvores feita pelo programador, no momento em que há apenas uma observação em cada um dos nós filhos ou no instante em que todas as observações nos nós filhos têm distribuição igual a das variáveis preditas, inviabilizando uma nova partição (BREIMAN et al., 1984). A Figura 8 ilustra o procedimento de formação do classificador. Nesta figura observa-se que o conjunto de treinamento é dividido em subconjuntos os quais por sua vez servem de entrada para diferentes árvores de decisão, as quais em conjunto formam o classificador *random forest*.

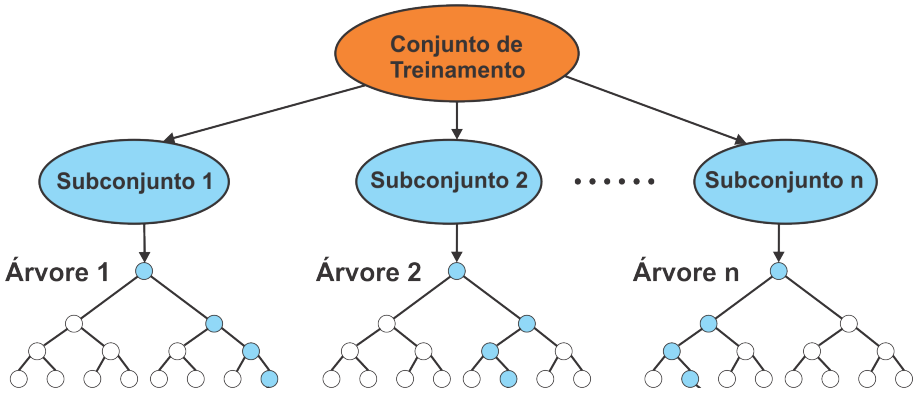


Figura 8 – *Random forest.*

1.7.4 *Autoencoder*

O *autoencoder* é um algoritmo de aprendizado profundo constituído por redes neurais cujo objetivo é codificar e reconstruir, com o menor erro possível, a própria entrada na saída. O *autoencoder* pode ser definido como uma rede neural *feed-forward* que seus neurônios conectados entre si, cujos parâmetros da rede podem ser estimados a partir do algoritmo de retropropagação. Para o seu treinamento, primeiro são calculadas as ativações em toda a rede, incluindo o valor de saída da hipótese. Para cada nó na

parte intermediária da rede é obtido um termo de erro que mede o quanto esse nó foi responsável pelos erros obtidos na saída. Nos nós de saída calcula-se a diferença entre o valor inserido na ativação da rede e os valores alvos, estes valores são usados para atualizar o termo de erro (DONG et al., 2018; WU, X. et al., 2021).

O *autoencoder* é formado, basicamente, por duas partes: um codificador e um decodificador, como mostra a Figura 9. O codificador é responsável por compactar o espaço de dados original em um novo espaço de representação, chamado espaço latente. A função do decodificador é reconstruir os dados de entrada a partir da representação dos dados no espaço latente (SHAO et al., 2017).

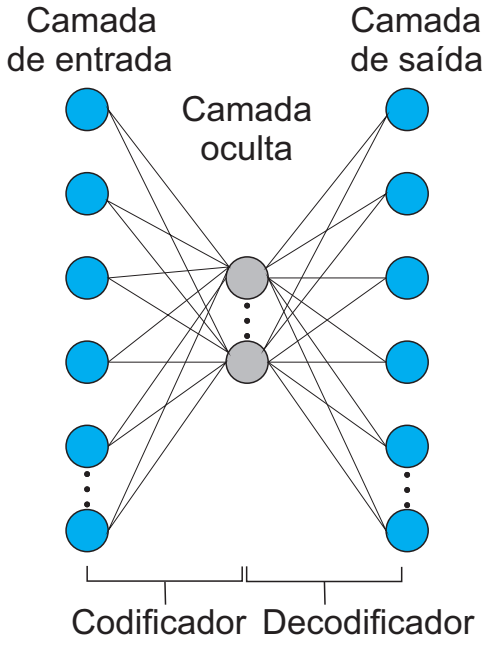


Figura 9 – *Autoencoder.*

O *autoencoder* realiza o mapeamento da primeira camada $\boldsymbol{c_a}$ para a camada oculta da rede $\boldsymbol{c_{oc}}$ utilizando uma matriz de pesos $\boldsymbol{M_p}$, um vetor de viés $\boldsymbol{b_{c_a}}$ e uma função de ativação $\psi(.)$, conforme descrito a seguir:

$$\boldsymbol{c_{oc}} = \psi\left(\boldsymbol{M_p c_a} + \boldsymbol{b_{c_a}}\right), \tag{40}$$

posteriormente, o vetor que representa o mapeamento na camada oculta $\boldsymbol{c_{oc}}$ é transformado em um vetor $\boldsymbol{z_m}$ pelo decodificador, consoante a equação a seguir:

$$\boldsymbol{z_m} = \psi\left(\boldsymbol{M_{c_o} c_{oc}} + \boldsymbol{b_{c_o}}\right), \tag{41}$$

onde $\boldsymbol{M_{c_o}}$ é uma matriz de pesos, $\boldsymbol{b_{c_o}}$ é um vetor de viés referente a camada oculta. A fase de treinamento do *autoencoder* busca otimizar os parâmetros $\{\boldsymbol{M_p}, \boldsymbol{b_{c_a}}, \boldsymbol{M_{c_o}}, \boldsymbol{b_{c_o}}\}$ em função da minimização do erro de reconstrução da saída em relação a entrada (SHAO et al., 2017). Considerando um determinado conjunto de I_n instâncias de entrada $\left\{c_{a_1}, c_{a_2}, c_{a_3}, \cdots, c_{a_{I_n}}\right\}$, as matrizes de peso $\boldsymbol{M_p}$ e $\boldsymbol{M_{c_o}}$, assim como os vetores de viés $\boldsymbol{b_{c_a}}$ e $\boldsymbol{b_{c_o}}$ são ajustados por meio da retropropagação para minimizar o erro de reconstrução representado por:

$$e_r = \sum_{i=1}^{I_n} \left\| c_{a_i} - z_{m_i} \right\|^2 . \tag{42}$$

Além disso, é adicionado um termo de regularização que tem a função de penalizar um desvio da ativação esperada nas unidades das camadas ocultas que apresentem um nível abaixo de um determinado valor constante ρ, denominado nível de esparsidade, que restringe a ativação de alguns neurônios da camada oculta. Desta forma, torna-se necessário solucionar a seguinte expressão de otimização:

$$\text{min} \left[e_r + \zeta \sum_{j=1}^{N_{oc}} \left(\rho \log \frac{\rho}{\hat{\rho}_j} + (1-p) \log \frac{1-\rho}{1-\hat{\rho}_j} \right) \right], \tag{43}$$

onde ζ é uma constante que regula o peso do termo de penalização esparsa, N_{oc} quantidade de neurônios na camada oculta e $\hat{\rho}_j$ é o valor da ativação média dos neurônios na camada oculta j no conjunto de treinamento. No caso em que a quantidade de neurônios na camada oculta for menor que a quantidade de entrada, então o algoritmo é forçado a realizar o aprendizado por meio de uma representação comprimida e esparsa da entrada (DENG et al., 2013).

O *autoencoder* pode ser usado de diversas maneiras, a saber: *i)* na redução de características; *ii)* retirada de ruído dos dados; *iii)* realizar o aumento de dados; *iv)* ou no reconhecimento de padrões quando acoplado a uma camada de classificação, como é o caso desta pesquisa (FU, X. et al., 2019).

O *stacked autoencoder* é uma estrutura complexa composta por uma série de camadas concatenadas. A saída de cada camada é conectada como entrada para a próxima camada. Nesta estrutura, cada uma das camadas é treinada com o objetivo de reduzir o erro. Depois que todas as camadas são treinadas, uma etapa de ajuste fino é executada. Para a etapa de classificação, a camada do decodificador é removida e

uma camada *softmax* é adicionada, cuja finalidade é fornecer a resposta do algoritmo. Devido ao grande número de neurônios nas camadas ocultas, a restrição esparsa é usada para capturar representações de alto nível dos dados, daí seu nome, *Stacked Sparse Autoencoder* (SSAE) (AOUEDI; PIAMRAT; BAGADTHEY, 2020).

1.8- Comentários finais

Neste capítulo, foram explicados conceitos sobre a área de análise de vibrações, foram apresentados os princípios de funcionamento dos acelerômetros piezoelétrico e capacitivo, extração e normalização de características, validação cruzada, bem como o princípio de funcionamento dos classificadores usados nos próximos capítulos da tese.

2- Trabalhos relacionados

Neste capítulo, alguns conceitos importantes serão revisitados e expandidos, de sorte a delimitar mais claramente o foco e a relevância deste trabalho, em termos da literatura pertinente.

Falhas inesperadas em máquinas são capazes de causar perdas significativas em termos de tempo e produção. Máquinas rotativas são suscetíveis a falhas que, dependendo da gravidade, podem: *i)* causar paradas inesperadas na produção; *ii)* colocar em risco o pessoal operacional; *iii)* produzir impactos ambientais negativos e *iv)* levar a prejuízos econômicos (GLOWACZ; GLOWACZ, 2018).

Técnicas de processamento digital de sinais e algoritmos de aprendizado de máquina têm sido aplicados na aferição do estado de funcionamento de máquinas rotativas (CERRADA et al., 2018; WANG; SI; LI, 2022; SHINDE; DESAVALE, 2022). Uma hipótese subjacente à literatura é a de que a vida útil de um componente de uma máquina pode ser estimada através da análise do sinal de vibração. O processamento efetuado para identificação e mensuração de falhas em geral obedece a algumas etapas, tais como aquisição de sinais, extração de características, identificação de falhas e mensuração da severidade da falha.

As falhas mais frequentes são: desbalanceamento, desalinhamento, excentricidade, folga mecânica, problemas de acionamento da correia, defeitos de engrenagem, defeitos de mancal, falhas elétricas, forças hidráulicas e aerodinâmicas, cavitação, trincas no eixo, fricção e ressonância do rotor (SCHEFFER; GIRDHAR, 2004).

Falhas de desbalanceamento e desalinhamento ocorrem frequentemente nos motores elétricos (HUJARE; KARNIK, 2018). O desalinhamento é causado por instalação inadequada, falta de simetria nas cargas aplicadas e grande variação térmica no local. Esse problema induz vários tipos de complicações, como desgaste precoce de acoplamentos e rolamentos mecânicos. Como normalmente ocorre com outros defeitos, um dos métodos mais eficazes e confiáveis para identificar o desalinhamento de uma máquina rotativa durante a sua operação é a análise de vibrações (PEETERS et al., 2019; DIAS et al., 2021).

2.1- Trabalhos relacionados ao diagnóstico de falhas

A identificação e mensuração de falhas combinadas e de falhas múltiplas em máquinas rotativas têm sido assunto de pesquisa nos últimos anos. Para este fim têm sido utilizados métodos baseados em modelos matemáticos dos sistemas mecânicos de bancadas experimentais (WANG; JIANG, 2018; SRINIVAS; TIWARI; KANNABABU, 2019). Abordagens utilizando métodos baseados em aprendizado de máquina para este tipo de problema também são empregadas (LI, H. et al., 2017; DEKHANE et al., 2020; LEE et al., 2021; RODRIGUES; JÚNIOR; RADE, 2022). Em termos mais concretos, o processo de detecção de falhas em máquinas empregando técnicas de aprendizado de máquina é normalmente realizado em três etapas, na seguinte ordem: aquisição dos sinais, extração de características e reconhecimento de falhas (LU; HE; WANG, 2019).

O prognóstico de máquinas rotativas a partir de métodos estatísticos e de métodos baseados em aprendizado de máquina tem sido objeto de pesquisa de vários pesquisadores (YANG, F. et al., 2016; SINGLETON; STRANGAS; AVIYENTE, 2016; AHMAD; KHAN; KIM, 2017; YAN et al., 2019; XIA et al., 2019; CHEN et al., 2020). Entretanto, ainda existem melhorias a serem feitas na área de monitoramento de condições de equipamentos, pois muitas das análises realizadas dependem muito do domínio de conhecimento específico sobre o tipo de equipamento que está sendo monitorado (PEETERS et al., 2019). A seguir, serão apresentadas com maiores detalhes referências bibliográficas relacionadas ao diagnóstico de falhas em máquinas rotativas, para situar de modo apropriado a presente tese no escopo da literatura científica correlata.

O artigo (MITRA; KOLEY, 2016) teve como finalidade identificar falhas em um motor elétrico trifásico de indução utilizado em uma operação industrial para misturar materiais numa câmara. A rotação deste motor era controlada por um Controlador Lógico Programável (CLP), com a velocidade do motor sendo modificada de acordo com o tipo de material a ser misturado na câmara. O CLP e o Labview™ foram utilizados para coletar e processar os dados de vibração. Neste trabalho, foram analisadas três tipos de falhas: falhas na pista interna, na pista externa e na esfera de rolamento. Estas falhas foram provocadas através de descargas elétricas, as quais engendraram falhas com 5 profundidades distintas. As análises do estado dos mancais de rolamento foram feitas através da análise de vibrações utilizando sinais num horizonte de gravação de 5 s. Foi

utilizada uma técnica de detecção de envoltória para os sinais de vibração, associada à filtragem do sinal. Neste trabalho, obteve-se como resultado curvas de severidade de amplitude de vibração em função da velocidade de rotação para cada tipo de falha, caracterizando assim o funcionamento do motor nestas condições.

Em (DJAGAROV et al., 2019), são explicadas técnicas de manutenção baseadas no sistema *Supervisory Control and Data Acquisition* (SCADA) para monitoramento de motores elétricos em navios, visto que nesta situação falhas abruptas ou não previstas podem causar grande prejuízo. O foco deste artigo reside em técnicas não invasivas de diagnóstico e monitoramento. Técnicas não invasivas de diagnóstico permitem descobrir o defeito de uma peça da máquina sem que seja necessário retirá-la do seu lugar original. Este tipo de sistema tem como finalidade monitorar e controlar um equipamento. Neste trabalho, a principal função do sistema consiste no monitoramento do estado de funcionamento do motor, permitindo identificar anomalias de um determinado parâmetro, a fim de evitar acidentes.

No artigo (WANG, W. et al., 2014), foi estudado um sistema remoto para monitoramento de condições *online* e diagnóstico de falhas de turbinas a gás em plataformas de perfuração de poços de petróleo *offshore* com base em um modelo de entropia de informações baseado na análise de kernel. Neste trabalho, foi utilizada a entropia para medir a uniformidade das temperaturas de escape, a qual reflete a condição da turbina a gás. O artigo também usou técnicas em espaços kernelizados para monitorar a condição do equipamento usando árvores de decisão como algoritmo para classificação.

O trabalho (UMBRAJKAAR; KRISHNAMOORTHY; DHUMALE, 2020) teve como objetivo medir e identificar dois tipos de desalinhamentos que ocorrem em máquinas rotativas, a saber: desalinhamento paralelo e angular. As seguintes etapas de pré-processamento foram realizadas: normalização do sinal de vibração, aplicação da transformada wavelet em tempo discreto e técnicas de seleção de características. Para diagnosticar os tipos de desalinhamentos e as severidades das falhas foram usados os classificadores máquinas de vetores de suporte e redes neurais artificiais. Neste trabalho, duas abordagens diferentes foram analisadas: *i)* mantendo a velocidade do motor constante e variando o nível de desalinhamento e *ii)* variando a velocidade do motor, mas mantendo o nível de desalinhamento constante. O parâmetro de medição de severidade da falha usado neste artigo foi o nível global de vibração, o qual foi obtido a partir do sinal de aceleração, possibilitando a análise de curvas de perfil de severidade de

falha da máquina.

A pesquisa realizada por Yamamoto et al. teve como finalidade analisar e diagnosticar falhas de desbalanceamento estático através da análise de vibrações em um motor funcionando a uma velocidade constante de 28,5 Hz. Neste trabalho, foi utilizado um algoritmo inteligente embarcado em um *Field Programmable Gate Array* (FPGA) com o objetivo de corrigir defeitos de desbalanceamento. O algoritmo proposto foi desenvolvido com a finalidade de identificar o tipo de falha e posteriormente indicar a ação necessária para corrigir o desbalanceamento, determinando a localização da inserção de uma massa capaz de corrigir o defeito de desbalanceamento. Essa inserção é motivada pelo fato de que defeitos de desbalanceamento estático podem ser corrigidos colocando-se um objeto com mesma massa na mesma direção e mesma distância no disco de inércia, mas no sentido contrário ao da massa que causa o desbalanceamento (YAMAMOTO; COSTA; SILVA SOUSA, 2016).

Ying et al. propôs um método de diagnóstico de falhas e classificação de severidade de falhas, utilizando a já consolidada base de dados do repositório da Universidade *Case Western Reserve*. Esta base apresenta sinais de vibração de falhas de mancal de um motor de indução trifásico de 2 hp. Este artigo analisou os seguintes tipos de falhas no mancal: falha na pista interna (com 4 níveis de severidade), na esfera (com 3 níveis de severidade) e na pista externa (com 3 níveis de severidade), além da condição normal de funcionamento. O vetor de características usado foi de dimensão 4, sendo composto por 2 características obtidas através do cálculo da entropia e por 2 caraterísticas extraídas pelo cálculo do coeficiente de Holder (STEELE, 2004) (capaz de quantificar o grau de similaridade entre 2 sinais discretos). Para o reconhecimento dos padrões de classificação foi proposto um modelo a partir do algoritmo de análise relacional cinza utilizada para comparar um vetor de característica de referência (correspondente à condição normal de funcionamento do motor) com outro vetor de caraterística (correspondente à condição a ser diagnosticada). O método proposto obteve elevada acurácia e alta velocidade de processamento quando comparado aos métodos de classificação de rede neural artificial e máquina de vetores de suporte, podendo assim ser aplicado em sistemas de tempo real de classificação e determinação de severidade de falhas (YING et al., 2018).

Já na pesquisa (WANG; JIANG, 2018), foi investigado o efeito de falhas combinadas de desbalanceamento com desalinhamento através de uma bancada de simulação com rotor duplo. Foi desenvolvido um modelo matemático levando em consideração

estas falhas. A partir deste modelo, foram realizadas simulações numéricas, através das quais foram analisados o efeito da variação da velocidade de rotação, da variação da excentricidade da massa, da mudança do ângulo de desalinhamento e da alteração do valor de desalinhamento paralelo. Para validar o modelo numérico, foram realizadas medições experimentais, sendo fixados no mancal interno dois sensores *eddy* que são capazes de gerar um sinal elétrico proporcional à variação da distância entre o sensor e o eixo do motor para medir o sinal de vibração. Posteriormente, foi analisado o espectro de frequência destes sinais, a fim de encontrar os valores de frequência nos quais há maior energia. Através da comparação com os dados experimentais, o modelo numérico foi validado. Segundo este artigo, o modelo projetado pode ser usado para analisar falhas combinadas em turbinas de avião. Os principais resultados desta pesquisa mostraram que é possível identificar frequências características de falhas combinadas.

No trabalho (YANG, Y. et al., 2019), foi avaliada a influência da inserção de falhas em uma bancada de simulação a partir da análise de um modelo dinâmico com três graus de liberdade. Foi feita a análise de espectro de frequência do sistema para alguns cenários de falhas, sendo elas: *i*) a falha de desbalanceamento, *ii*) a combinação das falhas de desbalanceamento e de acoplamento de eixo e *iii*) a combinação da falha de desbalanceamento com a falha de folga na fixação na base do mancal. Para obter o deslocamento do eixo do motor em relação à sua posição original foi utilizado um sensor de corrente do tipo *eddy*. As conclusões obtidas neste artigo foram as seguintes: com o aumento da excentricidade do sistema a faixa de frequência de ressonância do sistema aumenta, a inserção de folgas na base do mancal altera a frequência de ressonância do sistema e também o efeito de *whirling* no eixo do motor cresce. Em relação às falhas estudadas neste artigo, a falha combinada formada pelo desbalanceamento e pela folga na base do mancal provocou maior interferência na resposta dinâmica do sistema.

Em (JIN et al., 2021), uma técnica é apresentada com base em aprendizado profundo para identificar falhas simples e combinadas a partir de sinais de vibração. O conjunto de dados utilizado neste trabalho é composto por oito classes compostas por três falhas simples, quatro falhas combinadas e uma classe correspondente às condições normais de operação. O algoritmo emprega a aprendizagem ativa para superar a falta de instâncias identificadas. Este artigo também propôs uma forma automática de extração de características para reduzir a intervenção de um especialista na escolha inicial do conjunto de características.

Chang et al. propuseram uma abordagem híbrida para a identificação e mensuração da severidade de falhas inseridas em uma bancada de simulação composta por um motor elétrico de indução trifásico. A abordagem combina a medição de sinais de vibração e de sinais elétricos. Foram utilizados: um acelerômetro triaxial, um sensor de corrente e um sensor de tensão. Os tipos de falhas analisados foram: desbalanceamento, desalinhamento, falha no rotor e falha no estator. Na primeira etapa da abordagem proposta, foram processados os sinais de vibração medidos pelos acelerômetros, sendo utilizada a norma ISO 10816-1:1995 como métrica de severidade. Na segunda etapa foram analisados os sinais de corrente através do cálculo da taxa de desbalanceamento de corrente, fator de desbalanceamento de corrente, distorção harmônica na corrente elétrica total e distorção harmônica na corrente elétrica em cada uma das fases. Também foi analisado o sinal de tensão elétrica a partir dos cálculos da distorção harmônica da tensão total e da distorção harmônica da tensão em cada uma das fases. Os resultados deste artigo mostraram que o método híbrido de identificação e mensuração de falhas mostrou-se mais eficaz no diagnóstico e mensuração do que os métodos que se valem apenas de parâmetros elétricos (CHANG et al., 2019).

No artigo (MARTINS et al., 2017) é proposto um método de classificação para identificar e mensurar a severidade de desbalanceamento de máquinas rotativas com base na força criada pela massa do desbalanceamento. O método utiliza apenas os sinais do cenário de desbalanceamento do banco de dados gravado usando a bancada experimental ABVT. Trabalhos anteriores que utilizam esta base de dados não levaram em consideração a velocidade angular para a estimativa de níveis de severidade, gerando assim erros de classificação. A severidade foi dividida em três níveis distintos: baixo, médio e alto. O algoritmo *random forest* foi utilizado como classificador neste trabalho.

Em (MARTINS et al., 2019), também foram utilizados somente os sinais de desbalanceamento de dados gravados usando a bancada experimental ABVT com o objetivo de identificar e mensurar a severidade de desbalanceamento de máquinas rotativas com base na força gerada pela massa de desbalanceamento. Nele foi avaliado o uso de duas técnicas (*Similarity based modeling* (SBM) e *Kernel discriminant analysis* (KDA)) em conjunto com o classificador *random forest*. Utilizando estas técnicas foi possível reduzir o número de características de entrada do classificador de 31 para 6, sem provocar diminuição significativa na acurácia do classificador.

No artigo (NAKATSU, 2020) foram avaliados os desempenhos dos classificadores

random forest e máquina de vetores de suporte em três bases de dados de diferentes aplicações. Os métodos de reamostragem base de dados utilizados para avaliação dos dois classificadores foram o método de amostragem de Monte Carlo, método *bootstrap*, $\bar{K}$*-fold* e o $\bar{K}$*-fold* com repetição. Foram realizadas diversas simulações utilizando estes métodos a fim de sintonizar de forma ótima os classificadores. Para o *random forest* o parâmetro de sintonização utilizado foi a quantidade de características para divisão de cada nó da árvore. Já para o classificador máquina de vetores de suporte, foi utilizada a função custo como parâmetro de sintonização. Foi constatado que os melhores resultados encontrados foram utilizando o $\bar{K}$*-fold* com 5 partições com repetição, tanto para o classificador *random forest* quanto para o classificador com vetores de suporte. Foi verificado também nesta pesquisa, que a quantidade de *folds* altera o desempenho do classificador para bases de dados de pequenas e médias dimensões. Quando é usado o método $\bar{K}$*-fold* com repetição, foi mostrado que a utilização deste método com 5 partições repetido 10 vezes é mais eficaz do que usá-lo com 10 partições repetindo 5 vezes.

No artigo (GANGSAR; PANDEY; CHOUKSEY, 2021) foram avaliadas a extração de características no domínio do tempo e no domínio da frequência a fim de identificar falhas de desbalanceamento e o caso de operação normal em uma bancada experimental de uma máquina rotativa. Sete valores de velocidades distintas de rotação foram avaliadas para estes dois cenários. Com o objetivo de identificar a condição de funcionamento do equipamento foi empregado o classificador máquina de vetores de suporte, o qual se mostrou efetivo para esta aplicação. Para os cenários avaliados neste artigo as características extraídas no domínio do tempo foram as mais eficazes, ao serem aplicadas na entrada do classificador foi alcançado 100% de acurácia para 5 valores distintos de velocidade de rotação da máquina.

O artigo (SOUZA et al., 2021) teve como objetivo realizar o diagnóstico de falhas e a identificação das severidades das falhas em máquinas rotativas. Para isso foram utilizadas duas bases de dados de sinais de vibração: *i)* a da Universidade *Case Western Reserve* e *ii)* a base dados gravados usando a bancada experimental ABVT (*Alignment Balance Vibration Trainer*) (PESTANA-VIANA et al., 2016), para as duas bases foram utilizados apenas as medidas de vibrações provenientes dos mancais mais afastados do motor. As características de entrada aplicadas no classificador foram extraídas através do cálculo da transformada rápida de Fourier. O classificador empregado foi uma rede neural convolucional a qual alcançou 97,3% e 99,58% de acurácia respectivamente para

as bases *i)* e *ii)*.

Na pesquisa (MIAN; CHOUDHARY; FATIMA, 2022) foram comparadas duas formas de extração de características: *i)* a partir de sinais de vibração e *ii)* por meio de imagens térmicas infravermelhas em conjunto com sinais de vibração, com objetivo de identificar falhas de desbalanceamento e desalinhamento em uma bancada experimental de uma máquina rotativa. Foram avaliados casos com e sem carga no eixo da máquina a uma velocidade constante de rotação de 35 Hz. Para a tarefa de classificação foram empregados os classificadores K-vizinhos mais próximos, máquina de vetores de suporte e o algoritmo de Naïve Bayes usando os dois métodos de extração de características. Dentre estes, o algoritmo máquina de vetores de suporte foi que apresentou melhor desempenho alcançando 100% de acurácia usando as características extraídas das imagens térmicas infravermelhas em conjunto com características extraídas dos sinais de vibração.

2.2- Trabalhos relacionados ao aumento de dados

Um problema bastante comum que é enfrentado para realizar o diagnóstico de falhas em máquinas rotativas é lidar com classes com instâncias desbalanceadas, ou seja, quando as classes apresentam uma quantidade de observações muito diferentes. Normalmente, existe uma maior quantidade de informação referente à operação normal do equipamento do que das condições de falhas. Para contornar este problema, pesquisas sobre técnicas de aumento de dados têm sido realizadas (LI, X. et al., 2020; OH; JEONG, 2020; MA et al., 2021; LALIK; WATOREK, 2021; WEI et al., 2021).

Nos próximos parágrafos serão apresentadas com maiores detalhes referências bibliográficas sobre algumas técnicas utilizadas para esta finalidade.

A adição de ruído branco gaussiano é uma técnica bastante empregada para criar novas instâncias sintéticas de dados (ROCHAC et al., 2019; KIM; JEONG, 2021). No trabalho (RASHID; LOUIS, 2019) esta técnica é usada para aumentar os dados de posicionamento e movimento que foram coletados de dispositivos de localização e giroscópio. Os sensores foram instalados em veículos pesados, escavadeira e trator, para avaliar o uso destas máquinas durante a realização de atividades de construção civil por

meio de algoritmos de aprendizado profundo, com objetivo de reduzir as paradas destes equipamentos e consequentemente diminuir os custos com a produção.

A adição de ruído branco gaussiano também foi utilizada em (PESTANA-VIANA et al., 2016) para criar dados sintéticos referentes à condição normal de operação, a fim de permitir o treinamento com menor viés do classificador, rede neural artificial *Multi Layer Perceptron* (MLP). Além do uso da técnica de aumento de dados também foi analisada neste artigo a influência da utilização de diferentes vetores de características para a identificação de 6 cenários de operação distintos da bancada experimental ABVT.

Outra técnica que têm sido empregada para o aumento de dados em diversas pesquisas é o SMOTE. Nos artigos (ZHANG, Y. et al., 2018; XU, Q. et al., 2020) foram propostos sistemas para diagnóstico de falhas em máquinas rotativas considerando conjuntos de dados desbalanceados. Neles foram comparadas alguns tipos de técnicas para aumento de dados incluindo o SMOTE e técnicas derivadas dele.

No trabalho (XIE; ZHANG, 2018) verificou-se a performance do classificador máquina de vetores de suporte na identificação de 12 cenários diferentes de operação de uma máquina rotativa, sendo que 9 destes apresentavam quantidades menores de instâncias do que os outros 3 cenários. Ao se realizar o diagnóstico no conjunto de dados original foi alcançada uma acurácia de 82,42%. Num segundo experimento, foram utilizadas técnicas de aumento de dados para criar exemplos sintéticos para as 9 classes minoritárias. Nesta simulação, a utilização do SMOTE, em conjunto com classificador máquina de vetores de suporte, resultou numa acurácia de 83,75%.

Já na pesquisa realizada por Ali et al. foi avaliado o desempenho de uma rede neural Perceptron no conjunto de dados gravados usando a bancada experimental ABVT. Este trabalho teve como objetivo identificar 6 classes diferentes, sendo que duas delas apresentavam quantidades menores de exemplos do que as demais. Nesta situação, o classificador usado alcançou uma acurácia de 81,2%. Num segundo experimento, utilizou-se a técnica SMOTE para criar dados sintéticos nas classes minoritárias resultando assim numa acurácia de 96,2%, mostrando assim a efetividade desta técnica para este conjunto de dados (ALI et al., 2019).

No artigo (SWANA; DOORSAMY; BOKORO, 2022) foi investigado o problema de desbalanceamento de classes para realização de diagnóstico baseado em aprendizado de máquina para um gerador de rotor bobinado. Para lidar com este problema foram empregados o SMOTE e a técnica de reamostragem de dados T-link, a qual funciona

excluindo as instâncias da classe majoritária que estão mais próximas da classe minoritária, através do emprego da regra do vizinho mais próximo para selecionar a instância a ser eliminada, balanceando assim as classes. Estas técnicas foram avaliadas de forma isolada e de forma conjunta. Para identificação do estado do gerador de rotor bobinado foram extraídas características dos sinais de corrente e tensão elétrica deste equipamento, as quais foram utilizadas como entrada para os classificadores máquinas de vetores de suporte, classificador de Naïve Bayes e K-vizinhos mais próximos. O melhor resultado foi obtido aplicando de forma conjunta as técnicas SMOTE e T-link juntamente com o classificador K-vizinhos mais próximos alcançando uma acurácia de 97%.

Técnicas baseadas em algoritmos de aprendizado profundo também têm sido empregadas para criar dados sintéticos. O *variational autoencoder* é uma destas técnicas, a qual dada uma variável aleatória é capaz de produzir uma nova variável aleatória com distribuição totalmente distinta da variável original. Ele permite que exemplos sejam criados no espaço dos dados, entretanto as instâncias sintéticas produzidas por esta técnica são sujeitas a distorções, caso o sinal no espaço dos dados seja ruidoso (BURKS et al., 2019). O método também é difícil de ser treinado, pois contêm uma grande quantidade de hiperparâmetros que precisam ser sintonizados, o que aumenta o custo computacional, necessitando assim que sejam implementados em *clusters* ou em *Graphics Processing Units* (GPU) específicas para esta finalidade (SHORTEN; KHOSHGOFTAAR, 2019; ASADI et al., 2009).

Outra técnica de aprendizado profundo usada para aumento de dados em diversas áreas são as redes neurais generativas, as quais são compostas basicamente por duas partes o gerador e um discriminador, o primeiro tenta enganar o segundo de forma que discriminador entenda que os dados gerados foram de fato muito semelhantes aos dados originais. O uso desta técnica apresenta algumas limitações; a saber: *i)* requer uma grande quantidade de dados para realizar o treinamento (YU et al., 2021), o que nem sempre é viável, como é o caso desta tese; *ii)* é sujeito à instabilidade e a não convergência do algoritmo; *iii)* pode gerar exemplos sintéticos que não são consistentes com a natureza física dos dados reais (SHORTEN; KHOSHGOFTAAR, 2019; MIKOŁAJCZYK; GROCHOWSKI, 2018).

No trabalho (SHAO; WANG; YAN, 2019), os autores propõem a *Auxiliary Classifier Generative Adversarial Networks* (ACGAN) para criar novas observações sintéticas e realistas a partir dos dados do sensor. O método é aplicado para detecção e classificação

de falhas em máquinas rotativas. Os autores fizeram uso de uma bancada experimental com um acelerômetro para coleta de dados referentes a seis condições diferentes de operação. A classe minoritária tinha 100 instâncias, enquanto que as demais classes apresentavam 200. Diferentes combinações de dados reais e dados sintéticos foram empregadas para formar o conjunto de treinamento. Em uma das simulações foram utilizadas 200 amostras de dados reais e nenhum dado sintético produzindo assim um resultado de 99,80% de acurácia. Por outro lado, quando foram usadas 200 instâncias de dados reais em conjunto com 200 amostras de dados sintéticos, o resultado foi de 99,83% de acurácia. Já ao se utilizar 600 exemplos sintéticos em conjunto com 200 sinais reais a acurácia alcançou 100%, mostrando assim a eficácia da utilização deste método de aumento de dados para criação de melhores modelos de classificação.

No artigo (ZHANG, Xiaochen et al., 2017) foi proposto um sistema para identificação de falhas em máquinas rotativas para classes desbalanceadas em dois casos diferentes *i)* caixa de engrenagens e *ii)* para falhas em mancais. No sistema proposto as características são extraídas com a utilização da técnica VMD, em seguida é feita uma redução na dimensionalidade do vetor de características empregando a técnica *Principal Component Analysis* (PCA). Posteriormente, realiza-se o balanceamento usando a técnica de clusterização rápida a qual verifica os dados que pertencem a uma mesma classe usando como medida de similaridade a distância relativa das instâncias em relação ao centro dos agrupamentos e em seguida reduz a quantidade de exemplos das classes majoritárias. Foram feitas simulações considerando 6 níveis diferentes de desbalanceamento das classes para avaliar a técnica proposta em relação a utilização da subamostragem aleatória e do uso do SMOTE em conjunto com os classificadores redes neurais artificiais e máquina de vetores de suporte. O método proposto neste artigo superou as demais técnicas alcançado uma acurácia de 89,33%.

2.3- Trabalhos relacionados à análise senoidal

A análise senoidal foi, inicialmente, proposta por (MCAULAY; QUATIERI, 1986) para representar de maneira discreta sinais de voz que estavam originalmente em tempo contínuo. Esta abordagem também mostrou-se efetiva para representar outros tipos

de sinais periódicos, porém até então esta técnica não tinha sido usada para extrair características de sinais de vibração de máquinas rotativas, caso abordado nesta tese.

A análise senoidal tem sido empregada para extrair características discriminativas em sinais de áudio, de eletroencefalograma, de eletrocardiograma e no reconhecimento de textos manuscritos, como será visto nos parágrafos a seguir.

No trabalho (SHIRAZI; GHAEMMAGHAMI, 2008), os autores avaliaram a modelagem senoidal em sinais de áudio, onde os parâmetros de amplitude, frequência e fase do modelo senoidal foram avaliados como atributos de entrada para um sistema classificador de áudio. Os resultados deste artigo mostraram a superioridade dos parâmetros de amplitude em relação aos de frequência e fase. Com esta abordagem os autores criaram um novo vetor de características contendo atributos extraídos pela modelagem senoidal, o que reduziu o erro de classificação em cerca de 6 pontos percentuais tanto na utilização da máquina de vetores de suporte, quanto na utilização do modelo de mistura gaussiana.

Em (XIE; KIM; PARK, 2020) a modelagem senoidal foi empregada em sinais de música com o objetivo de extrair características que fossem capazes de identificar emoções em trechos musicais. O conjunto de dados utilizados nesta pesquisa era formado por 1000 músicas. O objetivo deste trabalho foi projetar um modelo de classificação que fosse capaz de reconhecer o tipo de emoção (positiva ou negativa) predominante e a intensidade desta emoção na música por meio da utilização de características senoidais em conjunto com a utilização de redes neurais convolucionais pré-treinadas. Inicialmente foram empregados três tipos de algoritmos de regressão para predizer os níveis de excitação e valência das músicas. Posteriormente, foram utilizadas redes neurais convolucionais pré-treinadas para identificar as emoções nas músicas os modelos foram avaliados a partir da validação cruzada com 5 partições, o melhor resultado obtido usando rede DenseNet-169 (HUANG, G. et al., 2019) alcançando uma acurácia de 96,68% associado a um desvio padrão de 2,36%.

Em (GUERRERO-MOSQUERA; VAZQUEZ, 2009; GUERRERO et al., 2010) foram analisados sinais de eletroencefalograma de pessoas que apresentavam epilepsia focal no lobo temporal com objetivo de avaliar a eficácia de 3 características extraídas empregando a modelagem senoidal em conjunto com técnicas de processamento digital de sinais. As três características utilizadas foram o valor de energia, a frequência e o tamanho da maior trilha dos sinais. A partir dos resultados obtidos foi constatado que estas características foram capazes de identificar anormalidades em sinais de eletroencefalograma.

No artigo (LEUTHEUSER et al., 2015) foram analisados sinais de eletrocardiograma com a finalidade de diferenciar batimentos cardíacos normais de anormais. Para isso, foram analisados os trechos dos sinais que correspondem aos intervalos entre dois picos. Foram extraídas características a partir da modelagem dos trechos de interesse por meio da análise senoidal e da transformada rápida de Fourier. O classificador utilizado nesta pesquisa foi o algoritmo de Naïve Bayes e foi medida a acurácia no conjunto de dados usando $\bar{K}$-*fold* com 10 partições. Através dos resultados obtidos neste artigo foi verificado que o acréscimo dos atributos obtidos pela modelagem senoidal foi capaz de melhorar a acurácia do classificador, mostrando assim que estas características são relevantes para identificação de sinais cardíacos anormais.

O artigo (CHOUDHURY; PRASANNA, 2019) apresentou uma forma de representar textos escritos a mão através da utilização da análise senoidal. Esta abordagem foi avaliada na representação e geração de palavras e de assinaturas. Nele foram extraídas características da representação senoidal de palavras escritas a mão, com os atributos utilizados sendo a amplitude e a frequência angular. Por meio dos resultados apresentados neste artigo foi constatado que a utilização das características senoidais em conjunto com as características baseadas nos pontos traçados foram capazes de reduzir o erro de classificação. Os resultados obtidos indicam que esta abordagem foi efetiva para o reconhecimento de palavras e assinaturas manuscritas.

2.4- Técnicas para decomposição de falhas combinadas

Pesquisas têm sido realizadas para analisar a eficácia de técnicas de decomposição de sinais vibração combinados, a fim de possibilitar a identificação das falhas simples que os formam (LIN; DOU; LIU, 2021; MA; ZHANG; WANG, 2022; PANG; NAZARI; TANG, 2022). Nos parágrafos a seguir serão detalhados alguns artigos que contemplam algumas destas técnicas.

No artigo (LEI; HE; ZI, 2009), foi empregada uma técnica derivada do EMD, chamada de *ensemble* EMD. Esta técnica foi proposta a fim de superar um ponto fraco do EMD que é separar equivocadamente componentes do sinal que apresentam frequências próximas em modos distintos. Para superar este problema, o *ensemble* EMD adiciona

ruído branco para preencher de maneira uniforme a largura de banda do sinal composto, isso faz com que os componentes em diferentes escalas do sinal de interesse sejam projetados automaticamente em escalas próprias, conforme um sinal de ruído de fundo é adicionado. As decomposições neste caso tendem a ser muito ruidosas, porém a energia do ruído em cada modo apresenta valor diferente, logo o sinal de ruído pode ser reduzido ou até mesmo cancelado completamente por meio da média obtida no conjunto dos modos decompostos. Desta forma a média do conjunto é tratada como a resposta final do algoritmo, pois a informação resultante é o sinal de interesse contendo baixo percentual de ruído. Esta técnica foi utilizada com eficácia na identificação de falha de má fixação em um gerador elétrico de uma planta termo elétrica e numa máquina de craqueamento catalítico de óleo pesado. Os resultados apresentados neste artigo constataram que o emprego do método proposto foi capaz identificar peculiaridades da falha de má fixação das máquinas analisadas de forma efetiva.

No artigo (SINGH; KUMAR; DWIVEDI, 2017) foi apresentado um método para identificar falha composta em um mancal de rolamento. A técnica proposta neste artigo combinou a utilização do *ensemble* EMD em conjunto com um filtro para diminuição de modos a serem analisados e uma rede neural convolucional para diagnosticar os tipos de falhas que estavam ocorrendo. Neste artigo, a falha combinada era formada por um defeito na esfera em conjunto com um defeito na pista externa. Neste trabalho o classificador foi treinado utilizando apenas exemplos de falhas simples e exemplos referentes ao estágio normal da máquina, com objetivo de encontrar na etapa de teste padrões de falhas combinadas constituídas pelas falhas isoladas apresentadas a ele durante o treinamento. Os resultados obtidos nesta pesquisa mostraram a eficácia da técnica em diagnosticar falhas combinadas formadas por falhas na esfera e na pista externa.

No artigo (XU; CAI; DING, 2018), foi proposta uma técnica baseada no EMD com filtragem variante no tempo, chamada de *Time-Varying Filtering for Empirical Mode Decomposition* (TVF-EMD). Ela foi usada em conjunto com operador de energia de altas ordens. O TVF-EMD mostrou boa capacidade para lidar com sinais ruidosos, maior facilidade para sintonização dos parâmetros e também melhor precisão para separação dos modos presentes nos sinais compostos quando comparado com a utilização do EMD, *emsemble* EMD e VMD. A curtose foi utilizada para sintonizar os hiperparâmetros do TVF-EMD, pois através da curtose é possível identificar sinais com características

impulsivas, pois estas são capazes de alterar de forma significativa distribuição de um sinal de vibração. A técnica proposta foi capaz de identificar e separar a falha combinada formada por falhas na pista interna e na pista externa em um mancal de rolamento.

No artigo (YAN; JIA; XIANG, 2016), foi desenvolvido um método derivado do VMD, chamado de *optimal* VMD para detectar falhas combinadas em um mancal de rolamento e em uma caixa de engrenagens. O método proposto empregou um algoritmo genético com a finalidade de otimizar a escolha dos parâmetros do VMD. Primeiro, os sinais combinados foram separados em vários sinais decompostos aplicando o *optimal* VMD. Em seguida, foi feita uma adaptação do fator de peso de seleção para escolher os componentes que apresentavam as principais peculiaridades das falhas. Os resultados mostrados neste artigo comprovaram que o *optimal* VMD foi eficaz na separação dos sinais que formavam as falhas combinadas. Ademais, o sistema proposto foi efetivo em reconhecer as informações características das falhas.

No trabalho (MIAO; ZHAO; LIN, 2019) foi proposto o algoritmo VMD adaptativo com parâmetros melhorados ajustados através da métrica denominada curtose conjunta constituída pela curtose do sinal e pelo valor da curtose espectral do sinal de envelope. A métrica empregada foi capaz de identificar as peculiaridades impulsivas e cicloestacionárias dos sinais de vibração. Nesse trabalho, foram avaliados sinais de vibração correspondentes às falhas nas pistas internas e externas do rolamento de uma caixa de eixo de uma locomotiva. O método proposto foi capaz de identificar a falha selecionando iterativamente o modo que apresenta o maior valor de curtose conjunta. Também foi considerada nesta pesquisa a interação entre falhas compostas e falhas múltiplas. Desta forma, o sinal residual obtido após cada decomposição foi reconstruído a partir da filtragem do componente de falha identificado. A técnica proposta permitiu a identificação de falhas individuais presentes em falhas compostas, incluindo falhas que apresentavam baixas severidades.

Em (DIBAJ et al., 2021) foi apresentado um método capaz de diferenciar falhas simples de falhas combinadas e decompor falhas combinadas que ocorrem com diferentes níveis de severidade. Nesse trabalho, a falha composta era formada por um defeito com alta severidade na caixa de engrenagens e um defeito inicial de baixa severidade no rolamento. O método apresentado foi formado pelo VMD em conjunto com uma rede neural convolucional sendo capaz de caracterizar com sucesso falhas simples que formavam a falha composta. Neste artigo o classificador não foi treinado usando instâncias

de falhas compostas, mas utilizando apenas falhas simples e amostras referentes ao estágio normal da máquina. Na etapa de teste a classificação das falhas compostas pela rede neural convolucional foi realizada com base em termos probabilísticos que eram coerentes com a saída do algoritmo. Essa estratégia permite o uso deste método em situações em que não haja um conjunto de dados falhas combinadas para treinamento. O sistema proposto apresentou uma acurácia total de 98,81%, mostrando a efetividade do sistema em identificar falhas distintas com níveis de severidade diferentes.

No artigo (LI; LIU; LIAO, 2021) foi proposto um método para otimização dos parâmetros da técnica VMD baseado no cálculo da função objetivo obtida pela máxima média da curtose do sinal de envelope para a identificação de falhas em mancais de rolamento. O método proposto foi avaliado tanto em sinais produzidos artificialmente quanto em sinais de vibrações reais, mostrando-se efetivo tanto para a identificação de falhas simples quanto para identificação de falhas combinadas. Com este método foi possível separar as partes do sinal de vibração correspondentes a componente de impacto da falha, a parte ciclo-estacionária e a componente de pulso aleatório de alta amplitude do sinal.

2.5- Comparação entre publicações semelhantes

Com objetivo de vislumbrar um panorama geral a respeito de publicações da área de diagnóstico de falhas em máquinas rotativas nos últimos 5 anos apresenta-se a Tabela 2. Onde **CL** denota a quantidade de classes, **BD** indica se a base de dados está disponível para outros pesquisadores, **AL** é o algoritmo de classificação, **AD** indica se foi utilizada alguma técnica de aumento de dados, **FC** denota a presença de falhas combinadas e **A** representa a acurácia obtida pelo algoritmo de classificação. Os algoritmos de classificação são representados pelas seguintes siglas: *Random Forest* (RF), *Stacked Sparse Autoencoder* (SSAE), SVM, *Softmax* (SM), K-vizinhos mais próximos (K-NN), *Gray Relation Algorithm* (GRA), Redes Neurais Artificiais (RNA), *Auxiliary Classifier Generative Adversarial Networks* (ACGAN), *Gradient Boosting Decision Tree* (GBDT) e *Convolutional Neural Network* (CNN).

Através dos dados presentes nesta tabela é observado que cerca de 56,67% das

publicações lidam com problema de reconhecimento com 5 ou menos classes enquanto que aproximadamente 43,33% buscam identificar 6 classes ou mais. Além disso, verifica-se a popularidade dos classificadores CNN, SVM, RF, K-NN, SSAE, também pode-se observar que a estratégia de realizar o aumento de dados para o balanceamento de classes é amplamente utilizada. Além disso, nota-se que apenas 23,33% dos trabalhos apresentados nesta tabela contemplam o diagnóstico de falhas combinadas, confirmando assim que ainda há lacunas a serem preenchidas nesta área de conhecimento. Também verifica-se que apenas 3,33% dos trabalhos apresentam falhas combinadas e a base de dados está disponível para outros pesquisadores. Por fim constata-se que 76,67% das publicações presentes nesta tabela apresentam acurácias maiores ou iguais a 95,00%, sendo assim, os modelos de classificadores projetados nesta pesquisa tiveram como objetivo alcançar valores próximos a esta acurácia.

2.6- Considerações finais

Neste capítulo, foram apresentadas pesquisas que têm sido realizadas a respeito de diagnóstico de falhas baseado em técnicas de aprendizado de máquina, identificação de falhas combinadas, técnicas de aumento de dados, análise senoidal para extração de características e decomposição de falhas combinadas. O objetivo deste capítulo foi mostrar o estado da arte das pesquisas em áreas correlatas à desta tese.

Tabela 2 – Comparação de publicações sobre diagnóstico de falhas em máquinas rotativas. **CL** denota a quantidade de classes, **BD** indica se a base de dados está disponível, **AL** é o algoritmo de classificação, **AD** indica se foi utilizada alguma técnica de aumento de dados, **FC** denota a presença de falhas combinadas e **A** representa a acurácia obtida pelo algoritmo de classificação.

CL	**BD**	**AL**	**AD**	**FC**	**A (%)**	**Referência**
3	Sim	RF	Não	Não	93,73	(MARTINS et al., 2017)
9	Não	SSAE+SM	Sim	Sim	87,80	(SHAO et al., 2017)
10	Sim	CNN+SM	Sim	Sim	95,94	(SINGH; KUMAR; DWIVEDI, 2017)
4	Não	SVM	Sim	Não	93,25	(ZHANG, Xiaochen et al., 2017)
6	Sim	RF	Não	Não	98,5	(MARINS et al., 2018)
3	Sim	RF	Não	Não	94,14	(MARTINS et al., 2019)
12	Sim	SVM	Sim	Não	86,33	(XIE; ZHANG, 2018)
3	Sim	K-NN	Não	Não	93,75	(GLOWACZ; GLOWACZ, 2018)
11	Sim	GRA	Não	Não	96,97	(YING et al., 2018)
6	Sim	RNA	Sim	Não	96,20	(ALI et al., 2019)
6	Não	ACGAN+SM	Sim	Não	100	(SHAO; WANG; YAN, 2019)
7	Não	GBDT	Sim	Não	99,21	(XU, Q. et al., 2020)
10	Sim	CNN	Sim	Não	99,94	(OH; JEONG, 2020)
10	Sim	CNN	Sim	Não	99,91	(LI, X. et al., 2020)
2	Não	CNN	Sim	Sim	97,84	(DEKHANE et al., 2020)
4	Sim	K-NN	Sim	Não	100	(TAYYAB et al., 2020)
10	Sim	SSAE+SM	Sim	Não	100	(SHEN et al., 2021)
10	Sim	CNN+SM	Não	Não	99,58	(SOUZA et al., 2021)
4	Não	CNN+SM	Sim	Sim	98,81	(DIBAJ et al., 2021)
5	Não	RF	Não	Não	100	(CHEN; YANG; ZHONG, 2021)
2	Não	SVM	Sim	Não	98,80	(LEE et al., 2021)
3	Não	SVM	Não	Não	99,67	(DIAS et al., 2021)
5	Não	CNN	Sim	Sim	98,60	(YU et al., 2021)
4	Sim	SVM	Sim	Não	99,83	(WEI et al., 2021)
3	Não	K-NN	Não	Não	99,79	(PATIL; SONI; PRAKASH, 2021)
4	Sim	SVM	Não	Não	100	(WANG, Zhenya et al., 2021)
5	Não	SSAE+SM	Sim	Não	99,69	(WU, K. et al., 2021)
5	Não	SVM	Não	Sim	95,00	(SHINDE; DESAVALE, 2022)
5	Sim	CNN	Sim	Não	86,90	(RODRIGUES; JÚNIOR; RADE, 2022)
10	Não	RF	Não	Sim	97,97	(WANG; SI; LI, 2022)

3- Estruturação da base de dados

Este capítulo descreve a criação de duas bases de dados a partir de registros de defeitos induzidos em uma bancada experimental. Como veremos, os defeitos considerados são falhas simples e combinadas formadas por: desbalanceamento, desalinhamento horizontal e vertical. Este capítulo detalha como tais falhas foram inseridas na bancada. Ele está estruturado do seguinte modo: a Seção 3.1 aborda a falha de desbalanceamento, a Seção 3.2 trata sobre a falha de desalinhamento, a Seção 3.3 apresenta informações sobre a bancada experimental utilizada nesta pesquisa, a Seção 3.4 mostra como foi realizada a gravação dos sinais e a Seção 3.5 descreve duas bases de dados com falhas simples e combinadas usadas nesta pesquisa. Até então só existiam bases de dados com falhas simples disponíveis nos repositórios.

3.1- Desbalanceamento

O desbalanceamento é uma das principais fontes de vibração em máquinas rotativas (DESOUKI et al., 2020). A norma ISO 21940-1:2016 define desbalanceamento como uma condição resultante da transmissão de força ou movimento de vibração através dos rolamentos da máquina rotativa como resultado da ação de forças centrífugas (ISO 21940-11:2016, 2016).

Os motivos do aparecimento de desbalanceamento são normalmente atribuídos a deformações, assimetrias, imperfeições na matéria prima e erros de montagem, provocados por uma massa excêntrica concentrada. A presença desta massa excêntrica produz uma força centrífuga que é responsável por gerar a vibração (NEPOMUCENO, 2014). A força centrífuga é dada por:

$$F_c = md\omega^2, \tag{44}$$

em que m é a massa, d é a distância entre o centro de gravidade da massa e o eixo

geométrico de rotação e ω é a velocidade angular (em rad/s).

Segundo a norma ISO 21940-11:2016, o momento resultante de desbalanceamento diz respeito à soma vetorial dos momentos de todos os vetores de desbalanceamento distribuídos ao longo do rotor em torno do plano do desbalanceamento resultante (ISO 21940-11:2016, 2016).

Esta falha apresenta maior mudança de amplitude na frequência fundamental do sinal de vibração na direção radial. O desbalanceamento provoca altas amplitudes de vibração, o que causa tensões nos suportes estruturais e pode no limite causar à máquina um dano irreparável. Por isso, máquinas rotativas que apresentam desbalanceamento em níveis acima do tolerado precisam de manutenção (BLOCH; GEITNER, 2005).

3.1.1 Tipos de desbalanceamento

O defeito de desbalanceamento pode ser classificado em alguns tipos: estático, conjugado e dinâmico.

Desbalanceamento estático

O desbalanceamento estático do rotor ocorre quando o Eixo Principal de Inércia (EI) tem localização diferente e paralela ao Eixo Geométrico (EG), conforme mostra a Figura 10, onde a massa de desbalanceamento é representada em vermelho e F é a força gerada, quando o rotor está em movimento. A distância entre estes eixos, chamada de excentricidade, é responsável por gerar a força centrífuga. Este caso de desbalanceamento pode ser corrigido através da inserção de uma massa com mesmo valor da massa de desbalanceamento no mesmo plano transversal ao centro de gravidade do rotor (NEPOMUCENO, 2014).

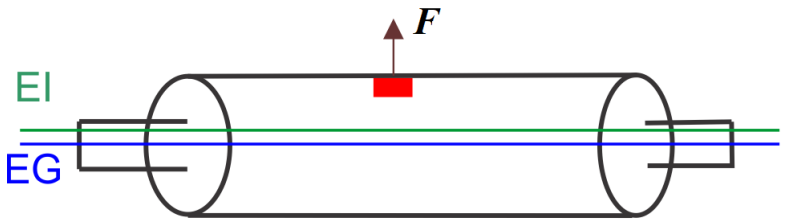


Figura 10 – Representação do desbalanceamento estático.

Desbalanceamento conjugado

O desbalanceamento conjugado é aquele em que o eixo principal de inércia e o eixo geométrico, a despeito de se encontrarem no centro do rotor, localizam-se fora do centro de gravidade do rotor, conforme mostra a Figura 11. Este tipo de desbalanceamento provoca altos níveis de vibrações nas direções axial e radial. Para correção deste tipo de defeito, cumpre inserir massas de correção em dois planos transversais ao centro de gravidade do rotor (NORTON, 2010).

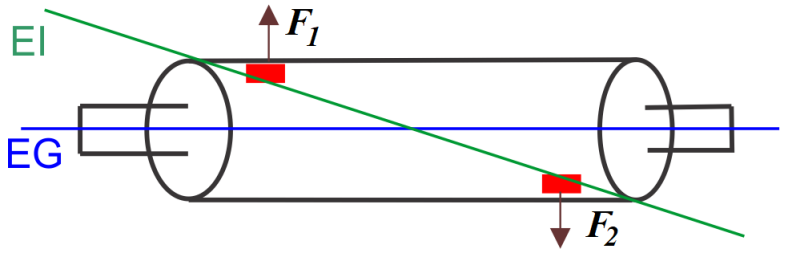


Figura 11 – Representação do desbalanceamento conjugado.

Desbalanceamento dinâmico

O desbalanceamento dinâmico é aquele cujas massas que geram o desbalanceamento estão posicionadas em um ângulo diferente de 180º, como mostra a Figura 12. Este tipo de defeito corresponde ao tipo de desbalanceamento mais comum, sendo também conhecido como desbalanceamento em dois planos, já que conjuga os desbalanceamentos dos tipos estático e conjugado. A correção deste tipo de defeito deve combinar a técnica de correção do desbalanceamento estático, juntamente, com a técnica

de correção do desbalanceamento conjugado.

Um rotor real, geralmente, não apresenta somente um único desbalanceamento, mas apresenta vários, os quais, normalmente, encontram-se distribuídos ao longo do seu eixo. Este tipo de desbalanceamento só pode ser descoberto a partir da análise do rotor em movimento, sendo por isso chamado de desbalanceamento dinâmico (SCHENCK, 2020).

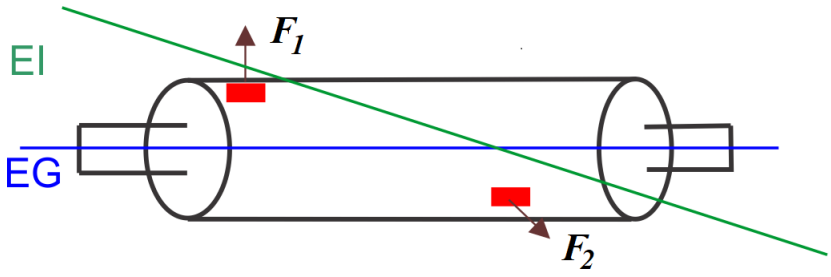


Figura 12 – Representação do desbalanceamento dinâmico.

3.2- Desalinhamento

O defeito de desalinhamento ocorre, quando existe um erro no alinhamento de dois eixos rotativos. Este tipo de defeito geralmente acontece quando motores elétricos estão conectados a uma máquina de carga, tal como caixas de engrenagens, ventiladores ou mesmo bombas. O desalinhamento pode ser classificado em três categorias principais: paralela, angular ou combinada (CORNE; KNOCKAERT; DESMET, 2017).

O desalinhamento por si só não é uma falha grave em máquinas rotativas. No entanto, este defeito afeta o funcionamento de mancais de rolamento de máquinas rotativas, os quais, podendo estar ligados a grandes cargas dinâmicas, acabam por vezes a induzir falhas prematuras (CORNE; KNOCKAERT; DESMET, 2017).

É de fundamental importância a realização de alinhamento em máquinas rotativas, pois este procedimento garante a redução da magnitude de forças axiais e radiais em elementos sensíveis da máquina, tais como: vedações, rolamentos e acoplamentos (SIVARAO; DIWAKAR; SATYNARAYANA, 2012).

O desalinhamento do eixo afeta a confiabilidade das máquinas rotativas. Existem diversas técnicas eficazes para realização de alinhamento. Entretanto, conforme

a máquina é utilizada, o seu estado de alinhamento pode ser comprometido devido a mudanças no assentamento da fundação, aquecimento excessivo ou mesmo nas condições de operação do dispositivo (SIVARAO; DIWAKAR; SATYNARAYANA, 2012; WANG; GONG, 2019). Por isso, cumpre efetuar um acompanhamento constante do estado de alinhamento da máquina.

3.2.1 Tipos de desalinhamento

O defeito de desalinhamento pode ser classificado em três tipos: paralelo, angular e combinado.

Desalinhamento paralelo

O desalinhamento paralelo ocorre quando a despeito de as linhas centrais dos eixos do motor e da carga serem paralelas, há um deslocamento de uma em relação a outra, conforme mostra a Figura 13. Adicionalmente, tal tipo de desalinhamento pode ser dividido em vertical ou horizontal (SIVARAO; DIWAKAR; SATYNARAYANA, 2012).

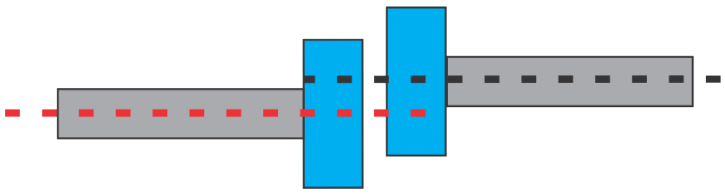


Figura 13 – Desalinhamento paralelo.

Desalinhamento angular

O desalinhamento angular é aquele em que as linhas centrais dos eixos do motor e da carga apresentam um desvio de um certo ângulo, como mostra a Figura 14. Cabe aduzir que este tipo de desalinhamento também ocorre nas modalidades vertical e horizontal (SIVARAO; DIWAKAR; SATYNARAYANA, 2012).

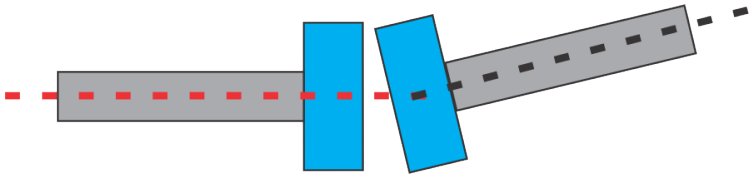


Figura 14 – Desalinhamento angular.

Desalinhamento combinado

O desalinhamento combinado é caracterizado quando as linhas centrais dos eixos do motor e da carga são deslocadas de um certo ângulo e, ademais, também se encontram deslocadas de uma certa distância com relação ao plano horizontal (SIVARAO; DIWAKAR; SATYNARAYANA, 2012). Este tipo de desalinhamento é representado na Figura 15.

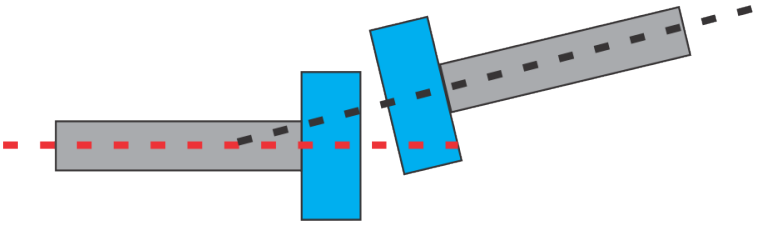


Figura 15 – Desalinhamento combinado.

3.3- Bancada experimental

É inviável provocar falhas para fins de estudo em máquinas rotativas industriais, pois esses equipamentos são, normalmente, empregados em processos de produção. Desta forma a inserção de falhas pode gerar grandes prejuízos financeiros e talvez até danos ao equipamento. Para estudar as falhas que ocorrem durante a operação de máquinas rotativas, seria necessário ter disponível um conjunto de dados que apresentasse uma ampla gama de tipos de falhas com diferentes níveis de severidade. No entanto, nem sempre é possível registrar as condições operacionais mais críticas em um equipamento. Ademais, a geração de uma base de dados em um ambiente industrial de produção tende a ser muito demorada.

Portanto, três abordagens podem ser empregadas: *i)* realizar uma simulação de falhas baseada em modelos numéricos de máquina, *ii)* instalar a máquina rotativa de interesse em uma bancada de testes para inserir falhas e registrar suas assinaturas de vibração para posterior análise ou *iii)* utilizar bancadas experimentais que reproduzem falhas as quais ocorrem em máquinas rotativas. A utilização da primeira abordagem apresenta limitações quanto a modelagem do comportamento da máquina, devido a complexidade de projetar um modelo que de fato represente a dinâmica de operação da mesma, tanto apresentando falhas quanto em condição normal de operação (PESTANA-VIANA et al., 2018). O emprego da segunda abordagem considerada tem uma grande desvantagem que inviabiliza a sua utilização para fins de pesquisa devido ao elevado custo da máquina e ao alto tempo para preparação e inserção das falhas, tornando os testes laboratoriais altamente custosos. Por este motivo, a terceira abordagem foi usada nesta pesquisa, uma vez que os simuladores de falhas de máquinas rotativas já estão preparados para inserir falhas com o menor esforço possível, economizando tempo e custos de execução (VILLA et al., 2012).

Nesta pesquisa, para obtenção de dados experimentais que permitam o treinamento e validação do diagnóstico de falhas (bem como de seu respectivo grau de severidade), foi utilizada a bancada experimental *Alignment Balance Vibration Trainer* (ABVT) do Laboratório de Ensaios Dinâmicos e Análise de Vibração (LEDAV) da Universidade Federal do Rio de Janeiro. Apresentada na Figura 16, a bancada é fabricada pela empresa *SpectraQuest*. As principais características desta bancada são: motor de

corrente contínua cuja potência é de 183,875 W, massa do sistema de 22 kg, acoplamento rígido de eixo, comprimento de eixo de 520 mm, diâmetro do eixo de 16 mm, diâmetro do rotor de 15,24 mm e distância de separação entre os mancais de 390 mm.

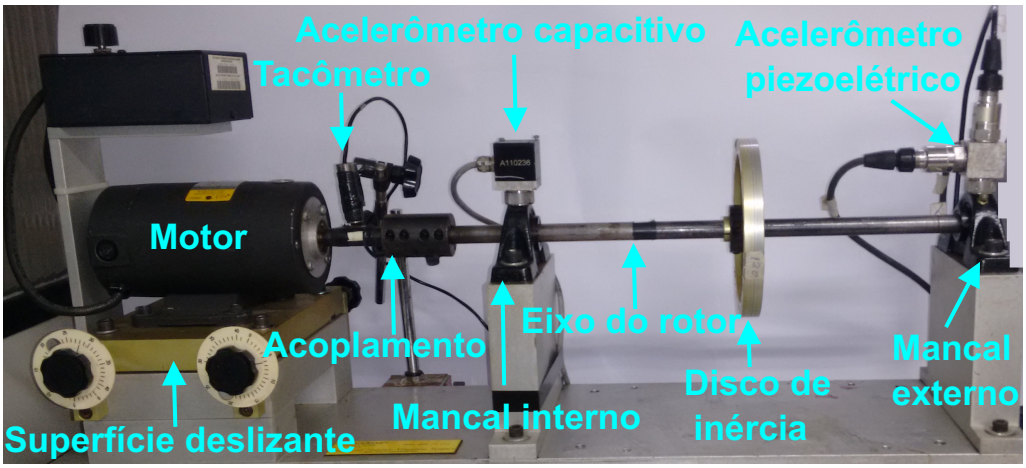


Figura 16 – Fotografia da bancada experimental ABVT do LEDAV/COPPE/UFRJ.

3.3.1 Inserção dos tipos de falhas

Inserção de desbalanceamento

O defeito de desbalanceamento é inserido na bancada por meio de parafusos, arruelas e porcas com massas conhecidas no disco de inércia, conforme pode ser visto na Figura 17. O disco de inércia foi posicionado na configuração *center-hug*, ou seja, entre os mancais interno e externo. Este tipo de defeito se manifesta com maior intensidade na direção radial (Z) de rotação, devido à ação da força centrífuga. Importa notar que, no espectro de frequência, a falha de desbalanceamento resulta num pico situado na frequência fundamental da velocidade de rotação do motor na direção radial.

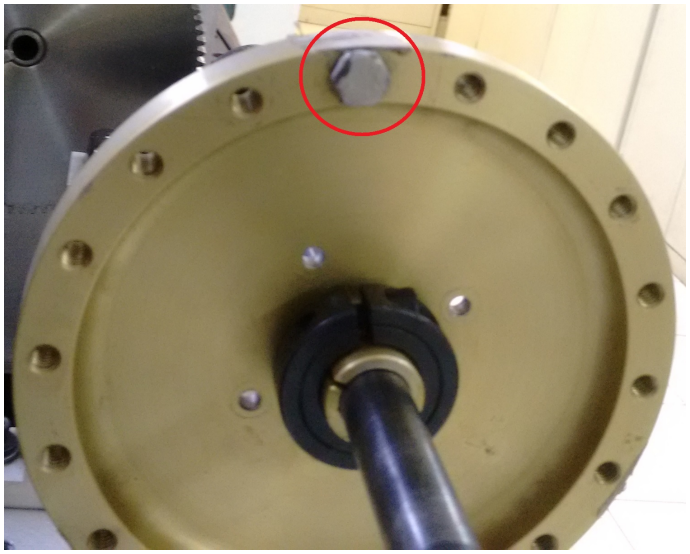


Figura 17 – Fotografia do disco de inércia com desbalanceamento.

Inserção de desalinhamento horizontal

A falha de desalinhamento horizontal, mostrada na Figura 18, é produzida movimentando a superfície móvel do motor na direção horizontal e medindo a sua posição através de um paquímetro digital, cuja resolução é de 0,01 mm. Para isso, primeiramente é necessário soltar os 4 parafusos que prendem a base deslizante de motor, posteriormente, movimentar esta base para posição desejada através de 4 parafusos de ajuste e por fim fixar os parafusos da base móvel.



Figura 18 – Fotografia da medida da falha de desalinhamento na horizontal.

Inserção de desalinhamento vertical

A falha de desalinhamento vertical é implementada colocando calços de metal de espessura conhecida na base do motor, como é mostrado na Figura 19. Para inserção desta falha é necessário afrouxar os 4 parafusos que prendem o motor na base deslizante, também é necessário soltar os 4 parafusos que prendem a base deslizante do motor. Por fim ajusta-se o alinhamento horizontal antes de se apertar os parafusos para fixação do motor e da base.



Figura 19 – Fotografia da medida da falha de desalinhamento na vertical.

As falhas de desalinhamento horizontal e vertical se manifestam com maior intensidade nas direções axial (X) e radial (Z). No espectro de frequência, as falhas de desalinhamento apresentam picos na frequência fundamental, no segundo e no terceiro harmônicos da velocidade de rotação do motor (BLOCH; GEITNER, 1997).

3.4- Gravação de sinais

A gravação da base de dados é a etapa inicial desta pesquisa, cuja produção durou cerca de 1 ano devido a disponibilidade de utilização da bancada experimental do LEDAV. Para gravação de cada cenário de falha é necessário realizar o ajuste manual da bancada de simulação inserindo o tipo de falha e realizando a variação da velocidade. Para iniciar as gravações, o motor é ligado por 10 minutos para ser aquecido, já que um motor frio apresenta padrões de vibração diferentes dos de um motor que já esteja aquecido. O tempo médio para gravação de 50 sinais de desbalanceamento de mesma massa é de 1 hora e 20 minutos para gravação (sendo 5 minutos para realizar o *setup*, enquanto que 1 hora e 15 minutos foram usados para gravação). Já para gravar 50 sinais da falha combinada de desbalanceamento associada a desalinhamento horizontal, necessita-se de 1 hora e 40 minutos (sendo 20 minutos para o realizar o *setup*). Já para gravar 50 sinais da falha combinada de desbalanceamento associada a desalinhamento vertical, o tempo requerido é de 1 hora e 30 minutos (sendo 15 minutos para o realizar o *setup*).

Nesta seção serão mostrados os dispositivos utilizados para realização da gravação dos sinais de vibração.

3.4.1 Sensores utilizados

A medição dos sinais de vibração foi feita através de 3 acelerômetros piezoelétricos e 1 acelerômetro capacitivo triaxial. Foram realizadas medições dos sinais de vibrações em três direções perpendiculares: axial (X), tangencial (Y) e radial (Z), conforme mostra a Figura 20. Além disso, também foi medida a velocidade de rotação da máquina através de um tacômetro.

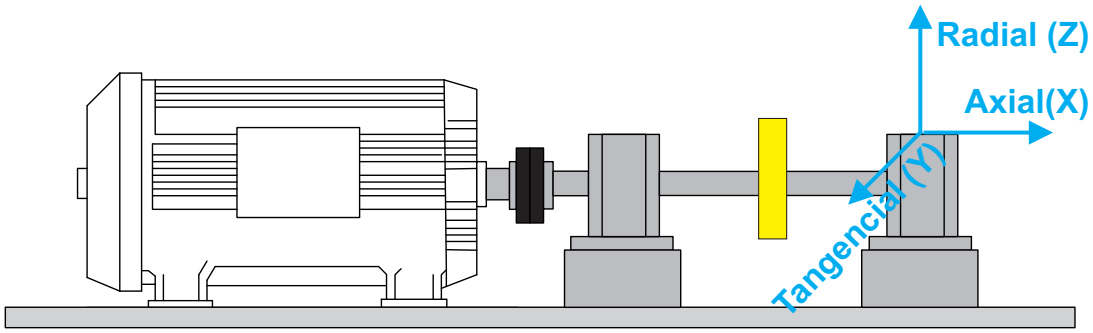


Figura 20 – Identificação dos eixos de medição. Adaptada de (PESTANA-VIANA et al., 2016).

Acelerômetro piezoelétrico

Um dos sensores usados neste projeto foi o acelerômetro piezoelétrico fabricado pela IMI sensor, apresentado na Figura 21, com as seguintes características: faixa de frequência de medição $f \in [0{,}27; 10000]$ Hz, faixa de amplitude de medição de aceleração no intervalo $[-50; 50]$ g e sensibilidade de 100 mV/g ($\pm 20\%$). Para medir as acelerações nas direções X, Y e Z (perpendiculares entre si), foram utilizados três acelerômetros uniaxiais deste tipo.

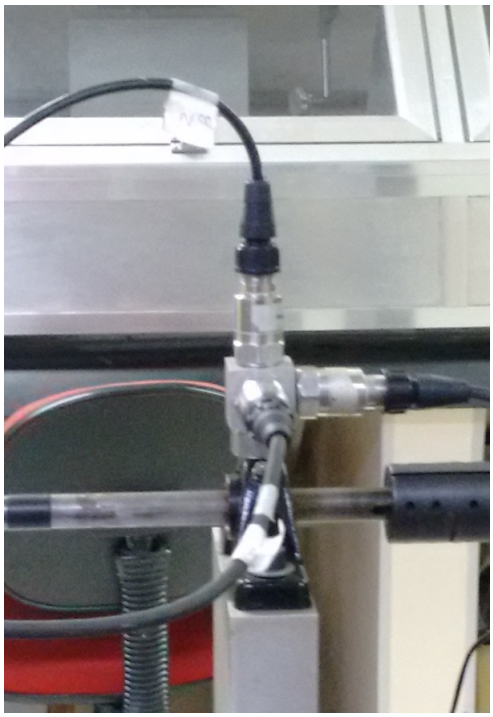


Figura 21 – Fotografia do acelerômetro piezoelétrico.

Acelerômetro capacitivo

O outro sensor utilizado nesta pesquisa foi o acelerômetro capacitivo fabricado pela empresa TEconnectivity, apresentado na Figura 22. As características principais deste acelerômetro são: faixa de frequência de medição $f \in [10, 20000]$ Hz, faixa de amplitude de medição de aceleração $[-50, 50]$ g e sensibilidade de 1000 mV/g ($\pm 10\%$). Para medir as acelerações nas direções X, Y e Z, foi utilizado um acelerômetro triaxial.



Figura 22 – Fotografia do acelerômetro capacitivo.

Tacômetro

Para medir a velocidade de rotação do motor foi utilizado um tacômetro analógico modelo MT-190 produzido pela *Monarch instrument*, apresentado na Figura 23. Este instrumento é um sensor magnético que mede a velocidade angular do eixo do motor, fornecendo como saída um sinal de tensão alternada, a qual varia de acordo com a alteração da velocidade do motor. Ele deve ser posicionado a uma distância máxima do eixo de 6,35 mm para que sua medição seja feita de maneira adequada.

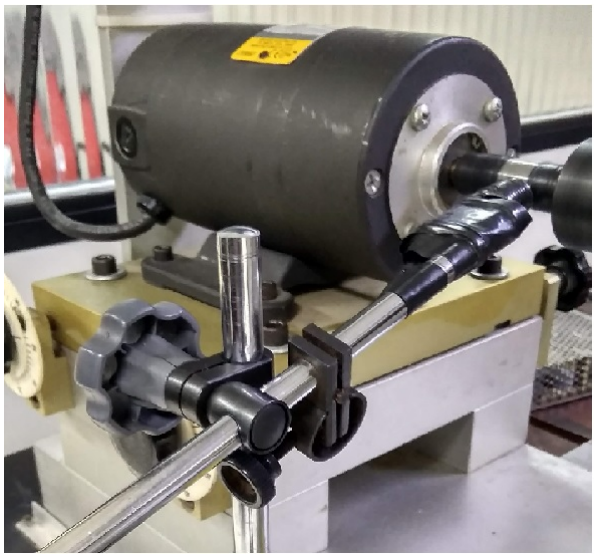


Figura 23 – Fotografia do Tacômetro.

3.4.2 Placa de aquisição de sinais

Para esta pesquisa foi usada a placa de aquisição de sinais de vibração modelo NI 9234 mostrada na Figura 24, fabricada pela empresa *National Instruments*. Esta placa tem a função de converter os sinais analógicos provenientes dos sensores em sinais digitais de tensão ou de corrente. Esta placa apresenta as seguintes características: 24 *bits* de resolução, frequência máxima de amostragem de 51,2 kHz, faixa dinâmica de 102 dB, filtro *anti-aliasing*, faixa de temperatura de operação de [-40, 70] ℃, condicionamento de sinal para sensores piezoelétricos por meio de uma corrente constante de 2 mA e se conecta com os sensores a partir de cabos do tipo BNC. Esta placa é conectada em um *rack*, o qual se comunica com o computador através do cabo USB, e para realização da interface entre a placa de aquisição e computador. O programa utilizado para esta tarefa foi Labview™.

3.5- Bases de dados

Nesta pesquisa, foram gravadas duas bases de dados, ambas contendo falhas simples e falhas combinadas, estas também chamadas ao longo do texto de falhas compostas



(a) (b)

Figura 24 – (a) Placa NI 9234 e (b) *Rack* NI 9178.

para representar duas falhas diferentes que ocorrem de forma concomitante. As bases de dados foram denominadas como *Composed Fault Dataset-Reduced* (COMFAULDA-R) e *Composed Fault Dataset* (COMFAULDA). Como a tarefa da etapa de gravação da base de dados é muito demorada, primeiramente, a fim de avaliar a viabilidade da pesquisa foi gravada uma base de dados preliminar denominada COMFAULDA-R e posteriormente, foi gravada a base de dados completa chamada de COMFAULDA.

3.5.1 COMFAULDA-R

A base de dados COMFAULDA-R contêm 353 sinais gravados a partir de quatro cenários de operação diferentes da máquina rotativa, a saber: operação normal, desbalanceamento, desbalanceamento combinado com desalinhamento horizontal e desbalanceamento combinado com desalinhamento vertical.

Os sinais de vibração foram adquiridos por 3 s empregando uma taxa de amostragem $F_s = 50$ kHz, foram gravados em arquivos de formato *Comma Separated Values* (csv). Logo, cada instância do conjunto de dados contém 150.000 amostras por canal. Para cada uma das quatro condições de operação distintas, diferentes valores da velocidade de rotação do motor foram gravadas no intervalo de $f \in [16, 60]$ Hz, com um incremento de aproximadamente 2 Hz entre cada gravação. Cada medição apresenta 5 canais, que são descritos na Tabela 3.

Nesta base optou-se por utilizar sensores apenas no mancal interno; logo os

Tabela 3 – Descrição dos canais dos sinais da COMFAULDA-R.

Canais	**Descrição**
Canal 1	Tempo
Canal 2	Sinal do tacômetro
Canal 3	Sinal do acelerômetro do mancal interno na direção axial (X)
Canal 4	Sinal do acelerômetro do mancal interno na radial (Z)
Canal 5	Sinal do acelerômetro do mancal interno na tangencial (Y)

Tabela 4 – Condição normal COMFAULDA-R.

Cenários	**Quantidade de sinais**		
	Piezoelétrico	**Capacitivo**	**Velocidade (Hz)**
Normal 1	23	23	[16, 60]
Normal 2	23	23	[16, 60]
Normal 3	23	23	[16, 60]
Normal 4	23	23	[16, 60]
Normal 5	23	23	[16, 60]

sinais gravados com acelerômetro capacitivo correspondem apenas ao cenário normal de funcionamento do motor. O motivo é explicado na Seção 4.8.1, onde o acelerômetro piezoelétrico apresentou melhor precisão, por isso foi escolhido como o sensor cujas informações serão empregadas no propósito de estimar a severidade das falhas.

O número de sinais do cenário normal é descrito na Tabela 4, enquanto que as quantidades de falhas estão representadas na Tabela 5. Devido às limitações de segurança da bancada para alguns cenários de falha, não foi possível gravar sinais acima de 50 Hz de velocidade, resultando assim em 18 sinais para alguns cenários.

Tabela 5 – Condições de falha da COMFAULDA-R.

Cenários	**Quantidade de sinais**	
	Piezoelétrico	**Velocidade (Hz)**
Desbalanceamento (6 gramas)	23	[16, 60]
Desbalanceamento (20 gramas)	18	[16, 50]
Desbalanceamento (6 gramas) + desalinhamento horizontal (1 mm)	23	[16, 60]
Desbalanceamento (20 gramas) + desalinhamento horizontal (1 mm)	18	[16, 50]
Desbalanceamento (6 gramas) + desalinhamento vertical (1,27 mm)	23	[16, 60]
Desbalanceamento (20 gramas) + desalinhamento vertical (1,27 mm)	18	[16, 50]

Por fim, a Tabela 6 sintetiza o número de sinais para cada um dos 4 cenários da base de dados COMFAULDA-R.

Tabela 6 – COMFAULDA-R.

Cenário	Quantidade
Normal	115
Desbalanceamento	41
Desbalanceamento + desalinhamento horizontal	41
Desbalanceamento + desalinhamento vertical	41

3.5.2 COMFAULDA

A base de dados COMFAULDA apresenta 2162 sinais gravados a partir de sete cenários de operação diferentes da máquina rotativa: operação normal, desbalanceamento, desalinhamento horizontal, desalinhamento vertical, desbalanceamento combinado com desalinhamento horizontal, desbalanceamento combinado com desalinhamento vertical e desalinhamento horizontal combinado com desalinhamento vertical.

Os sinais de vibração foram adquiridos por 5 s com uma taxa de amostragem $F_s = 50$ kHz. Portanto, cada instância do conjunto de dados contém 250.000 amostras por canal. Para cada uma das sete condições de operação distintas, valores da velocidade de rotação do motor foram gravadas no intervalo de $f \in [12, 60]$ Hz, com um incremento de aproximadamente 1 Hz entre cada gravação. Cada medição apresenta oito canais, que são descritos na Tabela 7.

Tabela 7 – Descrição dos canais da COMFAULDA.

Canais	Descrição
Canal 1	Tempo
Canal 2	Sinal do tacômetro
Canal 3	Sinal do acelerômetro capacitivo da direção axial (X)
Canal 4	Sinal do acelerômetro capacitivo da direção radial (Z)
Canal 5	Sinal do acelerômetro capacitivo da direção tangencial (Y)
Canal 6	Sinal do acelerômetro piezoelétrico da direção axial (X)
Canal 7	Sinal do acelerômetro piezoelétrico da direção radial (Z)
Canal 8	Sinal do acelerômetro piezoelétrico da direção tangencial (Y)

O número de sinais do cenário normal é descrito na Tabela 8. O número de sinais de falhas isoladas: desbalanceamento, desalinhamento horizontal e desalinhamento vertical é apresentado na Tabela 9. Para alguns cenários de falha, não foi possível gravar a menor velocidade de rotação do motor de 12 Hz devido à limitação de bancada, assim alguns cenários descritos na Tabela 9 apresentam 48 exemplos.

Tabela 8 – Condição normal da COMFAULDA.

Cenário	Detalhes dos Sinais	
	Quantidade	Velocidade (Hz)
Normal 1	49	[12, 60]
Normal 2	49	[12, 60]
Normal 3	49	[12, 60]
Normal 4	49	[12, 60]
Normal 5	49	[12, 60]

Tabela 9 – Quantidade de falhas isoladas da COMFAULDA.

Cenários	Detalhes dos sinais	
	Quantidade	Velocidade (Hz)
Desbalanceamento (6 gramas)	48	[13, 60]
Desbalanceamento (10 gramas)	48	[13, 60]
Desbalanceamento (15 gramas)	48	[13, 60]
Desbalanceamento (20 gramas)	48	[13, 60]
Desbalanceamento (25 gramas)	48	[13, 60]
Desbalanceamento (30 gramas)	48	[13, 60]
Desbalanceamento (35 gramas)	48	[13, 60]
Desalinhamento horizontal (0,5 mm)	48	[13, 60]
Desalinhamento horizontal (1,0 mm)	49	[12, 60]
Desalinhamento horizontal (1,5 mm)	49	[12, 60]
Desalinhamento horizontal (2,0 mm)	49	[12, 60]
Desalinhamento vertical (0,51 mm)	49	[12, 60]
Desalinhamento vertical (1,27 mm)	48	[13, 60]
Desalinhamento vertical (1,4 mm)	49	[12, 60]
Desalinhamento vertical (1,78 mm)	48	[13, 60]
Desalinhamento vertical (1,91 mm)	49	[12, 60]

A quantidade de sinais de falhas combinadas: desbalanceamento + desalinhamento horizontal, desbalanceamento + desalinhamento vertical e desalinhamento vertical + desalinhamento horizontal é apresentada na Tabela 10. Devido às limitações de segurança de bancada para alguns cenários de falha, não foi possível gravar sinais acima de 50 Hz de velocidade, resultando assim em 39 sinais. Em outros casos foi inviável a gravação de sinais acima de 40 Hz, resultando em 29 sinais. Por fim, a Tabela 11 resume o número de sinais para cada um dos 7 cenários da base de dados.

Tabela 10 – Quantidade de falhas combinadas da COMFAULDA.

Cenários	Detalhes dos Sinais	
	Quantidade	Vel. (Hz)
Desbalanceamento (6 gramas)+ Desalinhamento horizontal (0,5 mm)	49	[12, 60]
Desbalanceamento (6 gramas) + Desalinhamento horizontal (1,0 mm)	49	[12, 60]
Desbalanceamento (6 gramas) + Desalinhamento horizontal (2,0 mm)	49	[12, 60]
Desbalanceamento (20 gramas) + Desalinhamento horizontal (0,5 mm)	39	[12, 50]
Desbalanceamento (20 gramas) + Desalinhamento horizontal (1,0 mm)	39	[12, 50]
Desbalanceamento (20 gramas) + Desalinhamento horizontal 2,0 mm)	39	[12, 50]
Desbalanceamento (30 gramas) + Desalinhamento horizontal (0,5 mm)	29	[12, 40]
Desbalanceamento (30 gramas) + Desalinhamento horizontal (1,0 mm)	29	[12, 40]
Desbalanceamento (30 gramas) + Desalinhamento horizontal (2,0 mm)	29	[12, 40]
Desbalanceamento (6 gramas) + Desalinhamento vertical (0,51 mm)	49	[12, 60]
Desbalanceamento (6 gramas) + Desalinhamento vertical (1,27 mm)	49	[12, 60]
Desbalanceamento (6 gramas) + Desalinhamento vertical (1,91 mm)	49	[12, 60]
Desbalanceamento (20 gramas) + Desalinhamento vertical (0,51 mm)	39	[12, 50]
Desbalanceamento (20 gramas) + Desalinhamento vertical (1,27 mm)	39	[12, 50]
Desbalanceamento (20 gramas) + Desalinhamento vertical (1,91 mm)	39	[12, 50]
Desbalanceamento (30 gramas) + Desalinhamento vertical (0,51 mm)	29	[12, 40]
Desbalanceamento (30 gramas) + Desalinhamento vertical (1,27 mm)	29	[12, 40]
Desbalanceamento (30 gramas) + Desalinhamento vertical (1,91 mm)	29	[12, 40]
Desalinhamento vertical (0,51 mm) + Desalinhamento horizontal (0,5 mm)	49	[12, 60]
Desalinhamento vertical (0,51 mm) + Desalinhamento horizontal (1,0 mm)	49	[12, 60]
Desalinhamento vertical (0,51 mm) + Desalinhamento horizontal (2,0 mm)	49	[12, 60]
Desalinhamento vertical (1,27 mm) + Desalinhamento horizontal (0,5 mm)	49	[12, 60]
Desalinhamento vertical (1,27 mm) + Desalinhamento horizontal (1,0 mm)	49	[12, 60]
Desalinhamento vertical (1,27 mm) + Desalinhamento horizontal (2,0 mm)	49	[12, 60]
Desalinhamento vertical (1,91 mm) + Desalinhamento horizontal (0,5 mm)	49	[12, 60]
Desalinhamento vertical (1,91 mm) + Desalinhamento horizontal (1,0 mm)	49	[12, 60]
Desalinhamento vertical (1,91 mm) + Desalinhamento horizontal (2,0 mm)	49	[12, 60]

Tabela 11 – COMFAULDA.

Cenário	Quantidade
Normal	245
Desbalanceamento	336
Desalinhamento horizontal	195
Desalinhamento vertical	243
Desbalanceamento + desalinhamento horizontal	351
Desbalanceamento + desalinhamento vertical	351
Desalinhamento vertical + desalinhamento horizontal	441

3.6- Considerações finais

Este capítulo apresentou detalhes da estruturação da base de dados, como foram inseridas as falhas na bancada de simulação, os sensores utilizados e informações sobre as duas bases de dados gravadas. No próximo capítulo serão abordados detalhes do sistema supervisório para diagnóstico e mensuração de severidade de falhas.

4- Sistema supervisório para diagnóstico e mensuração de severidade de falhas

Sistemas supervisórios se valem de *software* para supervisionar variáveis e sistemas de um processo produtivo, normalmente exigindo sensores, atuadores e servidores de comunicações em seu funcionamento. Neste capítulo é apresentado um sistema supervisório que tem a função de: *i*) identificar se está ocorrendo alguma falha na máquina rotativa, *ii*) determinar o nível do defeito, *iii*) enviar mensagens de alerta (via *Bluetooth*) para um dispositivo móvel, e *iv*) desligar a máquina automaticamente caso seja detectado um defeito com nível de severidade crítico. A Figura 25 apresenta o diagrama de blocos do sistema supervisório proposto, o qual é detalhado neste capítulo. Este diagrama apresenta as etapas desde a aquisição de dados, etapas de pré-processamento, diagnóstico de falhas, determinação de severidade, apresentação dos dados de saída e atuação no desligamento do equipamento no caso do acontecimento de uma falha crítica.

Os assuntos e resultados mostrados neste capítulo estão relacionados com a publicação (MARTINS et al., 2021b).

4.1- Aquisição e filtragem

O sinal de vibração adquirido pelos sensores apresenta um alto nível de ruído, o qual prejudica a extração de características. Tal fato justifica a existência de uma etapa de pré-processamento, a qual garante que tais sinais possam ser utilizados para fins de monitoramento do estado de severidade de falha de uma peça da máquina (CERRADA et al., 2018). Quando o ruído não é devidamente atenuado, ocorrem alterações significativas nas operações que dependem do sinal de aceleração, prejudicando assim a determinação da severidade da falha do equipamento (ZHU et al., 2015).

Os sinais foram adquiridos por meio do *software* Labview™. Na Figura 25 esta etapa é representada pelo bloco chamado de Aquisição. O processamento dos sinais

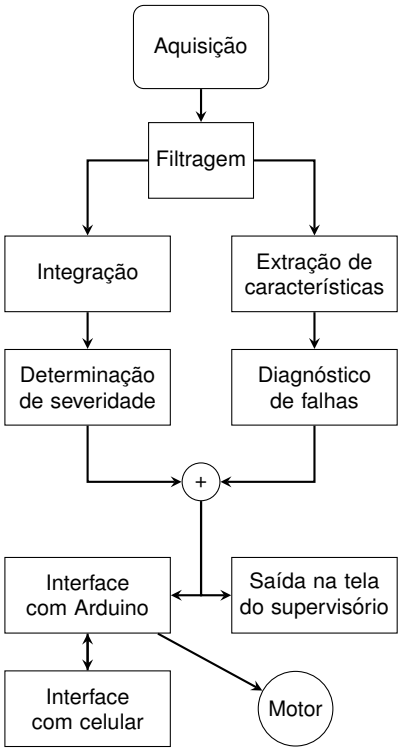


Figura 25 – Diagrama de blocos do sistema supervisório proposto.

foi realizado utilizando o *software* Matlab™, no qual foi realizada a filtragem do sinal, a integração do sinal, o diagnóstico do defeito, o cálculo da severidade do defeito e a interface do supervisório.

A frequência de amostragem utilizada para o supervisório foi de 50 kHz e o tempo de aquisição dos sinais foi de 3 s.

Para filtrar o sinal de aceleração, foi empregado um filtro digital de resposta ao impulso finita com fase linear, de ordem 48. O projeto do filtro utilizado foi feito usando o método de janelamento (OPPENHEIM; BUCK; SCHAFER, 1999). A primeira etapa deste método consiste em representar a resposta em frequência ideal desejada, esta é representada através de:

$$H_d(e^{jw}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_d[n]e^{-j\omega n}, \tag{45}$$

onde $h_d[n]$ é a resposta ao impulso desejada, ω é a frequência angular. A reposta ao impulso gerada por este tipo de filtro apresenta saída não causal e de grande dimensão. Para evitar este problema, realiza-se o truncamento da resposta ideal do filtro. A aproximação de um filtro ideal através de truncamento da resposta ao impulso ideal é idêntica a questão da convergência de uma série de Fourier (DINIZ; SILVA; NETTO,

2014). Para obter um filtro digital com resposta ao impulso finita causal a partir de $h_d[n]$ é necessário criar um novo sistema com a seguinte resposta ao impulso:

$$h[n] = \begin{cases} h_d[n], & 0 \leq n \leq M \\ 0 & \text{caso contrário,} \end{cases} \tag{46}$$

de forma geral $h[n]$ pode ser representado como o produto:

$$h[n] = h_d[n]w[n] \tag{47}$$

onde $w[n]$ corresponde a uma janela de duração finita. Uma janela apropriada pode ser descrita como uma sequência de tamanho finito, capaz de gerar no domínio da frequência o mínimo de distorção, quando é feita a convolução com uma resposta na frequência ideal. Para isso cumpre achar uma janela de tamanho limitado que apresente resposta no domínio da frequência com maior porção da sua energia centralizada em $\omega = 0$. Ademais, para diminuir as oscilações na resposta em magnitude do filtro, os lobos secundários da resposta em frequência têm que decrescer celeremente conforme cresce o $|\omega|$ (DINIZ; SILVA; NETTO, 2014).

Nesta pesquisa foi empregada a janela de Hamming, representada por:

$$w[n] = \begin{cases} 0{,}54 - 0{,}46cos(\frac{2\pi n}{M}), & 0 \leq n \leq M \\ 0, & n > M \end{cases} \tag{48}$$

onde M corresponde ao comprimento do filtro. O filtro empregado foi projetado para ser estável e apresentar a seguinte banda de passagem $f \in \{10, 1000\}$ Hz, a escolha deste tipo de janela é devido aos bons resultados apresentados em (RAHI; MEHRA et al., 2014; HANNAH; AGORDZO, 2020). Na Figura 25 esta etapa é representada pelo bloco chamado de Filtragem.

4.2- Critério para mensuração de severidade

A norma ISO 10816-1:1995 é a norma internacional que define os procedimentos para classificar o grau de severidade das falhas de máquinas rotativas. Para que esta

norma seja aplicada na avaliação do estado de uma máquina a partir dos sinais de vibração, cumpre seguir alguns requisitos durante o processo de medição, a saber: *i*) restringir a banda de passagem do sinal, *ii*) escolher um local adequado para fixação dos sensores, *iii*) restringir a faixa de velocidade de operação do motor, *iv*) controlar temperatura do ambiente e *v*) verificar o nível de vibração do ambiente e as frequências de ressonância do sistema (ISO 10816-1, 1995).

Para atender os requisitos da supracitada norma, foi utilizado um filtro passa-faixa como etapa de pré-processamento, permitindo a passagem da banda de 10 Hz a 1000 Hz do sinal. A filtragem foi realizada tanto para os sinais usados na fase de treinamento quanto para os sinais usados na fase de teste. Os acelerômetros foram fixados no mancal interno, próximo ao motor, utilizando base magnética e uma fina camada de cola instantânea. A velocidade de operação do motor foi variada de 16 Hz até 60 Hz. A bancada de simulação foi utilizada num ambiente com temperatura controlada na faixa de 22 ^{o}C a 27 ^{o}C. Foi verificado o nível de vibração do ambiente com a bancada de simulação desligada, a fim de verificar a confiabilidade dos sensores. Antes de começar a gravação e o monitoramento dos sinais, o motor ficou em funcionamento durante 10 minutos, de modo a garantir que se encontrasse devidamente aquecido.

Na norma 10816-1:1995 existem diferentes maneiras de aferição da severidade das falhas a partir dos sinais de vibração da máquina. Para esta pesquisa foi escolhido o critério de comparação do nível de severidade do defeito em relação a um valor padrão de vibração. Foi adotado como nível de referência o valor *Root Mean Square* (RMS) da velocidade de vibração do estado de operação normal do motor, pois altos valores RMS da velocidade de vibração são mais prejudiciais do que altos valores de pico (SCHEFFER; GIRDHAR, 2004; ISO 10816-1, 1995).

Foram estabelecidas quatro faixas de severidade de falha para determinar o estado do motor, conforme mostrado na Tabela 12, seguindo metodologia proposta na norma ISO 10816-1:1995. Primeiramente, o algoritmo verifica qual das três direções X, Y, ou Z apresenta o maior valor RMS de velocidade de vibração (V_{RMS}). Depois V_{RMS} é comparado com o valor de referência de velocidade de vibração, que é o valor médio de velocidade de vibração da condição normal para uma dada direção, o qual é denominado como $V_r^{(\text{dir})}$, onde dir representa a direção de vibração X, Y ou Z, que apresenta o maior valor de (V_{RMS}) do sinal do respectivo acelerômetro. Por fim, o algoritmo decide a que faixa de severidade o sinal pertence.

Tabela 12 – Faixas de severidade de falhas.

Velocidade de vibração RMS	Estados
$V_{\text{RMS}} < 1{,}15V_r^{(\text{dir})}$	Excelente
$1{,}15V_r^{(\text{dir})} \leqslant V_{\text{RMS}} < 1{,}25V_r^{(\text{dir})}$	Bom
$1{,}25V_r^{(\text{dir})} \leqslant V_{\text{RMS}} < 1{,}35V_r^{(\text{dir})}$	Regular
$V_{\text{RMS}} \geqslant 1{,}35V_r^{(\text{dir})}$	Crítico

4.3- Integração e determinação da severidade

Depois que o sinal de aceleração é filtrado, realiza-se a integração deste sinal para obter o sinal de velocidade de vibração, pois a métrica de mensuração de severidade de falha em máquinas rotativas da norma ISO 10816-1:1995 utiliza o valor médio quadrático do sinal de velocidade.

Os sinais de vibração são compostos por diversos componentes harmônicos e apresentam uma estrutura de formação complexa. É recomendável, que antes de se realizar a integração dos sinais dos acelerômetros elimine-se a componente de corrente contínua do sinal. Isto é feito para diminuir a influência desta componente do sinal de velocidade de vibração, sobretudo, quando esta é realizada no domínio do tempo. É impraticável remover totalmente as componentes constantes que fazem parte do sinal de aceleração, o que acarreta na geração de um valor de desvio na integração no domínio do tempo (ZHU et al., 2015).

Tendo em vista este problema causado pela integração no domínio do tempo foi empregada neste capítulo a técnica de integração no domínio da frequência. A integração no domínio da frequência é recomendada para aplicações práticas, ela é eficaz na integração de sinais que apresentem componentes de altas frequências como ocorre no caso de sinais de vibração (HAN, 2010).

Para realizar a integração no domínio da frequência, primeiramente, deve-se obter o espectro de frequência do sinal de aceleração através do algoritmo da FFT que calcula a transformada de Fourier de tempo discreto de forma eficiente (DINIZ; SILVA; NETTO, 2014). Posteriormente, realizam-se operações algébricas para encontrar o espectro de frequência da velocidade de vibração a partir do espectro de frequência da aceleração e, por fim, realiza-se a transformada inversa de Fourier para obter o sinal de velocidade de vibração no domínio do tempo. Este procedimento resulta na velocidade vibração discreta

representada por:

$$v(n) = \sum_{k=0}^{N-1} \frac{1}{j2\pi k\Delta_f} A(k) e^{j2\pi nk/N}, \tag{49}$$

onde Δ_f é a resolução da frequência, $j = \sqrt{-1}$, N é a quantidade de amostras do sinal e $A(k)$ é o valor da transformada de Fourier do sinal de aceleração.

4.4- Extração de características

A etapa de extração de características, representada pela bloco Extração de características da Figura 25, tem a finalidade de diminuir a quantidade de informação usada pelo classificador (BRAMER, 2016). Foram extraídas as seguintes características de cada sinal de aceleração: *skewness*, o fator de crista, três picos do espectro de frequência do sinal e a velocidade de rotação do motor. Tais características são descritas a seguir.

4.4.1 *Skewness*

A *skewness* é basicamente o terceiro momento central de uma distribuição, normalizado pela raiz quadrada do cubo de seu desvio padrão (PEEBLES, 2001). Tal métrica pode ser entendida como uma medida da assimetria da distribuição de probabilidade de um sinal em relação à sua média (COCCONCELLI; CURCURÚ; RUBINI, 2017). A sua expressão matemática, para uma variável aleatória $X_a(n)$ de média μ, é dada por

$$Sk(X_a) \triangleq \frac{\mathbb{E}\left[(X_a(n) - \mu)^3\right]}{\mathbb{E}\left[(X_a(n) - \mu)^2\right]^{3/2}}, \tag{50}$$

onde $\mathbb{E}[\cdot]$ denota o operador de esperança estatística (ou valor esperado).

Segundo (JAIN; SANDHU, 2006), a *skewness* reflete o quanto a taxa de decaimento de um lado da distribuição de probabilidade é menor quando comparada a taxa de

decaimento do outro lado da distribuição.

A skewness é uma característica do sinal que, extraída no domínio do tempo, é bastante utilizada para detectar defeitos em máquinas rotativas. Afinal, os sinais de aceleração adquiridos destas máquinas apresentam assimetria em suas funções de densidade de probabilidade (SUGUMARAN; RAMACHANDRAN, 2011; KANKAR; SHARMA; HARSHA, 2011b; OVACIKLI; PÄÄJÄRVI; LEBLANC, 2013). Na implementação proposta, a *skewness* foi calculada para cada uma das três direções (X, Y, Z), produzindo 3 características.

4.4.2 Fator de crista

O fator de crista é dado pela razão entre o valor de pico (V_{P}) e o valor RMS do sinal (V_{RMS}):

$$Fa \triangleq \frac{V_{\mathsf{P}}}{V_{\mathsf{RMS}}}. \tag{51}$$

A utilização do parâmetro Fa tem grande utilidade na análise de falhas que provocam amplitudes acentuadas no sinal de vibração. Esta característica também é extraída do sinal de aceleração no domínio do tempo. Quando o motor opera em altas velocidades, tanto o valor de pico quanto o valor RMS do sinal de vibração aumentam. A utilização deste parâmetro tem grande eficácia para detectar grande quantidade de falhas em um rolamento, um rolamento com uma falha com alto nível de degradação ou com um dano generalizado no rolamento (ranhuras ou lascas) (NORTON; KARCZUB, 2003; FU, S. et al., 2016). Em nossa implementação, o fator de crista foi calculado para cada uma das três direções (X, Y, Z), também originando 3 características.

4.4.3 Transformada de Fourier

Para cada uma das três direções (X, Y, Z) de cada sinal de vibração foram extraídos: o pico na velocidade de rotação do motor, o segundo pico referente ao 2º harmônico da velocidade de rotação do motor e o terceiro pico referente ao 3º harmônico da velocidade de rotação do motor. Portanto; a aplicação da transformada de Fourier dá origem a 9 características. Para obter a velocidade de rotação do motor também foi calculada a FFT do sinal proveniente do tacômetro.

4.4.4 Vetor de características

A partir dos atributos extraídos pela etapa de Extração de características cada sinal de vibração passa a ser representado por um vetor com 16 características. Tal vetor é descrito por

$$V_c = \{Sk_X, Sk_Y, Sk_Z, Fa_X, Fa_Y, Fa_Z, Am(R_f)_X, Am(2R_f)_X, Am(3R_f)_X, \\ Am(R_f)_Y, Am(2R_f)_Y, Am(3R_f)_Y, Am(R_f)_Z, Am(2R_f)_Z, Am(3R_f)_Z, R_f\}, \tag{52}$$

onde os subscritos X, Y e Z correspondem às direções dos acelerômetros e as características são referentes ao *skewness* representado pela letra Sk, ao fator de crista (representado pela letra Fa), aos picos do espectro da frequência (representados pela letra Am) e à velocidade de rotação do motor (representada por R_f).

4.5- Diagnóstico de falhas

O diagnóstico de falhas consiste na identificação do tipo de defeito do motor. Tal diagnóstico é realizado por meio de um algoritmo de reconhecimento de padrões (BISHOP, 2016; KUBAT, 2017). Para a escolha do algoritmo a ser utilizado, foi feita uma pesquisa

nas referências bibliográficas em relação aos algoritmos que apresentassem um bom desempenho neste tipo de problema (CERRADA et al., 2018; OUADAH; ZEMMOUCHI-GHOMARI; SALHI, 2022). Com base nisso foram escolhidos 3 algoritmos para realização de testes com os sinais gravados, a saber: máquina de vetores de suporte (SVM) (LIU, R. et al., 2018), *K*-vizinhos mais próximos (K-NN) (WANG; TAMILSELVAN; HU, 2014) e o *random forest* (BREIMAN, 2001). Na Figura 25 esta etapa é simbolizada pelo bloco chamado de Diagnóstico de falhas.

Na próxima seção será mostrada como foi realizada a interface com o microcontrolador, o qual é responsável por estabelecer a conexão entre o computador, o dispositivo móvel e o motor.

4.6- Interface com Arduino

A tecnologia *Bluetooth* de comunicação sem fio utiliza uma codificação digital que se vale de uma técnica de espalhamento de espectro (PRABHU; REDDI, 2004). Esta técnica faz com que o sinal de banda estreita seja espalhado em uma faixa maior de rádio frequência disponível. Para transmissão do sinal, a técnica de espalhamento é utilizada para aumentar a taxa de *bits* transmitidos e também para aumentar a faixa de frequência utilizada no momento da transmissão. A fim de que o sinal seja recebido corretamente, o receptor aplica a mesma técnica do dispositivo transmissor. No momento da recepção do sinal, o equipamento efetua uma correlação cruzada e converte o sinal para a sua forma original (MULLER, 2001). O resultado disso é que o sinal transmitido é difícil de ser interceptado, além de apresentar robustez em relação a interferências (MULLER, 2001).

Para esta aplicação, foi utilizada a topologia ponto a ponto, que consiste em realizar comunicações entre apenas dois dispositivos. Este tipo de topologia é otimizada para transferências de dados, pois demanda baixo nível de energia para transmissão, dentre outras aplicações, pode ser utilizada para conexão de microcontroladores a computadores, *tablets* e celulares (BLUETOOTH SIG, 2019). Na Figura 25 esta etapa é representada pelo bloco chamado de Interface com o Arduino.

4.6.1 Módulo HC-05

Para comunicação via *Bluetooth*, foi utilizado o módulo do Arduino HC-05. Este módulo funciona no modo mestre, usando o protocolo de porta serial. A sua versão de protocolo é a 2.0+*Enhanced Data Rate* (EDR) com velocidade de 3 Mbits/s. Sua potência máxima de dissipação é de 2,5 mW e seu alcance máximo de transmissão de dados é de 10 m (STUDIO, 2010). Para esta pesquisa, foi utilizada uma taxa de transmissão de 9600 *bits per second* (bps).

Nesta aplicação, a comunicação via *Bluetooth* tem a finalidade de informar o estado de funcionamento de motor através de mensagens de alerta. Através desta interface é possível desligar e ligar o motor. No entanto, caso o motor tenha sido desligado automaticamente via supervisório por ter alcançado um nível de vibração crítico, não é permitido que ele seja ligado remotamente, por medida de segurança.

4.6.2 Comunicação entre as placas de Arduino

Foi necessária a utilização de duas placas do *hardware* Arduino Uno, para que fosse possível realizar a comunicação do *software* ™Matlab no computador com o dispositivo móvel via *Bluetooth* e com o motor através de um relé para realizar o controle *on-off*. A placa Arduino 1 foi usada para fazer a interface entre o computador e a placa Arduino 2, na qual está conectado o módulo HC-05 que permite a comunicação com o celular. Através da placa Arduino 2 foi acoplado um relé para desligar o motor, caso a severidade da falha alcance o estado crítico. A comunicação entre as placas de Arduino foi feita utilizando os pinos digitais na placa 1. Os pinos D12, D11, D10 e D9 correspondem a saídas digitais e na placa 2 os pinos D12, D11, D10 e D9 correspondem às entradas digitais.

A Figura 26 mostra o diagrama de blocos da conexão dos dois Arduinos. Através dos dados digitais enviados da placa Arduino 1 para placa Arduino 2 pode-se obter, pela combinação digital mostrada na Tabela 13, o estado do motor. Ademais, através da combinação digital mostrada na Tabela 14, pode-se obter a condição de operação do

motor.

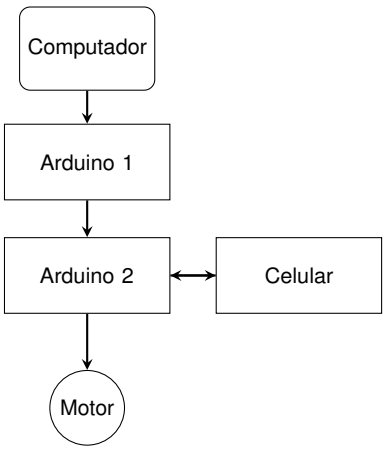


Figura 26 – Diagrama de blocos da conexão dos dois Arduinos.

Tabela 13 – Combinação digital para as informações referentes ao estado do motor.

Portas digitais		**Estado do motor**
D12	**D11**	
0	0	Excelente
0	1	Bom
1	0	Regular
1	1	Crítico

Através da comunicação *Bluetooth* foram transmitidas, da placa Arduino 2 para o celular, as informações em relação ao estado do motor e em relação a condição de operação do motor. A Figura 27 mostra o envio das informações do estado e da condição do motor para o celular. Na Figura 25 esta etapa é representada pelo bloco chamado de Interface com celular.

Tabela 14 – Combinação empregada para as informações referentes à condição de operação do motor.

Portas digitais		**Condição de operação**
D10	**D9**	
0	0	Normal
0	1	Desbalanceamento
1	0	Desbalanceamento + desalinhamento horizontal
1	1	Desbalanceamento + desalinhamento vertical

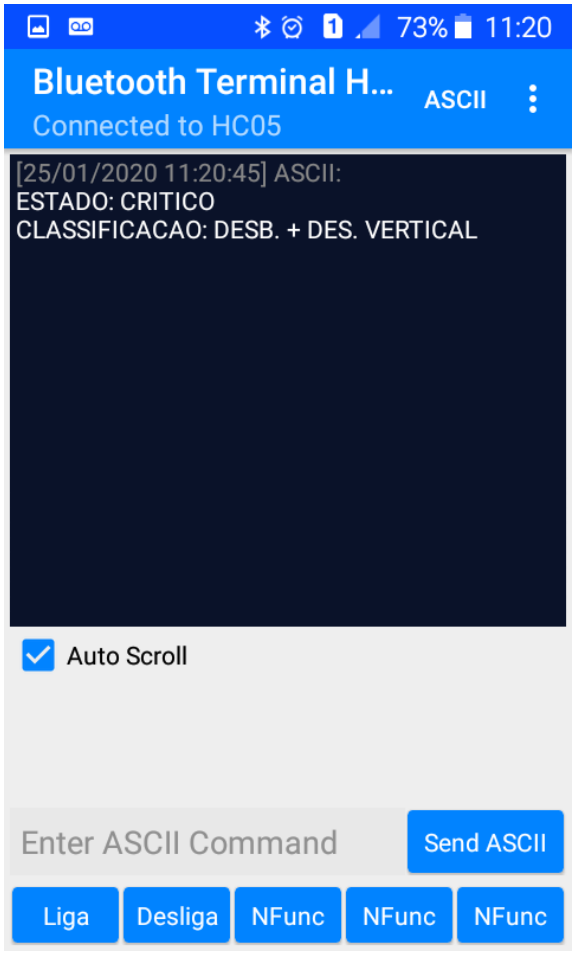


Figura 27 – Envio das informações para o celular.

4.7- Saída na tela do supervisório

A Interface Homem Máquina (IHM) diz respeito ao sistema usado como indicador de eventos de um equipamento ou planta industrial. Este sistema foi criado dada a imprescindibilidade de haver uma interface eficaz para realizar integração entre o operador da máquina e os algoritmos aplicados ao sistema. Antes da implantação das IHM's eram empregados como indicadores de estado do funcionamento de uma máquina ou de uma planta industrial: sinaleiros luminosos, lâmpadas e sirenes. A implantação de uma IHM traz como vantagens: transmissão de informações de maneira inteligível, registro histórico de falhas e o aumento de controle das condições da máquina (PANDINI et al., 2017). Na Figura 25 esta etapa é representada pelo bloco chamado de Saída na tela do supervisório.

Para esta pesquisa, foi desenvolvida uma interface para o sistema supervisório

representada pela Figura 28. Nela é possível visualizar os gráficos no domínio do tempo ou no domínio da frequência dos sinais de aceleração e da velocidade correspondentes a vibração das três direções: axial (X), tangencial (Y) e radial (Z). Na tela também são apresentados o nível de severidade de vibração, a direção que apresenta o maior nível de severidade de vibração, o estado de funcionamento do motor e o tipo de defeito que está ocorrendo. A partir do supervisório também é possível desligar o motor através de um botão.

A atualização das respostas na tela do supervisório é feita a cada 12 s, tempo necessário para que todo processo ocorra , ou seja, os sinais dos acelerômetros sejam adquiridos, em seguida seja realizada a filtragem, para que depois sejam extraídas as características, posteriormente o classificador forneça sua resposta e seja calculada a severidade da falha.

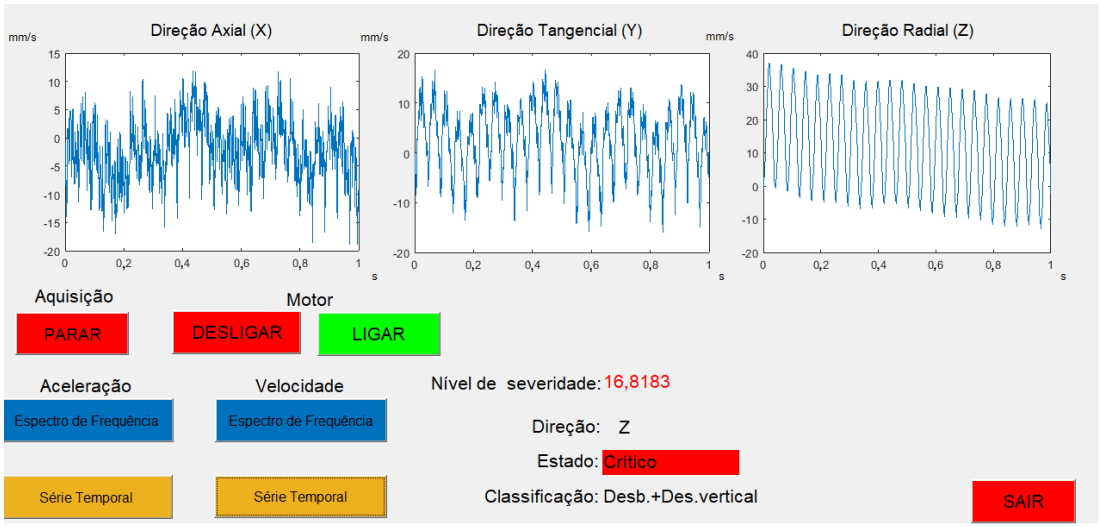


Figura 28 – Tela do sistema supervisório.

4.8- Resultados e Discussão

Esta seção apresenta e discute os resultados obtidos em relação a: *i)* comparação dos acelerômetros, *ii)* perfil de severidade das falhas da máquina rotativa, e *iii)* resultados de classificação.

4.8.1 Comparação entre as medidas dos acelerômetros

Foram comparados dois tipos de acelerômetros: piezoelétrico e capacitivo. Para isso, realizaram-se medidas da velocidade de vibração obtidas através da integração do sinal de aceleração no domínio da frequência, variando a velocidade de rotação do motor R_f no intervalo $[16, 60]$ Hz com passo de 2 Hz na condição de operação normal do motor, ou seja, sem inserção de falhas no sistema. Esse procedimento foi repetido 5 vezes para cada acelerômetro com a finalidade de verificar a capacidade de repetibilidade destes sensores. Posteriormente, foram calculados os valores RMS da velocidade de vibração e a barra de erro considerando a média das 5 medições para cada uma das velocidades do motor. Foi utilizado o erro padrão (E_p) obtido por meio de:

$$E_\text{p} = \frac{\sigma}{\sqrt{me}}, \tag{53}$$

onde σ é o desvio padrão e $me = 5$ é o número de medições para cada uma das velocidades de rotação. Esta análise foi feita para as 3 direções: direção X, direção Y e direção Z, conforme mostram respectivamente as Figuras 29, 30 e 31.

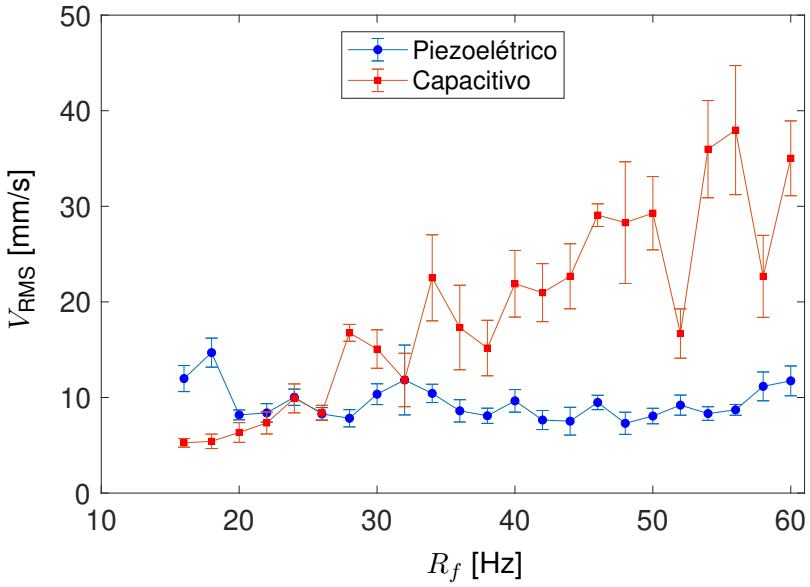


Figura 29 – Comparação das barras de erros dos tipos de acelerômetros na direção X.

Com base nos gráficos das Figuras 29, 30 e 31 observa-se que, em relação à repetibilidade, o sensor de aceleração piezoelétrico apresentou melhor desempenho, assim

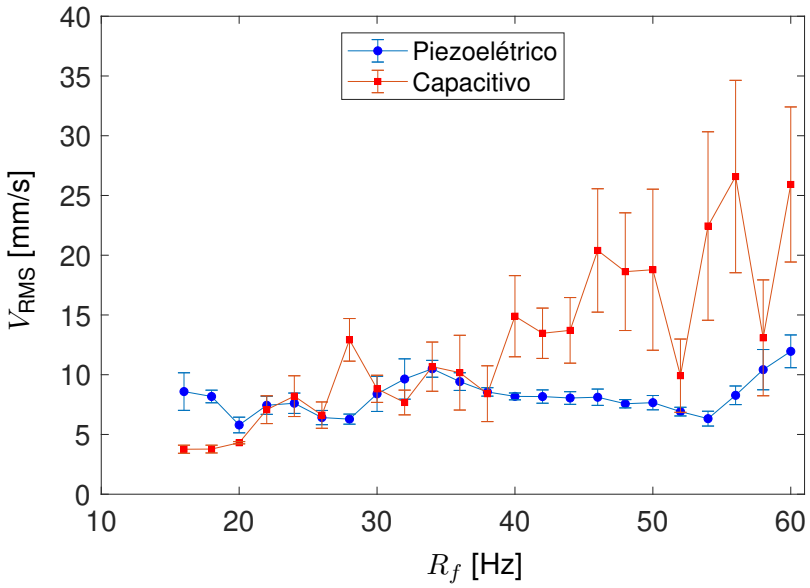


Figura 30 – Comparação das barras de erros dos tipos de acelerômetros na direção Y.

como melhor precisão em relação ao acelerômetro capacitivo. Isso ocorre devido ao acelerômetro capacitivo ter a sua sensibilidade diminuída conforme aumenta a frequência de excitação no sistema, apresentando erros maiores à medida que a frequência de vibração do sistema aumenta, como também é constatado em (VARANIS et al., 2018). Portanto, o acelerômetro piezoelétrico foi o escolhido para fazer parte do sistema supervisório desta etapa da pesquisa.

4.8.2 Levantamento do perfil de severidade do motor

Tendo como objetivo obter o perfil de severidade do motor elétrico da bancada de simulação, foram produzidos gráficos do valor RMS da velocidade de vibração em função da velocidade de rotação do motor para os cenários de desbalanceamento; desbalanceamento associado a desalinhamento horizontal e desbalanceamento associado a desalinhamento vertical. Os valores médios das 5 medições para cada velocidade de rotação, procedimento feito na Seção 4.8.1, medidas com o acelerômetro piezoelétrico foram utilizados como padrão de referência do funcionamento normal da máquina.

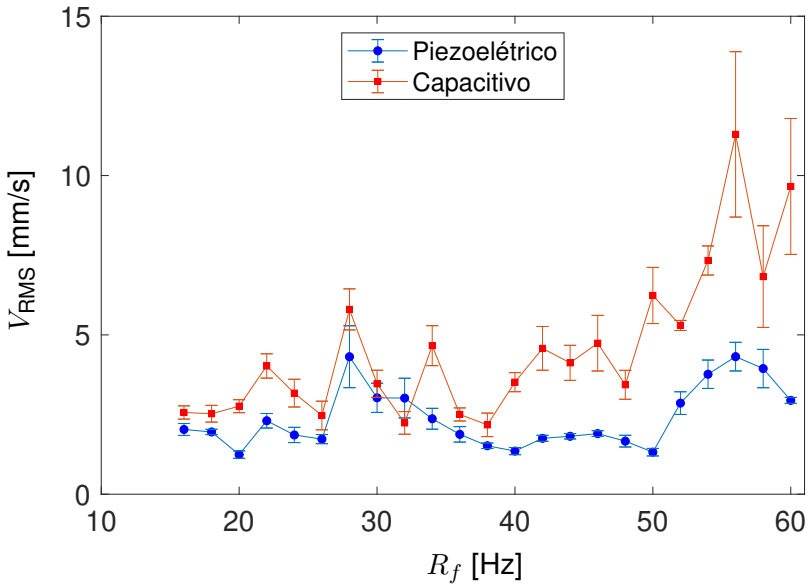


Figura 31 – Comparação das barras de erros dos tipos de acelerômetros na direção Z.

Perfil de severidade do desbalanceamento

Com a finalidade de obter o perfil de severidade do motor elétrico presente na bancada de simulação foram produzidos gráficos do valor RMS da velocidade de vibração (V_{RMS}) em função da velocidade de rotação do motor (R_f) para as três direções X, Y e Z, conforme mostram respectivamente as Figuras 32, 33 e 34, onde V_{RMS} indica a severidade do defeito da máquina. Foram considerados os seguintes cenários: operação normal com variação da velocidade do motor na faixa $R_f \in [16, 60]$ Hz, desbalanceamento com massa de 6 g com variação da velocidade do motor na faixa $R_f \in [16, 60]$ Hz e desbalanceamento com massa de 20 g com variação da velocidade do motor na faixa $R_f \in [16, 50]$ Hz. Este último cenário teve 50 Hz como limitante superior da velocidade do motor, devido a uma restrição da bancada de simulação.

Analisando o gráfico da Figura 32, observa-se que os pontos referentes ao cenário de desbalanceamento com massa de 6 g se assemelham bastante ao cenário normal de operação para toda a faixa de velocidade do motor analisada.

Por outro lado, neste mesmo gráfico, comparando o cenário de desbalanceamento com massa de 20 g nas baixas velocidades (16 Hz e 18 Hz) de rotação do motor, observamos um valor de severidade bem maior que o apresentado pelo cenário normal para

estas velocidades. O valor de severidade volta a subir quando o sistema, provavelmente, entra na sua região de ressonância $R_f \in [26, 32]$ Hz, provocada pela ação da massa de desbalanceamento na direção X apresentando altos níveis de vibrações (FOX et al., 1981; RAO, B. K. N., 1996), constatados visualmente e auditivamente durante as gravações dos dados. Posteriormente, confirmado através da análise dos dados da Figura 32. O sistema sai da sua provável região de ressonância e volta aumentar o seu valor de severidade em 44 Hz e segue aumentando até a última velocidade observada de 50 Hz.

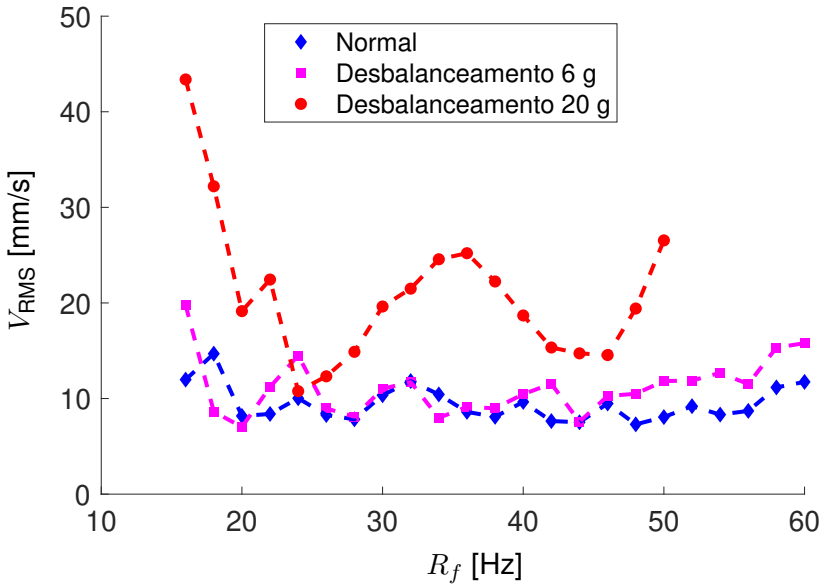


Figura 32 – Desbalanceamento na direção X.

Observando o gráfico da Figura 33, constata-se que os pontos referentes ao cenário de desbalanceamento com massa de 6 g se assemelham bastante ao cenário normal de operação para baixos valores de rotação do motor $R_f \in [16, 24]$ Hz , depois o valor do RMS de vibração apresenta um aumento de amplitude na faixa de $R_f \in [26, 32]$ Hz, após isso, o valor da severidade diminui e volta a subir a partir de 42 Hz.

Por outro lado, neste mesmo gráfico (Figura 33) comparando o cenário de desbalanceamento com massa de 20 g nas baixas velocidades (16 Hz e 18 Hz), de rotação do motor, este cenário apresenta um valor de severidade bem maior comparado ao cenário normal para estas velocidades. O valor de V_{RMS} volta a subir, quando o sistema entra, possivelmente, na região de ressonância da direção Y que vai de $R_f \in [26, 32]$ Hz. Ao sair da sua possível região de ressonância volta aumentar o seu valor RMS de vibração na faixa de velocidade de $R_f \in [32, 40]$ Hz. Verifica-se também aumento de V_{RMS} na

velocidade limite de 50 Hz.

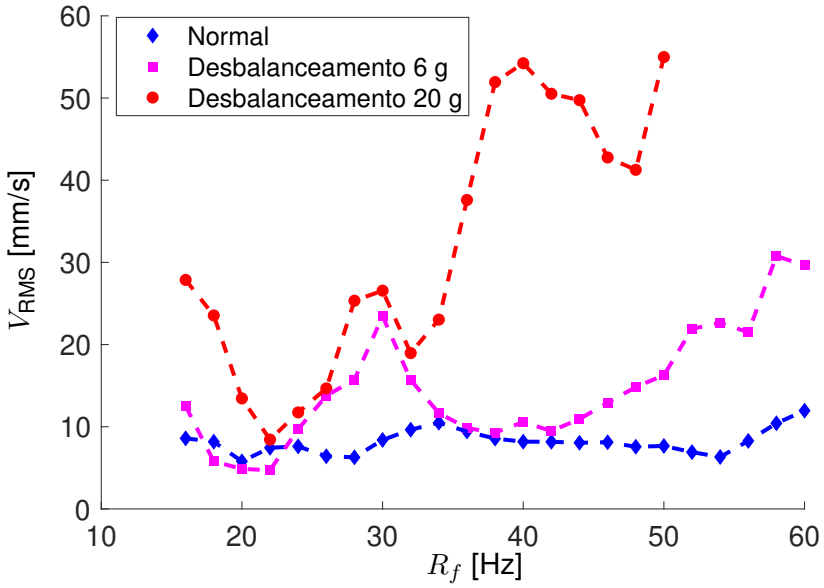


Figura 33 – Desbalanceamento na direção Y.

Através do gráfico da Figura 34, verifica-se que os pontos referentes ao cenário de desbalanceamento de massa de 6 g se assemelham bastante ao cenário normal de operação para baixos valores de rotação do motor $R_f \in [16, 20]$ Hz, o valor de severidade volta a subir a partir de 42 Hz.

Em relação ao cenário de desbalanceamento com massa de 20 g, ao contrário do que acontece nas direções X e Y, na direção Z (Figura 34) as baixas velocidades 16 Hz e 18 Hz de rotação do motor neste cenário não apresentam alto valor de severidade quando comparadas ao cenário normal para estas velocidades. O valor V_{RMS} aumenta na faixa $R_f \in [38, 46]$ Hz, após isso, sofre uma pequena redução de amplitude até a velocidade limite de observação.

Através dos gráficos desta seção foi constatado que, conforme aumenta-se a massa de desbalanceamento, o nível de severidade de falha cresce. Também foi visto que altos valores de severidade de vibração não ocorrem, somente, nas altas velocidades de rotação, mas também, em alguns valores de baixa frequência de rotação do motor e nas prováveis regiões de ressonância do sistema.

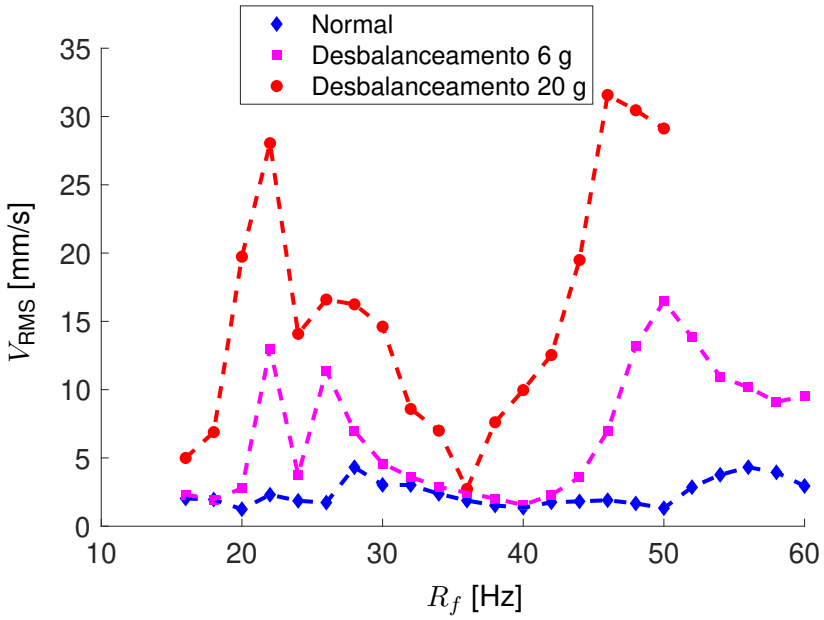


Figura 34 – Desbalanceamento na direção Z.

4.8.3 Perfil de severidade do desbalanceamento associado a desalinhamento horizontal

Esta seção corresponde aos resultados obtidos pela inserção de falhas combinadas ao sistema. Neste caso foi associado um defeito de desalinhamento horizontal com deslocamento de 1 mm ao defeito de desbalanceamento.

Com a finalidade de obter o perfil de severidade do motor para este cenário de falhas combinadas, foram produzidos gráficos do valor RMS da velocidade de vibração em função da velocidade de rotação do motor para as três direções X, Y e Z, conforme mostram respectivamente as Figuras 35, 36 e 37. Consideramos os seguintes cenários de operação normal na faixa de velocidade do motor $R_f \in [16, 60]$ Hz, com desbalanceamento com massa de 6 g associado ao desalinhamento horizontal de 1 mm na faixa de velocidade do motor $R_f \in [16, 60]$ Hz. Outro cenário analisado foi o de desbalanceamento com massa de 20 g associado ao desalinhamento horizontal de 1 mm na faixa de velocidade do motor $R_f \in [16, 50]$ Hz. Este último cenário teve 50 Hz como limitante superior da velocidade do motor, devido a uma restrição da bancada de simulação.

Analisando o gráfico da Figura 35 a qual corresponde a direção X, nota-se que os pontos referentes ao cenário de desbalanceamento com massa de 6 g associado

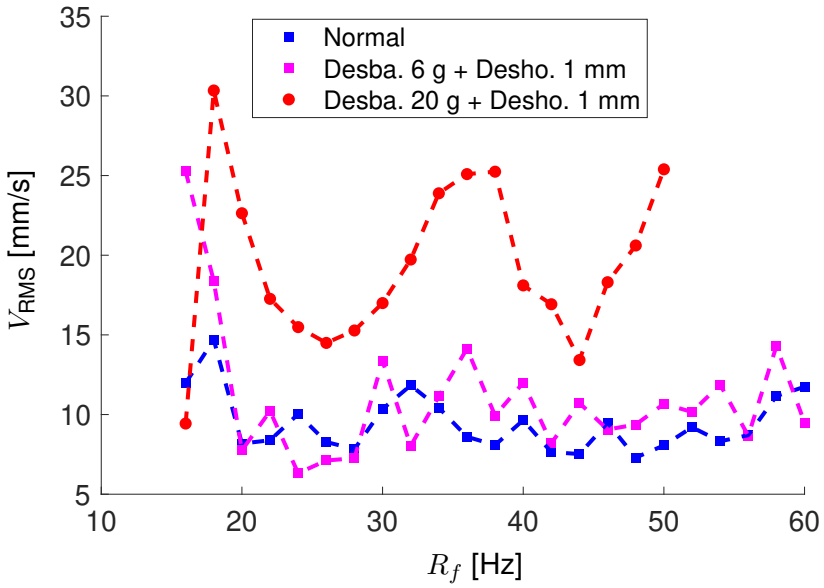


Figura 35 – Desbalanceamento com desalinhamento horizontal na direção X.

ao desalinhamento horizontal de 1 mm se assemelham bastante ao cenário normal de operação para toda a faixa de velocidade do motor analisada, com exceção dos valores na velocidade de 16 Hz e 18 Hz onde apresentam apresentam severidade mais acentuada. Neste mesmo gráfico, analisando o cenário de desbalanceamento com massa de 20 g associado ao desalinhamento horizontal de 1 mm, observa-se um aumento na severidade em praticamente toda a faixa de velocidade analisada.

Em relação a direção Y, verifica-se que o desbalanceamento com massa de 6 g associado ao desalinhamento horizontal de 1 mm nas baixas velocidades de 16 Hz e 18 Hz apresenta severidades mais elevadas do que no cenário normal de operação como pode ser visto na Figura 36. Já para os valores de rotação do motor $R_f \in [20, 36]$ Hz , os níveis de severidade se aproximam bastante ao cenário normal, após esta faixa o valor do RMS de vibração cresce conforme a velocidade aumenta.

Neste mesmo gráfico (Figura 36) comparando o cenário de desbalanceamento com massa de 20 g associado ao desalinhamento horizontal de 1 mm nas baixas velocidades (18 Hz e 20 Hz), de rotação do motor, este cenário mostra um valor de severidade bem maior comparado ao cenário normal para estas velocidades. O valor de V_{RMS} volta a crescer, quando o sistema entra, possivelmente, na região de ressonância da direção Y que vai de $R_f \in [28, 32]$ Hz. Além disso, constata-se também altos valores de severidade nas altas velocidade de rotação da máquina $R_f \in [40, 50]$ Hz.

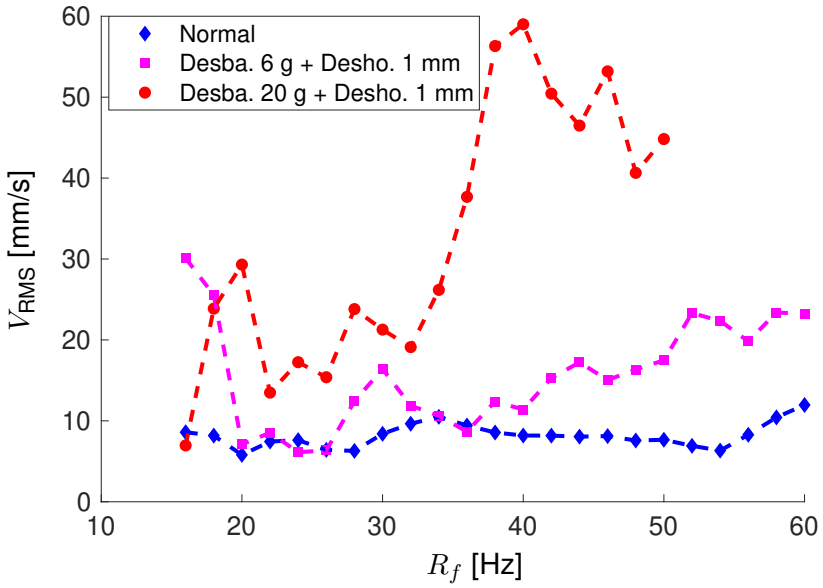


Figura 36 – Desbalanceamento com desalinhamento horizontal na direção Y.

No que tange à direção Z, verifica-se que a associação do desbalanceamento de massa de 6 g associado ao desalinhamento horizontal de 1 mm provoca maiores valores de severidades de falhas nas baixas velocidades de 16 Hz e 18 Hz, na provável região de ressonância $R_f \in [28, 32]$ Hz, e nas altas velocidades de rotação da máquina, conforme pode ser visto na Figura 37.

Em relação ao cenário de desbalanceamento com massa de 20 g associado ao desalinhamento horizontal de 1 mm, neste mesmo gráfico, o valor da severidade aumenta quando o sistema entra, possivelmente, na região de ressonância da direção Z que vai de $R_f \in [20, 30]$ Hz. O valor V_{RMS} também apresenta altos valores acima da velocidade de 38 Hz.

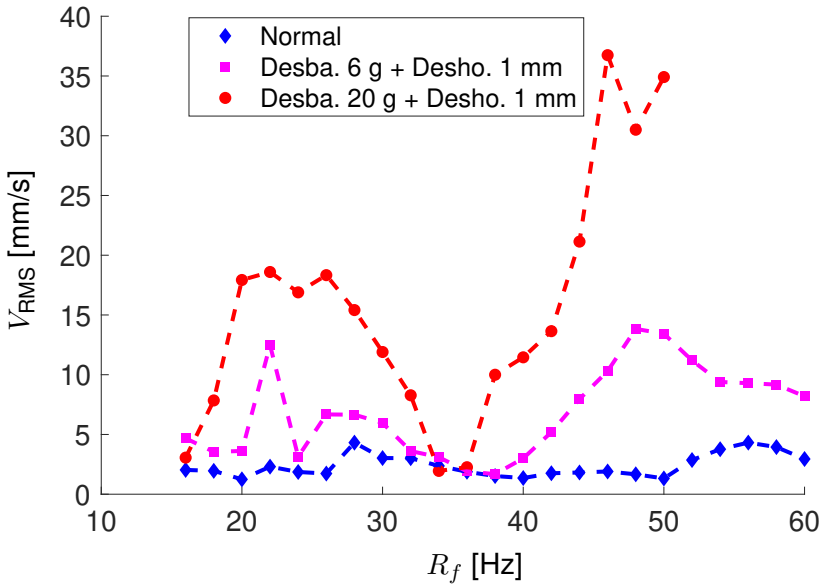


Figura 37 – Desbalanceamento com desalinhamento horizontal na direção Z.

4.8.4 Perfil de severidade do desbalanceamento associado a desalinhamento vertical

Esta seção corresponde aos resultados obtidos pela inserção de falhas combinadas ao sistema. Neste experimento, foi associado ao defeito de desbalanceamento o defeito de desalinhamento vertical da base do motor, com deslocamento de 1,27 mm.

A fim de levantar o perfil de severidade do motor para esta configuração de falhas combinadas, foram produzidos gráficos do valor RMS da velocidade de vibração em função da velocidade de rotação do motor para as três direções X, Y e Z, conforme mostram respectivamente as Figuras 38, 39 e 40.

Na Figura 38, a associação do defeito de desalinhamento vertical ao desbalanceamento de 20 g provocou o aparecimento de baixos valores de severidade de falha nas velocidades $R_f \in [16, 26]$ Hz na direção X quando comparados com a condição normal. O outro aspecto que merece destaque são os altos valores de V_{RMS} que aparecem na faixa de $R_f \in [34, 50]$ Hz.

Na direção Y, o desalinhamento vertical de 1,27 mm associado ao desbalanceamento de 6 g, provoca aumento da severidade nas velocidades de 32 Hz, 34 Hz e na faixa $R_f \in [38, 60]$ Hz quando comparado com a condição normal conforme mostra a

Figura 39. Nesta mesma figura a associação do defeito de desalinhamento vertical de 1,27 mm ao desbalanceamento de 20 g, provoca elevados valores de V_{RMS} na possível região de ressonância $R_f \in [26, 32]$. Além disso, os maiores valores de severidade de falha são apresentados nas mais altas velocidades $R_f \in [40, 50]$.

Em relação a direção Z, o desalinhamento vertical de 1,27 mm associado ao desbalanceamento de 6 g, provoca aumento da severidade mais relevante na velocidade de 28 Hz, e na faixa $R_f \in [48, 60]$ Hz quando comparado com a condição normal segundo mostra a Figura 40. Também nota-se nesta figura que a associação do defeito de desalinhamento vertical de 1,27 mm ao desbalanceamento de 20 g, provoca elevados valores de V_{RMS} na possível região de ressonância $R_f \in [22, 30]$. Além disso, os maiores valores de severidade de falha são apresentados nas mais altas velocidades $R_f \in [46, 50]$.

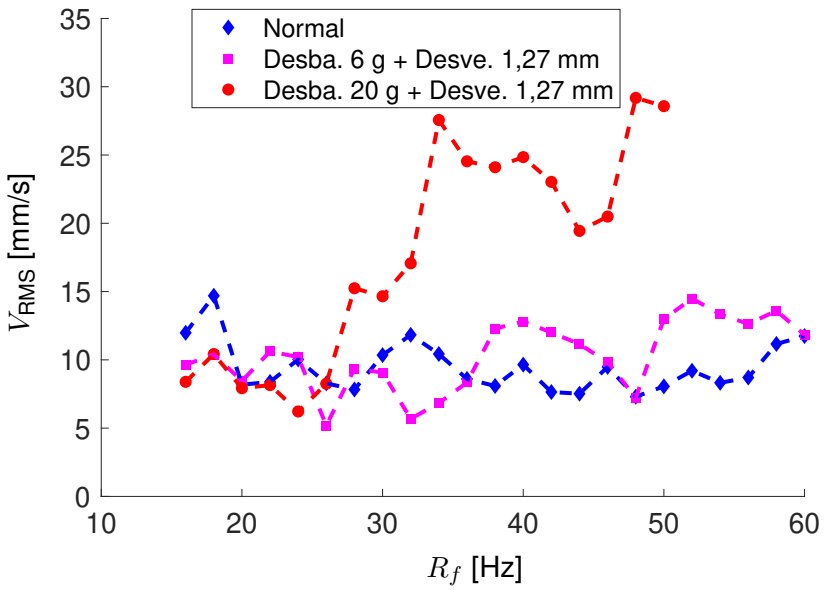


Figura 38 – Desbalanceamento com desalinhamento vertical na direção X.

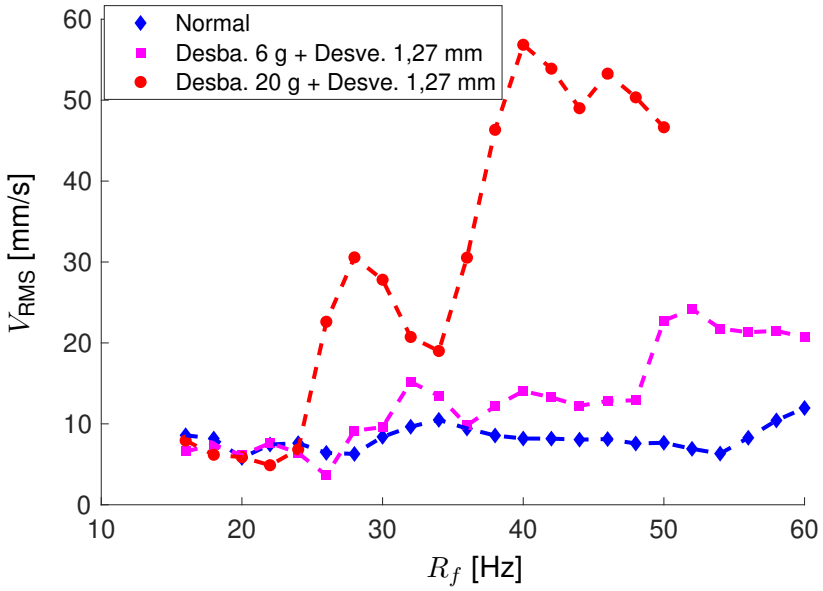


Figura 39 – Desbalanceamento com desalinhamento vertical na direção Y.

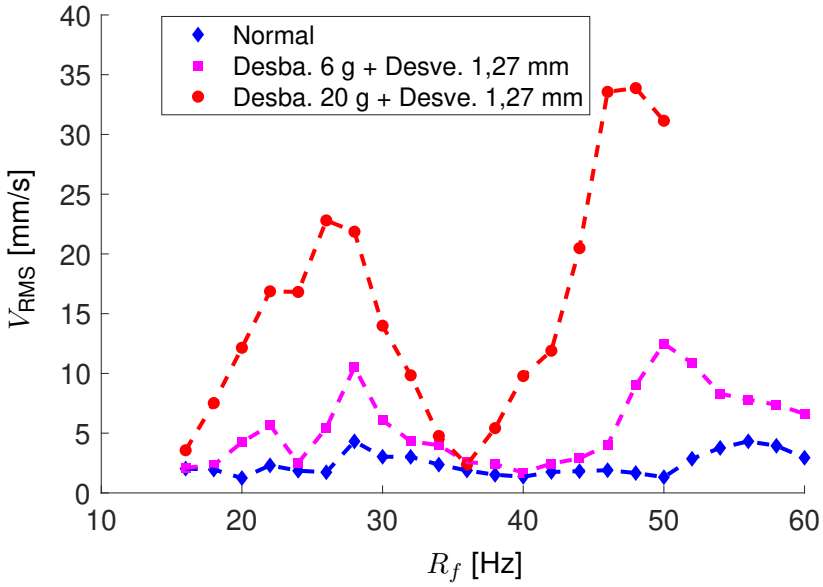


Figura 40 – Desbalanceamento com desalinhamento vertical na direção Z.

4.8.5 Comparando os perfis de severidade com desbalanceamento de 6 g

Na direção X, a associação do defeito de desalinhamento horizontal ao desbalanceamento de 6 g, conforme pode ser visto na Figura 41, provocou um aumento da severidade da falha nas velocidades de 16 Hz e 18 Hz, quando comparado ao desbalan-

ceamento de 6 g. Para os demais valores de velocidade do motor, o nível de severidade ficou próximo ao do cenário de desbalanceamento de 6 g. Nesta mesma figura, observou-se a associação do defeito de desalinhamento vertical ao desbalanceamento de 6 g, provocando uma diminuição considerável de V_{RMS} na velocidade de 16 Hz, comparando com o desbalanceamento de 6 g. Para os demais valores de velocidade do motor, o nível de severidade de falha ficou bem próximo ao do cenário de desbalanceamento de 6 g.

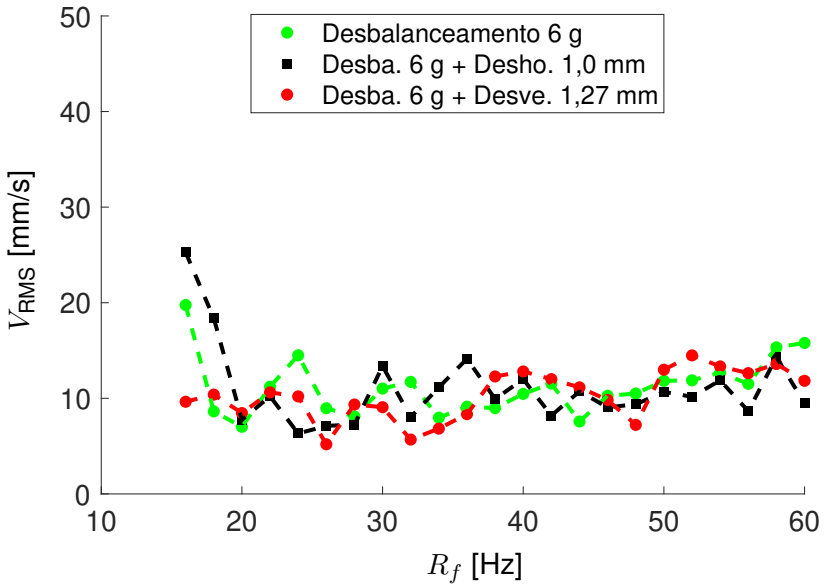


Figura 41 – Comparação dos perfis de desbalanceamento de 6 g na direção X.

Em relação à direção Y, a associação do defeito de desalinhamento horizontal ao desbalanceamento de 6 g provocou um aumento considerável da severidade da falha nas velocidades de 16 Hz e 18 Hz, como pode ser constatado na Figura 42. Por outro lado, houve diminuição significativa da severidade nas velocidades de 24 Hz, 26 Hz, 30 Hz, 58 Hz e 60 Hz, quando comparado ao desbalanceamento de 6 g. Os demais valores V_{RMS} foram semelhantes ao do cenário de desbalanceamento 6 g. Nesta mesma figura, a associação do defeito de desalinhamento vertical ao desbalanceamento de 6 g acarretou diminuição do V_{RMS} perceptível na faixa $R_f \in [22, 30]$ Hz. Em contrapartida, houve um pequeno aumento da severidade da falha na faixa de velocidade $R_f \in [38, 44]$ Hz, quando comparado ao desbalanceamento de 6 g. Já nas velocidades de 58 Hz e 60 Hz houve diminuição do valor V_{RMS}. Para os demais valores de velocidade do motor, o nível de severidade ficou bem próximo ao do cenário de desbalanceamento 6 g.

Ao contrário do que aconteceu nas direções X e Y, na direção Z, como pode

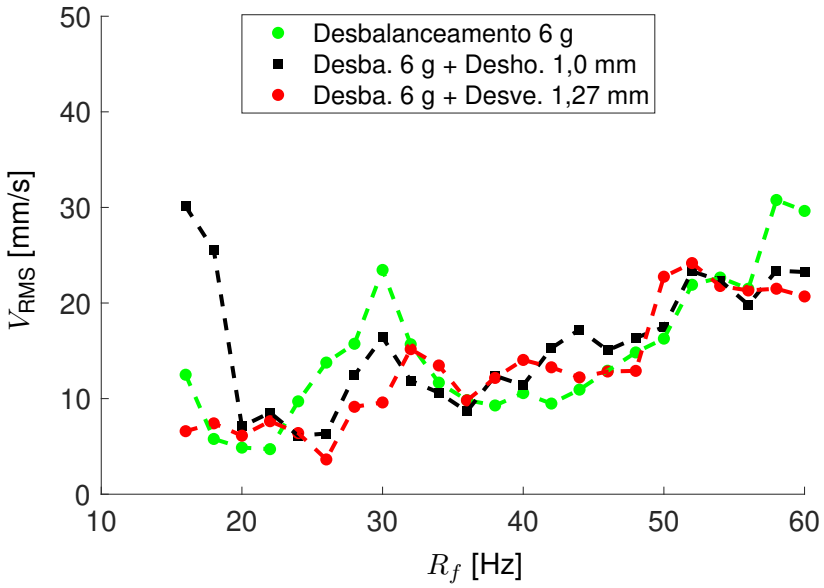


Figura 42 – Comparação dos perfis de desbalanceamento de 6 g na direção Y.

se observar na Figura 43, a associação do defeito de desalinhamento horizontal ao desbalanceamento de 6 g não provocou um aumento significativo da severidade da falha nas baixas velocidades de rotação do motor, quando comparado ao desbalanceamento de 6 g. Nesta mesma figura, a associação do defeito de desalinhamento vertical não causou diferenças significativas nesta direção, quando comparada ao desbalanceamento de 6 g, o que a princípio não era esperado.

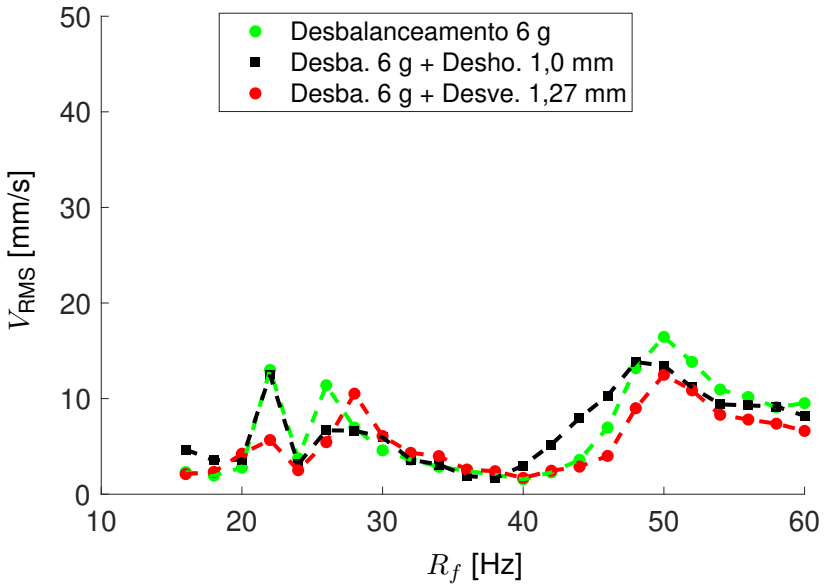


Figura 43 – Comparação dos perfis de desbalanceamento de 6 g na direção Z.

4.8.6 Comparando os perfis de severidade com desbalanceamento de 20 g

Em relação à direção X, a associação do desalinhamento horizontal ao desbalanceamento com massa de 20 g, como pode ser observado na Figura 44 fez com que houvesse uma diminuição do valor V_{RMS} nas velocidades de 16 Hz, 18 Hz e 22 Hz, quando comparado ao desbalanceamento de 20 g, para as demais valores de velocidade do motor, o nível de severidade ficou bem próximo ao do cenário de desbalanceamento de 20 g.

Também pode ser visto na Figura 44 que a associação do defeito de desalinhamento vertical ao desbalanceamento de 20 g provocou uma redução da severidade da falha nas baixas velocidades $R_f \in [16, 26]$ Hz na direção X, quando comparado ao desbalanceamento de 20 g. A outra mudança provocada pela inserção de desalinhamento vertical foi o aumento da severidade na faixa de $R_f \in [38, 50]$ Hz em relação aos valores de V_{RMS} de desbalanceamento de 20 g.

No que tange à direção Y, a associação do desalinhamento horizontal ao desbalanceamento com massa de 20 g acarretou altos valores de severidade em baixas velocidades, consoante pode ser verificado na Figura 45, com exceção da severidade de falha correspondente à velocidade de 16 Hz que diminuiu, consideravelmente, quando

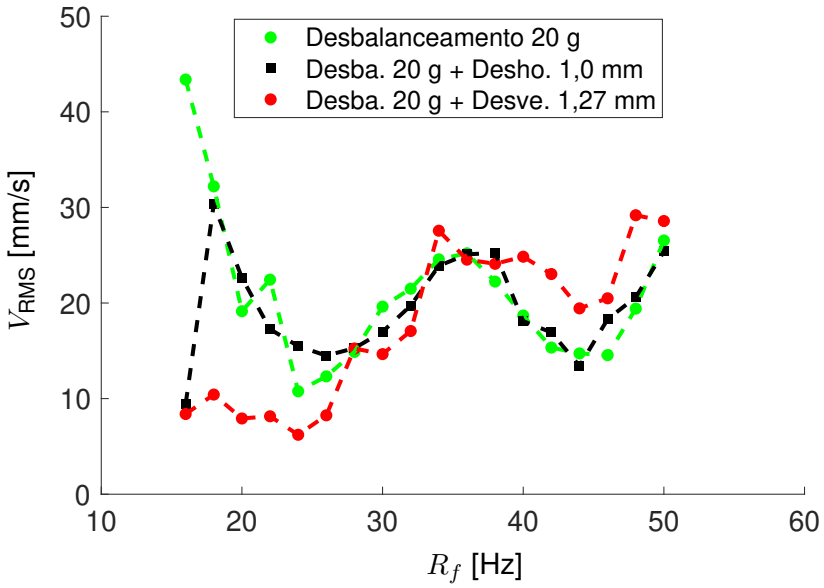


Figura 44 – Comparação dos perfis de desbalanceamento de 20 g na direção X.

comparada ao valor V_{RMS} do desbalanceamento de 20 g. Por outro lado, houve aumento significativo da severidade na velocidade de 20 Hz. Houve aumento significativo de severidade na velocidade de 46 Hz e diminuição significativa da severidade na velocidade de 50 Hz. Para os demais valores de velocidade do motor, o nível de severidade ficou bem próximo ao do cenário de desbalanceamento de 20 g.

A associação do defeito de desalinhamento vertical ao desbalanceamento de 20 g também provocou uma redução da severidade da falha nas baixas velocidade $R_f \in [16, 24]$ Hz na direção Y, conforme mostra a Figura 45, quando comparado ao desbalanceamento de 20 g.

No que diz respeito à direção Z, a associação do desalinhamento horizontal ao desbalanceamento com massa de 20 g gerou diminuição significativa da severidade de falha nas velocidades 22 Hz e 34 Hz e aumento significativo do valor V_{RMS} nas velocidades 46 Hz e 50 Hz na direção Z, como se observa na Figura 46, quando comparado ao cenário de desbalanceamento de 20 g.

A associação do defeito de desalinhamento vertical ao desbalanceamento de 20 g provocou diminuição significativa do valor V_{RMS} nas velocidades 20 Hz e 22 Hz e aumento da severidade da falha nas velocidade de 26 Hz e 28 Hz, quando comparado ao cenário de desbalanceamento de 20 g, como é mostrado na Figura 46.

Por meio dos gráficos presentes nas Seções 4.8.5 e 4.8.6, notou-se que, em

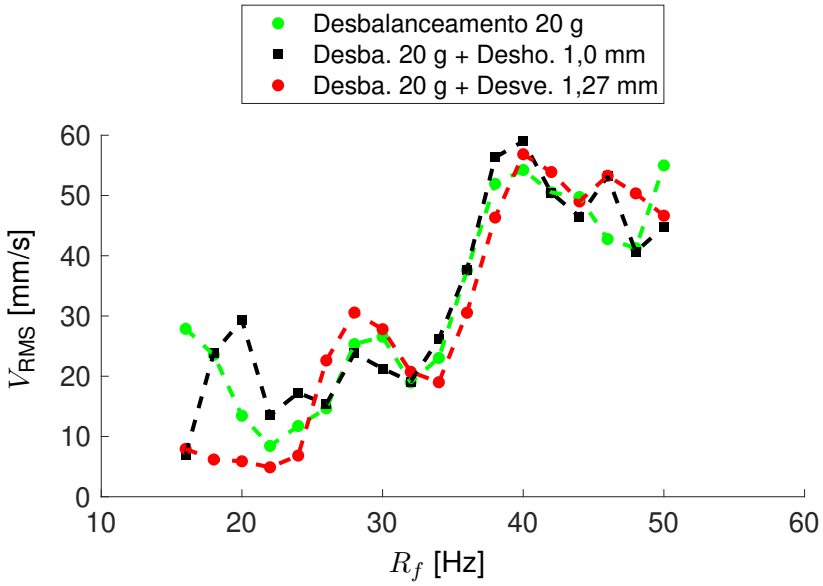


Figura 45 – Comparação dos perfis de desbalanceamento de 20 g na direção Y.

algumas velocidades de rotação, a associação de desalinhamento a falha de desbalanceamento diminuiu a severidade de vibração, o que a princípio não era esperado, pois o que se previa era que o nível de severidade com duas falhas seria maior que o nível de severidade com, somente, uma falha. Ademais, foi constatado que a combinação de desalinhamento vertical com o defeito de desbalanceamento acarretou mais alterações no perfil de severidade do que a combinação com desalinhamento horizontal, o que a princípio não era esperado. Um possível motivo disto ter acontecido é que o desalinhamento vertical provoca mudanças nos planos de medições dos acelerômetros.

4.9- Escolha do classificador

Neste trabalho, os sinais adquiridos através do acelerômetro piezoelétrico foram divididos em 80% para a fase de treinamento e 20% para a fase de teste para medir a eficácia do classificador, usando o método de validação cruzada $\bar{K}$-*fold* (WONG; YANG, 2017). Para manter as classes a serem identificadas com quantidades de exemplos semelhantes (o que na literatura é conhecido como balanceamento de classes), de um total de 115 sinais normais, apenas 41 foram escolhidos de forma aleatória para executar

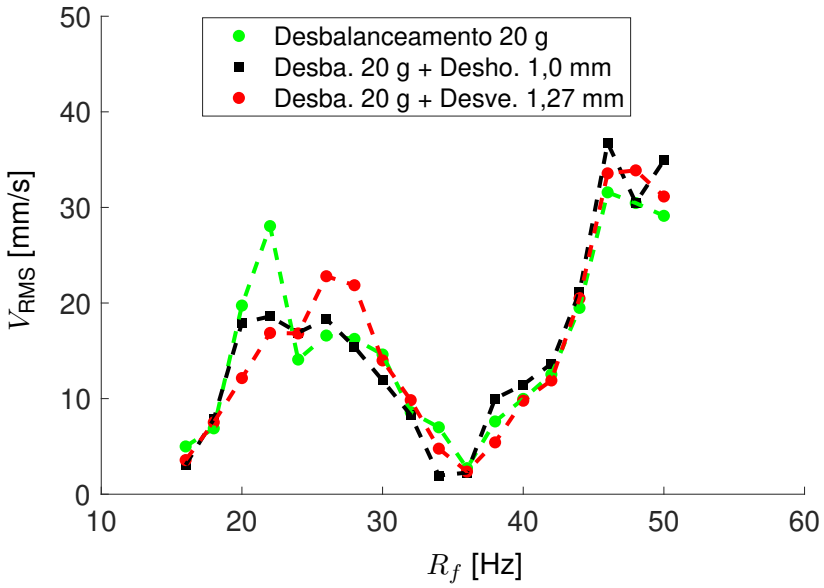


Figura 46 – Comparação dos perfis de desbalanceamento de 20 g na direção Z.

as etapas de treinamento e teste do classificador, como ilustra a Figura 47.

Com o objetivo de escolher qual algoritmo de classificação iria fazer parte do sistema supervisório, calcularam-se as matrizes de confusão da etapa de teste para cada um dos três algoritmos, a saber: máquina de vetores de suporte, K-vizinhos mais próximos e *random forest*. Nestas matrizes, (No) denota a condição operacional normal, (D) corresponde aos desbalanceamentos de 6 g e 20 g, (DDH) refere-se aos desbalanceamentos de 6 g e de 20 g associados ao desalinhamento horizontal de 1 mm, e (DDV) corresponde aos desbalanceamentos de 6 g e 20 g associados ao desalinhamento vertical de 1,27 mm. Antes da etapa de classificação foi realizada a técnica de subamostragem para realizar o balanceamento das classes, logo foram eliminados de forma aleatória 74 exemplos da classe normal (DAL POZZOLO; CAELEN; BONTEMPI, 2015). Portanto, cada uma das 4 classes passou a apresentar 41 sinais conforme mostra a Figura 47, totalizando assim 164 sinais para esta etapa da pesquisa.

Os classificadores necessitam de parâmetros ajustáveis cuja seleção foi orientada pela maximização da maior média de acertos relativos intraclasse, a qual é calculada por meio da soma dos valores dos acertos da diagonal principal da matriz de confusão e dividida pela quantidade de classes. A seguir é mostrado como foi feita a sintonização dos hiperparâmetros dos 3 classificadores utilizados.

Para realizar o treinamento do algoritmo máquina de vetores de suporte, os

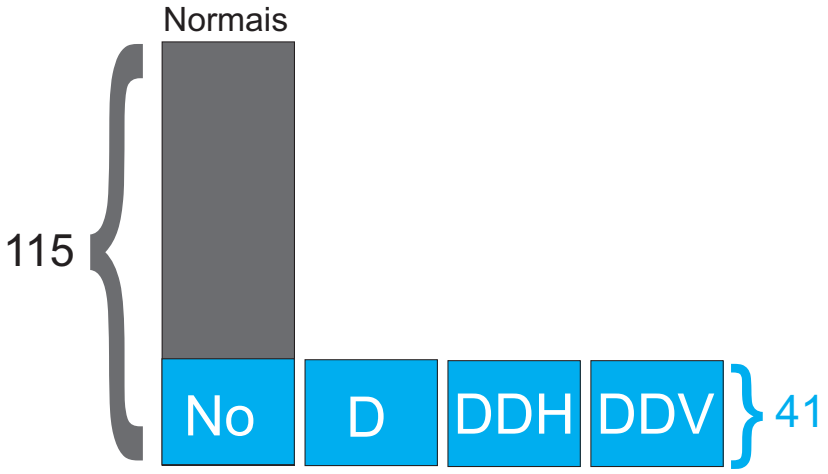


Figura 47 – Estruturação dos sinais utilizados para classificação.

hiperparâmetros sintonizados foram o tipo de função kernel e o termo de regularização C. Como existem vários tipos de funções kernel foi feita uma pesquisa bibliográfica, a fim de diminuir a quantidade de funções a serem aplicadas (SANTOS, P. et al., 2015; KUMAR; KUMAR, 2017). Sendo assim foram testadas 3 tipos diferentes de função kernel, a saber: linear, base radial laplaciana e de base radial gaussiana. Para selecionar o melhor valor do termo de regularização optou-se por usar valores, previamente, testados de C no conjunto $\{2^{-5}, 2^{-3}, 2^{-1}, 2^{1}...2^{13}, 2^{15}\}$ (JIN; HUANG; ZHANG et al., 2011). O melhor modelo para este algoritmo foi o que utilizou a função kernel do tipo linear com o valor de $C = 2048$. Empregando o modelo treinado no conjunto de teste, foi obtida a matriz de confusão apresentada na Tabela 15. Este algoritmo alcançou uma acurácia de 71,07%, associada a um desvio padrão de 6,37%.

Tabela 15 – Matriz de confusão da etapa de teste usando máquina de vetores de suporte.

Classe de saída (%)	**Classe alvo (%)**			
	No	D	DDH	DDV
No	**94,42 ± 13,73**	13,30 ± 14,84	2,00 ± 4,47	0 ± 0
D	5,58 ± 13,73	**42,63 ± 16,18**	32,07 ± 16,51	4,00 ± 9,29
DDH	0 ± 0	22,41 ± 12,19	**57,74 ± 14,95**	6,50 ± 6,02
DDV	0 ± 0	21,66 ± 11,44	8,19 ± 9,52	**89,50 ± 13,96**

Para escolher o melhor modelo do algoritmo K-vizinhos mais próximos para esta aplicação. Foram sintonizados os hiperparâmetros, tipo de distância e número de vizinhos. Os dois tipos de distância utilizadas foram distância euclidiana e distância euclidiana padronizada, anteriormente detalhadas na Seção 1.7.2, sendo esta última a

que apresentou melhor resultado. O número de vizinhos foi variado na faixa de 1 até 100 para verificar qual o número de vizinhos apresentava a maior acurácia em relação ao conjunto de treinamento. O número de vizinhos que obteve maior acurácia foi 1; logo este valor foi escolhido para sintonizar este algoritmo, a configuração com 1 vizinho também mostrou bons resultados em (THANH NOI; KAPPAS, 2017; RAUBER et al., 2021) não apresentando sobreajuste nestes trabalhos. Aplicando o modelo selecionado no conjunto de teste, foi obtida a matriz de confusão apresentada na Tabela 16. Este algoritmo alcançou uma acurácia de 81,36%, associada a um desvio padrão de 6,74%.

Tabela 16 – Matriz de confusão da etapa de teste usando K-vizinhos mais próximos.

Classe de saída (%)	**Classe alvo (%)**			
	No	D	DDH	DDV
No	**96,35 ± 5,19**	8,06 ± 7,63	2,22 ± 4,97	0 ± 0
D	2,22 ± 4,97	**66,11 ± 19,21**	16,12 ± 15,45	10,67 ± 10,59
DDH	1,43 ± 3,19	22,50 ± 16,56	**77,66 ± 21,35**	4,00 ± 8,94
DDV	0 ± 0	3,33 ± 7,45	4,00 ± 8,94	**85,33 ± 9,24**

O treinamento do algoritmo *random forest* consistiu em sintonizar o número de árvores que compõem o classificador. A quantidade de árvores foi variada de 1 até 100 com objetivo de escolher o número de árvores capaz de fornecer a maior acurácia na etapa de treinamento. O valor desse hiperparâmetro selecionado para compor o modelo foi de 76 árvores. A regra de divisão usada para formar os nós das árvores do *random forest* foi o critério de diversidade de Gini, o número mínimo de observações por folha utilizadas pelo classificador foi 1 e o número de características utilizadas em cada nó foi 4, sendo essas características selecionadas aleatoriamente. Empregando o modelo treinado no conjunto de teste do classificador foi obtida a matriz de confusão mostrada na Tabela 17. O *random forest* obteve uma acurácia de 81,42% associada a um desvio padrão de 6,92%.

Comparando o desempenho destes três algoritmos, o *random forest* que apresentou os melhores resultados. Logo este algoritmo foi o utilizado para compor o sistema supervisório.

A matriz de confusão do classificador *random forest*, Tabela 17, mostra uma baixa taxa de falsos negativos, ou seja, cenários que têm defeitos (D, DDH, DDV), mas foram classificados como cenários normais (No) (NEUZIL; KREIBICH; SMID, 2013). Essa particularidade foi levada em consideração, porque um classificador ao apresentar

Tabela 17 – Matriz de confusão da etapa de teste usando *random forest*.

Classe de saída (%)	**Classe alvo (%)**			
	No	D	DDH	DDV
No	**91,78 ± 8,75**	2,22 ± 4,97	0 ± 0	2,22 ± 4,97
D	2,00 ± 4,47	**72,50 ± 18,17**	11,67 ± 13,63	8,89 ± 14,49
DDH	6,22 ± 5,70	13,33 ± 14,49	**81,39 ± 10,09**	8,89± 9,29
DDV	0 ± 0	11,95 ± 8,87	6,94 ± 6,36	**80,00 ± 22,70**

um grande número de falsos negativos, indica que ele falha em identificar um cenário defeituoso o que pode causar danos catastróficos ao equipamento, gerando prejuízos financeiros e expondo trabalhadores ao risco de acidentes.

A Tabela 17 também mostra um baixo índice de falsos positivos, isto é, cenários que são de operação normal, mas foram classificados como uma classe defeituosa (NEUZIL; KREIBICH; SMID, 2013). O alto número de falsos positivos é inconveniente, porque causa paradas de manutenção desnecessárias, pois nestes casos a máquina está funcionando corretamente, causando perdas de produção devido ao tempo de inatividade desnecessário da mesma.

4.10- Considerações finais

Neste capítulo, foi mostrado como se projetou o sistema supervisório. Foram explanadas as fases de aquisição e filtragem do sinal de aceleração, também foi explicada a etapa da transformação do sinal de aceleração no sinal de velocidade. Mostrou-se a forma de realização da extração de características, do diagnóstico e da mensuração de severidade de falhas. Ademais, foi explicada a maneira de comunicação dos elementos integrantes do sistema supervisório.

Foi explanado o modo de seleção do acelerômetro utilizado, baseado na comparação dos gráficos do erro padrão dos acelerômetros piezoelétrico e capacitivo. Foram apresentados os perfis de severidade de falha do motor para defeitos simples e combinados. Por fim foram apresentados os desempenhos dos classificadores.

5- Método híbrido para aumento de dados

Neste capítulo é apresentado um método híbrido de aumento de dados utilizando *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE) e *Additive White Gaussian Noise* (AWGN) com o objetivo de aumentar o número de instâncias das classes minoritárias e consequentemente melhorar o desempenho do classificador. Também são avaliadas as utilizações de técnicas de pré-processamento como: normalização de características, subamostragem do conjunto de dados e aumento de dados usando separadamente as técnicas SMOTE e AWGN. Os assuntos e resultados apresentados neste capítulo estão baseados na publicação (MARTINS et al., 2022).

5.1- Dados desbalanceados

Um problema comum que ocorre ao trabalhar com aprendizado supervisionado é lidar com dados desbalanceados, o que ocorre quando as classes presentes no conjunto de dados apresentam quantidades diferentes de instâncias. As classes que apresentam um maior número de observações são chamadas de classe majoritárias, enquanto que as classes que apresentam menos exemplos são denominadas classes minoritárias (FERNÁNDEZ et al., 2018). Os algoritmos tradicionais de classificação buscam maximizar a acurácia total, acabando por priorizar a identificação das classes majoritárias em detrimento da classificação das classes minoritárias (DAL POZZOLO; CAELEN; BONTEMPI, 2015)

Frequentemente, em ambientes industriais existem mais dados disponíveis de instâncias que representem condições normais de operação de um equipamento do que aqueles considerados em condições anormais ou defeituosos, a fim de reproduzir uma situação semelhante a que ocorre na indústria neste capítulo foi usada a base COMFAULDA-R que apresenta classes desbalanceadas. Desta forma é necessária a aplicação de técnicas que permitam treinar modelos de classificação para conjuntos de dados desbalanceados (CHAWLA et al., 2002).

Existem duas maneiras habitualmente usadas para lidar com dados desbalanceados a saber: a aplicação da subamostragem (*undersampling*) ou de técnicas de aumento de dados (FERNÁNDEZ et al., 2018).

5.1.1 Subamostragem

A subamostragem consiste na eliminação aleatória de exemplos das classes majoritárias de forma que o número de observações destas classes seja próximo ao número de observações das classes minoritárias. Esta abordagem é justificada considerando que na classe majoritária existem observações redundantes, logo a retirada das mesmas não muda significativamente a distribuição do conjunto de dados (DAL POZZOLO; CAELEN; BONTEMPI, 2015).

A subamostragem tem como vantagens: *i*) realizar o equilíbrio entre o número de instâncias das classes majoritárias em relação às classes minoritárias, permitindo assim a criação de um melhor modelo de classificação; e *ii*) a diminuição do tempo de treinamento do classificador, devido à menor quantidade de instâncias (R. CAMPOS; VIEIRA; COSTA, 2018; ZHIHAO; FENGLONG; XUCHENG, 2019). Em contrapartida, existem também algumas desvantagens ao aplicar a subamostragem: *i*) instâncias importantes podem ser descartadas, resultando na falta de dados representativos de uma dada classe, *ii*) em conjuntos de dados com um alto nível de desbalanceamento entre as classes, quando exemplos são descartados ocorre a redução da capacidade de generalização do classificador e *iii*) aumento na variância do classificador provocado pela diminuição de observações usadas no treinamento (DAL POZZOLO; CAELEN; BONTEMPI, 2015; CHAWLA et al., 2002).

5.1.2 Aumento de dados

O aumento de dados para sinais de vibração provenientes de máquinas rotativas pode ser realizado usando diferentes abordagens. As técnicas a seguir têm sido mais

empregadas: AWGN, SMOTE e algoritmos de aprendizado profundo (LI, X. et al., 2020; ZHANG, W. et al., 2020; ZHANG, T. et al., 2022) .

Nesta pesquisa, não foram utilizadas técnicas de aprendizado profundo para realização de aumento de dados, pois estas requerem um alto número de instâncias para que possam funcionar adequadamente. Caso contrário podem não convergir, ficar instáveis ou produzir novos dados que não são consistentes com a natureza física dos dados reais (MIKOŁAJCZYK; GROCHOWSKI, 2018; SHORTEN; KHOSHGOFTAAR, 2019). Além disso, estas técnicas também requerem muito tempo para sintonização dos hiperparâmetros dos algoritmos e treinamento dos mesmos (YU et al., 2021).

Por esse motivo nesta pesquisa foram utilizadas as técnicas AWGN e SMOTE, que são estáveis quanto a formação de novas instâncias, ao se ajustar os parâmetros de maneira adequada. Ademais não necessitam de um número grande de exemplos originais das classes minoritárias para criarem novas observações que sejam adequadas.

5.1.3 *Additive White Gaussian Noise* (AWGN)

O ruído branco gaussiano pode ser definido como um sinal aleatório que apresenta densidade espectral de potência constante. A densidade espectral de potência é dada por:

$$S_W(f) = \frac{k_b T_e}{2}, \tag{54}$$

onde k_b corresponde à constante de Boltzmann, cujo valor é $1{,}38 \times 10^{-23}$ [Joules/Kelvin] e T_e é a temperatura em Kelvin no receptor de um sistema de comunicação. T_e corresponde à temperatura equivalente de ruído em que um resistor deve permanecer com a finalidade de que este gere a mesma potência de ruído na saída do sistema, que deve ser igual à soma de todas as outras potências de ruído geradas num sistema real (IVO; EUPHRÁSIO; AZEVEDO, 2012).

Outra peculiaridade deste tipo de ruído que merece destaque é que as amplitudes do ruído branco gaussiano em instantes distintos são descorrelacionadas, ou seja, elas independem umas das outras (CHEN, 2010; BERNIDO; CARPIO-BERNIDO, 2014). Por esse motivo, a função densidade de probabilidade deste tipo de ruído é representada por:

$$p\left(x\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{\left(\frac{x-\mu}{2\sigma^2}\right)}, \tag{55}$$

onde μ corresponde à média das amplitudes do sinal e σ é o desvio padrão do sinal.

O AWGN é uma técnica de processamento digital de sinais que pode ser empregada para gerar sinais sintéticos de vibração no espaço dos dados. Assim, essa técnica é aplicada nos sinais de vibração antes das características terem sido extraídas. A Figura 48 representa a aplicação do método AWGN, onde um ruído gaussiano de média zero é adicionado ao sinal de vibração de entrada com o propósito de gerar um novo sinal de vibração.

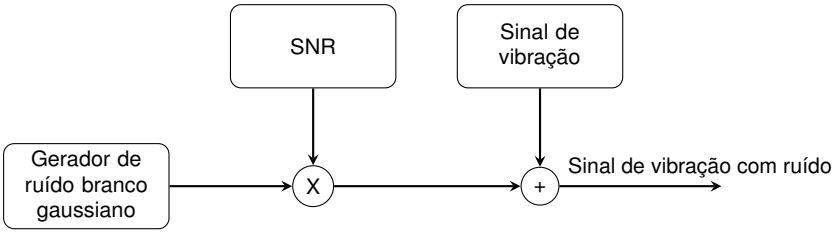


Figura 48 – Criação de novos sinais de vibração utilizando AWGN.

Um parâmetro que precisa ser escolhido para a utilização do AWGN é a razão sinal ruído, em inglês denominada por *Signal to Noise Ratio* (SNR). Este parâmetro estabelece a razão entre a potência média do sinal de entrada (P_{sinal}) e a potência média do sinal de ruído ($P_{\text{ruído}}$) em dB, sendo descrita por:

$$\text{SNR}_{\text{dB}} = 10 \log \left(\frac{P_{\text{sinal}}}{P_{\text{ruido}}} \right). \tag{56}$$

Seguindo a recomendação presente em (PESTANA-VIANA et al., 2018), nesta pesquisa foi usado 15 dB como valor da SNR. Devido ao caráter aleatório do ruído adicionado (DINIZ; SILVA; NETTO, 2014), o sinal de entrada pode ser transformado quantas vezes forem necessárias com a finalidade de gerar a quantidade de exemplos desejada para o aumento do número de instâncias da classe minoritária.

5.1.4 *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE)

O SMOTE foi proposto em (CHAWLA et al., 2002) como uma opção para aumentar a quantidade de observações nas classes minoritárias em conjuntos de dados para diversos tipos de aplicações. Pesquisas recentes mostram a eficácia da utilização deste método de aumento de dados para criação de sinais de vibração artificiais (ALI et al., 2019; XU, Q. et al., 2020; RAZAVI-FAR; FARAJZADEH-ZANJANI; SAIF, 2017). Conforme relatado em (FERNÁNDEZ et al., 2018; CHAWLA et al., 2002) uma das grandes vantagens do SMOTE é o seu emprego no espaço de características, sendo assim mais rápido para geração de dados sintéticos quando comparado às técnicas de aumento de dados que são aplicadas no domínio dos dados.

De acordo com (CHAWLA et al., 2002), uma observação sintética pode ser construída da seguinte forma: dado um vetor de características reais, uma instância da classe minoritária é selecionada de maneira aleatória. Além disso, um dos K vizinhos mais próximos desta amostra também é escolhido aleatoriamente. Posteriormente, calcula-se a diferença D_i entre cada respectiva característica dos dois vetores, então o novo vetor sintético é criado pela soma de cada característica c das i amostras escolhidas aleatoriamente com os correspondentes valores de $D_i.G$, onde G corresponde a um fator aleatório escolhido no intervalo $[0 < G < 1]$, para cada diferente característica c. Este procedimento resulta na criação de um vetor sintético entre a instância selecionada e o exemplo vizinho escolhido. O funcionamento desta técnica é mostrado através do Algoritmo 1.

A Figura 49 apresenta uma representação bidimensional da criação de observações sintéticas utilizando a técnica SMOTE, onde os círculos cinzas correspondem às observações reais, os círculos laranjas correspondem às observações sintéticas, as setas cinzas são os vetores de características reais e as setas laranjas são os vetores de características sintéticas. As observações correspondem às instâncias, ou seja, amostras da base de dados. Já os vetores são as retas que partem da origem e chegam até as observações, através da projeção destes vetores nos eixos das abscissas e das ordenadas encontra-se respectivamente os valores das características 1 e 2 das observações.

Esta técnica pode ser aplicada em um espaço de características multidimensional. É possível criar tantos pontos sintéticos, conforme seja necessário, com o intuito de

Algoritmo 1 – Pseudocódigo SMOTE

% Sintaxe da Função: $[Od] = smote(Id,S,K)$
% Id: vetor da classe minoritária.
% S: quantidade de observações sintéticas a serem adicionadas a Id.
% K: quantidade dos vizinhos mais próximos.
% Od: vetor com os dados sintéticos gerados.

$L_{Id} \leftarrow$ Quantidade de observações de Id
$C_{Id} \leftarrow$ Quantidade de características de Id
$Od \leftarrow Id$
for $s_c \leftarrow 1$ **to** S **do**
  $i \leftarrow$ Observação selecionada aleatoriamente de Od
  $n \leftarrow$ Valor aleatório dos índices do vetor dos K vizinhos mais próximos escolhidos, empregando o algoritmo K-NN tradicional, para um determinado valor de i.
  % O trecho do código abaixo adiciona uma nova linha a Od, a qual representa uma nova observação sintética.
  $L_{Id} \leftarrow L_{Id} + s_c$
  for $c_c \leftarrow 1$ **to** C_{Id} **do**
    $Di \leftarrow (Od(n,c_c) - Od(i,c_c))$
    $G \leftarrow [0 < G < 1]$ % G recebe valor aleatório neste intervalo.
    $Od(L_{Id},c_c) \leftarrow (Od(s_c,c_c) + (D_i.G))$
  end for
end for

tornar a quantidade de instâncias da classe minoritária comparável ou igual ao número de exemplos da classe majoritária. Uma observação sintética pode ser criada entre: *i*) duas observações reais; *ii*) uma observação real e uma sintética; ou *iii*) entre duas observações sintéticas criadas previamente (CHAWLA et al., 2002).

5.1.5 Método híbrido de aumento de dados

As técnicas SMOTE e AWGN são capazes de melhorar o desempenho dos algoritmos de classificação, quando empregadas, isoladamente, para criar novas instâncias das classes minoritárias (ZUR; JIANG; METZ, 2004; SANTOS, M. S. et al., 2018). Entretanto, o emprego indevido destes métodos pode ocasionar o sobreajuste, o que é indesejado. Além disso, deve-se ter cuidado ao se utilizar a técnica SMOTE, pois esta pode gerar novas observações ruidosas ou que não condizem com exemplos físicos reais (CHENG et al., 2019).

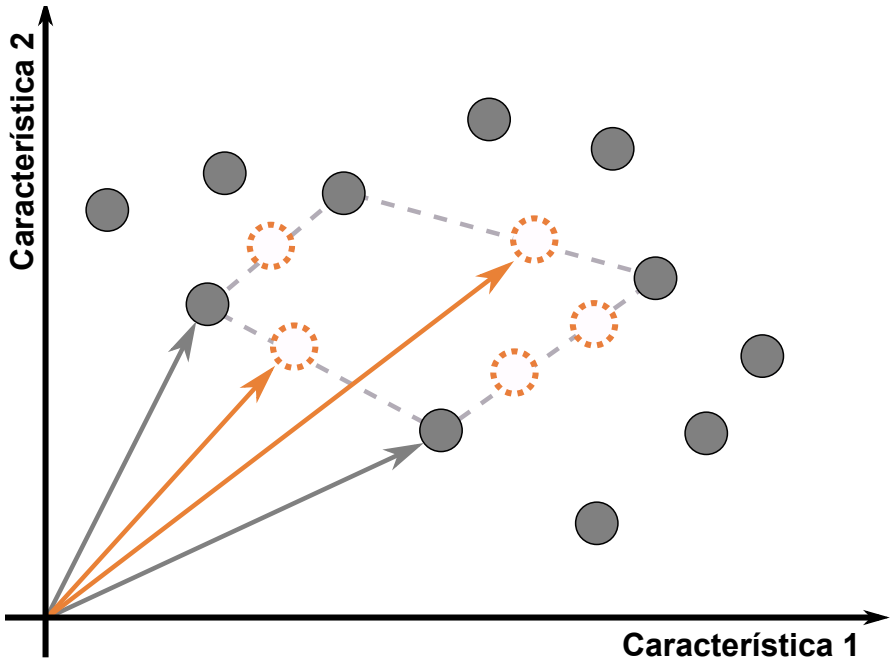


Figura 49 – Aplicação da técnica SMOTE em um esquema simplificado de duas dimensões.

Por conseguinte, nesta pesquisa foi proposto um método híbrido combinando a utilização do SMOTE e a do AWGN, com a finalidade de gerar novas observações com uma maior variabilidade, do que quando se utiliza estas técnicas de forma separada. O objetivo de empregar duas técnicas distintas em conjunto para realizar o aumento de dados é diminuir o sobreajuste durante o treinamento dos classificadores. Logo, a aplicação da técnica proposta possibilita a criação de um modelo de classificação mais robusto e generalista, quando confrontado com qualquer uma das duas técnicas de aumento de dados empregadas separadamente.

Duas versões do Método Híbrido de Aumento de Dados (MHAD) são propostas e chamadas de MHAD-ver-1 e MHAD-ver-2. No MHAD-ver-1 apenas a quantidade de instâncias das classes minoritárias é ampliada, enquanto que nenhuma modificação é feita na classe majoritária. Este procedimento é ilustrado pela Figura 50, onde:

- M_a representa o número de instâncias da classe majoritária;
- M_{i_1} é o número de instâncias da classe minoritária em que não foram utilizadas as técnicas de aumento de dados;
- M_{i_2} representa a quantidade de instâncias da classe minoritária geradas a partir da aplicação do SMOTE;

- M_{i_3} é a quantidade de instâncias da classe minoritária produzidas pelo emprego do AWGN.

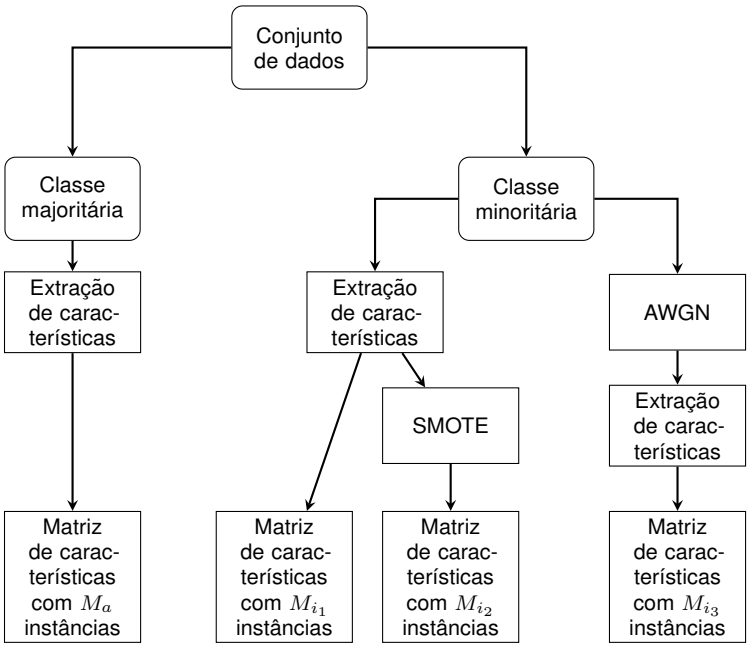


Figura 50 – Método híbrido de aumento de dados versão 1.

Na versão 2 do Método híbrido de aumento de dados (MHAD-ver-2) ocorre o aumento de x instâncias da classe minoritária a partir da aplicação do método AWGN. Além disso, também são modificadas x instâncias da classe majoritária através da adição de ruído branco gaussiano a estes sinais. Este procedimento foi empregado, a fim de que a inserção de ruído branco não viesse, indesejadamente, se tornar uma característica discriminativa entre as classes minoritária e majoritária, que prejudicaria a criação de um modelo de classificação generalista e robusto. A Figura 51 mostra o diagrama de funcionamento deste método, onde:

- M_{a_1} representa o número de instâncias da classe majoritária que não foram modificadas;
- M_{a_2} representa o número de instâncias da classe majoritária modificadas pelo AWGN;
- M_{i_1} é o número de instâncias da classe minoritária em que não foram utilizadas as técnicas de aumento de dados;
- M_{i_2} representa a quantidade de instâncias da classe minoritária geradas a partir da aplicação do SMOTE;

- M_{i_3} é a quantidade de instâncias da classe minoritária produzidas pelo emprego do AWGN.

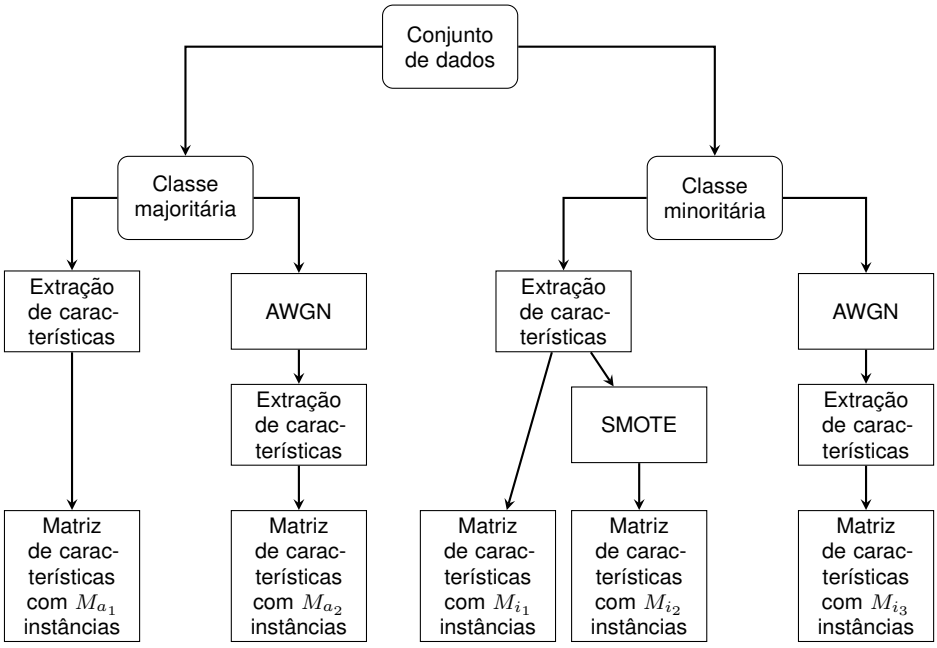


Figura 51 – Método híbrido de aumento de dados versão 2.

A aplicação dos métodos propostos MHAD-ver-1 e MHAD-ver-2 foram capazes de proporcionar o balanceamento dos elementos das classes minoritárias em relação à classe majoritária.

5.2- Extração de características

Neste capítulo foram empregadas características extraídas no domínio do tempo e no domínio da frequência. Os atributos foram escolhidos através da revisão de artigos nas áreas correlatas a esta pesquisa (PANDYA; UPADHYAY; HARSHA, 2013; DHAMANDE; CHAUDHARI, 2018; VISHWAKARMA et al., 2017), neste capítulo não foram empregados algoritmos de seleção de características. Diversas características foram usadas com o objetivo de diferenciar falhas simples de falhas compostas. Conforme apresentado na Tabela 18, onde $x(n)$ é o sinal de vibração no domínio do tempo; N é o comprimento do sinal de vibração no domínio do tempo; $\mathbb{E}[\cdot]$ denota o operador de valor esperado; $p(z_n)$ corresponde a probabilidade de $x(n)$ ser igual aos possíveis valores da sequencia de z_n.

Tabela 18 – Características extraídas no domínio do tempo e no domínio da frequência, com $\alpha_N \triangleq \frac{\sqrt{N(N-1))}}{N-2}$ e $\alpha_Q \triangleq \frac{\sqrt{Q(Q-1))}}{Q-2}$.

Característica	Tempo	Frequência
Máximo	$T_1 = \max(x(n))$	$F_1 = \max(s(q))$
Mínimo	$T_2 = \min(x(n))$	$F_2 = \min(s(q))$
Valor médio	$T_3 = \sum_{n=1}^{N} \frac{x(n)}{N}$	$F_3 = \sum_{q=1}^{Q} \frac{s(q)}{Q}$
Variância	$T_4 = \sum_{n=1}^{N} \frac{(x(n)-T_3)^2}{N-1}$	$F_4 = \sum_{q=1}^{Q} \frac{(s(q)-F_3)^2}{Q-1}$
Desvio padrão	$T_5 = \sqrt{T_4}$	$F_5 = \sqrt{F_4}$
Valor médio quadrático	$T_6 = \sqrt{\sum_{n=1}^{N} \frac{(x(n))^2}{N}}$	$F_6 = \sqrt{\sum_{q=1}^{Q} \frac{(s(q))^2}{Q}}$
Curtose	$T_7 = \frac{\mathbb{E}[x(n)-T_3]}{(T_5)^4}$	$F_7 = \frac{\mathbb{E}[s(q)-F_3]}{(F_5)^4}$
Skewness não enviesado	$T_8 = \alpha_N \frac{\mathbb{E}\left[(x(n)-T_3)^3\right]}{\mathbb{E}\left[(x(n)-T_3)^2\right]^{3/2}}$	$F_8 = \alpha_Q \frac{\mathbb{E}\left[(s(q)-F_3)^3\right]}{\mathbb{E}\left[(s(q)-F_3)^2\right]^{3/2}}$
Energia do sinal	$T_9 = \sum_{n=1}^{N} \frac{\lvert x(n)\rvert^2}{N}$	$F_9 = \sum_{q=1}^{Q} \frac{\lvert s(q)\rvert^2}{Q}$
Faixa de amplitude	$T_{10} = T_1 - T_2$	$F_{10} = F_1 - F_2$
Entropia	$T_{11} = -\sum_{n=1}^{N} p(z_n) \log_2 p(z_n)$	$F_{11} = -\sum_{q=1}^{Q} p(z_q) \log_2 p(z_q)$
Fator de crista	$T_{12} = \frac{\max\lvert x(n)\rvert}{T_6}$	$F_{12} = \frac{\max\lvert s(q)\rvert}{F_6}$
Fator de forma	$T_{13} = \frac{T_6}{\sum_{n=1}^{N} \frac{\lvert x(n)\rvert}{N}}$	$F_{13} = \frac{F_6}{\sum_{q=1}^{Q} \frac{\lvert s(q)\rvert}{Q}}$
Fator de impulso	$T_{14} = \frac{T_1}{\sum_{n=1}^{N} \frac{\lvert x(n)\rvert}{N}}$	$F_{14} = \frac{F_1}{\sum_{q=1}^{Q} \frac{\lvert s(q)\rvert}{Q}}$
Fator de margem	$T_{15} = \frac{\max\lvert x(n)\rvert}{\left(\sum_{n=1}^{N} \frac{\sqrt{\lvert x(n)\rvert}}{N}\right)^2}$	$F_{15} = \frac{\max\lvert s(q)\rvert}{\left(\sum_{q=1}^{Q} \frac{\sqrt{\lvert s(q)\rvert}}{Q}\right)^2}$
Fator de defeito	$T_{16} = T_1 - T_6$	$F_{16} = F_1 - F_6$
Frequência de rotação	N/A	$F_{17} = R_f$
Amplitude em R_f	N/A	$F_{18} = A_m(R_f)$
Amplitude em $2R_f$	N/A	$F_{19} = A_m(2R_f)$
Amplitude em $3R_f$	N/A	$F_{20} = A_m(3R_f)$
Amplitude em $4R_f$	N/A	$F_{21} = A_m(4R_f)$

Já em relação ao domínio da frequência: $s(q)$ representa o espectro de frequência do sinal de vibração $x(n)$, obtida através da FFT; Q é o número de amostras de $s(q)$; $p(z_q)$ denota a probabilidade de $s(q)$ ser igual aos possíveis valores de z_q; R_f é a velocidade de rotação obtida por meio da realização da FFT no sinal do tacômetro; $A_m(R_f)$ corresponde ao valor máximo de $s(q)$ na frequência de rotação da máquina R_f; N/A significa não aplicável. O vetor de características foi produzido a partir do cálculo de cada uma das características listadas na Tabela 18 para os três sinais de vibração advindos dos acelerômetros nas direções X, Ye Z. Posteriormente estes atributos foram concatenados dando origem a um vetor de características com dimensão 109.

5.3- Resultados

A base de dados usada neste capítulo foi a COMFAULDA-R com 238 sinais conforme descrito na Tabela 6 da Seção 3.5. A fim de avaliar o desempenho do método de aumento de dados proposto nesta pesquisa, foram comparados 4 tipos de classificadores, em 14 casos diferentes, os quais estão descritos na Tabela 19. Com a finalidade de se evitar o sobreajuste foi empregada a técnica estocástica de validação cruzada *5-fold*, com a finalidade de dividir o conjunto de dados em treinamento e teste. O vetor de características utilizado nas simulações deste capítulo está descrito na Tabela 18 da Seção 5.2. Nas simulações em que foi empregada a normalização de características, foi utilizada a normalização do tipo min-max apresentada na Seção 1.5.

Os hiperparâmetros dos classificadores foram sintonizados buscando maximizar o acerto relativo intraclasse médio. Para o algoritmo SVM foram testados diferentes valores do termo de regularização $C \in \{2^{-5}, 2^{-3}, 2^{-1}, ..., 2^{13}, 2^{15}\}$ empregando a função kernel do tipo linear, pois este tipo de função kernel apresentou os melhores resultados conforme foi descrito na Seção 4.9. O treinamento do RF consistiu em ajustar o número de árvores durante a fase de treinamento, buscando encontrar o melhor modelo, variando este parâmetro de 1 até 50. A regra de divisão utilizada para formar os nós das árvores de RF foi o critério de diversidade de Gini e o número mínimo de observações por folha utilizado foi 1. Já para o classificador K-NN, o número de vizinhos foi selecionado variando este hiperparâmetro de 1 até 100 usando a distância euclidiana com a finalidade de encontrar o melhor valor de K.

A fim de escolher o modelo do algoritmo SSAE com melhor desempenho para diferenciação dos tipos de falhas foram avaliadas as seguintes quantidades de neurônios nas camadas ocultas: $\{100 - 50 - 20\}$ e $\{200 - 100 - 50\}$. Os outros hiperparâmetros empregados para treinar o SSAE foram: *i)* coeficiente de decaimento de 0,0001 e 4,736, *ii)* coeficiente de penalidade de esparsidade de 0,001 e 0,017, *iii)* fator de esparsidade de 0,2 e 0,015, *iv)* 3 camadas ocultas, e *v)* camada de classificação do tipo *softmax*. As configurações deste classificador foram baseadas nos resultados obtidos em (ZHANG, Y. et al., 2020; SHAO et al., 2017), já que existem diversas configurações de hiperparâmetros que podem ser usadas neste algoritmo o que aumenta, consideravelmente, o tempo para seleção do modelo adequado para este classificador. O melhor modelo do SSAE foi

obtido com $\{100-50-20\}$ neurônios nas camadas ocultas com coeficiente de decaimento de 0,0001; com coeficiente de penalidade de esparsidade de 0,001 e fator de esparsidade de 0,2.

Sete métricas foram usadas para medir e comparar o desempenho dos classificadores: tempo de classificação para um exemplo (T), precisão (P), revocação (R), especificidade (E), *F1-score* (F1), acurácia (A), e desvio padrão (DP) referente à acurácia. O tempo de classificação indica a rapidez do algoritmo para fornecer a classificação de uma dada instância do conjunto de teste, a precisão afere a quantidade de verdadeiros positivos em relação ao número de respostas totais positivas, a revocação mede a proporção de instâncias positivas que foram preditas corretamente, a especificidade indica a aptidão do classificador para detectar verdadeiros negativos, o *F1-score* representa o valor da média harmônica da precisão e da revocação, a acurácia consiste no acerto relativo intraclasse médio e o desvio padrão é usado como medida de avaliação de variação dos resultados das acurácias nas partições da validação cruzada (REHMAN et al., 2020; KANKAR; SHARMA; HARSHA, 2011a).

Nas próximas seções são mostrados os resultados de cada um dos 4 classificadores.

Tabela 19 – Descrição dos casos.

Casos	**Descrição**
Ca_1	É empregado o conjunto de dados original.
Ca_2	É feita subamostragem das instâncias da classe majoritária (No), usando apenas 41 dos 115 sinais disponíveis. Desta forma, esta classe passa a ter o mesmo número de sinais das classes minoritárias (D, DDH e DDV)
Ca_3	Realiza-se a criação de novas instâncias das classes minoritárias (D, DDH e DDV), usando SMOTE, fazendo com que estas classes passem a ter 115 observações, que é o mesmo número de exemplos da classe majoritária (No).
Ca_4	Realiza-se a criação de novas instâncias das classes minoritárias (D, DDH e DDV), usando AWGN com uma SNR = 15 dB, fazendo com que estas classes passem a ter 115 observações, que é o mesmo número de exemplos da classe majoritária (No).
Continua na próxima página	

Tabela 19 – continuação da página anterior

Casos	Descrição
Ca_5	São produzidas novas instâncias das classes minoritárias (D, DDH e DDV), usando AWGN com uma SNR = 15 dB, fazendo com que estas classes passem a ter 115 observações, que é o mesmo número de exemplos da classe majoritária (No). Também foi adicionado ruído branco a todas as observações da classe majoritária, com o objetivo de reduzir o risco da adição de ruído se tornar uma característica discriminativa entre as classes. Além disso, destaca-se que a quantidade de instâncias da classe (No) não é modificada.
Ca_6	Novas instâncias das classes minoritárias (D, DDH e DDV) são geradas a partir do uso MHAD-ver-1, fazendo com que estas classes passem a ter 115 observações, que é o mesmo número de exemplos da classe majoritária (No).
Ca_7	Novas instâncias das classes minoritárias (D, DDH e DDV) são produzidas a partir do uso MHAD-ver-2, fazendo com que estas classes passem a ter 115 observações, que é o mesmo número de exemplos da classe majoritária (No). Também foi adicionado o ruído branco a 37 observações, aleatoriamente, selecionadas da classe majoritária, a fim de diminuir o risco da adição do ruído se tornar uma característica discriminativa entre as classes. Além disso, destaca-se que a quantidade de instâncias da classe (No) não é modificada.
Ca_8	Aplicação da normalização de características em conjunto com os procedimentos descritos em Ca_1.
Ca_9	Aplicação da normalização de características em conjunto com os procedimentos descritos em Ca_2.
Ca_{10}	Aplicação da normalização de características em conjunto com os procedimentos descritos em Ca_3.
Ca_{11}	Aplicação da normalização de características em conjunto com os procedimentos descritos em Ca_4.
Ca_{12}	Aplicação da normalização de características em conjunto com os procedimentos descritos em Ca_5.

Continua na próxima página

Tabela 19 – continuação da página anterior

Casos	Descrição
Ca_{13}	Aplicação da normalização de características em conjunto com os procedimentos descritos em Ca_6.
Ca_{14}	Aplicação da normalização de características em conjunto com os procedimentos descritos em Ca_7.

Resultados usando o classificador SVM

A Tabela 20 apresenta os resultados do SVM para o conjunto de dados sem o uso de normalização das características. Os dados mostram que o uso da técnica de subamostragem (Ca_2) piora o desempenho do SVM quando confrontado com os resultados obtidos ao usar o conjunto de dados original (Ca_1). O emprego da técnica SMOTE (Ca_3) causa uma diminuição na acurácia, quando comparada a de (Ca_1). No entanto, as outras métricas avaliadas apresentam melhores resultados. A aplicação do AWGN tanto em Ca_4 quanto em Ca_5 melhora a precisão, revocação, especificidade e *F1-score* quando comparado ao Ca_1.

Tabela 20 – SVM aplicado ao conjunto de dados sem aplicar normalização de características.

Casos	T (s)	P (%)	R (%)	E (%)	F1 (%)	A (%)	DP (%)
Ca_1	0,25	90,57	90,56	96,92	91,11	93,50	1,98
Ca_2	0,26	86,25	85,48	94,98	85,87	85,48	3,99
Ca_3	**0,23**	91,75	91,75	97,28	91,79	91,82	1,81
Ca_4	0,31	91,53	91,53	97,20	91,54	91,55	2,96
Ca_5	0,34	91,71	91,71	97,27	91,73	91,75	3,13
Ca_6	0,30	93,64	93,64	97,89	93,65	93,67	**1,70**
Ca_7	0,29	**93,76**	**93,76**	**97,92**	**93,75**	**93,74**	**1,70**

A Tabela 21 apresenta os resultados referentes à normalização de característica em que pode ser vista uma melhora significativa no desempenho do SVM quando contrastados com os resultados descritos na Tabela 20, ou seja, todas as técnicas de aumento de dados melhoraram o desempenho do classificador, quando comparados com os resultados do caso Ca_8. Dentre os resultados apresentados, o de melhor desempenho é o

Ca_{14} que se refere à aplicação de MHAD-ver-2.

Tabela 21 – SVM aplicado ao conjunto de dados usando características normalizadas.

Casos	T (s)	P (%)	R (%)	E (%)	F1 (%)	A (%)	DP (%)
Ca_8	0,35	96,46	95,25	99,00	95,85	96,73	5,83
Ca_9	0,31	96,05	96,01	98,68	96,03	95,55	5,83
Ca_{10}	0,31	99,77	99,77	99,92	99,77	99,77	0,51
Ca_{11}	0,31	99,79	99,79	99,93	99,79	99,79	0,47
Ca_{12}	0,32	99,79	99,79	99,93	99,79	99,79	0,47
Ca_{13}	0,30	99,20	99,18	99,73	99,19	99,18	1,41
Ca_{14}	**0,25**	**99,84**	**99,84**	**99,95**	**99,84**	**99,84**	**0,36**

Resultados usando o classificador K-NN

A Tabela 22 exibe os resultados do classificador K-NN sem aplicar a normalização de características. A aplicação de subamostragem (Ca_2) melhora o desempenho do K-NN no que diz respeito à precisão, à revocação, ao *F1-score* e ao desvio padrão. Por outro lado, os resultados de acurácia e especificidade são reduzidos quando confrontados com o conjunto de dados original (Ca_1). Além disso, a aplicação de técnicas de aumento de dados (Ca_3, Ca_4, Ca_5, Ca_6, Ca_7) melhorou os resultados, quando comparados aos resultados obtidos, usando o conjunto de dados original (Ca_1); e os resultados alcançados ao aplicar a técnica de subamostragem (Ca_2). As técnicas que apresentaram os melhores resultados fizeram uso do AWGN (Ca_4 e Ca_5).

Tabela 22 – K-NN aplicado ao conjunto de dados sem aplicar normalização de características.

Casos	T (s)	P (%)	R (%)	E (%)	F1 (%)	A (%)	DP (%)
Ca_1	**0,02**	57,23	57,17	86,26	57,20	67,88	9,53
Ca_2	0,03	62,03	61,56	83,47	61,80	61,56	5,02
Ca_3	0,03	89,59	89,35	96,22	89,47	89,35	2,29
Ca_4	0,03	**95,91**	**95,71**	**98,56**	**95,81**	**95,71**	2,59
Ca_5	**0,02**	95,47	95,28	98,40	95,37	95,28	**1,14**
Ca_6	**0,02**	88,08	87,94	95,68	88,01	87,94	3,47
Ca_7	0,03	91,47	91,39	96,96	91,43	91,39	2,69

A Tabela 23 mostra os resultados do K-NN aplicado aos dados com características normalizadas. Como pode ser verificado, a aplicação da normalização de características

melhorou o desempenho em todos os casos, quando contrastados aos resultados obtidos sem normalização mostrados na Tabela 22. A aplicação da subamostragem (Ca_9) melhorou a precisão, a revocação, o *F1-score* e o desvio padrão, quando comparados aos resultados obtidos em (Ca_8).

Tabela 23 – K-NN aplicado ao conjunto de dados usando características normalizadas.

Casos	T (s)	P (%)	R (%)	E (%)	F1 (%)	A (%)	DP (%)
Ca_8	0,04	78,56	78,27	94,47	78,41	84,20	7,41
Ca_9	**0,03**	81,64	81,69	93,38	81,67	81,69	7,19
Ca_{10}	0,04	98,26	98,25	99,41	98,26	98,25	**0,62**
Ca_{11}	0,04	99,01	99,00	99,67	99,01	99,00	1,00
Ca_{12}	0,04	98,23	98,19	99,39	98,21	98,19	1,70
Ca_{13}	0,05	98,29	98,25	99,41	98,27	98,25	2,04
Ca_{14}	0,04	**99,48**	**99,46**	**99,82**	**99,47**	**99,46**	1,20

A aplicação das técnicas de aumento de dados (Ca_{10}, Ca_{11}, Ca_{12}, Ca_{13}, Ca_{14}) aprimorou o desempenho do classificador K-NN. A técnica que apresentou o melhor desempenho foi MHAD-ver-2 (Ca_{14}), que resultou em um incremento em pontos percentuais de 20,92% da precisão, 21,19% da revocação, 5,35% da especificidade, 15,26% da acurácia, de 21,06% do *F1-score* e uma redução de 6,21% do desvio padrão sem exigir um aumento no tempo de processamento em relação ao conjunto de dados original, empregando características normalizadas (Ca_8).

Resultados do classificador *random forest*

A Tabela 24 exibe os resultados do RF sem normalização de características. O uso de subamostragem (Ca_2) aumenta o desempenho do classificador quando confrontado com Ca_1. O emprego das técnicas de aumento de dados provoca uma melhora nos resultados do classificador como pode ser observado em (Ca_3, Ca_4, Ca_5, Ca_6, Ca_7). O melhor desempenho foi obtido através da aplicação do MHAD-ver-2 (Ca_7), produzindo uma melhora de 7,71% da precisão, 11,46% da revocação, 2,81% da especificidade, 9,63% do *F1-score*, 8,27% da acurácia, diminuição de 2,93% do desvio padrão e redução do tempo de processamento em 0,07 s quando comparado com Ca_1.

A Tabela 25 mostra os resultados de RF usando normalização de características.

Tabela 24 – RF aplicado ao conjunto de dados sem aplicar normalização de características.

Casos	T (s)	P (%)	R (%)	E (%)	F1 (%)	A (%)	DP (%)
Ca_1	0,72	91,61	87,86	96,96	89,69	91,05	3,90
Ca_2	0,75	96,04	96,04	98,66	96,04	96,04	4,61
Ca_3	0,79	97,74	97,71	99,23	97,72	97,71	1,94
Ca_4	0,71	99,08	99,06	99,69	99,07	99,06	1,00
Ca_5	0,60	99,21	99,19	99,73	99,20	99,19	1,38
Ca_6	**0,46**	99,12	99,12	99,71	99,12	99,12	1,03
Ca_7	0,65	**99,32**	**99,32**	**99,77**	**99,32**	**99,32**	**0,97**

Os dados demonstram uma melhora no desempenho do RF para Ca_8 e Ca_{10}, quando confrontado, respectivamente, com Ca_1 e Ca_3 da Tabela 24. No entanto, o desempenho de RF para Ca_9, Ca_{11}, Ca_{12}, Ca_{13}, Ca_{14} foi reduzido quando comparado, nesta ordem, com Ca_2, Ca_4, Ca_5, Ca_6, Ca_7 da Tabela 24. Os resultados da Tabela 25 também mostram que a aplicação das técnicas de aumento de dados (Ca_{10}, Ca_{11}, Ca_{12}, Ca_{13}, Ca_{14}) melhoraram o desempenho de RF quando contrastado ao Ca_8. As técnicas mais eficazes foram o SMOTE (Ca_{10}) e o AWGN aplicado a todas as classes (Ca_{12}).

Tabela 25 – RF aplicado ao conjunto de dados usando características normalizadas.

Casos	T (s)	P (%)	R (%)	E (%)	F1 (%)	A (%)	DP (%)
Ca_8	0,47	96,30	95,01	98,95	95,65	96,56	3,57
Ca_9	**0,35**	94,00	93,84	97,90	93,94	93,84	4,48
Ca_{10}	0,63	99,06	99,05	99,68	99,05	99,05	1,02
Ca_{11}	0,43	98,57	98,55	99,51	98,56	98,55	2,13
Ca_{12}	0,43	**99,12**	**99,10**	**99,70**	**99,11**	**99,10**	**0,92**
Ca_{13}	0,60	96,68	96,64	98,86	96,65	96,64	2,12
Ca_{14}	0,39	98,49	98,49	99,49	98,49	98,49	1,86

Resultados usando SSAE

A Tabela 26 exibe os resultados do classificador SSAE aplicado ao conjunto de dados sem normalização de características. O uso da subamostragem (Ca_2) reduziu a especificidade, o *F1-score* e a precisão, quando comparados com os resultados de Ca_1. O uso das técnicas de aumento de dados (Ca_3, Ca_4, Ca_5, Ca_6, Ca_7) melhoraram a precisão, a revocação, o *F1-score* e o desvio padrão. O melhor desempenho foi alcançado

através da utilização do AWGN nas classes minoritárias (Ca_4).

Tabela 26 – SSAE aplicado ao conjunto de dados sem utilizar normalização de características.

Casos	T (s)	P (%)	R (%)	E (%)	F1 (%)	A (%)	DP (%)
Ca_1	0,45	40,56	44,63	**80,83**	44,59	**59,09**	7,38
Ca_2	0,47	40,73	45,47	74,35	42,97	45,47	6,79
Ca_3	0,41	50,71	49,54	76,29	50,12	49,54	3,98
Ca_4	0,37	**53,68**	**54,07**	78,58	**53,87**	54,07	5,54
Ca_5	0,46	52,34	53,45	78,31	52,89	53,45	1,87
Ca_6	**0,33**	49,43	49,17	74,97	49,30	49,17	5,72
Ca_7	0,55	50,47	51,58	77,12	51,02	51,57	**0,54**

A Tabela 27 apresenta os resultados referentes à normalização de características. Através desta tabela verifica-se que houve um aperfeiçoamento significativo no desempenho do classificador SSAE, quando confrontado aos resultados descritos na Tabela 26. O uso da subamostragem (Ca_2) piorou o desempenho do classificador, quando contrastado com Ca_1. Também é constatado que o emprego das técnicas de aumento de dados (Ca_{10}, Ca_{11}, Ca_{12}, Ca_{13}, Ca_{14}) melhorou o desempenho do SSAE. A técnica que apresentou o melhor resultado foi o MHAD-ver-2 (Ca_{14}), que resultou em um incremento de pontos percentuais de 4,42% da precisão, 5,12% da revocação, 1,07% da especificidade, 3,53% da acurácia e de 4,77% do *F1-score*. Além de ocasionar a redução de 3,10% no desvio padrão e redução do tempo de processamento em 0,45 segundos em relação caso Ca_8.

Tabela 27 – SSAE aplicado ao conjunto de dados utilizando normalização de características.

Casos	T (s)	P (%)	R (%)	E (%)	F1 (%)	A (%)	DP (%)
Ca_8	0,58	95,58	94,88	98,93	95,23	96,47	3,10
Ca_9	0,35	90,28	90,06	96,48	90,17	90,06	7,70
Ca_{10}	0,63	99,06	99,05	99,68	99,05	99,05	1,02
Ca_{11}	0,45	99,84	99,84	99,95	99,84	99,84	0,36
Ca_{12}	0,44	99,69	99,68	99,89	99,68	99,68	0,43
Ca_{13}	0,28	99,69	99,68	99,89	99,68	99,68	0,43
Ca_{14}	**0,13**	**100**	**100**	**100**	**100**	**100**	**0**

5.3.1 Discussão dos resultados

Os resultados exibidos nas seções pregressas demonstram que a realização da normalização de características é uma etapa relevante para os métodos K-NN, SVM e SSAE, pois esses são sensíveis às características que estejam em ordens de grandezas distintas. Ademais, foi constatado que a utilização das técnicas AWGN e SMOTE melhorou os resultados dos 4 classificadores avaliados nesta pesquisa ao comparar com os resultados obtidos, usando a base de dados original. Isto acontece devido ao pequeno número de exemplos disponíveis de classes defeituosas, o que dificulta a criação de bons modelos de classificação na etapa de treinamento, quando não são utilizadas técnicas de aumento de dados.

Analisando os resultados, verifica-se que o classificador SVM obteve o melhor desempenho ao ser aplicado no conjunto de dados original, tanto nas características não normalizadas, quanto nas características normalizadas Ca_1 e Ca_8. Também é observado que a utilização de subamostragem dos dados aumentou o desempenho do *i*) K-NN quando aplicado à base com características normalizadas, e *ii*) e do RF quando foram utilizadas características não normalizadas. Também foi constatado que o K-NN foi o algoritmo mais rápido em fornecer um resultado de classificação.

Também é constatado que o MHAD-ver-2, proposto nesta tese, é o método de aumento de dados que resultou no melhor desempenho, superando a aplicação do técnicas AWGN e SMOTE individualmente. Isso mostra a eficácia da abordagem na identificação de falhas combinadas em máquinas rotativas. A proposta híbrida foi capaz de gerar novos exemplos de dados com maior aleatoriedade do que ao usar apenas AWGN ou SMOTE. Consequentemente, os modelos gerados a partir da abordagem híbrida são mais generalistas, resultando em uma melhoria no desempenho dos classificadores.

As melhores configurações dos classificadores SVM, K-NN e SSAE foram usando características normalizadas junto com o MHAD-ver-2. Já para o RF a melhor configuração foi utilizando características não normalizadas junto com MHAD-ver-2. A Figura 52 apresenta um gráfico de radar comparando o desempenho desses classificadores. As configurações dos hiperparâmetros destes classificadores são as seguintes: para o SVM foi sintonizado o valor $C = 0{,}5$ com a utilização do kernel linear; o K-NN foi sintonizado com valor $K = 1$ empregando a distância euclidiana, a configuração com 1 vizinho

também mostrou bons resultados em (THANH NOI; KAPPAS, 2017; RAUBER et al., 2021) não apresentando sobreajuste nestes trabalhos. O *random forest* foi sintonizado com 11 árvores aplicando 4 características em cada nó da árvore; para o SSAE utilizou-se a seguinte sintonização: *i*) três camadas ocultas com 100, 50 e 20 neurônios respectivamente; *ii*) coeficiente de decaimento igual a 0,0001; *iii*) coeficiente de penalidade de esparsidade de 0,001; *iv*) fator de esparsidade fixado em 0,2 e camada de classificação *softmax*, configuração proposta por (ZHANG, Y. et al., 2020).

Comparando os classificadores apresentados na Figura 52, o classificador SSAE se destacou, superando os demais, apresentando as melhores métricas de avaliação, exceto para o tempo de classificação onde o K-NN teve melhor desempenho. Isso ocorre devido ao K-NN ser um algoritmo menos complexo do que o SSAE, por isso, ele se torna mais rápido.

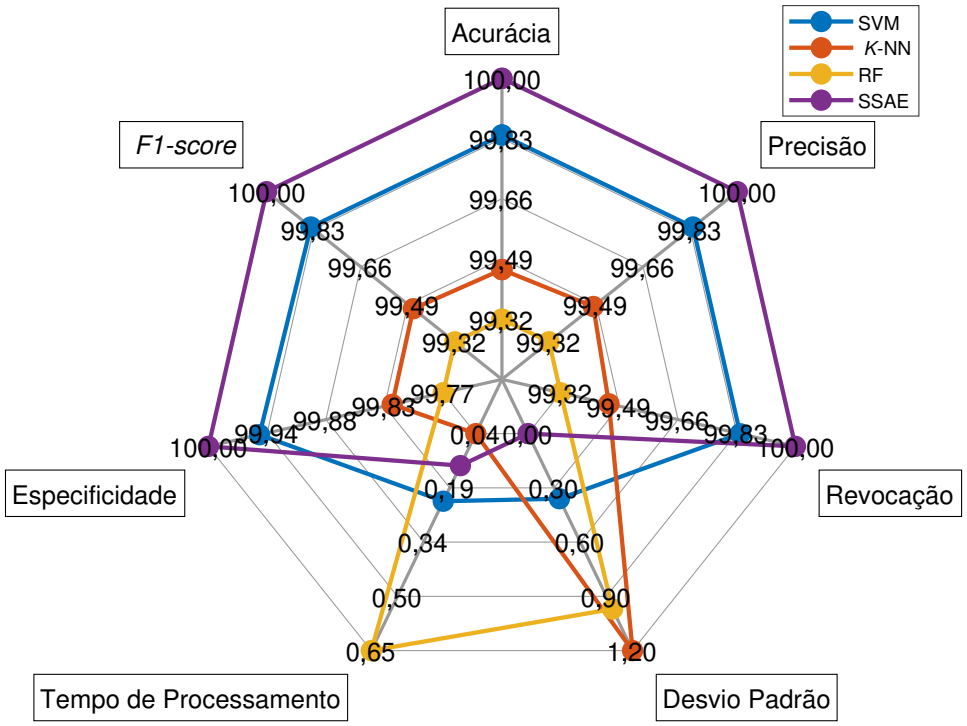


Figura 52 – Gráfico Radar dos melhores classificadores: SVM utilizando MHAD-ver-2 aplicado nas características normalizadas; K-NN utilizando MHAD-ver-2 aplicado nas características normalizadas; RF utilizando MHAD-ver-2 aplicado nas características não normalizadas; SSAE utilizando MHAD-ver-2 aplicado nas características normalizadas.

5.4- Considerações finais

Neste capítulo, um método híbrido de aumento de dados baseado nas técnicas AWGN e SMOTE foi proposto para identificar falhas combinadas em máquinas rotativas, considerando um conjunto de dados com classes desbalanceadas. Em máquinas rotativas industriais, poucos dados referentes às falhas estão disponíveis, quando comparados com a quantidade de informação referente à operação normal das máquinas. Consequentemente, é necessário usar técnicas de aumento de dados para aumentar o número de exemplos das classes minoritárias com a finalidade de melhorar o desempenho do classificador.

O melhor resultado foi alcançado combinando o MHAD-ver-2 com o algoritmo SSAE usando características normalizadas. Este método alcançou uma acurácia de 100% com um tempo de resposta de 0,13 segundos para cada instância. No geral, o método de aumento de dados híbrido proposto é eficaz para melhorar o desempenho dos classificadores, considerando um conjunto de dados desbalanceado.

6- Análise senoidal para extração de características em sinais de vibração

Neste capítulo, a representação dos sinais de vibração é realizada por meio da análise senoidal, permitindo assim que estes sejam descritos por um conjunto de componentes finitos cujas amplitudes, fases e frequências variam ao longo do tempo. Depois de efetuar esta representação do sinal em tempo-frequência, o método empregado extrai as principais trilhas do sinal, as quais são responsáveis por apresentar as informações mais relevantes do mesmo. Posteriormente são obtidas características a partir dessas trilhas, para que sirvam de entrada para os classificadores. Trata-se da primeira vez na literatura que a técnica de análise senoidal originalmente mobilizada para análise de áudio, voz e de sinais de eletroencefalograma é usada para extração de características em sinais de vibração em máquinas rotativas. Neste capítulo também é realizada a seleção do número ótimo de características, utilizando algoritmos de seleção de características, sendo feitas simulações utilizando 4 algoritmos de classificação diferentes. Os assuntos e resultados apresentados neste capítulo estão baseados na publicação (MARTINS et al., 2021a).

6.1- Análise senoidal

McAulay e Quatieri propuseram um procedimento para realizar a análise de sinais de voz em tempo contínuo por meio da análise senoidal. Esta abordagem mostrou-se bastante eficaz para realizar a reconstrução de sinais apresentando baixos níveis de erro, usando as informações de amplitude, frequência e fase das componentes senoidais dos sinais originais. Os parâmetros de amplitude, frequência e fase são obtidos pela aplicação da transformada de Fourier de tempo curto, juntamente, com um algoritmo de detecção de pico (MCAULAY; QUATIERI, 1986).

Os passos para realizar esta representação são os seguintes: o sinal de interesse é amostrado, depois ele é transformado em uma representação bidimensional de tempo-

frequência e por fim são encontradas as partes do sinal que apresentam as maiores energias, onde a inclinação da forma de onda muda de um valor positivo para um valor negativo (SHIRAZI; GHAEMMAGHAMI, 2008).

Esta técnica de representação também pode ser usada em outras aplicações além do estudo de sinais de voz (MCAULAY; QUATIERI, 1986), porque um sinal periódico pode ser aproximado através da análise de Fourier por meio de uma soma de senoides cujas frequências são múltiplas inteiras da frequência fundamental e cujas amplitudes e fases podem ser determinadas de maneira única para corresponder a um determinado sinal (HAYKIN; VAN VEEN, 2001). Seguindo esta ideia, a técnica de análise senoidal foi aplicada aos sinais de vibração de uma máquina rotativa. Usando esta representação, o sinal é particionado em F_r segmentos chamados quadros como se segue:

$$s(n) = \sum_{i=1}^{F_r} \hat{s}\left(n - iT_Q\right), \tag{57}$$

onde T_Q é o tamanho do quadro, i corresponde ao índice do quadro e $\hat{s}$ é a soma senoidal representada por:

$$\hat{s}(n) = \sum_{j=1}^{L} A_j^i cos\left(2\pi f_j^i \frac{n}{F_s} + \phi_j^i\right), \tag{58}$$

onde L é a ordem do modelo senoidal, F_s corresponde à frequência de amostragem de $s(n)$, A_j^i é a amplitude, f_j^i é a frequência e ϕ_j^i corresponde a fase da j-ésima onda senoidal (DUBEY; PRASANNA; DANDAPAT, 2020; RAMAMOHAN; DANDAPAT, 2006).

Analisando um sinal representado pela técnica de modelagem senoidal, algumas particularidades merecem ser destacadas: o nascimento de uma trilha, a duração de uma trilha e a morte de uma trilha, conforme mostra a Figura 53, que é um exemplo de representação senoidal onde são apresentadas as trilhas de um dado sinal no decorrer do tempo.

O nascimento de uma nova trilha ocorre quando ela surge em um determinado quadro. Por outro lado, a morte de uma trilha acontece quando um pico no quadro atual não é mais rastreado em um intervalo Δ do próximo quadro.

O algoritmo de detecção de picos procura os máximos locais em cada quadro e rastreia a sua evolução a fim de encontrar as trilhas que representem o sinal. Nesta pesquisa foi empregada a técnica de detecção de picos locais, na qual os picos são extraídos a partir do espectro de potência de um quadro de curta duração. As maiores

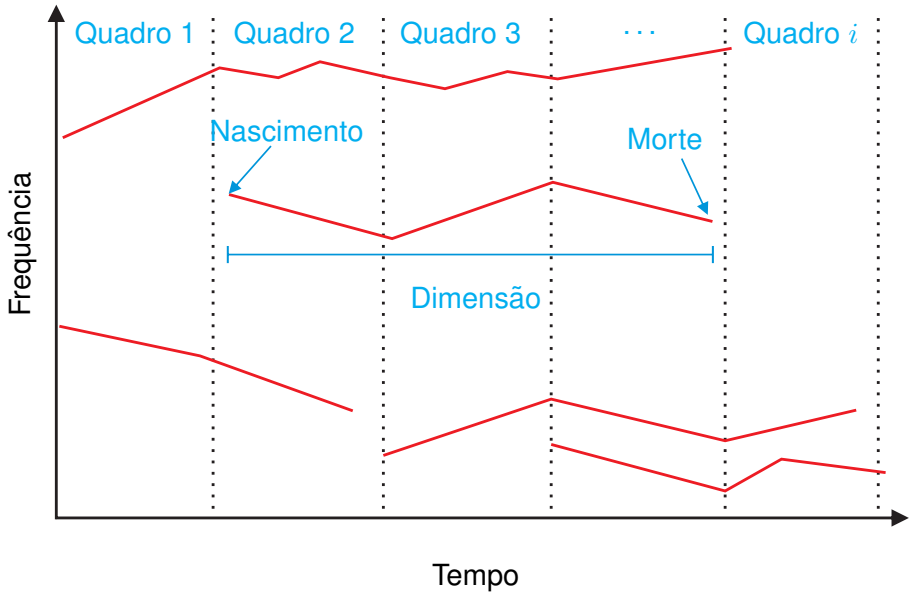


Figura 53 – Exemplo de representação senoidal.

amplitudes obtidas são as candidatas a serem as trajetórias senoidais, os picos de quadros adjacentes são unidos levando em consideração a continuidade temporal dos valores de magnitude e frequência da componente senoidal (TANIGUCHI; TOHYAMA; SHIRAI, 2008).

A verificação das magnitudes dos picos é essencial para identificar os picos adjacentes que pertencem à mesma frequência e que apresentam grandes diferenças de magnitudes. Quando isso ocorre, indica que esses picos pertencem a trilhas diferentes. Com base nessa condição de magnitude, combina-se cada frequência no quadro i com alguma frequência no quadro $i + 1$ usando interpolação quadrática (ELLIS, 2003; GUERRERO et al., 2010).

6.1.1 Extração de características da representação senoidal

Para realizar esta etapa, foi feita uma busca na literatura em outras áreas de conhecimento para encontrar características senoidais promissoras para esta aplicação, já que não foram encontrados trabalhos que utilizem a representação senoidal para extrair características de sinais de vibração de máquinas rotativas. Desta forma, foram usados

atributos empregados em problemas de classificação de sinais de áudio (SHIRAZI; GHAEMMAGHAMI, 2008; XIE; KIM; PARK, 2020; TANIGUCHI; TOHYAMA; SHIRAI, 2008), sinais de eletroencefalograma (GUERRERO et al., 2010; GUERRERO-MOSQUERA; VAZQUEZ, 2009) e de reconhecimento de trechos manuscritos (CHOUDHURY; PRASANNA, 2019). Para reduzir a quantidade de informações a serem processadas nesta etapa, as 15 primeiras trilhas dos sinais de cada acelerômetro foram consideradas. Esta quantidade de trilhas é suficiente para representar as frequências de interesse destes sinais, conforme foi observado nos espectrogramas dos mesmos, sendo esta abordagem semelhante à utilizada em (RAMAMOHAN; DANDAPAT, 2006). As características extraídas estão descritas na Tabela 28, sendo elas obtidas para as direções axial, horizontal e vertical dos mancais interno e externo, formando assim um vetor com 198 atributos.

Na Tabela 28, F_0 é frequência fundamental que corresponde à velocidade de rotação da máquina, Desvio Padrão (DP), Maior Trilha Global (MTG) e Maior Trilha cuja frequência é F_0 (MTF).

6.2- Seleção de características

Técnicas de seleção de características são empregadas para escolher um subconjunto de atributos que sejam capazes de representar, efetivamente, as características originais (AHMED; NANDI, 2018). Quando um alto número de características é utilizado na entrada do classificador ocorre uma diminuição na eficiência computacional. Por isso, a seleção de atributos é uma etapa importante em problemas de classificação, quando o espaço de características tem uma alta cardinalidade (ZHANG, Xiaolong et al., 2018).

O uso da seleção de características deve ser realizado judiciosamente para evitar que recursos relevantes sejam avaliados como desnecessários e sejam removidos do conjunto de atributos (URBANOWICZ et al., 2018). Existem diversos algoritmos que são capazes de realizar esta tarefa, no entanto com base em referências bibliográficas foram usados os métodos RELIEFF e o OOBFI (RAMAMOHAN; DANDAPAT, 2006; URBANOWICZ et al., 2018; SALLES et al., 2015), algumas das razões por estes métodos terem sido escolhidos serão mostradas nas próximas seções.

Tabela 28 – Características senoidais.

Cs_1- Soma das dimensões das trilhas
Cs_2- Soma das frequências de nascimento
Cs_3- Variância das frequências de nascimento
Cs_4- Valor de pico
Cs_5- Segundo maior valor de amplitude
Cs_6- Terceiro maior valor de amplitude
Cs_7- Frequência de Cs_4
Cs_8- Frequência de Cs_5
Cs_9- Frequência de Cs_6
Cs_{10}- Máxima amplitude média em relação a todos os quadros
Cs_{11}- Segunda maior amplitude média em relação a todos os quadros
Cs_{12}- Terceira maior amplitude média em relação a todos os quadros
Cs_{13}- Frequência média dos quadros de Cs_{10}
Cs_{14}- Frequência média dos quadros de Cs_{11}
Cs_{15}- Frequência média dos quadros de Cs_{12}
Cs_{16}- Dimensão MTG
Cs_{17}- Energia do sinal de MTG
Cs_{18}- Potência média de MTG
Cs_{19}- Frequência média de MTG
Cs_{20}- DP das frequências de MTG
Cs_{21}- DP da derivada de primeira ordem de MTG
Cs_{22}- DP da derivada de segunda ordem de MTG
Cs_{23}- Média das derivadas de primeira ordem de MTG
Cs_{24}- Média das derivadas de segunda ordem de MTG
Cs_{25}- Dimensão de MTF
Cs_{26}- Energia do sinal de MTF
Cs_{27}- Potência média de MTF
Cs_{28}- Frequência média de MTF
Cs_{29}- DP das frequências de MTF
Cs_{30}- DP da derivada de primeira ordem das frequências de MTF
Cs_{31}- DP da derivada de segunda ordem das frequências de MTF
Cs_{32}- Média da derivada de primeira ordem das frequências de MTF
Cs_{33}- Média da derivada de segunda ordem das frequências de MTF

6.2.1 RELIEFF

O algoritmo RELIEF é um método de seleção de características, amplamente utilizado devido à sua eficácia e simplicidade (SUN, 2007). Este algoritmo avalia a relevância de uma determinada característica em comparação com as demais. O RELIEF é não paramétrico, porque não faz suposições sobre o tamanho de amostra ou sobre a distribuição populacional.

O algoritmo analisa o peso de cada atributo e seleciona os mais relevantes para formar um novo subconjunto menor do que o conjunto original (ZHANG, Xiaolong et al., 2018). Primeiro, uma instância x é escolhida aleatoriamente. Posteriormente, dois vizinhos mais próximos de x são escolhidos, um da mesma classe de x e o outro de uma classe diferente. A última etapa consiste em atualizar o peso de cada um dos atributos. Atributos que mostram um valor distinto entre a instância de destino e o erro mais próximo suportam a hipótese de que eles são relevantes para o resultado, então o peso da estimativa de qualidade da característica x sofre um aumento (URBANOWICZ et al., 2018). O peso de uma característica W_i de uma determinada observação i é dada por:

$$W_i = W_i - (c_i - H_i)^2 + (c_i - Y_i)^2, \tag{59}$$

onde c_i é um exemplo escolhido aleatoriamente, H_i corresponde a um exemplo da mesma classe a que pertence c_i e Y_i representa um exemplo de uma classe diferente de c_i (MUNIRATHINAM; RANGANADHAN, 2019).

O RELIEF funciona tanto com características numéricas quanto nominais, contudo este algoritmo não é capaz de lidar com conjuntos de dados que apresentem mais de duas classes, como é o caso desta pesquisa. Por isso, foi usado RELIEFF (REL) que é uma atualização da versão original do RELIEF. Esta atualização da técnica é capaz de lidar com problemas de múltiplas classes. Além de aumentar a precisão dos classificadores, pois é robusta às características irrelevantes, redundantes e ruidosas (MUNIRATHINAM; RANGANADHAN, 2019).

O RELIEFF, em vez de usar a média de acertos da classe H_i e da classe M_i como medida de desempenho, usa a probabilidade de acerto de uma dada classe

$p(c_l)$. A contribuição dos erros para cada classe é ponderada pela probabilidade *a priori* desta classe $p(c_l)$, estimada a partir do conjunto de treinamento. Espera-se que as contribuições de atualização dos pesos obtidas por H_i e Y_i estejam na faixa de (0,1) e que sejam simétricas. Para que isso ocorra deve-se garantir que os erros das probabilidades somados sejam iguais a 1. Como a classe dos acertos não aparece nesta soma divide-se o peso de cada probabilidade por um fator que represente a soma das probabilidades da classe Y_i. Este procedimento é então repetido n vezes até atingir o critério de parada do algoritmo. Uma outra mudança em relação à técnica original é que no RELIEFF torna-se necessário estabelecer um valor K de vizinhos, para realizar a atualização dos pesos das características (ROBNIK-ŠIKONJA; KONONENKO, 2003).

6.2.2 *Out of bag feature importance* (OOBFI)

O erro *out-of-bag* (OOB) é o erro médio calculado para cada predição das árvores do algoritmo *random forest* que não apresentam suas respectivas amostras *bootstrap*. Esta métrica permite que se realize a sintonização e a validação do classificador *random forest* na etapa de treinamento (BREIMAN, 1996). Através desta medida consegue-se verificar o poder de generalização de uma determinada árvore (SALLES et al., 2015).

Estudos realizados por Breiman indicam que o erro calculado a partir das observações OOB não é enviesado e pode ser considerado como um estimador consistente na predição de erros do algoritmo *random forest* (BREIMAN, 1996). O erro OOB é definido como:

$$\text{err}^{\text{oob}} = \frac{1}{O}\sum_{i=1}^{O} \mathbb{I}(\hat{f}^{\text{bag}}(x) \neq y_i^{\text{oob}}), \tag{60}$$

onde O corresponde ao número de observações que não foram selecionadas na amostragem *bootstrap*, sendo $O \approx \frac{1}{3}$ das amostras que não foram empregadas na etapa de treinamento. O termo $\hat{f}^{\text{bag}}(x)$ considera o classificador completo com todas as árvores ajustadas às amostras, já o termo y_i^{oob} representa a classificação atual de uma observação i. $\mathbb{I}(\cdot)$ representa a função indicadora, a qual assume o valor 1, caso a condição seja satisfeita e o valor, 0 caso contrário. Portanto, o err^{oob} calcula a proporção de vezes que as classificações foram realizadas de forma errada dado o conjunto de O observações.

A medição da importância relativa de cada uma das características usadas na predição de uma instância através da medida do erro OOB é um recurso muito útil presente no classificador *random forest*. O OOBFI é uma excelente ferramenta que afere o quão importante é um atributo, verificando quantos nós das árvores o utilizam (GENUER et al., 2010).

Esta ferramenta é muito útil quando o vetor de característica empregado tem grande dimensão. A importância do atributo é dada pela diferença da acurácia quando os valores das variáveis e os dados originais são trocados aleatoriamente, mantendo-se os valores de outras características fixas. A medida captura a sensibilidade do modelo para cada atributo: quanto mais sensível o classificador for a uma determinada característica, mais importante ela é para o desempenho do mesmo (BREIMAN, 1996).

Esta técnica de seleção de atributos também pode ser usada em conjunto com outros classificadores que não sejam algoritmos em comitê formados por árvores como pode ser verificado em (TIANHAO et al., 2021; PARK; KIM, 2015). Por isso neste capítulo esta técnica também foi empregada com os classificadores SVM, K-NN e SSAE.

6.3- Resultados e discussões

Para avaliar a viabilidade da implementação da análise senoidal para representar sinais de vibração de máquinas rotativas, cinco etapas foram executadas, conforme mostra a Figura 54. Na primeira etapa, foi feita a aquisição dos sinais de vibração, em seguida realizou-se a representação senoidal dos sinais de vibração, na terceira etapa foram extraídas as características das 15 primeiras trilhas, em seguida foi feita a seleção das características mais relevantes e, por fim, realizou-se a etapa de classificação.

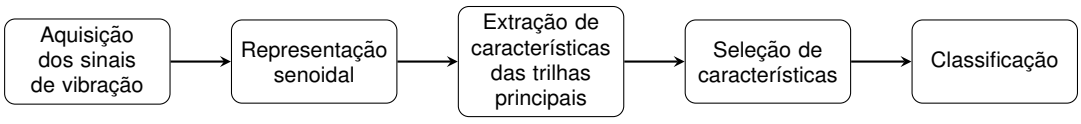


Figura 54 – Representação do processo de classificação a partir da análise senoidal.

Depois de efetuar a aquisição dos dados, a segunda etapa do processo consiste em representar cada sinal de vibração através da análise senoidal. Neste estágio, as 15 primeiras trilhas foram empregadas, a fim de representar cada um dos sinais com o

objetivo de diminuir a quantidade de informações a serem processadas na próxima etapa. Nesta pesquisa, para realizar a representação senoidal dos sinais foi utilizado o código desenvolvido por (ELLIS, 2003).

A Figura 55 mostra dois sinais de vibração referentes a duas condições distintas da máquina operando a uma velocidade de rotação de 40 Hz. A Figura 55(a) mostra o espectrograma contendo as 15 primeiras trilhas referentes a um sinal na direção radial da condição normal de operação da máquina. Já a Figura 55(b) apresenta o espectrograma contendo as 15 primeiras trilhas referentes a um sinal na direção radial com uma falha combinada formada por um desbalanceamento de 30 gramas e por um desalinhamento vertical de 1,91 mm.

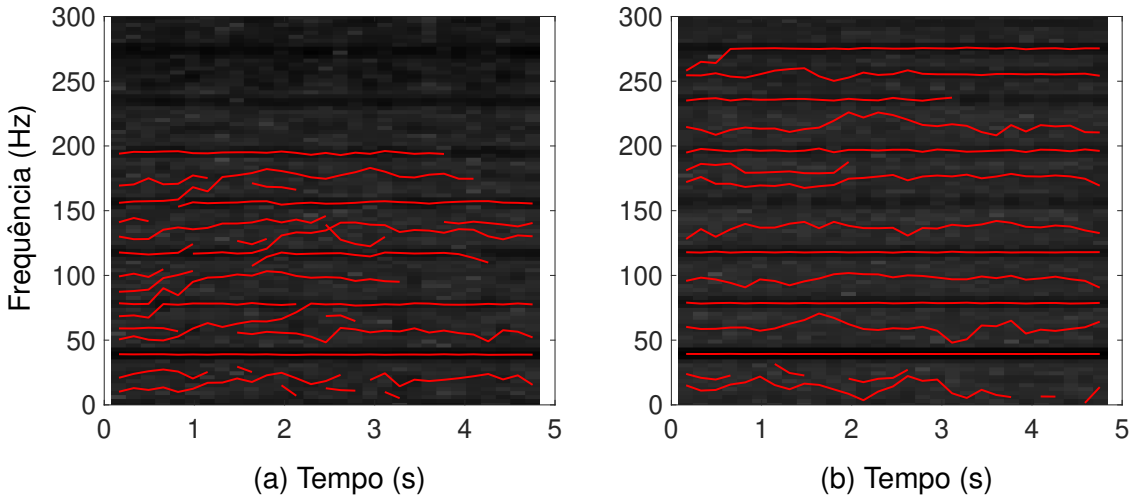


Figura 55 – Exemplos de sinais: (a) Espectrograma de um sinal na direção radial da condição normal de operação da máquina. (b) Espectrograma de um sinal na direção radial referente a um sinal de desbalanceamento (30 gramas) combinado com desalinhamento vertical (1,91 mm).

A quarta etapa do processo consistiu em aplicar a seleção de características com a finalidade de escolher o conjunto de atributos mais relevantes para realizar o diagnóstico de falhas combinadas em máquinas rotativas.

Para avaliação das técnicas utilizadas, o conjunto de dados foi dividido usando a técnica de validação cruzada $\bar{K}$-*fold* com 5 partições, sendo 4 delas usadas para treinamento e 1 utilizada como teste. As métricas de avaliação dos classificadores escolhidas foram a média de acertos relativos intraclasse e o tempo de classificação para um exemplo.

Não foi realizado um *grid search* considerando diversos valores diferentes de hiperparâmetros para os classificadores a fim de não aumentar demasiadamente o custo

computacional, pois para cada valor do hiperparâmetro o código precisa ser executado 990 vezes devido às 198 características e à utilização da validação cruzada com 5 partições. Logo, foram escolhidos três valores distintos de hiperparâmetros para cada classificador a fim de realizar a comparação de desempenho dos mesmos, conforme será visto nas próximas seções. O tempo de treinamento dos classificadores não foi levado em consideração visto que a criação dos modelos dos classificadores foi realizada de maneira *offline*.

Com base nos resultados apresentados em (POLAT, 2020; CANBAZ; POLAT, 2019), foi escolhida a técnica de normalização do tipo min-max descrita na Seção 1.5, como etapa de pré-processamento para os classificadores SVM, K-NN e SSAE, pois estes classificadores têm seus desempenhos afetados por características que apresentem faixas de valores discrepantes. Esta normalização é realizada no conjunto de treinamento e posteriormente aplicada no conjunto de teste com base nas informações obtidas no treinamento. Para o algoritmo *random forest* não foi utilizada normalização de características, uma vez que este classificador lida bem com características que apresentem faixas de valores distintos (MARTINS et al., 2022).

6.4- Resultados empregando o classificador *random forest*

O desempenho do algoritmo *random forest* foi avaliado em 3 casos: *i*) usando todas as 198 características senoidais extraídas, *ii*) aplicando o algoritmo OOBFI para seleção de características, e *iii*) empregando o algoritmo RELIEFF (REL) para seleção de atributos.

Na Figura 56 são apresentados os gráficos que mostram o desempenho do algoritmo *random forest* utilizando as duas técnicas de seleção de atributos. É possível observar que, inicialmente, o aumento do número de atributos melhora o desempenho do classificador, no entanto, em um determinado número de características o desempenho do classificador permanece em um dado nível até atingir o ponto em que a adição de características altera ligeiramente o desempenho do classificador. Observa-se nesta figura que o OOBFI tem um desempenho melhor que o RELIEFF ao selecionar os atributos mais relevantes para a identificação de falhas. A Tabela 29 apresenta os resultados usando

random forest com três números diferentes de árvores $Arv \in \{15, 30, 45\}$ para comparar com os resultados produzidos pela aplicação das técnicas de seleção de características OOBFI e RELIEFF.

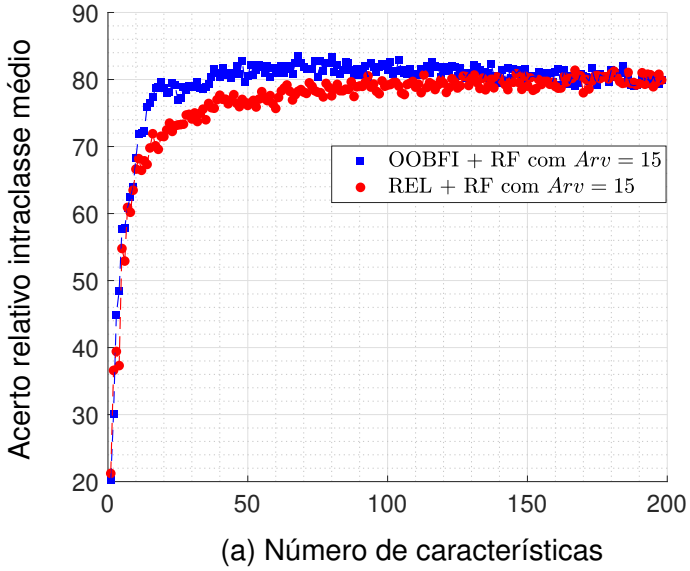
Tendo em vista os resultados apresentados na Tabela 29, nota-se que o uso dos dois métodos de redução de características aprimorou o desempenho do classificador. Observa-se que o método OOBFI superou a performance do método REL atingindo a melhor acurácia para as três configurações de número de árvores utilizadas. O uso do método OOBFI também diminuiu o número de atributos utilizados, reduzindo assim o tempo de resposta do algoritmo.

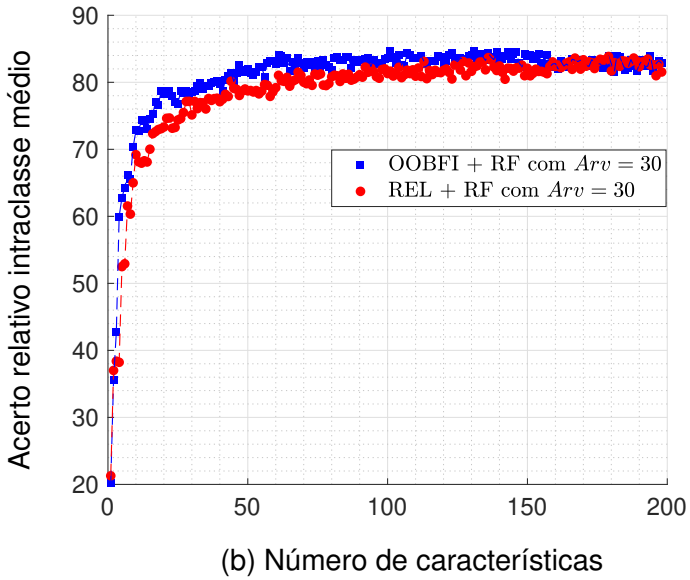
Comparando os resultados apresentados na Tabela 29, verifica-se que os métodos OOBFI + RF e REL + RF, ambos com 45 árvores, apresentaram resultados equivalentes no que tange à acurácia e o desvio padrão relacionado a mesma. Em relação ao número de características o OOBFI supera o REL, pois seleciona um número menor de características diminuindo assim o tempo de resposta do classificador.

Considerando o emprego de RF com 45 árvores, o método OOBFI + RF provoca um aumento na acurácia do classificador de 2,21%, reduz em mais de 1/3 o número de características utilizadas e diminui o tempo de processamento do algoritmo em 0,14 s. Os resultados mostram que OOBFI + RF com 45 árvores é o melhor método para este algoritmo. Por este motivo, foi escolhido este número de árvores para o método OOBFI para ser usado em conjunto com os demais classificadores.

Tabela 29 – Comparação de métodos empregando *random forest*.

Método	Arv	**N.º de características**	**Tempo**	**Acurácia**
RF	15	198	0,33 s	80,28% $\pm$ 1,76%
OOBFI +RF	15	68	0,21 s	83,45% $\pm$ 1,49%
REL + RF	15	167	0,25 s	81,38% $\pm$ 2,42%
RF	30	198	0,56 s	82,07% $\pm$ 2,08%
OOBFI +RF	30	101	0,55 s	84,61% $\pm$ 2,06%
REL +RF	30	179	0,64 s	83,85% $\pm$ 2,02%
RF	45	198	0,76 s	84,14% $\pm$ 1,38%
OOBFI + RF	45	120	0,62 s	86,35% $\pm$ 2,22%
REL + RF	45	179	1,17 s	84,88% $\pm$ 1,69%





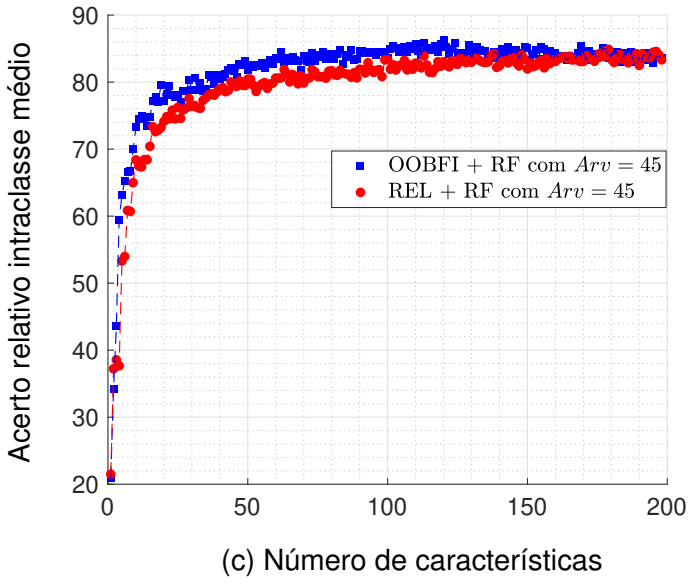


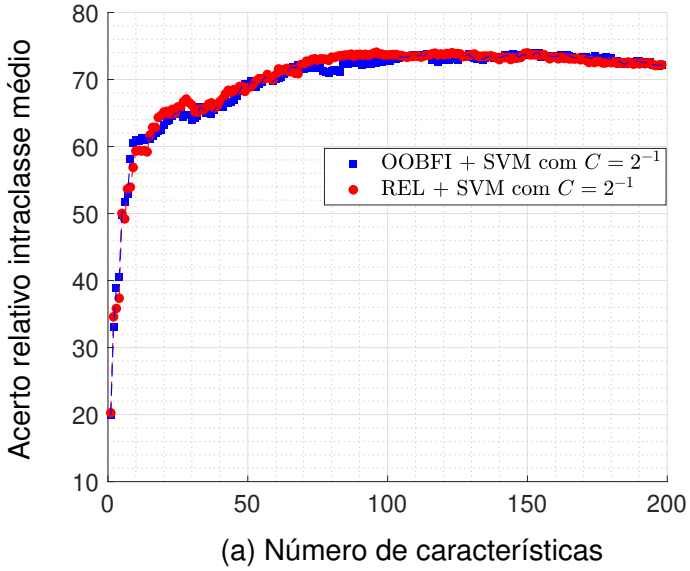
Figura 56 – Avaliação da seleção de características empregando *random forest*.

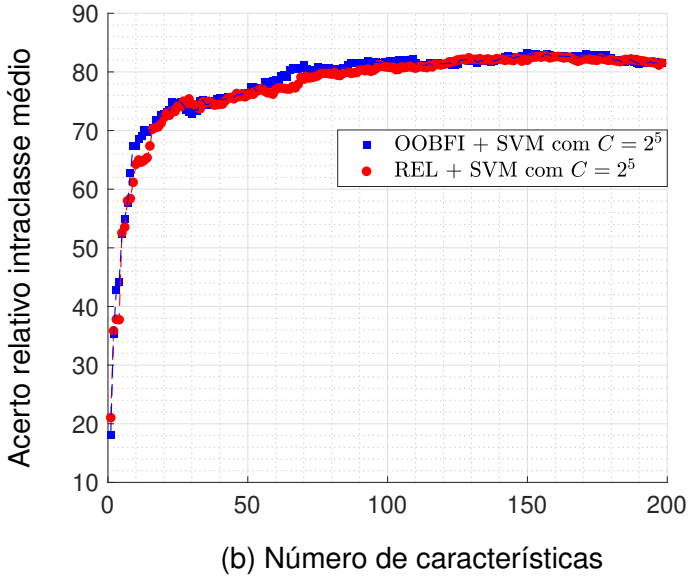
6.4.1 Resultados empregando o SVM

O desempenho do classificador SVM foi avaliado em 3 casos: *i*) usando todas as 198 características senoidais extraídas, *ii*) aplicando o algoritmo OOBFI com 45 árvores para seleção de características, e *iii*) empregando o algoritmo RELIEFF (REL) para seleção de atributos.

Os hiperparâmetros empregados foram a função de kernel do tipo base radial gaussiana, juntamente, com 3 valores distintos para o termo de regularização $C \in \{2^{-1}, 2^{5}, 2^{11}\}$ para aferir o desempenho do classificador em conjunto com cada uma das técnicas de seleção características como é apresentado na Figura 57. A função de kernel do tipo base radial gaussiana foi escolhida devido aos bons resultados apresentados em outras pesquisas (WAINER; FONSECA, 2021; ZHU; XIONG; LIANG, 2018). Pode ser observado nesta figura que as duas técnicas de seleção de características foram eficazes e apresentaram desempenhos semelhantes. Também constata-se que o SVM alcançou os melhores resultados com os valores de $C = 2^{5}$ e $C = 2^{11}$.

Através dos resultados apresentados na Tabela 30, verifica-se que o uso dos métodos de redução de atributos melhoraram o desempenho do classificador SVM para os 3 valores de C testados. A utilização das técnicas OOBFI e RELIEFF também diminuiu a quantidade de características usadas, reduzindo assim o tempo de resposta do algoritmo.





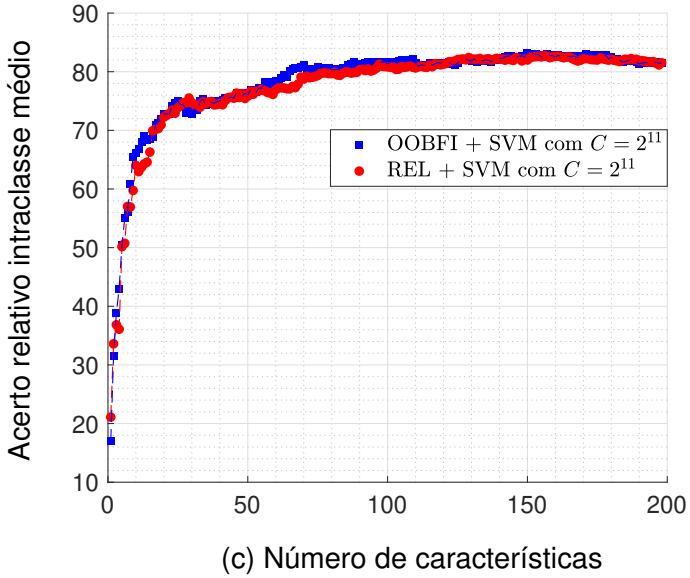


Figura 57 – Avaliação da seleção de características empregando SVM.

Comparando os resultados apresentados na Tabela 30, verifica-se que os métodos OOBFI + SVM e REL + SVM, ambos com $C = 2^5$, mostraram resultados equivalentes no que diz respeito à acurácia e o desvio padrão relacionado a mesma. Já no que tange ao número de características o OOBFI supera o REL, pois seleciona um número menor de características reduzindo assim o tempo de resposta do classificador.

Através da análise dos resultados apresentados na Tabela 30, constata-se que a configuração que apresentou a melhor performance foi o OOBFI + SVM com $C = 2^5$. O emprego da técnica OOBFI diminui em cerca de 24% o número de características, além de reduzir o tempo de resposta deste classificador em 0,9 s quando comparado ao caso da aplicação do SVM com $C = 2^5$ utilizando as 198 características.

Tabela 30 – Comparação de métodos empregando SVM.

Método	C	**N.º de características**	**Tempo**	**Acurácia**
SVM	2^{-1}	198	0,16 s	72,43% $\pm$ 2,15%
OOBFI + SVM	2^{-1}	154	0,14 s	74,03% $\pm$ 2,61%
REL + SVM	2^{-1}	96	0,12 s	74,11% $\pm$ 2,72%
SVM	2^{5}	198	0,29 s	81,52% $\pm$ 2,23%
OOBFI + SVM	2^{5}	150	0,20 s	83,24% $\pm$ 1,62%
REL + SVM	2^{5}	156	0,21 s	82,79% $\pm$ 2,56%
SVM	2^{11}	198	0,42 s	81,51% $\pm$ 2,65%
OOBFI + SVM	2^{11}	150	0,29 s	83,19% $\pm$ 1,62%
REL + SVM	2^{11}	156	0,37 s	82,51% $\pm$ 2,56%

6.4.2 Resultados empregando o K-NN

O desempenho do classificador K-NN foi avaliado em 3 casos: *i*) utilizando todas as 198 características senoidais extraídas, *ii*) aplicando o algoritmo OOBFI com 45 árvores para seleção de características, e *iii*) empregando o algoritmo RELIEFF (REL) para seleção de características.

Os hiperparâmetros usados foram a distância euclidiana e 3 valores distintos de vizinhos $K \in \{1, 5, 10\}$ para verificar o desempenho do classificador em função do número de características e do uso das duas técnicas de seleção de atributos. A distância euclidiana foi usada devido a ser a mais comumente aplicada (BAZINE; HUAYI; BOUKHECHBA, 2019; MIAN; CHOUDHARY; FATIMA, 2022). Através da Figura 58

observa-se que as duas técnicas de seleção de atributos foram eficazes e mostraram resultados similares.

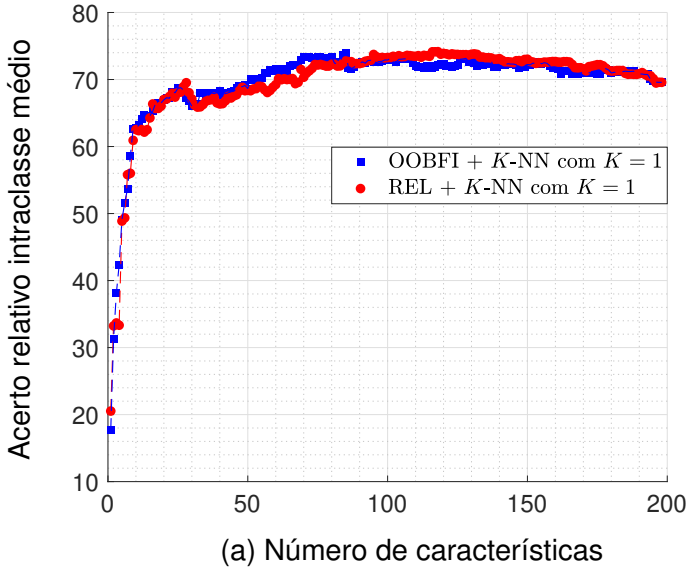
Por meio dos resultados mostrados na Tabela 31, constata-se que o emprego dos métodos de redução de características melhoraram o desempenho do algoritmo K-NN para os valores de vizinhos utilizados. O emprego das técnicas também reduziu o número de características usadas, diminuindo assim o tempo de resposta do classificador.

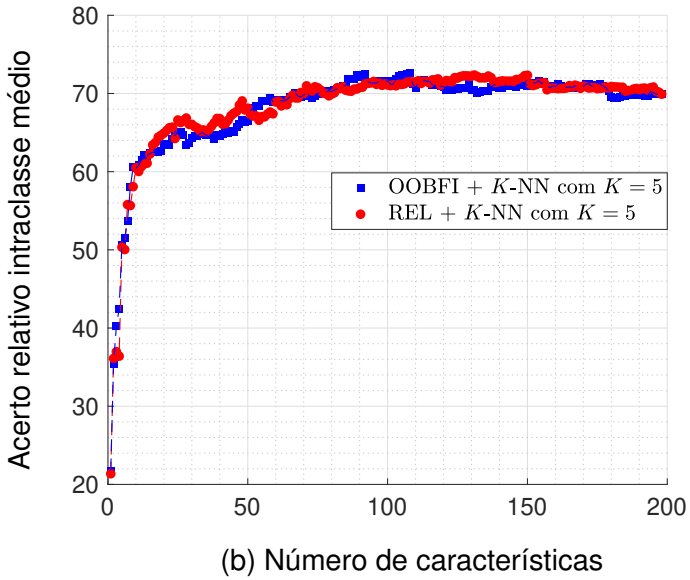
Comparando os resultados apresentados na Tabela 31, verifica-se que os métodos OOBFI + K-NN e REL + K-NN, ambos com 1 vizinho, apresentaram resultados equivalentes no que tange à acurácia e o desvio padrão relacionado a mesma. Em relação ao número de características o OOBFI supera o REL, pois seleciona um número menor de características.

A partir da comparação dos resultados mostrados na Tabela 31, nota-se que a configuração que apresentou o melhor desempenho foi o OOBFI + K-NN com 1 vizinho, a configuração com 1 vizinho também apresentou bons resultados em (THANH NOI; KAPPAS, 2017; RAUBER et al., 2021). A aplicação da técnica OOBFI, diminui em cerca de 57% o número de características, além de reduzir pela metade o tempo de resposta deste classificador, quando comparado ao caso da aplicação do algoritmo K-NN com 1 vizinho utilizando as 198 características.

Tabela 31 – Comparação de métodos empregando K-NN.

Método	**Vizinhos**	**N.º de características**	**Tempo**	**Acurácia**
K-NN	1	198	0,04 s	69,58% $\pm$ 2,50%
OOBFI + K-NN	1	85	0,02 s	74,01% $\pm$ 1,89%
REL + K-NN	1	118	0,02 s	74,15% $\pm$ 1,58%
K-NN	5	198	0,05 s	69,91% $\pm$ 2,13%
OOBFI + K-NN	5	108	0,02 s	72,58% $\pm$ 3,03%
REL +K-NN	5	131	0,03 s	72,36% $\pm$ 2,25%
K-NN	10	198	0,06 s	70,30%$\pm$ 2,21%
OOBFI + K-NN	10	108	0,03 s	70,62% $\pm$ 2,95%
REL + K-NN	10	168	0,04 s	71,28% $\pm$ 4,33%





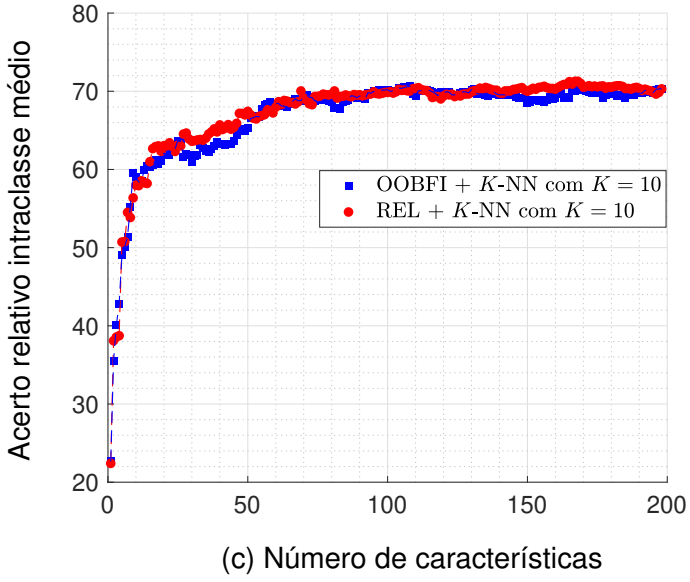


Figura 58 – Avaliação da seleção de características empregando KNN.

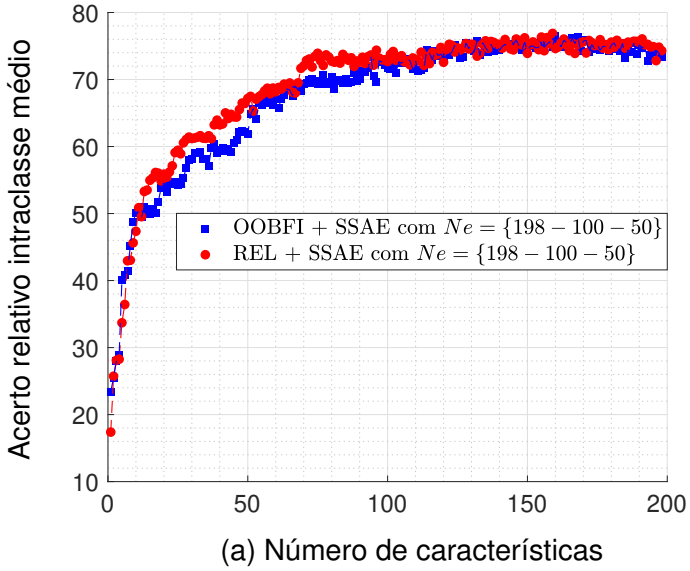
6.4.3 Resultados empregando o SSAE

O desempenho do classificador SSAE foi avaliado em 3 casos: *i*) aplicando todas as 198 características senoidais extraídas, *ii*) aplicando o algoritmo OOBFI com 45 árvores para seleção de características, e *iii*) empregando o algoritmo RELIEFF (REL) para seleção de características.

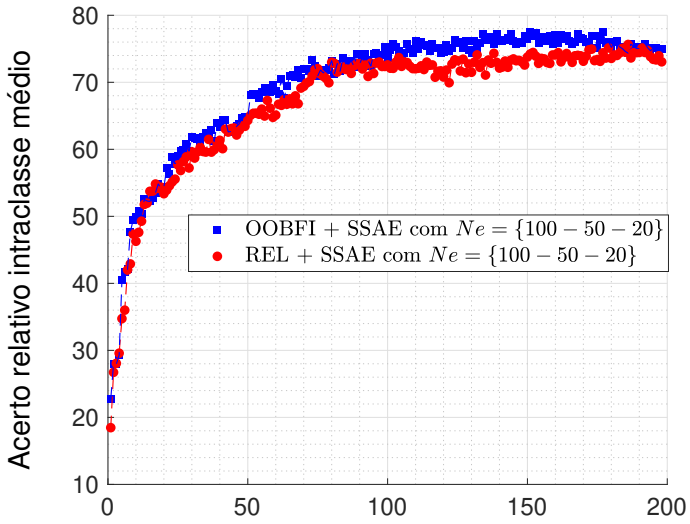
Os hiperparâmetros empregados para treinar o SSAE foram *i)* coeficiente de decaimento de 0,0001, *ii)* coeficiente de penalidade de esparsidade de 0,001, *iii)* fator de esparsidade de 0,2, *iv)* 3 camadas ocultas, e *v)* camada de classificação do tipo *softmax*. As configurações deste classificador foram baseadas nos resultados obtidos em (ZHANG, Y. et al., 2020). Para medir o desempenho do SSAE, conforme a variação da quantidade de características, foram avaliadas 3 configurações distintas de quantidades de neurônios $N_e \in \{\{198-100-50\};\{100-50-20\};\{50-20-10\}\}$ nas camadas ocultas em conjunto com a aplicação das técnicas OOBFI e RELIEFF conforme mostra a Figura 59.

Por meio dos resultados mostrados na Tabela 32, observa-se que o emprego do método de redução de características melhorou o desempenho do algoritmo SSAE, sendo mais evidentes nas seguintes configurações de quantidades de neurônios nas camadas ocultas $\{100-50-20\}$ e $\{50-20-10\}$. Ademais, o emprego dos métodos de seleção de características também reduziu o tempo de resposta do classificador.

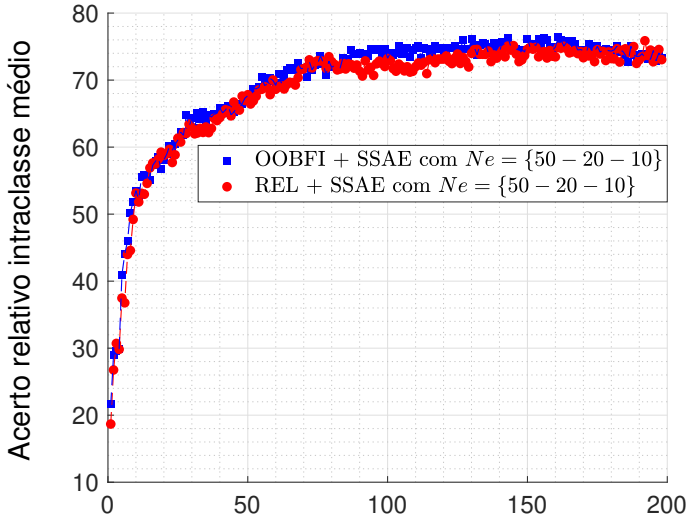
A partir da comparação dos resultados mostrados na Tabela 32, nota-se que a configuração que apresentou o melhor desempenho foi o OOBFI + SSAE com o seguinte número de neurônios na camada oculta $\{100-50-20\}$. A aplicação da técnica OOBFI possibilita o uso de 47 características a menos, além de reduzir pela metade o tempo de resposta deste classificador, quando comparado ao caso da aplicação do algoritmo SSAE com a mesma configuração de neurônios utilizando as 198 características.



(a) Número de características



(b) Número de características



(c) Número de características

Figura 59 – Avaliação da seleção de características empregando SSAE.

Tabela 32 – Comparação de métodos empregando SSAE.

Método	Ne	N.º de características	Tempo	Acurácia
SSAE	$\{198-100-50\}$	198	0,52 s	74,25% $\pm$ 1,74%
OOBFI + SSAE	$\{198-100-50\}$	160	0,28 s	76,50% $\pm$ 2,97%
REL + SSAE	$\{198-100-50\}$	159	0,44 s	76,88% $\pm$ 2,02%
SSAE	$\{100-50-20\}$	198	0,50 s	73,89% $\pm$ 1,52%
OOBFI + SSAE	$\{100-50-20\}$	151	0,25 s	77,56% $\pm$ 2,51%
REL + SSAE	$\{100-50-20\}$	186	0,30 s	75,65% $\pm$ 2,11%
SSAE	$\{50-20-10\}$	198	0,23 s	73,79% $\pm$ 1,13%
OOBFI + SSAE	$\{50-20-10\}$	161	0,17 s	76,40% $\pm$ 1,50%
REL + SSAE	$\{50-20-10\}$	192	0,22 s	75,87% $\pm$ 1,79%

6.4.4 Comparando as melhores configurações dos classificadores

Os resultados apresentados nas seções anteriores mostram que a utilização da análise senoidal pode ser aplicada para obter características que permitam identificar falhas combinadas em máquinas rotativas.

Na Tabela 33 são apresentadas as melhores configurações de hiperparâmetros para cada um dos 4 classificadores. Como pode ser observado na Tabela 33, o classificador *random forest*, juntamente, com a técnica de seleção OOBFI apresentou a melhor acurácia e foi um dos métodos que utilizou a menor quantidade de características, no entanto, o mesmo apresentou maior tempo de processamento para dar a resposta referente a uma classificação, contudo caso seja necessário este algoritmo pode ser implementado de forma paralela diminuindo assim o tempo para fornecer uma classificação.

Tabela 33 – Comparação das melhores configurações dos classificadores.

Método	Hiperparâmetro	N.º de características	Tempo	Acurácia
OOBFI + RF	$Arv = 45$	120	0,62 s	86,35% $\pm$ 2,22%
OOBFI + SVM	$C = 2^5$	150	0,20 s	83,24% $\pm$ 1,62%
REL + K-NN	$K = 1$	118	0,02 s	74,01% $\pm$ 1,89%
OOBFI + SSAE	$N_e = \{100-50-20\}$	151	0,25 s	77,56% $\pm$ 2,51%

A fim de analisar de forma mais detalhada o método que teve o melhor desempenho, foram traçadas as curvas *Receiver Operating Characteristic* (ROC) para aferir a performance do classificador em cada um dos cenários avaliados. A área sob a curva ROC, *Area Under the Curve* (AUC), é uma métrica empregada para avaliar a proporção

de verdadeiros positivos em relação a taxa de falsos positivos, com valor necessariamente situado no intervalo [0,1]. Ela é amplamente utilizada no campo de diagnóstico de falhas de máquinas rotativas (HE et al., 2016; LUWEI; YUNUSA-KALTUNGO; SHA'ABAN, 2018). O verdadeiro positivo corresponde a um exemplo do cenário de interesse que foi classificado corretamente, enquanto o falso positivo corresponde a um exemplo do cenário de interesse classificado incorretamente.

Através da Figura 60, é possível verificar o desempenho do classificador quanto à identificação de cada um dos 7 cenários estudados, nesta figura a classe de interesse corresponde a classe positiva enquanto que as demais classes são agrupadas em uma única classe passando a representar à classe negativa. Quanto mais próxima a curva estiver das bordas esquerda e superior, melhor será a performance do classificador para este cenário e maior é o valor AUC. Os cenários em que o classificador *random forest* obteve o melhor desempenho foram o normal (AUC=0,993) e o desalinhamento vertical associado ao desalinhamento horizontal (AUC=0,991). Já as classes que tiveram os menores valores de AUC foram desbalanceamento associado ao desalinhamento horizontal (AUC=0,968) e desbalanceamento combinado com desalinhamento horizontal (AUC=0,969).

6.5- Considerações finais

Neste capítulo, o uso da análise senoidal em sinais de vibração se mostrou eficaz na representação de falhas simples e combinadas de uma máquina rotativa. Além disso, também foi constatado que o uso das técnicas de seleção de características OOBFI e RELIEFF foi capaz de diminuir a dimensão dos vetores de caraterísticas utilizados causando assim a redução do tempo de resposta e aumentando a acurácia dos classificadores devido a remoção de características irrelevantes e redundantes.

Através dos resultados apresentados neste capítulo, pode-se perceber que a técnica de extração de características a partir da análise senoidal associada à técnica de seleção de atributos OOBFI e ao classificador *random forest* é efetiva para a tarefa de classificação de diagnóstico de falhas combinadas em máquinas rotativas atingindo uma acurácia de 86,35%, reduzindo o número de características utilizadas em mais de $\frac{1}{3}$ e

diminuindo o tempo de processamento. Ademais, por meio das curvas ROC, foi visto que o classificador *random forest* teve um bom desempenho no reconhecimento de falhas combinadas.

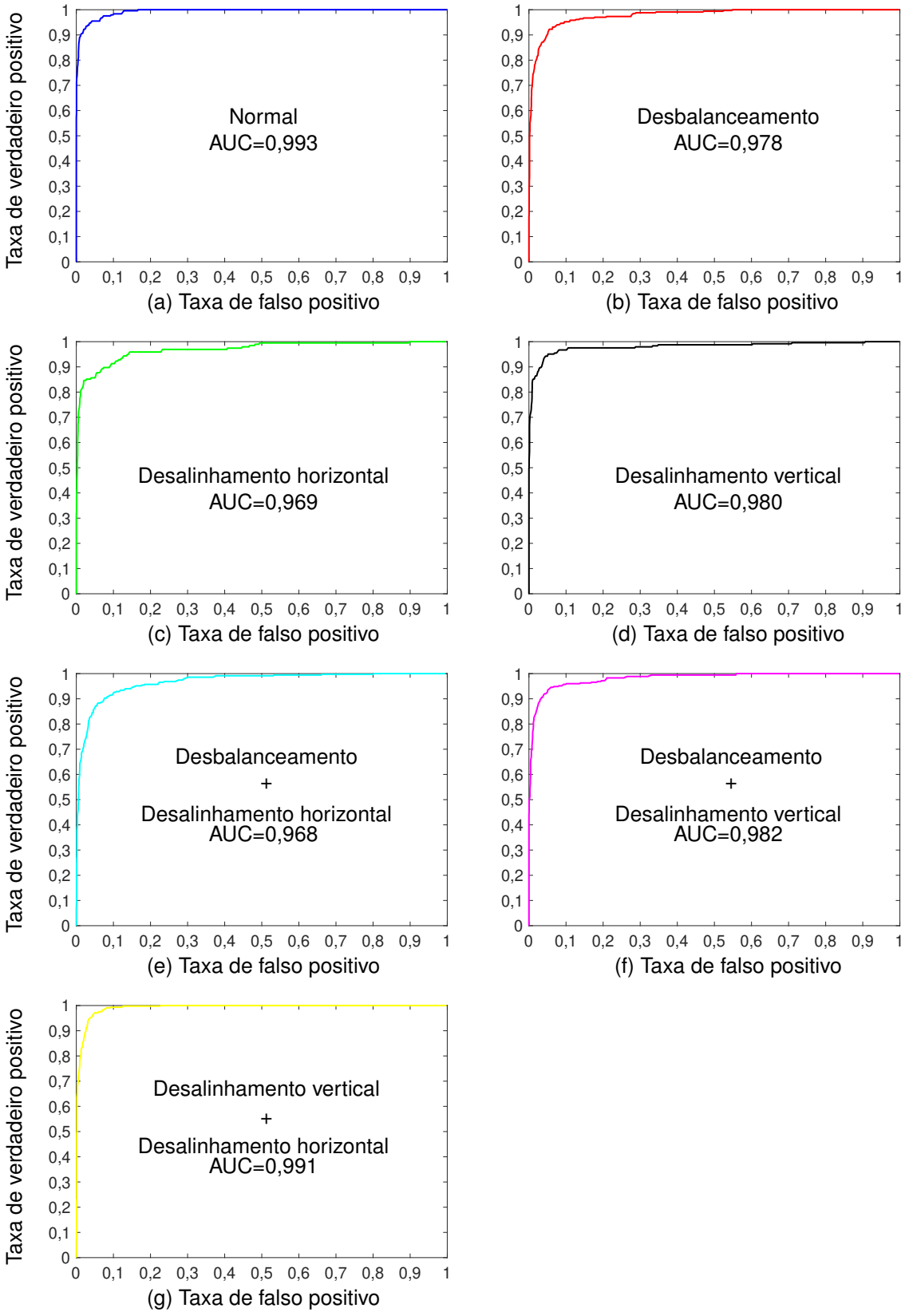


Figura 60 – Curvas ROC: (a) cenário normal; (b) cenário de desbalanceamento; (c) cenário de desalinhamento horizontal; (d) cenário de desalinhamento vertical; (e) cenário de desbalanceamento + desalinhamento horizontal; (f) cenário de desbalanceamento + desalinhamento vertical; e (g) cenário de desalinhamento vertical + desalinhamento horizontal.

7- Decomposição de falhas combinadas

Neste capítulo é apresentado um método para decomposição de sinais combinados formados por falhas de desbalanceamento e desalinhamento. O objetivo é identificar as peculiaridades destas duas falhas em um cenário em que a máquina rotativa apresente simultaneamente estas duas situações. Então, são avaliados os desempenhos das técnicas *Empirical Mode Decomposition* (EMD), *Variational Mode Decomposition* (VMD) e *Improved Variational Mode Decomposition* (IVMD) para decomposição destas falhas, com o objetivo de quantificar a severidade das falhas que compõem as falhas combinadas.

7.1- Técnicas para decomposição de falhas combinadas

Nesta seção será explicado o funcionamento de duas técnicas de decomposição de sinais: o EMD e o VMD, empregadas em sinais de vibração de máquinas rotativas. Neste capítulo também será mostrado o princípio de funcionamento da técnica IVMD proposta nesta tese. As técnicas EMD e VMD foram escolhidas devido às suas eficácias para decomposição de sinais sem a necessidade de conhecer informações prévias a respeito dos sinais (YI et al., 2017; WANG, H. D. et al., 2020). Além disso, estas técnicas têm sido empregadas com sucesso em diversas áreas tais como reconhecimento de sinais de áudio, controle de processos, na área médica (SHARMA et al., 2017) e em sinais de vibração (NI et al., 2022).

7.1.1 *Empirical Mode Decomposition* (EMD)

O *Empirical Mode Decomposition* (EMD) é uma técnica não linear adaptativa desenvolvida para representar sinais não estacionários como somas de sinais com média zero modulados em amplitude e frequência de forma confiável (PATEL; SHAKYA,

2020). A partir do emprego do EMD é possível decompor um sinal em funções modais intrínsecas as quais precisam cumprir duas condições: *i)* a quantidade de picos e o número de cruzamentos de zero devem ser iguais, ou no máximo diferir de um em relação a quantidade para todo o conjunto de dados, e *ii)* para todos os pontos o valor médio do sinal de envoltória referente ao valor mínimo e máximo locais é igual a zero (HUANG, N. E. et al., 1998).

A Função de Modo Intrínseco (FMI) tem a capacidade de exprimir os modos de oscilação presentes em um dado sinal. Desta forma a FMI em cada um dos ciclos apresenta apenas um modo de oscilação, esta peculiaridade permite a utilização da transformada de Hilbert com o objetivo de obter as frequências instantâneas e amplitudes dos modos (HUANG, N. E. et al., 1998).

Para que um sinal possa ser decompostos em FMIs a partir do emprego do EMD, o processo de decomposição deve atender aos seguintes requisitos: o sinal deve apresentar ao menos dois picos um de mínimo e um de máximo; a escala de tempo característica usada é dada pelo intervalo de tempo entre os picos e caso o sinal não apresente picos, mas possua pontos de inflexão então calcula-se a derivada do sinal a fim de mostrar os picos (HUANG, N. E. et al., 1998).

O princípio de funcionamento do EMD segue as etapas descritas no Algoritmo 2 (LEI et al., 2013; SHARMA et al., 2017).

No decorrer das iterações do Algoritmo 2 o número de valores de máximo e mínimo diminui, logo pode se garantir a decomposição completa empregando um determinado número de modos finito. Após realizar todas as etapas discriminadas neste algoritmo, um sinal $x(k)$ pode ser representado por:

$$x(k) = r_e\,(k) + \sum_{i=1}^{K_m} m_i\,(k)\,, \tag{61}$$

onde r_e é o sinal de resíduo final, K_m é a quantidade de modos e m_i corresponde às funções de modo intrínseco.

A técnica EMD destaca-se por apresentar alta precisão, alta estabilidade e adaptabilidade a diversos tipos de sinais. Ela consegue extrair com precisão e eficácia pequenas peculiaridades dos sinais originais, além de reduzir a possibilidade de ocorrer o *leakage*, ou seja, a energia real do sinal espalha-se em torno das frequências adjacentes em relação as frequências que deveriam estar concentradas (SUN et al., 2021).

Algoritmo 2 – Pseudocódigo da técnica EMD.

% K_m: número total de modos de decomposição.
% $x(k)$: sinal a ser decomposto.
% r_0: sinal de resíduo inicial.
% r_i: sinais de resíduo intermediários.
% r_e: sinal de resíduo final.
% $h_i(k)$: sinal candidato a ser uma FMI.
% e_i: valor médio dos sinais de envoltória.
% m_i: sinal que corresponde a uma FMI.

(L1) Escolha o número de modos K_m
(L2) $r_0 \leftarrow x(k)$
(L3) $i \leftarrow 1$
(L4) Realização da extração da FMI referente ao índice i atual
(L5) $k \leftarrow 1$
(L6) $h_i(k-1) \leftarrow r_{i-1}$
(L7) Obtenção dos valores mínimo e máximo locais de $h_i(k-1)$
(L8) Realização da interpolação cúbica spline entre o mínimo e máximo local com o objetivo de construir as envoltórias inferiores e_{min} e superiores e_{max} de $h_i(k-1)$
(L9) $e_i(k-1) \leftarrow \frac{e_{\text{min}}+e_{\text{max}}}{2}$
(L10) $h_i(k) \leftarrow h_i(k-1) - e_i(k-1)$
(L11) **if** $h_{i(k)}$ atende aos requisitos de uma FMI **then**
(L12) $m_i \leftarrow h_i(k)$
(L13) **else**
(L14) Retorne a linha (L7) com $k \leftarrow k+1$
(L15) **end if**
(L16) $r_{i+1} \leftarrow r_i - m_i$
(L17) **if** r_{i+1} apresentar ao menos dois valores extremos **then**
(L18) Retorna a linha (L4) com $i \leftarrow i+1$
(L19) **else**
(L20) $r_e \leftarrow r_{i+1}$
(L21) Término do processo de decomposição
(L22) **end if**

Por outro lado, o EMD apresenta alguns pontos fracos: provoca distorções no início e no término do sinal, os modos decompostos por este método não obedecem ao princípio de conservação da energia, ou seja, a soma das energias dos modos dos sinais decompostos não é igual a energia do sinal original e em alguns casos provoca a mistura de modos, isto é, componentes de funções modais intrínsecas diferentes são atribuídas a um único modo, o que pode ocasionar o *aliasing*, isto é, o fenômeno da subamostragem que ocorre quando um sinal é adquirido com uma taxa menor do que o dobro da maior frequência presente no sinal, prejudicando assim a separação de sinais compostos (LEI et al., 2013; PATEL; SHAKYA, 2020).

7.1.2 *Variational Mode Decomposition* (VMD)

O *Variational Mode Decomposition* (VMD) é um método adaptativo, cujo objetivo é decompor um sinal não estacionário em um número discreto de subsinais (DIBAJ et al., 2021). O VMD decompõe um sinal em várias funções modais intrínsecas, que são descritas como sinais modulados em amplitude e frequência em que as energias dos sinais se concentram em torno das frequências centrais, usando peculiaridades do filtro de Wiener para bandas adaptáveis (LI, J. et al., 2019). Um modo $m_k(t)$ é uma função no tempo t expressa por:

$$m_k(t) = A_k(t)\cos\left(\omega_k(t) + \theta_k(t)\right), \tag{62}$$

onde $A_k(t)$ representa a amplitude, $\omega_k(t)$ é a frequência instantânea e $\theta_k(t)$ é a fase referente a um determinado modo $m_k(t)$. A derivada de $\theta_k(t)$ em relação ao tempo é representada por $\dot{\theta}_k(t)$. As seguintes restrições devem ser respeitadas: $A_k(t) \geq 0$; $\dot{\theta}_k(t) \geq 0$; $A_k(t)$ e $\dot{\theta}_k(t)$ deve mudar mais lentamente do que $\theta_k(t)$. Considerando cada um dos modos, calcula-se a transformada de Hilbert do sinal para encontrar o espectro de frequência unilateral. Além disso, para cada modo, o espectro de frequência é alterado para a banda base, através da combinação com um sinal exponencial sintonizado na frequência central do respectivo modo (DRAGOMIRETSKIY; ZOSSO, 2013).

O modo $m_k(t)$ pode ser encarado como um sinal harmônico puro com amplitude $A_k(t)$ e frequência instantânea $\omega_k(t)$ ao considerar um período de tempo suficientemente

grande. Estes parâmetros podem ser determinados pelo seguinte problema variacional restrito:

$$\min_{\{m_k\},\{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^{K_m} \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * m_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}, \tag{63}$$

onde ∂_t denota a derivada parcial em relação ao tempo; $\delta(t)$ é a distribuição de Dirac com $\delta(t) \approx \frac{2\pi}{\omega_k(t)}$, $*$ representa a operação de convolução e K_m representa o número total de modos (REHMAN; AFTAB, 2019).

No VMD, o problema de otimização restrita é resolvido usando o termo de penalidade quadrático e multiplicador lagrangeano gerando assim um problema irrestrito definido por:

$$\begin{aligned} \mathscr{L}(m_k,\omega_k,\alpha) = \tau \sum_{k=1}^{K_m} \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * m_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \\ + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^{K_m} m_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \alpha(t), f(t) - \sum_{k=1}^{K_m} m_k(t) \right\rangle, \end{aligned} \tag{64}$$

onde τ representa o parâmetro de penalidade usado para ajustar a fidelidade de reconstrução e α é o multiplicador lagrangeano usado para impor restrições de forma estrita. A combinação dos termos apresentados na Equação (64) faz com que seja possível a utilização da penalidade quadrática em propriedades de convergência de peso e a aplicação estrita da restrição pelo multiplicador lagrangeano.

A solução para a Equação (64) é determinada pela aplicação do método de direção alternativa de multiplicadores (FUKUSHIMA, 1992), que produz a seguinte relação recorrente:

$$\hat{m}_{k(\omega)}^{n+1} = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{m}_i(\omega) + (\hat{\alpha}(\omega)/2)}{1 + 2\tau(\omega - \omega_k)^2}, \tag{65}$$

onde $\hat{m}_{k(\omega)}^{n+1}$ é o modo atualizado, $\omega\,(t) = \frac{\mathrm{d}\theta(t)}{\mathrm{d}t}$ e $\hat{f}(\omega)$ é o valor atualizado de $f(\omega)$. A expressão acima representa uma filtragem de Wiener do resíduo atual. Assim, todo o espectro do modo real é então calculado aplicando a simetria Hermitiana, ou seja, considerando que o conjugado da função complexa é igual ao sinal da função original com a variável de entrada com sinal negativo. O modo no domínio do tempo é correspondente à parte real da transformada inversa de Fourier do sinal analítico filtrado. Já $\hat{\alpha}$ representa

o multiplicador lagrangeano atualizado, com as respectivas frequências centrais sendo atualizadas por:

$$\omega_k = \frac{\int_0^\infty \omega \left|\hat{m}_k(\omega)\right|^2 d\omega}{\int_0^\infty \left|\hat{m}_k(\omega)\right|^2 d\omega}. \tag{66}$$

Resolvendo a Equação (66) torna ω_k o centro de gravidade do espectro de potência do modo em questão. Esta frequência portadora média corresponde, à frequência de uma regressão linear de mínimos quadrados para a fase instantânea de um determinado modo.

As vantagens do VMD em relação a técnica EMD são as seguintes: maior robustez a sinais ruidosos devido a aplicação de filtros de Wiener presentes no método, equilíbrio dos erros na decomposição dos modos devido a característica não recursiva da técnica e a possibilidade de determinação de uma banda estreita para identificação dos modos (JIANG et al., 2018).

Uma explicação mais detalhada do funcionamento do algoritmo VMD é apresentada em (DRAGOMIRETSKIY; ZOSSO, 2013).

Sintonização de parâmetros do VMD

A esparsidade da largura de banda dos modos decompostos está relacionada com a independência dos modos no domínio do tempo, neste contexto a esparsidade diz respeito a sinais que apresentam um alto número de valores nulos ou muito próximo de zero, concentrando assim a informação dos sinais em pequenas faixas de frequência. Caso a quantidade de modos e o parâmetro de balanceamento não sejam corretamente estabelecidos haverá uma grande possibilidade de mistura de modos o que acarretará no aumento da largura de banda dos mesmos (DIBAJ et al., 2021; DRAGOMIRETSKIY; ZOSSO, 2013).

A eficácia da decomposição realizada pelo VMD está associada à escolha de seus parâmetros ajustáveis. Os dois parâmetros são o número K_m de modos intrínsecos e o parâmetro de balanceamento τ. Ao escolher um valor muito pequeno de K_m, os modos intrínsecos produzidos pelo VMD não são capazes de apresentar as informações

relevantes para a identificação das peculiaridades da falha. Por outro lado, um valor muito alto de K_m causa interferência de informações entre os modos intrínsecos extraídos, o que também prejudica a identificação adequada de todas as características da falha.

O parâmetro de balanceamento τ tem a função de determinar a largura de banda significativa para realizar a decomposição. Se o valor τ for muito grande, partes relevantes do sinal serão compartilhadas entre dois ou mais modos intrínsecos distintos, dificultando a obtenção de falhas simples pela decomposição da falha composta. Por outro lado, se τ for muito pequeno, o VMD produzirá modos intrínsecos que contêm principalmente ruído. Sendo assim, a escolha de um único parâmetro de balanceamento para separação de sinais compostos distintos prejudica a separação dos modos de forma adequada (LI, J. et al., 2019). Portanto, esses parâmetros devem ser escolhidos adequadamente para uma identificação correta da falha (DRAGOMIRETSKIY; ZOSSO, 2013).

7.2- Sistema proposto

Esta seção apresenta o sistema proposto que realiza o diagnóstico da máquina e estima a gravidade da falha a partir dos sinais de vibração medidos. O diagrama de blocos do sistema proposto é apresentado na Figura 61. Primeiro, o sinal de vibração é medido através dos sensores, depois o sinal é filtrado para reduzir a presença de ruído. Após a filtragem, o processo de extração de características é realizado para reduzir a quantidade de informações a serem processadas pelo classificador. Após esta etapa, a identificação de falhas é realizada no bloco de identificação de falhas. Se ocorrer uma falha simples, o sistema indica o tipo de falha que está ocorrendo junto com sua severidade. Por outro lado, caso seja identificada uma falha combinada, ela é separada pelo método IVMD e, posteriormente, as falhas isoladas são enviadas ao bloco de Integração. Este bloco envia os sinais de velocidade de vibração das falhas decompostas, para o bloco de diagnóstico e mensuração da severidade, que tem a finalidade de informar o tipo de falha que está ocorrendo juntamente com a sua respectiva severidade. Cada etapa da Figura 61 é explicada em detalhes nas subseções a seguir.

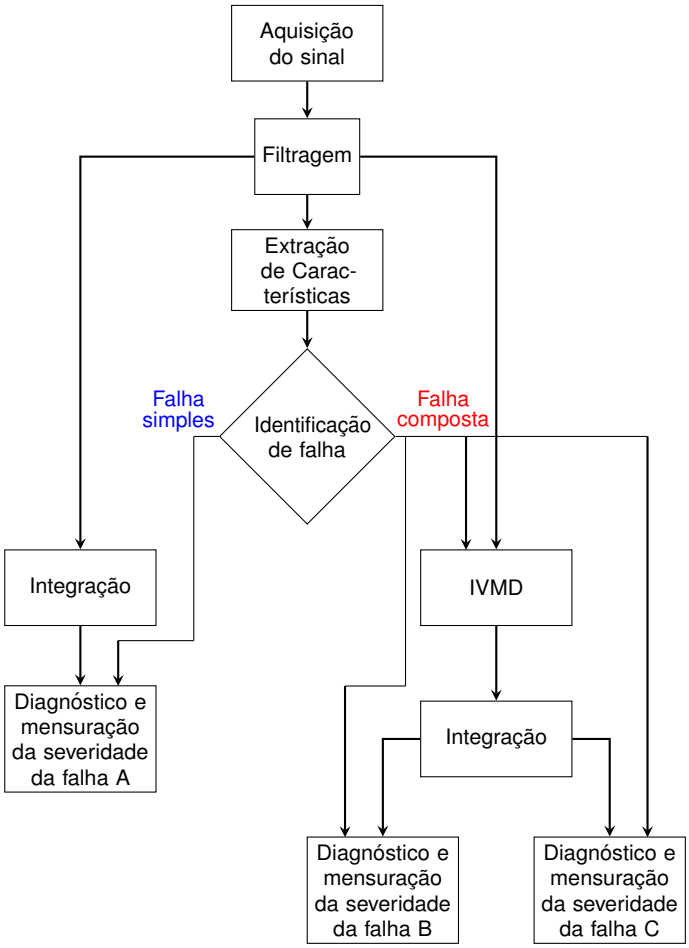


Figura 61 – Diagrama de blocos do sistema proposto.

7.2.1 Aquisição e filtragem

Os sinais de vibração foram adquiridos por 5 segundos com uma taxa de amostragem $F_s = 50$ kHz usando o *software* Labview™ conforme metodologia descrita na Seção 3.5.2.

Os sinais de vibração, geralmente, contêm um alto nível de ruído. Portanto é necessário filtrar o sinal antes de realizar a sua integração a fim de obter o valor da severidade da falha (KLAUSEN; VAN KHANG; ROBBERSMYR, 2018). De acordo com a recomendação da norma ISO 10816, foi utilizado um filtro digital passa-banda [10, 1000] Hz para reduzir a presença de ruído no sinal (ISO 10816-1, 1995). Foi utilizado um filtro digital de resposta ao impulso finita de ordem 250 com janelas de Hamming, pois este tipo de filtro é estável e apresenta fase linear (DINIZ; SILVA; NETTO, 2014). A escolha

deste tipo de janela é devido aos bons resultados apresentados em (RAHI; MEHRA et al., 2014; HANNAH; AGORDZO, 2020).

7.2.2 Extração de características

A extração de características é uma etapa importante para a identificação de falhas em máquinas rotativas porque diminui a complexidade do problema de aprendizagem para o classificador (MARTINS et al., 2019). Visando reduzir a quantidade de informação a ser processada pelo classificador, foram obtidas as características descritas na Tabela 18 para os sinais obtidos no mancal interno e no mancal externo da máquina, sendo assim resultando num vetor de características com 217 elementos.

7.2.3 Identificação de falha

A etapa de diagnóstico foi feita usando o classificador SVM, pois este apresentou melhor desempenho do que os demais conforme é mostrado na Seção 7.3.1. Na etapa de diagnóstico indica-se qual dos sete cenários a máquina apresenta. Também é obtida a informação se a falha é simples ou composta, conforme mostrado na Figura 61 na etapa de identificação da falha.

7.2.4 Integração

A integração do sinal de vibração é realizada para converter o sinal de aceleração no sinal de velocidade. A etapa de integração do sinal de aceleração é baseada no padrão internacional ISO 10816, que emprega o valor quadrado médio do sinal de velocidade de vibração para determinar a severidade da falha em uma máquina rotativa (WANG, Zhiqiang et al., 2019).

Os sinais de vibração das máquinas rotativas apresentam uma formação complexa e são constituídos por muitos elementos harmônicos. Sendo assim, antes de aplicar a integração, é necessário remover a componente de corrente contínua do sinal, conforme mostrado nas Equações (67) e (68). Segundo recomendado em (GUO et al., 2018) subtraiu-se o valor médio do sinal de aceleração para remover componente de corrente contínua. As equações a seguir mostram o procedimento realizado:

$$a_{\text{sdc}}(t) = a(t) - \bar{a}, \tag{67}$$

$$v(t) = \int a_{\text{sdc}}(t)dt + C_i, \tag{68}$$

onde $a(t)$ é o sinal de aceleração de vibração original, $\bar{a}$ é o valor médio de $a(t)$ e $a_{\text{sdc}}(t)$ corresponde ao sinal de aceleração sem o valor DC. Na Equação (68), C_i é a constante de integração e $v(t)$ representa o sinal de velocidade de vibração.

7.2.5 *Improved Variational Mode Decomposition* (IVMD)

A maioria das pesquisas que trata do problema de falhas compostas aplicando a técnica VMD analisa defeitos formados por falhas em rolamentos. Para esses cenários, uma abordagem eficaz para otimizar as escolhas dos parâmetros do VMD, K_m e τ é baseada no recurso de curtose, que é uma métrica estatística que pode ser usada para reconhecer falhas que causam o efeito impulsivo nos modos decompostos pelo VMD (WANG, H. D. et al., 2020; MIAO; ZHAO; LIN, 2019). Outras abordagens são baseadas na entropia do espectro de envoltória (YAN; JIA; XIANG, 2016) ou desconvolução de entropia mínima (LIU; XIANG, 2019), que também são eficazes para identificar falhas com características impulsivas.

Estas estratégias em conjunto, no entanto, não são capazes de separar falhas compostas formadas por desbalanceamento e desalinhamentos paralelos horizontais/-verticais, conforme abordado nesta tese. Portanto, algumas modificações são propostas para a técnica VMD padrão, levando ao algoritmo denominado *Improved variational mode decomposition* (IVMD).

Usando o método VMD tradicional para decompor os sinais em K_m modos, verificou-se experimentalmente que o melhor valor de K_m para o conjunto de dados COMFAULDA é $K_m = 2$, após realizar simulações usando $K_m \in \{2, 3, 4, 5\}$ (MIAO; ZHAO; LIN, 2019). Ao decompor os modos, não se sabe qual modo representa cada tipo de falha, pois o algoritmo VMD não fornece essa informação. Assim, a primeira melhoria feita pelo IVMD foi identificar automaticamente os modos decompostos que representam cada tipo de falha. Para esta finalidade foi empregada a magnitude do espectro na frequência fundamental para distinguir o modo de decomposição do desbalanceamento dos modos de decomposição dos desalinhamentos horizontais e verticais.

Nas Figuras 62 e 63, pode-se comparar as primeiras magnitudes na velocidade de rotação da máquina para o desbalanceamento (30 gramas) em relação aos cenários de desalinhamento horizontal (2,0 mm) e vertical (1,91 mm), respectivamente, de acordo com a velocidade da máquina rotativa. Ambas as figuras ilustram que a falha de desbalanceamento produz amplitudes espectrais muito mais altas do que as falhas de desalinhamento.

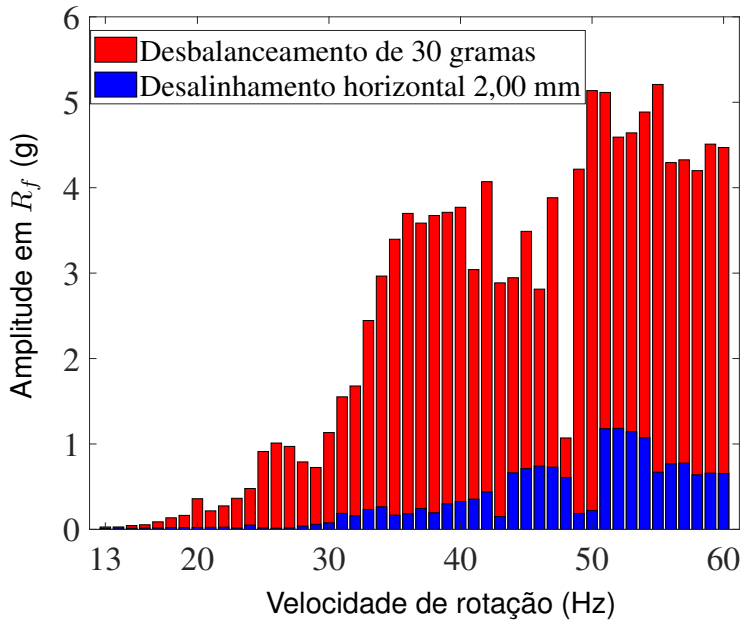


Figura 62 – Comparações das amplitudes do espectro de frequência na velocidade de rotação da máquina dos cenários de desbalanceamento e desalinhamento horizontal.

A segunda melhoria foi feita em relação ao ajuste do parâmetro de penalidade VMD τ, pois estamos lidando com dois tipos diferentes de falhas compostas por desbalanceamento e desalinhamento no conjunto de dados COMFAULDA. O fator de penalidade foi ajustado para cada tipo de combinação de falhas, de acordo com a etapa de identificação de falhas descrita na seção 7.2.3. Os valores de fator de penalidade,

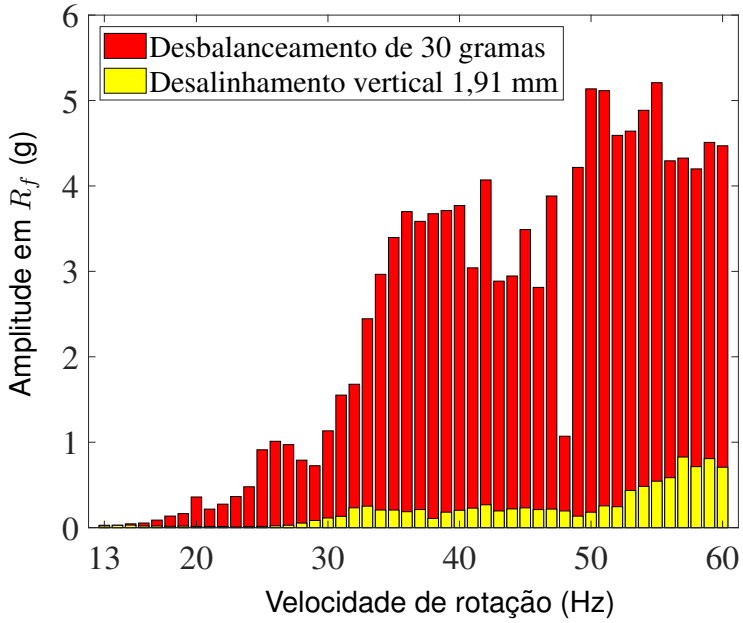


Figura 63 – Comparações das amplitudes do espectro de frequência na velocidade de rotação da máquina dos cenários de desbalanceamento e desalinhamento vertical.

$\tau \in \{1, 10000, 20000, \ldots, 140000, 150000\}$, foram testados.

Outra deficiência da técnica VMD é favorecer a decomposição da falha com maior severidade, atribuindo-lhe a maior parte da magnitude espectral do primeiro harmônico. Portanto, como as falhas de desbalanceamento e desalinhamento afetam as amplitudes dos quatro primeiros harmônicos do espectro de frequência, o VMD apresenta dificuldades em separar o modo referente à falha com menor severidade, isto é, os desalinhamentos. Por isso foi proposta outra modificação do VMD introduzindo um fator β que distribui o primeiro valor harmônico entre todos os modos de falha identificados. Analisando o espectro de frequência das falhas simples apresentadas nas Figuras 62 e 63, é possível determinar um valor de β que varia de acordo com a faixa de frequência. As faixas de frequência usadas para determinar o valor β foram {12-20; 21-30; 31-40; 41-50; 51-60}Hz. β é dado pela razão média da amplitude do espectro de frequência em R_f da falha que apresenta menor gravidade para a falha com maior gravidade em uma determinada faixa de frequência. Também foi incorporada uma melhoria em relação aos níveis de magnitude no segundo, terceiro e quarto harmônicos, que foram devidamente distribuídos entre os modos identificados, ao invés de associá-los a um modo único, como realizado pela abordagem VMD padrão. Para o ajuste dessas amplitudes harmônicas entre os diferentes modos de falha, foram utilizados filtros digitais de Resposta Infinita ao Impulso (IIR) do tipo rejeita faixa Butterworth nestas frequências, este tipo de filtro foi escolhido para esta

aplicação por possibilitar a criação de um filtro com ordem reduzida, possibilitando maior velocidade de processamento (SENANAYAKA; VAN KHANG; ROBBERSMYR, 2017). Um filtro de ordem 30 foi aplicado para ajustar o segundo harmônico, e um filtro de ordem 50 ajustou as amplitudes do terceiro e quarto harmônicos.

7.2.6 Diagnóstico de falhas e determinação de severidade

Além de detectar e classificar os tipos de falhas, também é relevante em situações práticas estimar a severidade da falha para um diagnóstico completo de uma determinada máquina rotativa. De acordo com o padrão ISO 10816, o estado operacional da máquina pode ser obtido comparando a gravidade da falha de um caso defeituoso com a gravidade da vibração da máquina na condição normal de operação (ISO 10816-1, 1995). A severidade é definida com base no valor médio quadrático da velocidade de vibração, dado por:

$$S_{ev} = \int_0^T \frac{1}{T} v^2(t) dt, \tag{69}$$

onde T é a duração do sinal de vibração e v é a velocidade do sinal de vibração. Neste capítulo da tese, a velocidade radial de vibração foi empregada para avaliar a severidade da falha, pois esta direção apresenta amplitudes maiores que as direções axial e tangencial para falhas de desbalanceamento e desalinhamento. Quando ocorre uma falha combinada, o sistema de diagnóstico proposto estima a severidade de cada uma das falhas individuais, permitindo verificar qual tipo de falha apresenta maior contribuição para o nível total de vibração da máquina.

7.3- Resultados e Discussão

Esta seção apresenta e discute os resultados obtidos em relação a: *i*) classificação de falhas, *ii*) desempenho de métodos de decomposição para sinais analíticos de vibração, e *iii*) desempenho de métodos de decomposição para sinais de vibração reais.

7.3.1 Classificação

A etapa de classificação visa identificar os sete cenários diferentes apresentados no conjunto de dados COMFAULDA com 2162 sinais, cujas classes são denominadas por: operação normal (No), desbalanceamento (D), desalinhamento horizontal (DH), desalinhamento vertical (DV), desbalanceamento + desalinhamento horizontal (DDH), desbalanceamento + desalinhamento vertical (DDV), e desalinhamento horizontal + desalinhamento vertical (DHDV). Para obtenção dos modelos de classificação foi utilizada a técnica $\bar{K}$-*fold* com 5 partições para divisão do conjunto de dados, 4 partições foram usadas para etapa de treinamento e 1 para a fase de teste.

Para identificar o tipo de falha que a máquina está apresentando foram avaliados quatro tipos de classificadores, a saber: máquina de vetores de suporte (SVM), K-vizinhos mais próximos (K-NN), *random forest* (RF) e *Stacked Sparse Autoencoder* (SSAE). A seguir descreve-se a forma como foram realizados os treinamentos dos modelos.

Máquina de vetores de suporte

Com o objetivo de realizar o treinamento do algoritmo SVM, foram sintonizados os seguintes hiperparâmetros: γ, o termo de regularização C e o tipo de função kernel. Para minimizar o risco de *overfitting*, o parâmetro γ foi ajustado através da otimização Bayesiana (ELSAYAD; NASSEF; AL-DHAIFALLAH, 2022), pois esta é uma técnica, baseada em modelos probabilísticos, eficiente na sintonização de hiperparâmetros que é aplicada quando custo de avaliação da função é alto. Para selecionar o melhor valor para o termo de regularização foi feita uma busca no intervalo $C \in \{2^{-5}, 2^{-3}, 2^{-1}, ..., 2^{13}, 2^{15}\}$. O menor valor do termo de regularização que apresentou o melhor desempenho para o classificador na etapa de treinamento foi $C = 8$. As funções de kernel testadas foram a linear e de base radial gaussiana, devido aos bons resultados obtidos em (GU et al., 2018; LIN et al., 2020). Diante dos dados apresentados nesta pesquisa a função kernel do tipo base radial gaussiana foi a que apresentou os melhores resultados.

Sendo assim através dos resultados apresentados na matriz de confusão (Ta-

bela 34), verifica-se que é possível classificar os cenários apresentados com alta acurácia para todas as sete classes. O acerto relativo intraclasse médio do SVM é de 95,43%, associado a um desvio padrão de 1,69%.

Tabela 34 – Matriz de confusão da etapa de teste usando SVM.

Classe de saída(%)	Classe alvo(%)						
	No	D	DH	DV	DDH	DDV	DHDV
No	**95,39 ± 4,00**	1,16 ± 1,79	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
D	1,25 ± 1,14	**98,30 ± 1,47**	0 ± 0	0,31 ± 0,70	1,15 ± 1,58	0 ± 0	0 ± 0
DH	2,97 ± 3,69	0 ± 0	**95,32 ± 4,26**	0 ± 0	0,26 ± 0,57	0 ± 0	0,26 ± 0,59
DV	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	**95,10 ± 3,64**	0 ± 0	1,96 ± 1,86	0,22 ± 0,48
DDH	0,39 ± 0,88	0 ± 0	0,95 ± 1,31	0,5 ± 1,12	**95,18 ± 2,98**	6,31 ± 1,65	0,70 ± 0,65
DDV	0 ± 0	0,27 ± 0,60	0 ± 0	2,06 ± 2,14	1,63 ± 1,45	**90,09 ± 3,18**	0,20 ± 0,45
DHDV	0 ± 0	0,27 ± 0,61	3,73 ± 3,87	2,03 ± 1,43	1,78 ± 1,86	1,64 ± 1,11	**98,62 ± 1,03**

Random forest

O treinamento do algoritmo *Random forest* foi realizado sintonizando o número de árvores que compõem o classificador. Variou-se a quantidade de árvores de 1 até 100 com o propósito de escolher o número de árvores capaz de fornecer a maior acurácia na etapa de treinamento. O valor desse hiperparâmetro selecionado para compor o modelo foi de 90 árvores. A regra de divisão usada para formar os nós das árvores do RF foi o critério de diversidade de Gini, o número mínimo de observações por folha utilizadas pelo classificador foi 5 e o número de características utilizadas em cada nó foi 4, sendo essas características selecionadas aleatoriamente. Usando o modelo treinado no conjunto de teste do classificador foi obtida a matriz de confusão mostrada na Tabela 35. O RF obteve uma acurácia de 92,60% associada a um desvio padrão de 1,95%.

Tabela 35 – Matriz de confusão da etapa de teste usando RF.

Classe de saída(%)	Classe alvo(%)						
	No	D	DH	DV	DDH	DDV	DHDV
No	**95,38 ± 4,71**	3,28± 2,70	1,00± 2,24	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	0± 0
D	0 ± 0	**92,56 ± 5,25**	0 ± 0	0,44 ± 0,97	0,81 ± 0,74	0 ± 0	0 ± 0
DH	2,13 ± 2,72	0,61 ± 0,85	**87,79 ± 7,84**	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
DV	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	**93,66 ± 5,50**	0 ± 0	2,56 ± 3,52	0 ± 0
DDH	0,39 ± 0,88	2,66 ± 2,06	0 ± 0	0,5 ± 1,12	**91,76 ± 4,14**	6,84 ± 2,01	0,44 ± 0,60
DDV	0 ± 0	0,27 ± 0,60	0,55 ± 1,24	3,68 ± 4,36	0,55 ± 0,76	**87,52 ± 2,78**	0 ± 0,97
DHDV	2,10 ± 2,14	0,62 ± 0,86	10,66 ± 7,42	1,72 ± 1,70	6,88 ± 4,05	3,08 ± 1,40	**99,56 ± 0,60**

K-vizinhos mais próximos

Com objetivo de selecionar o melhor modelo do algoritmo K-NN para este conjunto de dados, foram sintonizados os hiperparâmetros tipo de distância e número de vizinhos. Os dois tipos de distância empregadas foram distância euclidiana e distância euclidiana padronizada, sendo esta última a que proporcionou melhor resultado. O número de vizinhos foi variado na faixa de 1 até 100 para verificar qual o número de vizinhos apresentava a maior acurácia em relação ao conjunto de treinamento. O número de vizinhos que obteve maior acurácia foi 1; portanto este valor foi escolhido para sintonizar este algoritmo. Foi verificada a acurácia de 100% no conjunto de treinamento e constatou-se que não houve sobreajuste para esta configuração. Ademais, a configuração com 1 vizinho também mostrou bons resultados em (THANH NOI; KAPPAS, 2017; RAUBER et al., 2021). Aplicando o modelo selecionado no conjunto de teste, foi obtida a matriz de confusão mostrada na Tabela 36. Este algoritmo alcançou uma acurácia de 94,34%, associada a um desvio padrão de 1,32%.

Tabela 36 – Matriz de confusão da etapa de teste usando K-NN.

Classe de saída(%)	Classe alvo(%)						
	No	D	DH	DV	DDH	DDV	DHDV
No	**98,33 ± 1,83**	3,21 ± 2,15	1,86 ± 1,78	1,18 ± 1,12	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0
D	0,39 ± 0,86	**94,00 ± 2,83**	0 ± 0	0,81 ± 1,16	0,57 ± 0,79	0 ± 0	0,21 ± 0,48
DH	0,89 ± 1,99	0 ± 0	**94,31 ± 4,43**	0,44 ± 0,97	0 ± 0	0 ± 0	0,88 ± 0,88
DV	0 ± 0	0,27 ± 0,60	0 ± 0	**94,54 ± 2,83**	0 ± 0	1,42 ± 1,98	0,23 ± 0,50
DDH	0 ± 0	1,70 ± 1,13	0 ± 0	0 ± 0	**91,92 ± 2,73**	6,94 ± 2,22	1,64 ± 1,92
DDV	0 ± 0	0,82 ± 1,21	0 ± 0	1,43 ± 2,20	5,31 ± 2,49	**91,11 ± 2,16**	0,88 ± 1,46
DHDV	0,39 ± 0,88	0 ± 0	3,83 ± 3,83	1,60 ± 1,68	2,20 ± 2,51	0,53 ± 0,73	**96,16 ± 3,25**

Stacked sparse autoencoder

A fim de escolher o modelo do algoritmo SSAE com melhor desempenho para diferenciação dos tipos de falhas foram avaliadas as seguintes quantidades de neurônios nas camadas ocultas: $\{200-100-50\}$, $\{200-50-20\}$, $\{100-50-20\}$, $\{100-50-10\}$, $\{50-20-10\}$, $\{50-20-5\}$, $\{20-10-5\}$ e $\{20-5-2\}$. Os outros hiperparâmetros

empregados para treinar o SSAE foram: *i)* coeficiente de decaimento de 0,0001 e 4,736, *ii)* coeficiente de penalidade de esparsidade de 0,001 e 0,017, *iii)* fator de esparsidade de 0,2 e 0,015, *iv)* 3 camadas ocultas, e *v)* camada de classificação do tipo *softmax*. As configurações deste classificador foram baseadas nos resultados obtidos em (ZHANG, Y. et al., 2020; SHAO et al., 2017). O melhor modelo do SSAE foi obtido com $\{100 - 50 - 20\}$ neurônios nas camadas ocultas com coeficiente de decaimento de 0,0001; com coeficiente de penalidade de esparsidade de 0,001 e fator de esparsidade de 0,2. Aplicando o modelo selecionado no conjunto de teste, foi obtida a matriz de confusão mostrada na Tabela 37. Este classificador alcançou um acerto relativo intraclasse de 91,55%, associado a um desvio padrão de 2,05%.

Tabela 37 – Matriz de confusão da etapa de teste usando SSAE.

Classe de saída(%)	Classe alvo(%)						
	No	D	DH	DV	DDH	DDV	DHDV
No	**92,27 ± 3,27**	2,75 ± 1,61	3,75 ± 4,28	0,83 ± 1,13	0 ± 0	0 ± 0	0,23 ± 0,50
D	2,34 ± 3,15	**94,65 ± 3,68**	0,96 ± 1,34	1,75 ± 2,74	0,88 ± 0,82	0,59 ± 0,82	0 ± 0
DH	4,18 ± 2,82	0 ± 0	**84,78 ± 8,51**	0 ± 0	0,26 ± 0,57	0 ± 0	1,65 ± 1,08
DV	0 ± 0	0,81 ± 1,21	0 ± 0	**93,51 ± 4,46**	0,57 ± 0,79	2,53 ± 2,52	0,85 ± 1,40
DDH	0,41 ± 0,91	1,17 ± 1,81	0,5 ± 1,12	0,5 ± 1,12	**92,93 ± 2,84**	6,94 ± 3,97	2,70 ± 1,68
DDV	0 ± 0	0,35 ± 0,77	0 ± 0	0,94 ± 2,10	3,87 ± 2,56	**88,83 ± 3,91**	0,66 ± 0,97
DHDV	0,80 ± 1,09	0,27 ± 0,61	10,01 ± 5,75	2,47 ± 1,77	1,49 ± 1,21	1,11 ± 0,62	**93,91 ± 3,89**

Seleção do classificador

Levando em consideração os resultados apresentados pelos 4 classificadores testados, o algoritmo máquina de vetores de suporte foi o que mostrou melhor desempenho alcançando 95,43% de acerto relativo intraclasse associado a um desvio padrão de 1,69%. Além disso, observa-se na matriz de confusão, Tabela 34, uma baixa quantidade de falsos negativos (1,16%), ou seja, a taxa de sinais correspondentes a falhas, que são classificados como sinais de operação normal. Logo, este foi o classificador escolhido para a tarefa da identificação de falha mostrada na Figura 61, pois em um ambiente industrial, um sistema automático de detecção de falhas deve ser robusto, apresentando baixo índice de falsos negativos a fim de evitar graves problemas aos equipamentos, danos aos trabalhadores e perdas na produção.

7.3.2 Métodos de decomposição

Simulação usando um sinal analítico composto

Para comparar o método de separação de sinais proposto IVMD com as técnicas existentes EMD e VMD, dois sinais com características semelhantes a um sinal de desbalanceamento (s_{desb}) e um sinal de desalinhamento (s_{desa}) foram criados, considerando uma frequência fundamental de $F_0 = 30$ Hz, tal que

$$\begin{aligned} s_{\text{desb}}\,(n) =& 5\text{sen}\left(\frac{2\pi 30n}{F_s}\right) + 0{,}3\text{sen}\left(\frac{2\pi 60n}{F_s}\right) \\ &+ 0{,}5\text{sen}\left(\frac{2\pi 120n}{F_s}\right) + 0{,}2\text{sen}\left(\frac{2\pi 180n}{F_s}\right), \end{aligned} \tag{70}$$

$$\begin{aligned} s_{\text{desa}}\,(n) =& 0{,}3\text{sen}\left(\frac{2\pi 30n}{F_s}\right) + 0{,}6\text{sen}\left(\frac{2\pi 60n}{F_s}\right) \\ &+ 0{,}1\text{sen}\left(\frac{2\pi 120n}{F_s}\right) + 0{,}08\text{sen}\left(\frac{2\pi 180n}{F_s}\right). \end{aligned} \tag{71}$$

onde $0 \leq n \leq 250.000$ denota a amostra de tempo e $F_s = 50$ kHz representa a frequência de amostragem.

Posteriormente, uma falha composta s_{com} foi criada como a soma dos sinais s_{desb} e s_{desa}, e um componente de ruído branco gaussiano s_{ru} foi adicionado com uma razão sinal-ruído de 10 dB para simular uma situação prática, tal que

$$s_{\text{com}}(n) = s_{\text{desb}}(n) + s_{\text{desa}}(n) + s_{\text{ru}}(n). \tag{72}$$

A representação destes sinais tanto no domínio do tempo, quanto no domínio da frequência, pode ser vista na Figura 64.

Uma das estratégias mais comuns para identificar falhas de desbalanceamento e desalinhamento em máquinas rotativas consiste na observação dos picos de amplitude na representação no domínio da frequência (SINGH; SINGH, 2020; PESTANA-VIANA et al., 2018):

O sinal de desbalanceamento é identificado por uma alta amplitude na direção radial na frequência fundamental da máquina rotativa, enquanto o desalinhamento paralelo apresenta amplitudes acentuadas nos quatro primeiros harmônicos do espectro de frequência (LEES, 2007; RAHMAN; UDDIN, 2017).

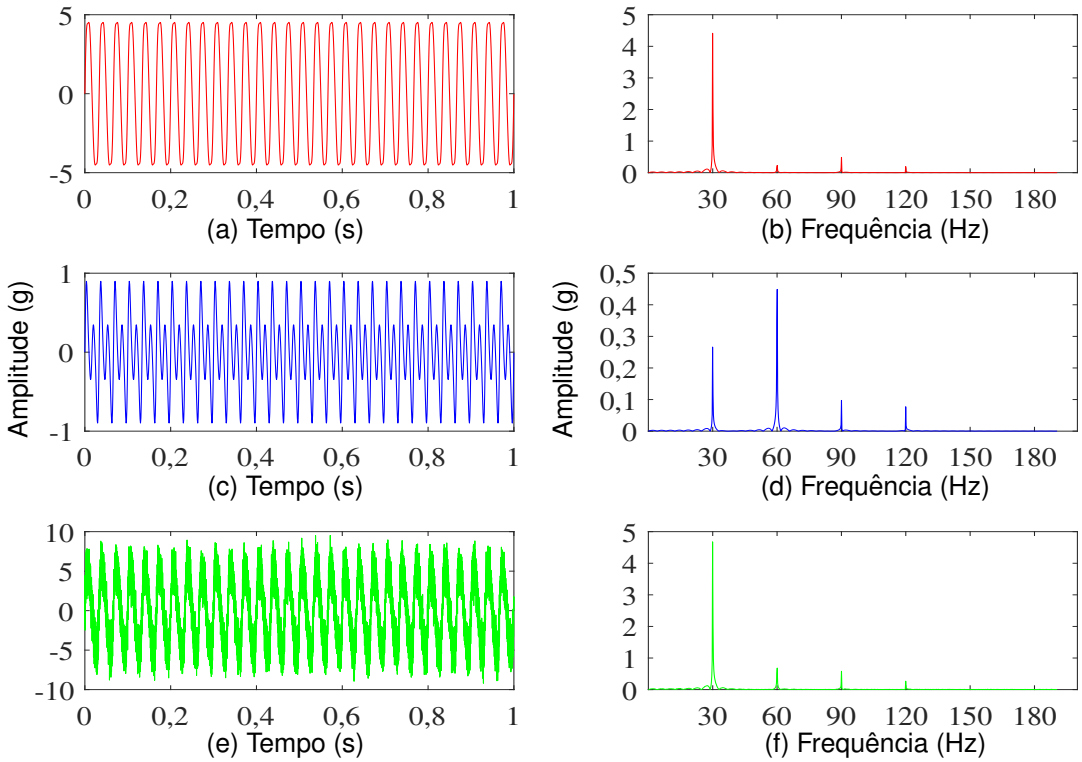


Figura 64 – Representações analíticas dos sinais: (a) Sinal de desbalanceamento no domínio do tempo; (b) representação de (a) no domínio da frequência; (c) Sinal de desalinhamento no domínio do tempo; (d) representação de (c) no domínio da frequência; (e) sinal combinado formado por desbalanceamento + desalinhamento + ruído branco gaussiano; (f) representação de (e) no domínio da frequência.

Assim para avaliar a efetividade da técnica IVMD proposta nesta tese, foram comparados os sinais decompostos gerados por ele com os produzidos pelas abordagens tradicionais EMD e VMD. Nesta simulação, foram utilizados como parâmetros de implementação do IVMD, K_m=2, τ=140000 e β=0,06.

Ao comparar o sinal referente ao desbalanceamento decomposto mostrado na Figura 65 com o sinal de desbalanceamento original mostrado nas Figuras 64(a)-(b), percebe-se que a técnica EMD distorceu o sinal de desbalanceamento introduzindo componentes de baixa frequência na faixa de 0 a 30 Hz, como pode ser visto na Figura 65(b). Os sinais de desbalanceamento decompostos pelas técnicas VMD e IVMD são bastante semelhantes ao sinal de desbalanceamento original, nos domínios do tempo

e da frequência, conforme pode ser visto nas Figuras 65(c)-(d) e (e)-(f).

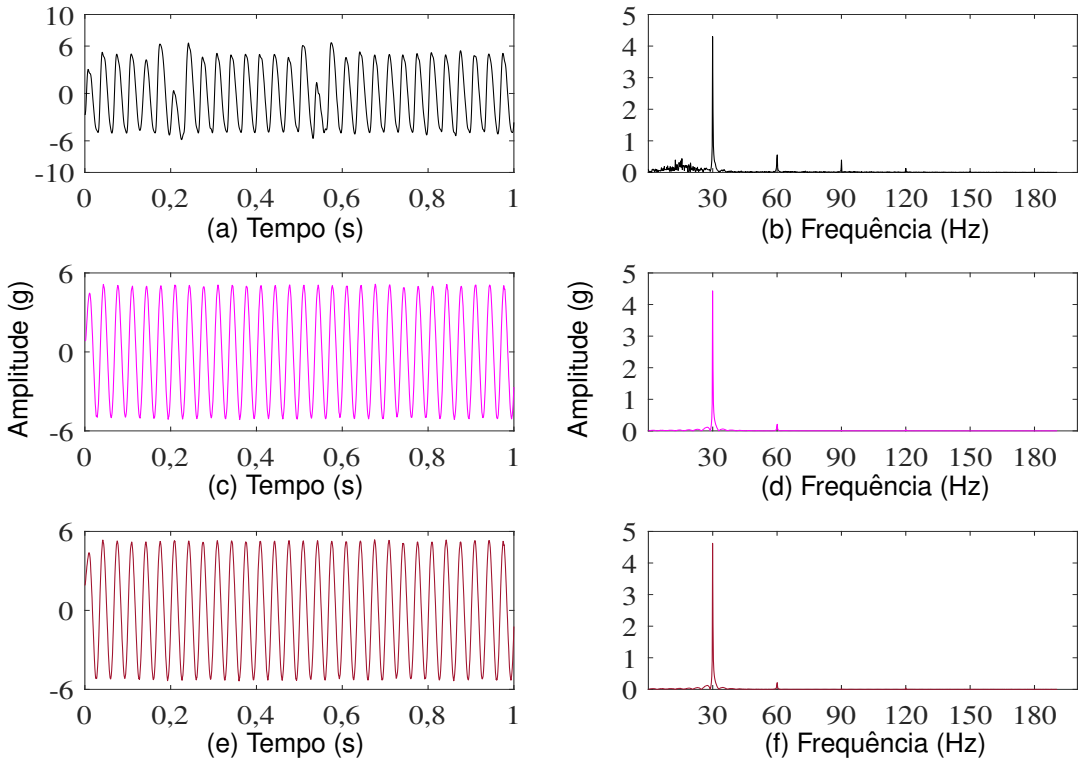


Figura 65 – Sinais de desbalanceamento decompostos produzidos pelo: (a) algoritmo EMD; (b) representação de (a) no domínio da frequência; (c) algoritmo VMD; (d) representação de (c) no domínio da frequência; (e) algoritmo IVMD; (f) representação de (e) no domínio da frequência.

Através da comparação dos gráficos nas Figuras 64(c)-(d), que representam o sinal de desalinhamento analítico original, com os gráficos nas Figuras 66(a)-(b), verifica-se mais uma vez que a técnica EMD não é capaz de lidar com o componente de ruído no sinal composto, apresentando assim um sinal carregado com componentes de ruído em todo o espectro. Além disso, percebe-se claramente como o EMD não identifica a componente de amplitude na frequência fundamental $F_0 = 30$ Hz, enquanto os picos nos harmônicos de interesse ([60, 90, 120] Hz) são muito baixos, quando comparados com os picos correspondentes no sinal de desalinhamento analítico original.

A análise das Figuras 66(c)-(d) indica que a técnica VMD teve um desempenho melhor do que a técnica EMD, obtendo um sinal de desalinhamento decomposto semelhante ao original. No entanto, a saída VMD não possui a componente na frequência fundamental $F_0 = 30$ Hz, e os picos no segundo, terceiro e quarto harmônicos são maiores do que no sinal original. Por fim, analisando o sinal de desalinhamento obtido pelo emprego do IVMD, conforme indicado nas Figuras 64(e)-(f), percebe-se claramente

como a técnica proposta é capaz de identificar os componentes de amplitude de todos os harmônicos de interesse ([30, 60, 90, 120] Hz), como desejado.

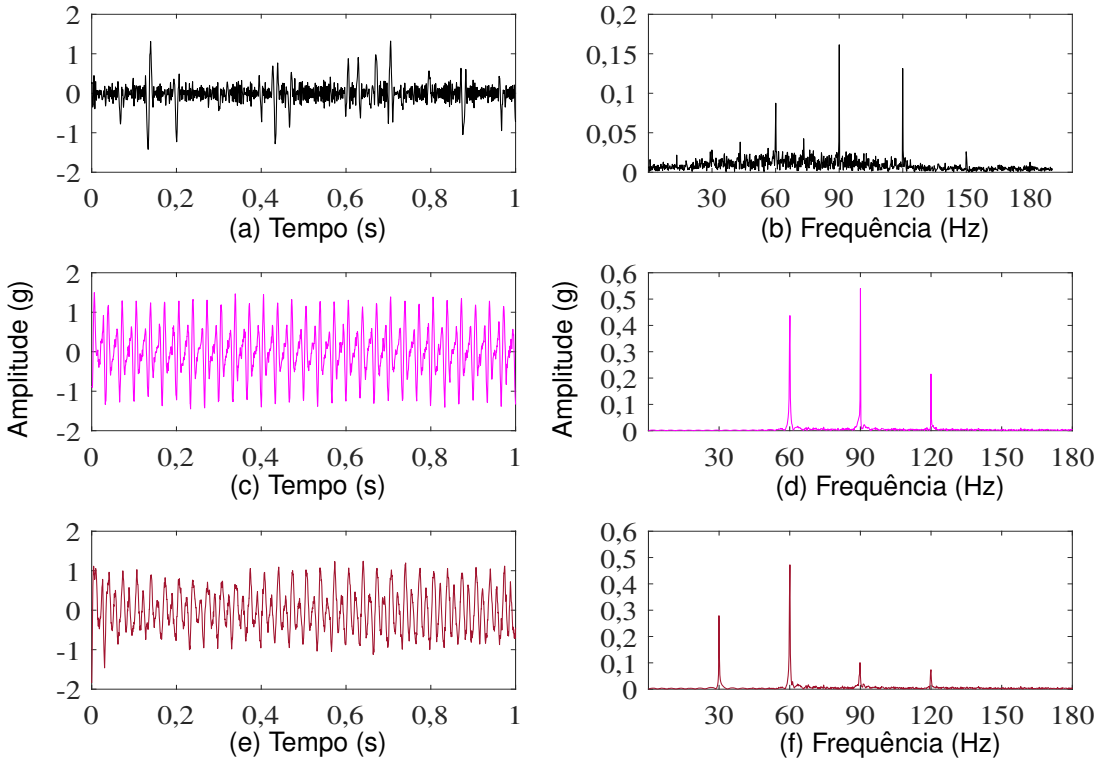


Figura 66 – Sinais de desalinhamento decompostos produzidos pelo: (a) algoritmo EMD; (b) representação de (a) no domínio da frequência; (c) algoritmo VMD; (d) representação de (d) no domínio da frequência; (e) algoritmo IVMD; (f) representação de (e) no domínio da frequência.

Assim a decomposição de falhas tem como objetivo verificar as contribuições individuais de cada uma delas para o nível de severidade total. A severidade de todos os sinais decompostos pelas técnicas EMD, VMD e IVMD foram calculadas e comparadas com seus valores originais, conforme mostrado na Tabela 38, onde foi analisado 1 sinal analítico composto. A partir desta tabela, verifica-se que o IVMD superou as outras duas abordagens, fornecendo valores mais baixos de erros absolutos das estimativas de severidade para as falhas de desbalanceamento e desalinhamento.

Tabela 38 – Severidade das falhas correspondentes ao sinal analítico.

	Severidade das falhas (mm/s)	
Técnicas	Desbalanceamento	Desalinhamento
Original	184,33	15,68
EMD	371,67	44,34
VMD	187,21	13,45
IVMD	**182,84**	**17,18**

7.3.3 Simulações usando sinais reais da base COMFAULDA

Esta seção compara o desempenho dos métodos EMD, VMD e IVMD ao decompor um sinal de vibração da base COMFAULDA.

O sinal de vibração analisado é uma falha composta formada por desbalanceamento de 30 gramas associado a um desalinhamento horizontal de 2,00 mm, com a máquina operando a uma velocidade de rotação de 40 Hz. As representações correspondentes no domínio do tempo e da frequência para os sinais de vibração para as falhas isoladas e combinada são apresentadas na Figura 67.

Com o objetivo de avaliar a eficácia das técnicas de EMD, VMD e IVMD neste cenário, foram mostrados os sinais decompostos de desbalanceamento e desalinhamento fornecido por estes três métodos nas Figuras 68 e 69, respectivamente. Nesta simulação, foram utilizados como parâmetros de implementação do IVMD, K_m=2, τ=140000 e β=0,06.

Ao comparar o espectro de frequência do desbalanceamento mostrado na Figura 67(b) com as Figuras 68(b), (d) e (f), que representam o espectro de frequência dos sinais de desbalanceamento obtidos pelo emprego do EMD, VMD e IVMD, respectivamente, verifica-se prontamente que as três técnicas foram capazes de identificar adequadamente a amplitude acentuada na frequência fundamental e no segundo harmônico em 80 Hz. No entanto, a mesma análise também mostra que estas técnicas não identificaram, claramente, os picos de amplitude no terceiro e quarto harmônicos destes sinais.

Uma análise semelhante foi realizada para os sinais de desalinhamento decompostos produzidos pelos três métodos, conforme indicado na Figura 69. Nota-se que a técnica EMD mais uma vez não é capaz de lidar com a presença de ruído no sinal composto,

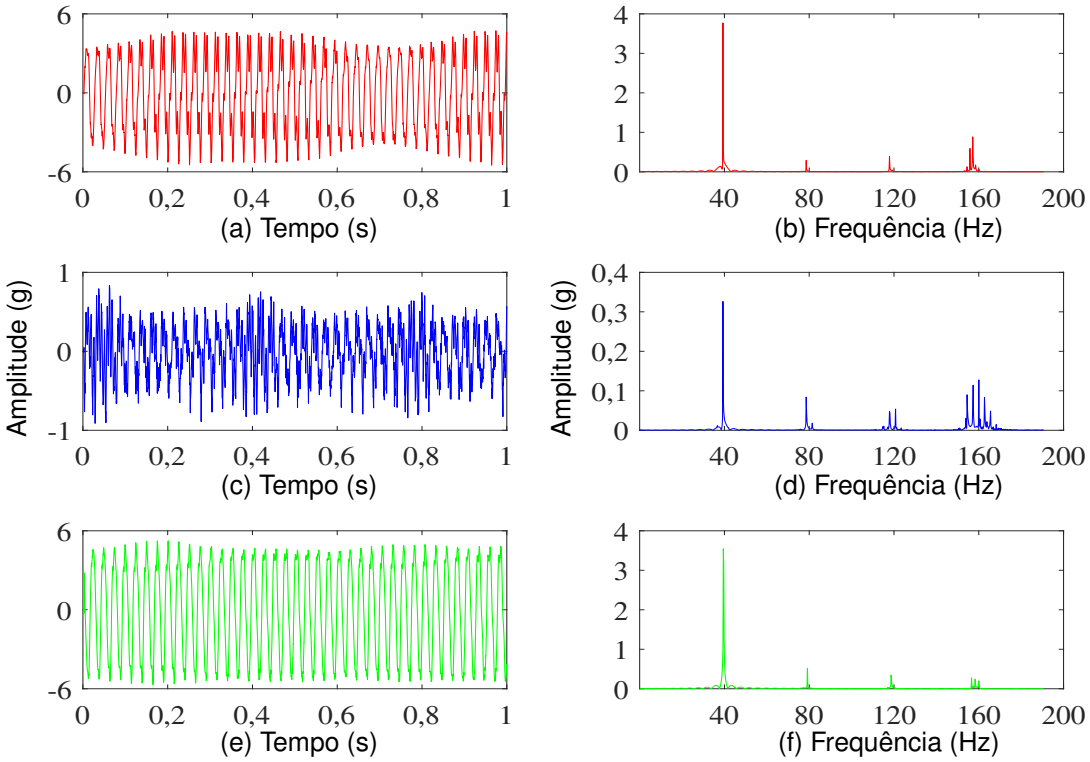


Figura 67 – Sinais de vibrações reais referentes a: (a) falha individual de desbalanceamento; (b) representação de (a) no domínio da frequência; (c) falha individual de desalinhamento; (d) representação de (c) no domínio da frequência; (e) falha combinada de desbalanceamento e desalinhamento; (f) representação de (e) no domínio da frequência.

dificultando a identificação do pico na frequência fundamental em 40 Hz. Além disso, esta técnica fez com que os outros picos de interesse em [80, 120, 160] Hz apresentassem pequenas amplitudes em comparação com os picos correspondentes originais. Enquanto isso, a saída VMD não possui o componente de amplitude na frequência fundamental (40 Hz) e os componentes de amplitude do segundo, terceiro e quarto harmônicos tendem a ser maiores que os originais. Finalmente, a componente de desalinhamento isolado do IVMD apresenta um perfil espectral bastante semelhante ao sinal de desalinhamento real em todos os quatro harmônicos de interesse [40, 80, 120, 160] Hz, mostrando o desempenho superior da abordagem proposta para este caso em particular em relação as outras duas técnicas.

Além disso, também foram comparados os valores de severidade das falhas obtidos através da utilização das três técnicas de decomposição em relação aos valores de severidade dos casos reais correspondentes, conforme indicado na Tabela 39, onde foi analisado 1 sinal composto. Os resultados mostrados nesta tabela indicam mais uma

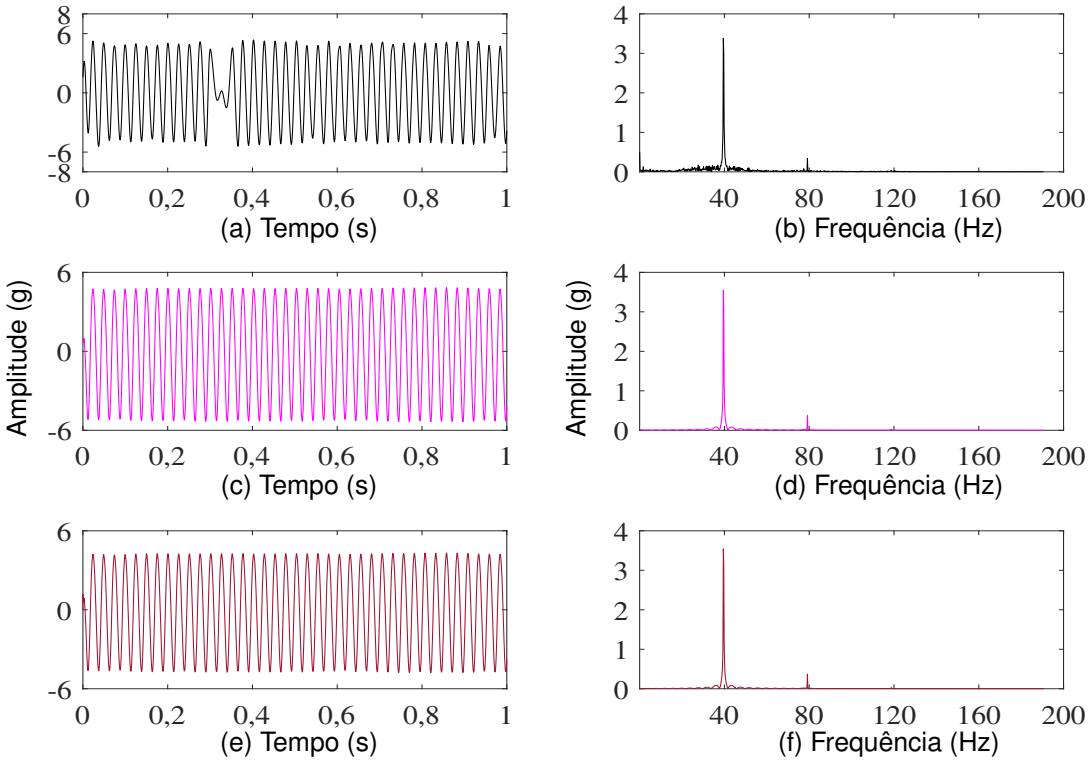


Figura 68 – Sinais de desbalanceamento reais decompostos produzidos pelo: (a) algoritmo EMD; (b) representação de (a) no domínio da frequência; (c) algoritmo VMD; (d) representação de (c) no domínio da frequência; (e) algoritmo IVMD; (f) representação de (e) no domínio da frequência.

vez que a técnica IVMD supera as técnicas de decomposição EMD e VMD neste cenário real de falhas combinadas.

Tabela 39 – Severidade das falhas correspondentes ao sinal real.

	Severidade das falhas (mm/s)	
Técnicas	Desbalanceamento	Desalinhamento
Original	132,15	10,69
EMD	222,01	17,45
VMD	154,60	7,42
IVMD	**138,19**	**11,84**

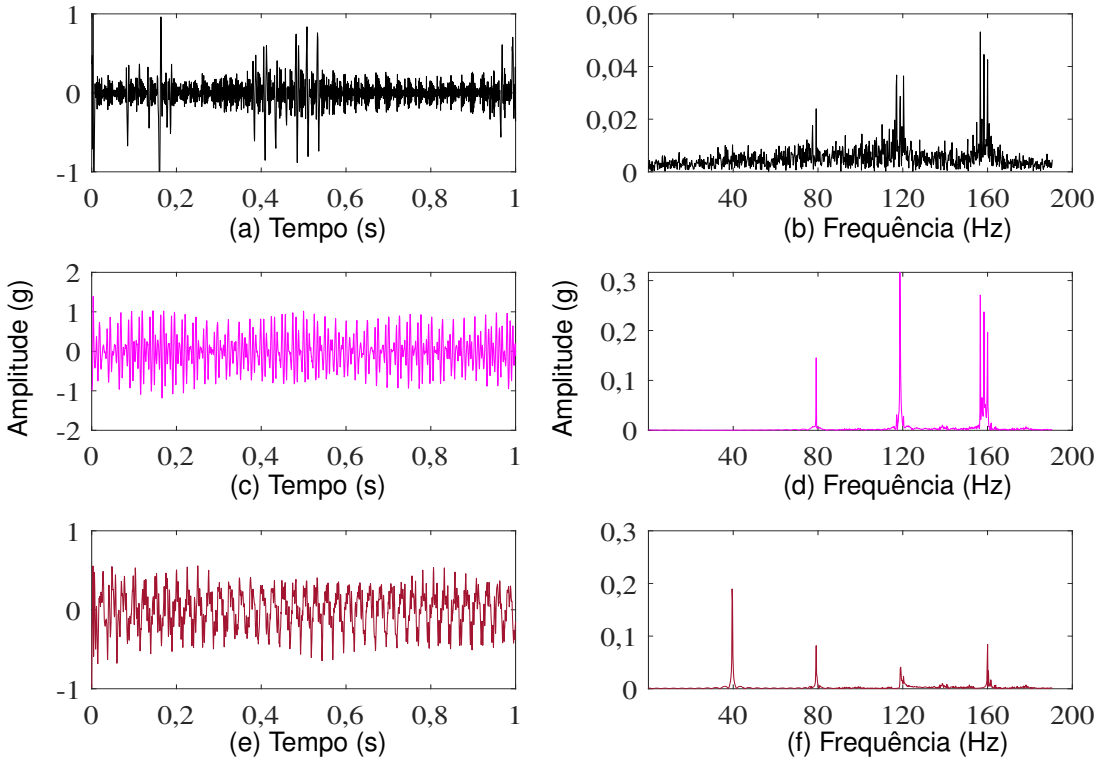


Figura 69 – Sinais de desalinhamento reais decompostos produzidos pelo: (a) algoritmo EMD; (b) representação de (a) no domínio da frequência; (c) algoritmo VMD; (d) representação de (c) no domínio da frequência; (e) algoritmo IVMD; (f) representação de (e) no domínio da frequência.

7.3.4 Simulações para decomposição de falhas combinadas formadas por misturas instantâneas de falhas simples

Considerando que falhas combinadas podem ser representadas de forma simplificada a partir de misturas instantâneas de falhas simples, conforme descrito em (ZHANG; YU; ZHANG, 2015; YI et al., 2017; ZHOU; WANG, 2022). Foram produzidas falhas combinadas somando os sinais de desbalanceamento (6, 20 e 30 gramas) com sinais de desalinhamento horizontal (2 mm) e desalinhamento vertical (1,91 mm) variando a velocidade de rotação do motor R_f no intervalo $[13, 60]$ Hz com passo de 1 Hz, gerando assim 144 sinais compostos formados por falhas de desbalanceamento + desalinhamento horizontal e 144 sinais compostos formados por falhas de desbalanceamento + desalinhamento vertical. A análise restringiu-se a avaliar os cenários de desalinhamento mais acentuados em conjunto com 3 valores distintos de desbalanceamento devido ao alto custo computacional para a realização da aplicação das técnicas de decomposição em

uma grande quantidade de sinais. A complexidade computacional para execução do EMD é $\mathcal{O}(N \log_2 N)$ (GU; ZHOU, 2020) enquanto que para o VMD é $K_m \mathcal{O}(N \log_2 N)$ (PATERNINA et al., 2019), onde N é a quantidade de amostras do sinal e K_m é a quantidade de modos a serem decompostos.

Para aferição do desempenho das técnicas de decomposição EMD, VMD e IVMD foram calculados os erros absolutos em relação aos sinais de falhas simples de desbalanceamento e desalinhamento. Posteriormente, foi calculado o valor médio destes erros.

Na Tabela 40 são mostrados os valores dos erros absolutos médios das severidades das falhas em conjunto com os desvios padrões referentes à decomposição dos cenários de desbalanceamento de 6 gramas + desalinhamento horizontal 2 mm (48 sinais), desbalanceamento de 20 gramas + desalinhamento horizontal 2 mm (48 sinais) e desbalanceamento de 30 gramas + desalinhamento horizontal 2 mm (48 sinais). Observa-se que a técnica IVMD, proposta nesta tese, apresenta valores de erro menores do que as outras duas técnicas para os três cenários de falhas compostas avaliados.

Tabela 40 – Comparação do desempenho das técnicas de decomposição para separação dos sinais combinados formados por misturas instantâneas de falhas simples referentes aos sinais de desbalanceamento em conjunto com os sinais de desalinhamento horizontal.

	Erros absolutos médios das severidades das falhas decompostas (mm/s)					
Técnicas	D (6 gramas)	DH (2 mm)	D (20 gramas)	DH (2 mm)	D (30 gramas)	DH (2 mm)
EMD	88,36 $\pm$ 124,67	90,09 $\pm$ 110,37	170,53 $\pm$ 199,62	283,94 $\pm$ 350,34	216,82 $\pm$ 278,92	294,83 $\pm$ 312,40
VMD	11,50 $\pm$ 15,57	11,68 $\pm$ 13,50	30,03 $\pm$ 39,05	28,46 $\pm$ 36,21	38,19 $\pm$ 44,56	38,10 $\pm$ 42,52
IVMD	**2,64 $\pm$ 3,13**	**6,49 $\pm$ 4,30**	**6,81 $\pm$ 7,29**	**4,90 $\pm$ 5,00**	**7,97 $\pm$ 5,82**	**4,09 $\pm$ 4,53**

Considerando um único cenário formado pelas falhas mostradas na Tabela 40, avaliou-se o desempenho das três técnicas empregadas na decomposição das falhas compostas por desbalanceamento (6, 20 e 30 gramas), associada ao desalinhamento horizontal de 2 mm. Através dos resultados mostrados na Tabela 41 onde foram analisados 144 sinais distintos, observa-se que a técnica IVMD apresenta um valor de erro absoluto médio aproximadamente 27 vezes menor para falha de desbalanceamento e cerca de 47 vezes menor para a falha de desalinhamento horizontal comparando com o desempenho apresentado pela técnica EMD. Nesta mesma tabela, também é verificado que o emprego da técnica IVMD resulta em um valor de erro absoluto médio aproximadamente de 4 vezes menor na decomposição da falha de desbalanceamento e cerca de 5 vezes menor para a falha de desalinhamento horizontal comparando com os resultados resultantes do emprego da técnica VMD.

A Tabela 42 apresenta os valores dos erros absolutos médios das severidades

Tabela 41 – Erros absolutos médios das severidades das falhas decompostas de sinais combinados formados por misturas instantâneas de falhas simples de desbalanceamento em conjunto com desalinhamento horizontal.

	Erros absolutos médios das severidades das falhas (mm/s)	
Técnicas	Desbalanceamento	Desalinhamento Horizontal
EMD	158,57 $\pm$ 215,91	222,97 $\pm$ 292,11
VMD	26,57 $\pm$ 36,86	26,08 $\pm$ 34,72
IVMD	**5,81 $\pm$ 6,09**	**4,75 $\pm$ 4,61**

Tabela 42 – Comparação do desempenho das técnicas de decomposição para separação dos sinais combinados formados por misturas instantâneas de falhas simples referentes aos sinais de desbalanceamento em conjunto com os sinais de desalinhamento vertical.

	Erros absolutos médios das severidades das falhas decompostas (mm/s)					
Técnicas	D (6 gramas)	DV (1,91 mm)	D (20 gramas)	DV (1,91 mm)	D (30 gramas)	DV (1,91 mm)
EMD	90,98 $\pm$ 127,39	84,97 $\pm$ 115,72	217,65 $\pm$ 222,35	166,67 $\pm$ 372,38	255,54 $\pm$ 453,35	217,65 $\pm$ 274,65
VMD	10,87 $\pm$ 16,21	9,47 $\pm$ 13,15	30,35 $\pm$ 39,32	27,98 $\pm$ 37,88	38,09 $\pm$ 44,35	37,63 $\pm$ 44,06
IVMD	**2,63 $\pm$ 2,70**	**4,58 $\pm$ 3,08**	**8,33 $\pm$ 8,00**	**4,00 $\pm$ 2,95**	**8,76 $\pm$ 5,91**	**3,22 $\pm$ 3,15**

das falhas em conjunto com os desvios padrões para a decomposição dos cenários de desbalanceamento de 6 gramas + desalinhamento vertical 1,91 mm (48 sinais), desbalanceamento de 20 gramas + desalinhamento vertical 1,91 mm (48 sinais) e desbalanceamento de 30 gramas + desalinhamento vertical 1,91 mm (48 sinais). Observa-se que a técnica IVMD proposta nesta tese apresenta desempenho superior ao EMD e VMD para os cenários de falhas compostas analisados.

Considerando um único cenário constituído pelas falhas mostradas na Tabela 42, foi aferido o desempenho das três técnicas para a decomposição das falhas compostas por desbalanceamento (6 gramas, 20 gramas e 30 gramas) associada ao desalinhamento vertical de 1,91 mm. Por meio dos resultados exibidos na Tabela 43 onde foram analisados 144 sinais distintos. Nela nota-se que a técnica IVMD apresenta um valor de erro absoluto médio, cerca de 26 vezes menor do que a falha de desbalanceamento e aproximadamente 47 vezes menor para falha de desalinhamento vertical comparando com os resultados da técnica EMD. Nesta mesma tabela, também constata-se que a utilização da técnica IVMD resulta em um valor de erro absoluto médio cerca de 4 vezes menor na decomposição da falha de desbalanceamento e aproximadamente 6 vezes menor para a falha de desalinhamento vertical comparando com os resultados apresentados pela técnica VMD.

Portanto mediante os resultados apresentados nesta seção pode-se afirmar que a técnica IVMD é mais eficaz do que as técnicas EMD e VMD na estimação da severidade das falhas decompostas produzidas a partir da soma de falhas isoladas formadas por

Tabela 43 – Erros absolutos médios das severidades das falhas decompostas de sinais combinados formados por misturas instantâneas de falhas simples de desbalanceamento em conjunto com desalinhamento vertical.

	Erros absolutos médios das severidades das falhas (mm/s)	
Técnicas	Desbalanceamento	Desalinhamento vertical
EMD	170,86 $\pm$ 306,09	186,23 $\pm$ 283,16
VMD	26,44 $\pm$ 37,09	25,03 $\pm$ 36,11
IVMD	**6,58 $\pm$ 6,54**	**3,93 $\pm$ 3,09**

desbalanceamento associadas a desalinhamento horizontal e vertical.

7.3.5 Simulações para decomposição de falhas combinadas da base COMFAULDA

Avaliou-se o desempenho das técnicas de decomposição nos cenários da base COMFAULDA. Para isso foram calculados os valores das severidades das falhas dos sinais decompostos pelas técnicas de decomposição utilizadas e foi calculado o erro absoluto em relação aos sinais de falhas simples de desbalanceamento e desalinhamento vertical e por fim foi calculado o valor médio destes erros.

Na Tabela 44 são apresentados os valores dos erros absolutos médios das severidades das falhas em conjunto com os desvios padrões para a decomposição dos cenários de desbalanceamento de 6 gramas + desalinhamento horizontal 2 mm (48 sinais), desbalanceamento de 20 gramas + desalinhamento horizontal 2 mm (38 sinais) e desbalanceamento de 30 gramas + desalinhamento horizontal 2 mm (28 sinais). É constatado que a técnica IVMD proposta nesta tese apresenta valores de erro menores do que as outras duas técnicas para os três cenários de falhas compostas avaliados.

Tabela 44 – Comparação do desempenho das técnicas de decomposição para separação dos sinais da COMFAULDA referente aos sinais de desbalanceamento em conjunto com os sinais de desalinhamento horizontal.

	Erros absolutos médios das severidades das falhas decompostas (mm/s)					
Técnicas	D (6 gramas)	DH (2 mm)	D (20 gramas)	DH (2 mm)	D (30 gramas)	DH (2 mm)
EMD	42,67 $\pm$ 90,83	46,42 $\pm$ 78,39	67,20 $\pm$ 93,02	147,83 $\pm$ 260,45	85,34 $\pm$ 170,60	82,44 $\pm$ 124,45
VMD	12,67 $\pm$ 17,04	10,62 $\pm$ 10,78	32,01 $\pm$ 38,35	24,29 $\pm$ 31,34	41,48 $\pm$ 41,44	31,55 $\pm$ 39,66
IVMD	**6,26 $\pm$ 5,63**	**7,52$\pm$ 5,85**	**13,07 $\pm$ 13,08**	**4,84 $\pm$ 4,91**	**16,42 $\pm$ 13,26**	**3,55 $\pm$ 3,23**

Na Figura 70 observa-se o desempenho das duas melhores técnicas (VMD e IVMD) para decomposição da falha de desbalanceamento a partir da falha combinada composta pela falha de desbalanceamento de 20 g associada ao desalinhamento vertical de 2,00 mm da base COMFAULDA. Neste gráfico são mostradas as severidades de falha para cada modo decomposto de acordo com a respectiva velocidade de rotação da máquina. Percebe-se que a técnica VMD apresenta equívocos na identificação do modo referente a falha de desbalanceamento, apresentando baixos valores de severidade em algumas velocidades, como por exemplo R_f nos intervalos $[23, 24]$ Hz; $[29, 32]$ Hz; $[34, 38]$ Hz de rotação, as quais seriam correspondentes ao modo de desalinhamento horizontal. Por outro lado, observa-se nesta mesma figura que a técnica IVMD proposta nesta tese apresenta estimativas das severidades de falha mais próximas às severidades da falha real de desbalanceamento.

A Figura 71 exibe o desempenho das duas melhores técnicas VMD e IVMD para decomposição da falha de desbalanceamento a partir da falha combinada de desbalanceamento de 20 g associada ao desalinhamento horizontal de 2,00 mm da base COMFAULDA. Neste gráfico são apresentadas as severidades de falha para cada modo decomposto de acordo com a respectiva velocidade de rotação da máquina. Através da análise deste gráfico, constata-se que a técnica VMD apresenta inconsistências na identificação do modo referente a falha de desalinhamento horizontal resultando em altos valores de severidade em algumas velocidades, como por exemplo: R_f nos intervalos $[23, 24]$ Hz; $[29, 32]$ Hz; $[34, 38]$ Hz de rotação, que seriam concernentes ao modo de desbalanceamento. Por outro lado, neste mesmo gráfico verifica-se que a técnica IVMD proposta nesta tese apresenta estimativas de severidades de falha mais próximas às severidades da falha real de desalinhamento horizontal.

Considerando um único cenário formado pelas falhas mostradas na Tabela 44, avaliou-se o desempenho das três técnicas empregadas na decomposição de 114 sinais de falhas compostas por desbalanceamento (6, 20 e 30 gramas) associadas a desalinhamento horizontal de 2 mm. Por meio dos resultados exibidos na Tabela 45, constata-se que a técnica IVMD apresenta um valor de erro absoluto médio aproximadamente 5 vezes menor para falha de desbalanceamento e cerca de 15 vezes menor para falha de desalinhamento vertical, comparando com o desempenho apresentado pela técnica EMD. Nesta mesma tabela também é visto que o emprego da técnica IVMD resulta em um valor de erro absoluto médio aproximadamente 2 vezes menor na decomposição da falha de

desbalanceamento e cerca de 4 vezes menor para a falha de desalinhamento horizontal comparando, com os resultados fornecidos pelo emprego da técnica VMD.

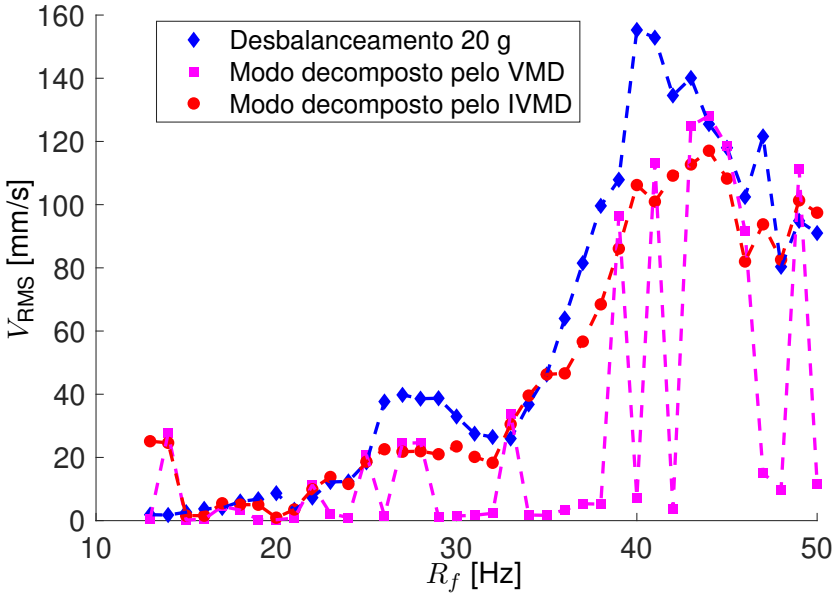


Figura 70 – Comparação do desempenho dos métodos VMD e IVMD para decomposição da falha de desbalanceamento a partir do sinal combinado de desbalanceamento de 20 gramas associado a desalinhamento horizontal de 2,00 mm.

Tabela 45 – Erros absolutos médios das severidades das falhas decompostas referentes aos sinais combinados formados por desbalanceamento e desalinhamento horizontal da base COMFAULDA.

	Erros absolutos médios das severidades das falhas (mm/s)	
Técnicas	Desbalanceamento	Desalinhamento Horizontal
EMD	61,12 $\pm$ 116,08	88,08 $\pm$ 174,93
VMD	26,99 $\pm$ 34,24	20,49 $\pm$ 28,72
IVMD	**11,02** $\pm$ **11,38**	**5,65** $\pm$ **5,23**

Na Tabela 46 são mostrados os valores dos erros absolutos médios das severidades das falhas em conjunto com os desvios padrões para a decomposição dos cenários de desbalanceamento de 6 gramas + desalinhamento vertical 1,91 mm (48 sinais), desbalanceamento de 20 gramas + desalinhamento vertical 1,91 mm (38 sinais) e desbalanceamento de 30 gramas + desalinhamento vertical 1,91 mm (28 sinais). Verifica-se que a técnica proposta nesta tese supera o desempenho da outras duas técnicas para os três cenários de falhas compostas avaliados.

Na Figura 72 verifica-se o desempenho das duas melhores técnicas (VMD e IVMD) para decomposição da falha de desbalanceamento a partir da falha combinada composta

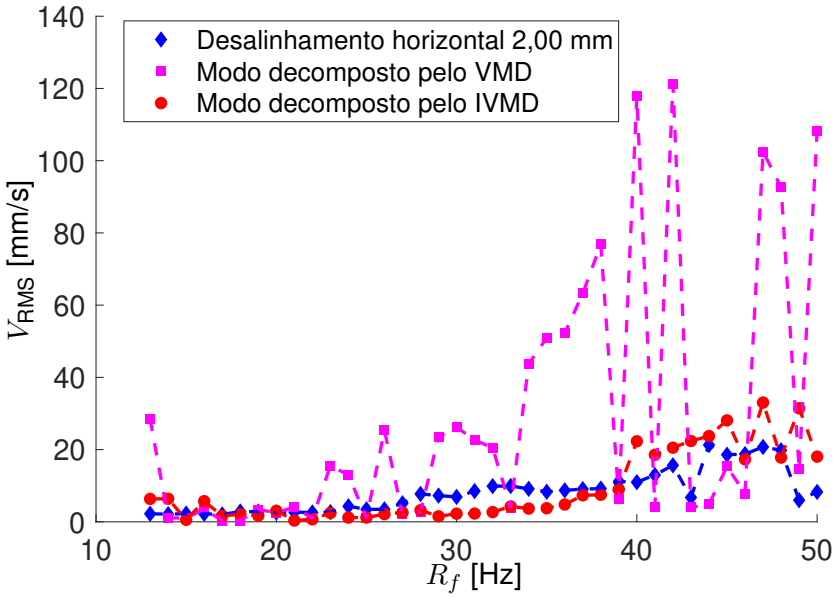


Figura 71 – Comparação do desempenho dos métodos VMD e IVMD para decomposição da falha de desalinhamento horizontal a partir do sinal combinado de desbalanceamento de 20 gramas associado a desalinhamento horizontal de 2,00 mm.

Tabela 46 – Comparação do desempenho das técnicas de decomposição para separação dos sinais da COMFAULDA referente aos sinais de desbalanceamento em conjunto com os sinais de desalinhamento vertical.

	Erros absolutos médios das severidades das falhas decompostas (mm/s)					
Técnicas	D (6 gramas)	DV (1,91 mm)	D (20 gramas)	DV (1,91 mm)	D (30 gramas)	DV (1,91 mm)
EMD	45,33 $\pm$ 54,74	41,23 $\pm$ 43,60	62,91 $\pm$ 97,57	104,41 $\pm$ 145,77	77,50 $\pm$ 86,98	75,93 $\pm$ 113,29
VMD	13,73 $\pm$ 17,26	9,26 $\pm$ 10,12	35,78 $\pm$ 37,68	22,60 $\pm$ 29,50	39,08 $\pm$ 41,73	40,69 $\pm$ 48,15
IVMD	**6,67 $\pm$ 7,90**	**5,14$\pm$ 3,45**	**18,43 $\pm$ 20,56**	**2,97 $\pm$ 2,46**	**9,72 $\pm$ 8,95**	**2,52 $\pm$ 2,26**

pela falha de desbalanceamento de 20 g associada ao desalinhamento vertical de 1,91 mm da base COMFAULDA. Neste gráfico são mostradas as severidades de falha para cada modo decomposto em função da respectiva velocidade de rotação da máquina. Através deste gráfico, percebe-se que a técnica VMD realiza equívocos na identificação do modo referente à falha de desbalanceamento, apresentando baixos valores de severidade em algumas velocidades, como por exemplo: R_f nos intervalos $[23, 24]$ Hz; $[29, 32]$ Hz; $[34, 38]$ Hz de rotação, as quais seriam correspondentes ao modo de desalinhamento vertical. Por outro lado, observa-se neste mesmo gráfico que a técnica IVMD proposta nesta tese apresenta estimativas das severidades de falha mais próximas às severidades da falha real de desbalanceamento.

A Figura 73 mostra o desempenho das duas melhores técnicas (VMD e IVMD) para decomposição da falha de desbalanceamento a partir da falha combinada de desbalanceamento de 20 g associada ao desalinhamento vertical de 1,91 mm da base

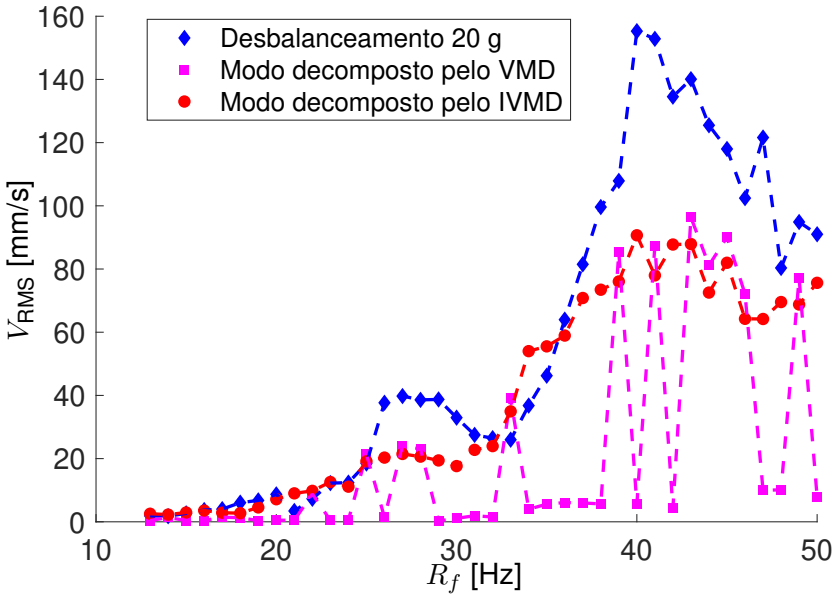


Figura 72 – Comparação do desempenho dos métodos VMD e IVMD para decomposição da falha de desbalanceamento a partir do sinal combinado de desbalanceamento de 20 gramas associado a desalinhamento vertical de 1,91 mm.

COMFAULDA. Neste gráfico são apresentadas as severidades de falha para cada modo decomposto em função da respectiva velocidade de rotação da máquina. Por meio da análise deste gráfico, observa-se que a técnica VMD apresenta inconsistências na identificação do modo referente à falha de desalinhamento vertical resultando em altos valores de severidade em algumas velocidades, como por exemplo: R_f nos intervalos $[23, 24]$ Hz; $[29, 32]$ Hz; $[34, 38]$ Hz de rotação, que seriam concernentes ao modo de desbalanceamento. Já em relação a técnica IVMD observa-se neste mesmo gráfico que a técnica proposta nesta tese apresenta estimativas de severidades de falha mais próximas às severidades da falha real de desalinhamento vertical.

Assim, considerando um único cenário formado pelas falhas descritas na Tabela 46, foi avaliado o desempenho das três técnicas para a decomposição de 114 sinais de falhas compostas por desbalanceamento (6, 20 e 30 gramas) associada ao desalinhamento vertical de 1,91 mm. Por meio dos resultados apresentados na Tabela 47 é verificado que a técnica IVMD apresenta um valor de erro absoluto médio cerca de 5 vezes menor que a falha de desbalanceamento e, aproximadamente, 20 vezes menor para falha de desalinhamento vertical comparando com os resultados da técnica EMD. Nesta mesma tabela também constata-se que a utilização da técnica IVMD resulta em um valor de erro absoluto médio cerca de 2,4 vezes menor na decomposição da falha de desbalanceamento e, aproximadamente, 6 vezes menor para a falha de desalinhamento

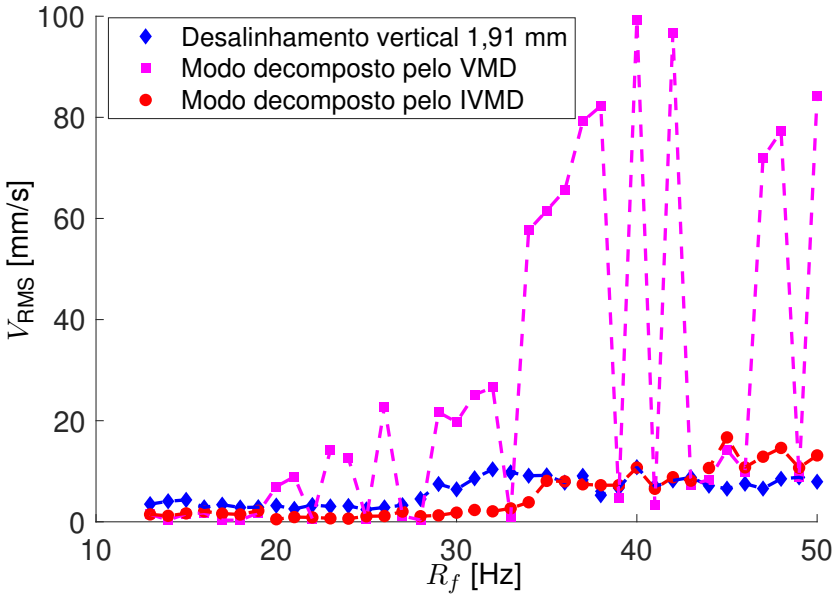


Figura 73 – Comparação do desempenho dos métodos VMD e IVMD para decomposição da falha de desalinhamento a partir do sinal combinado de desbalanceamento de 20 gramas associado a desalinhamento vertical de 1,91 mm.

vertical comparando com os resultados apresentados pela técnica VMD.

Tabela 47 – Erros absolutos médios das severidades das falhas decompostas referentes aos sinais combinados formados por desbalanceamento e desalinhamento vertical da base COMFAULDA.

	Erros absolutos médios das severidades das falhas (mm/s)	
Técnicas	Desbalanceamento	Desalinhamento Vertical
EMD	59,09 $\pm$ 79,63	70,81 $\pm$ 107,58
VMD	27,31 $\pm$ 33,79	21,43 $\pm$ 32,20
IVMD	**11,34** $\pm$ **14,50**	**3,48** $\pm$ **3,09**

Em relação ao desempenho da técnica EMD verifica-se que ela apresentou menores valores de erro para a decomposição dos sinais compostos da base COMFAULDA mostrados nas Tabelas 45 e 47, em comparação com os resultados obtidos por este mesmo método em misturas instantâneas apresentados nas Tabelas 41 e 43.

Através dos resultados apresentados nas Tabelas 45 e 47, é constatado que a técnica IVMD apresenta melhores resultados para estimação da severidade de falha para o cenário de desbalanceamento associado ao desalinhamento vertical do que para o cenário de desbalanceamento associado ao desalinhamento horizontal. Os menores valores de severidades apresentados pela associação de desalinhamento vertical ao desbalanceamento quando comparados à associação de desalinhamento horizontal ao

desbalanceamento estão relacionados à rigidez mecânica do eixo Z ser maior do que a rigidez mecânica do eixo Y, resultando assim em menores intensidades de vibração na direção radial.

Tendo em vista os resultados mostrados nesta seção, pode-se afirmar que a técnica IVMD é mais eficaz do que as técnicas EMD e VMD na estimação da severidade das falhas decompostas referentes aos cenários de desbalanceamento associado ao desalinhamento horizontal e vertical da base COMFAULDA.

7.4- Considerações finais

Neste capítulo, foram analisados sete cenários operacionais com níveis de severidade diferentes para uma máquina rotativa operando em diversas velocidades de rotação. Foram avaliados quatro classificadores distintos e foi verificado que é possível distinguir falhas simples de falhas compostas, o que representa uma tarefa difícil de ser executada como também foi constatado em (MIAO et al., 2017; LYU et al., 2019). O classificador máquina de vetores de suporte foi o que mostrou melhor desempenho, alcançando 95,43% de acerto relativo intraclasse associado a um desvio padrão de 1,69%.

Foi constatado através dos resultados apresentados neste capítulo que a técnica de decomposição IVMD proposta nesta tese foi capaz de separar os componentes de vibração correspondente às falhas de desbalanceamento e desalinhamento em um cenário de falhas combinadas, com isso tornando possível estimar o valor da severidade de cada modo de falha decomposto.

Considerações finais

Esta tese tem como tema central a avaliação e a proposição de técnicas de processamento digital de sinais e de aprendizado de máquina para o reconhecimento e quantificação de severidades de falhas simples e combinadas em uma máquina rotativa, através da análise de sinais de vibração.

Este capítulo tem a finalidade de realizar uma síntese das contribuições proporcionadas por meio da elaboração desta tese.

O Capítulo 3 descreve uma das contribuições desta pesquisa, a gravação de duas bases de dados utilizando uma bancada experimental, viabilizando a análise de condições de falha para uma máquina rotativa em um ambiente controlado. A primeira base produzida foi chamada de COMFAULDA-R. Ela abrangeu 4 cenários distintos, a saber: operação normal, desbalanceamento, desbalanceamento combinado com desalinhamento horizontal e desbalanceamento combinado com desalinhamento vertical, totalizando 353 sinais gravados. A segunda base foi denominada de COMFAULDA, abarcando 7 cenários diferentes de funcionamento da máquina rotativa: operação normal, desbalanceamento, desalinhamento horizontal, desalinhamento vertical, desbalanceamento combinado com desalinhamento horizontal, desbalanceamento combinado com desalinhamento vertical e desalinhamento horizontal combinado com desalinhamento vertical, totalizando 2162 sinais.

Já no Capítulo 4, foi projetado um sistema supervisório para diagnóstico e mensuração da severidade de falhas combinadas de uma máquina rotativa. Para isso foram avaliados os desempenhos das técnicas de integração numérica usadas para transformar o sinal de aceleração em sinal de velocidade de vibração a fim de calcular a severidade da falha da máquina rotativa. Posteriormente, foram analisados os perfis de severidade de falha simples e composta da máquina, a fim de avaliar a influência da combinação de falhas no nível de severidade global da máquina e por fim foram comparados os desempenhos de 3 classificadores distintos para realização da etapa de diagnóstico de funcionamento da máquina. Dentre os classificadores utilizados para conjunto de características propostas neste capítulo, o *random forest* foi o que alcançou o melhor desempenho, apresentando uma acurácia de 81,41% para a identificação de 4

cenários diferentes da operação da base COMFAULDA-R. Este capítulo foi fruto de uma melhoria do trabalho (MARTINS et al., 2019) e deu origem a publicação (MARTINS et al., 2021b).

O Capítulo 5 apresentou outra contribuição desta tese, a proposição de um método híbrido de aumento de dados para lidar com o problema de classes desbalanceadas que frequentemente ocorrem em ambientes industriais reais, que prejudica a distinção de falhas a partir da utilização de algoritmos classificadores. Sendo assim, foi criado um método combinando as técnicas SMOTE e AWGN possibilitando a geração de novas instâncias com maior variabilidade, visto que o resultado obtido foi melhor do que ao se utilizar estas técnicas separadamente. Os resultados apresentados, neste capítulo, mostraram a eficácia deste método quando empregado em conjunto com 4 classificadores diferentes melhorando o desempenho de todos eles em relação a utilização dos dados originais e também quando comparado com a utilização de outras técnicas de aumento de dados. A utilização do método híbrido de aumento de dados associado ao classificador SSAE resultou em uma acurácia de 100% na identificação de 4 cenários distintos, melhorando o resultado deste algoritmo em relação a utilização da quantidade de dados originais da base COMFAULDA-R. Este capítulo gerou o artigo (MARTINS et al., 2022).

No Capítulo 6, foi empregada a análise senoidal para a realização de extração de características em sinais de vibração. Técnica esta que, até então, tinha sido amplamente empregada para classificação de sinais de áudio, de eletrocardiograma, de eletroencefalograma e reconhecimento de trechos manuscritos, no entanto ainda não tinha sido utilizada para extração de características de sinais de vibração de máquinas rotativas. Neste capítulo, foram avaliadas as efetividades das técnicas RELIEFF e OOBFI para seleção das características mais relevantes para a realização do diagnóstico da máquina. Além disso, foram avaliadas as eficácias de 4 classificadores em conjunto com as técnicas de seleção de características. A utilização das características extraídas por meio da análise senoidal em conjunto com algoritmo de classificação *random forest* e com a técnica de seleção de características OOBFI resultou em uma acurácia de 86,35% para a classificação de 7 cenários distintos de funcionamento da máquina rotativa presentes na base COMFAULDA. Este capítulo resultou no artigo (MARTINS et al., 2021a).

No Capítulo 7, apresentou-se a proposição de um método de decomposição de falhas combinadas para falhas de desbalanceamento associadas a desalinhamento

vertical e horizontal, a fim de obter uma estimativa da severidade das falhas isoladas que compõem uma falha combinada. Através dos resultados apresentados neste capítulo verificou-se que a técnica IVMD proposta nesta tese superou o desempenho das técnicas EMD e VMD para a decomposição de falhas combinadas. Apresentando um erro 2,4 vezes menor na decomposição da falha de desbalanceamento e aproximadamente 6 vezes menor para a falha de desalinhamento vertical comparando com os resultados apresentados pela técnica VMD, cujo desempenho foi o segundo melhor. Ademais, foram analisadas as efetividades de classificação de 4 algoritmos distintos, o emprego de características extraídas no domínio do tempo/frequência em conjunto com o algoritmo de classificação máquina de vetores de suporte alcançou 95,43% de acurácia. Este foi o melhor resultado obtido nesta tese para a identificação de 7 cenários diferentes de operação da máquina rotativa presentes na base COMFAULDA.

As principais contribuições desta tese foram a criação de duas bases de dados com falhas combinadas; o desenvolvimento de um sistema supervisório para diagnóstico e mensuração de falhas; a criação de um método híbrido de aumento de dados para criação de instâncias sintéticas de falhas; a aplicação da análise senoidal para extração de características em sinais de vibração e por fim a proposição da técnica IVMD para decomposição de falhas combinadas formadas por desbalanceamento e desalinhamento.

As contribuições propostas nesta tese possibilitam o desenvolvimento de trabalhos futuros nesta área, como elencado a seguir:

- Ampliação da base de dados COMFAULDA através da gravação de falhas combinadas nos elementos dos mancais em conjunto com falhas de desbalanceamento, desalinhamento paralelo e desalinhamento angular;
- Analisar o desempenho de outras técnicas de seleção de características como algoritmos genéticos e o algoritmo de mínima redundância máxima relevância para redução da quantidade de dados para serem usados pelos classificadores;
- Avaliação de técnicas de *deep learning* como redes neurais convolucionais para classificação e redes neurais adversárias generativas para aumento de dados;
- Aplicação da técnica de *transfer learning* com o objetivo de observar a efetividade dos modelos dos algoritmos construídos a partir da bancada experimental em uma aplicação real de um ambiente industrial.

Produção científica

Como desdobramentos desta pesquisa de doutorado foram produzidos 1 artigo de congresso internacional e 2 artigos de revistas internacionais. A seguir são mostrados os trabalhos publicados durante o doutorado:

1. MARTINS, Dionísio HCSS et al. Diagnostic and severity analysis of combined failures composed by imbalance and misalignment in rotating machines. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 114, n. 9, p. 3077–3092, abr. 2021.

2. MARTINS, Dionísio HCSS et al. Application of sinusoidal analysis to feature extraction in rotating machine vibration signals. In: 26TH International Congress of Mechanical Engineering. Curitiba, Brasil: ABCM, nov. 2021. p. 1–10.

3. MARTINS, Dionísio HCSS et al. Hybrid data augmentation method for combined failure recognition in rotating machines. Journal of Intelligent Manufacturing, p. 1–19, jan. 2022.

Também foram publicados um 1 capítulo de livro e 1 artigo de revista em colaboração, respectivamente com pesquisadores do SMT/COPPE/UFRJ e do LEDAV/COPPE/UFRJ durante o período do doutorado.

1. MARTINS, Dionísio HCSS et al. Application of machine learning to evaluate unbalance severity in rotating machines. In: PROCEEDINGS of the 10th International Conference on Rotor Dynamics – IFToMM. Mechanisms and Machine Science. : Springer, 2019. v. 3, p. 144–160.

2. CASTRO, Brenno M. et al. Numerical and experimental correlation of a catamaran's vibration modes using supervised machine learning. Ocean Engineering, v. 259, p. 1-12, jul. 2022.

Referências

ACUNA, Edgar; ROJAS, Alex. Bagging classifiers based on kernel density estimators. In: PROCEEDINGS of the International Conference on New Trends in Computational Statistics with Biomedical Applications. Osaka, Japão: WASET, ago. 2001. p. 343–350.

AGGARWAL, Charu C. **Neural networks and deep learning**. 1. ed. Cham, Suíça: Springer, ago. 2018.

AHMAD, Wasim; KHAN, Sheraz Ali; KIM, Jong-Myon. A hybrid prognostics technique for rolling element bearings using adaptive predictive models. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 65, n. 2, p. 1577–1584, jul. 2017.

AHMED, Hosameldin; NANDI, Asoke K. Compressive sampling and feature ranking framework for bearing fault classification with vibration signals. **IEEE Access**, v. 6, n. 1, p. 44731–44746, ago. 2018.

ALI, Muhammad Awais et al. The Influence of Handling Imbalance Classes on the Classification of Mechanical Faults Using Neural Networks. In: 2019 8th International Conference on Modeling Simulation and Applied Optimization (ICMSAO). Manama, Bahrain: IEEE, abr. 2019. p. 1–5.

ALOTAIBI, Mubarak; HONARVAR SHAKIBAEI ASLI, Barmak; KHAN, Muhammad. Non-Invasive Inspections: A Review on Methods and Tools. **Sensors**, v. 21, n. 24, p. 1–32, dez. 2021.

AOUEDI, Ons; PIAMRAT, Kandaraj; BAGADTHEY, Dhruvjyoti. A Semi-supervised Stacked Autoencoder Approach for Network Traffic Classification. In: 2020 IEEE 28th International Conference on Network Protocols (ICNP). Madrid, Spain: IEEE, nov. 2020. p. 1–6.

ARONSZAJN, Nachman. Theory of reproducing kernels. **Transactions of the American mathematical society**, v. 68, n. 3, p. 337–404, mai. 1950.

ASADI, Roya et al. New supervised multi layer feed forward neural network model to accelerate classification with high accuracy. **European Journal of Scientific Research**, v. 33, n. 1, p. 163–178, jan. 2009.

AWAD, Mariette; KHANNA, Rahul. **Efficient learning machines: theories, concepts, and applications for engineers and system designers**. 01. ed. Calofórnia, EUA: Apress, mai. 2015.

BAI, Changrui; GANERIWALA, Surendra Suri; SAWALHI, Nader. A Rational Basis for Determining Vibration Signature of Shaft/Coupling Misalignment in Rotating Machinery. In: ROTATING Machinery, Vibro-Acoustics & Laser Vibrometry. Florida, EUA: Springer, jun. 2019. p. 207–217.

BAZAN, Gustavo Henrique et al. 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, dez. 2019.

BAZINE, Razika; HUAYI, Wu; BOUKHECHBA, Kamel. K-NN Similarity Measure Based on Fourier Descriptors for Hyperspectral Images Classification. In: PROCEEDINGS of the 2019 International Conference on Video, Signal and Image Processing. Nova Iorque, EUA: ACM, out. 2019. p. 39–43.

BENMESSAOUD, Mourad; NASREDDINE, Mekkakia Maaza. Optimization of MEMS capacitive accelerometer. **Microsystem Technologies**, v. 19, n. 5, p. 713–720, mai. 2013.

BERNIDO, Christopher C; CARPIO-BERNIDO, Maria Victoria. **Methods and Applications of White Noise Analysis in Interdisciplinary Sciences**. Toh Tuck Link, Singapura: World Scientific, 2014.

BISHOP, C.M. **Pattern Recognition and Machine Learning**. 2. ed. Cham, Suíça: Springer, fev. 2016.

BLOCH, Heinz P; GEITNER, Fred K. **Machinery component maintenance and repair**. 3. ed. Oxford, Reino Unido: Elsevier, nov. 2005. v. 3.

_____. **Practical Machinery Management for Process Plants: Volume 2: Machinery Failure Analysis and Troubleshooting**. 03. ed. Amsterdã, Holanda: Elsevier, set. 1997. v. 2.

BLUETOOTH SIG. **Devices need multiple ways to connect**. : , 2019. `https://www.bluetooth.com/bluetooth-technology/topology-options/`. Acesso em 12 de novembro de 2019.

BRAMER, Max. **Principles of data mining**. 3. ed. Londres, Reino Unido: Springer, nov. 2016.

BREIMAN, Leo. Bagging predictors. **Machine learning**, v. 24, n. 2, p. 123–140, ago. 1996.

_____. Random forests. **Machine learning**, Springer, v. 45, n. 1, p. 5–32, jan. 2001.

BREIMAN, Leo et al. **Classification and regression trees**. 1. ed. Boca Raton, EUA: CRC press, jan. 1984.

BURGES, Christopher JC. **Dimension reduction: A guided tour**. 4. ed. Delft, Holanda: Now Publishers Inc, ago. 2010. v. 2.

BURKS, Roland et al. Data augmentation with generative models for improved malware detection: A comparative study. In: 2019 IEEE 10th Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON). Nova Yorque, EUA: IEEE, 2019. p. 660–665.

CANBAZ, Huseyin; POLAT, Kemal. Fault Detection of CNC Machines from Vibration Signals Using Machine Learning Methods. In: ARTIFICIAL Intelligence and Applied Mathematics in Engineering Problem. Antalya, Turkey: Springer, jan. 2019. p. 365–374.

CERRADA, Mariela et al. A review on data-driven fault severity assessment in rolling bearings. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 99, n. 1, p. 169–196, jan. 2018.

CHANG, Hong-Chan et al. Induction motors condition monitoring system with fault diagnosis using a hybrid approach. **Energies**, v. 12, n. 8, p. 1–12, abr. 2019.

CHAUHAN, Vinod Kumar; DAHIYA, Kalpana; SHARMA, Anuj. Problem formulations and solvers in linear SVM: a review. **Artificial Intelligence Review**, v. 52, n. 2, p. 803–855, ago. 2019.

CHAWLA, Nitesh V et al. SMOTE: synthetic minority over-sampling technique. **Journal of artificial intelligence research**, v. 16, n. 1, p. 321–357, jun. 2002.

CHEN, Shaozhi; YANG, Rui; ZHONG, Maiying. Graph-based semi-supervised random forest for rotating machinery gearbox fault diagnosis. **Control Engineering Practice**, v. 117, n. 1, p. 1–9, out. 2021.

CHEN, Yuanhang et al. A novel deep learning method based on attention mechanism for bearing remaining useful life prediction. **Applied Soft Computing**, v. 86, n. 1, p. 1–12, jan. 2020.

CHEN, Yunfei. Improved energy detector for random signals in Gaussian noise. **IEEE Transactions on Wireless Communications**, v. 9, n. 2, p. 558–563, fev. 2010.

CHENG, Ke et al. Grouped SMOTE with noise filtering mechanism for classifying imbalanced data. **IEEE Access**, v. 7, n. 1, p. 170668–170681, nov. 2019.

CHOUDHURY, Himakshi; PRASANNA, SR Mahadeva. Representation of online handwriting using multi-component sinusoidal model. **Pattern Recognition**, v. 91, n. 1, p. 200–215, jul. 2019.

COCCONCELLI, Marco; CURCURÚ, Giuseppe; RUBINI, Riccardo. Statistical evidence of central moment as fault indicators in ball bearing diagnostics. In: 9TH The International Conference Surveillance. Fes, Marrocos: Insa, mai. 2017.

COOLEY, James W. How the FFT gained acceptance. In: ACM conference on History of scientific and numeric computation. Nova Jersey, EUA: ACM, out. 1987. p. 97–100.

COOLEY, James W; TUKEY, John W. An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series. **Mathematics of computation**, v. 19, n. 90, p. 297–301, abr. 1965.

CORNE, Bram; KNOCKAERT, Jos; DESMET, Jan. Misalignment and unbalance fault severity estimation using stator current measurements. In: 11TH IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED). Tinos, Grécia: IEEE, out. 2017. p. 247–253.

CUI, Lingli et al. Fault severity classification and size estimation for ball bearings based on vibration mechanism. **IEEE Access**, v. 7, n. 1, p. 56107–56116, abr. 2019.

DAL POZZOLO, Andrea; CAELEN, Olivier; BONTEMPI, Gianluca. When is undersampling effective in unbalanced classification tasks? In: JOINT European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. Porto, Portugal: Springer, ago. 2015. p. 200–215.

DE ALMEIDA, Paulo Samuel. **Manutenção Mecânica Industrial–Conceitos Básicos e Tecnologia Aplicada**. 4. ed. São Paulo, Brasil: Érica, jun. 2018.

DE MORAES, Cícero Couto; LAURO CASTRUCCI, Plínio de. **Engenharia de Automação Industrial**. 2. ed. Rio de Janeiro, Brasil: Grupo Gen-LTC, nov. 2012.

DEKHANE, Azzeddine et al. Cooling Fan Combined Fault Vibration Analysis Using Convolutional Neural Network Classifier. In: PROCEEDINGS of the 3rd International Conference on Networking, Information Systems & Security. Marraquexe, Marrocos: ACM, mar. 2020. p. 1–6.

DENG, Jun et al. Sparse autoencoder-based feature transfer learning for speech emotion recognition. In: 2013 Humaine Association Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction. Genebra, Suíça: IEEE, dez. 2013. p. 511–516.

DESOUKI, Mohamed et al. Dynamic Response of a Rotating Assembly under the Coupled Effects of Misalignment and Imbalance. **Shock and Vibration**, v. 2020, n. 1, p. 1070–9622, out. 2020.

DHAMANDE, Laxmikant S; CHAUDHARI, Mangesh B. Compound gear-bearing fault feature extraction using statistical features based on time-frequency method. **Measurement**, v. 125, n. 1, p. 63–77, abr. 2018.

DIAS, Andre Luis et al. A cloud-based condition monitoring system for fault detection in rotating machines using PROFINET process data. **Computers in Industry**, v. 126, n. 1, p. 1–13, abr. 2021.

DIBAJ, Ali et al. A hybrid fine-tuned VMD and CNN scheme for untrained compound fault diagnosis of rotating machinery with unequal-severity faults. **Expert Systems with Applications**, v. 167, n. 1, p. 1–16, abr. 2021.

DINIZ, Paulo SR; SILVA, Eduardo AB da; NETTO, Sergio L. **Processamento Digital de Sinais-: Projeto e Análise de Sistemas**. 2. ed. Porto Alegre, Brasil: Bookman, jan. 2014.

DINOV, Ivo D. **Data science and predictive analytics: Biomedical and health applications using R**. 1. ed. Cham, Suíça: Springer, ago. 2018.

DJAGAROV, Nikolay et al. Ship's Induction Motors Fault Diagnosis. In: 16TH Conference on Electrical Machines, Drives and Power Systems (ELMA). Varna, Bulgaria: IEEE, jul. 2019. p. 1–4.

DONG, Ganggang et al. A review of the autoencoder and its variants: A comparative perspective from target recognition in synthetic-aperture radar images. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine**, v. 6, n. 3, p. 44–68, set. 2018.

DRAGOMIRETSKIY, Konstantin; ZOSSO, Dominique. Variational mode decomposition. **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 62, n. 3, p. 531–544, nov. 2013.

DUBEY, Akhilesh Kumar; PRASANNA, SR Mahadeva; DANDAPAT, S. Sinusoidal model-based hypernasality detection in cleft palate speech using CVCV sequence. **Speech Communication**, v. 124, n. 1, p. 1–12, nov. 2020.

EGÍDIO, Alberto B et al. **Instrumentação Industrial**. 2. ed. Rio de Janeiro, Brasil: Interciência, jan. 2011.

ELLIS, Daniel P. W. **Sinewave and Sinusoid+Noise Analysis/Synthesis in Matlab**. : , 2003. http://www. ee. columbia. edu/ dpwe/resources/matlab/sinemode. Acesso em 04 abril 2021.

ELSAYAD, Alaa M.; NASSEF, Ahmed M.; AL-DHAIFALLAH, Mujahed. Bayesian optimization of multiclass SVM for efficient diagnosis of erythemato-squamous diseases. **Biomedical Signal Processing and Control**, v. 71, n. 2, p. 1–10, jan. 2022.

EREN, Levent; INCE, Turker; KIRANYAZ, Serkan. A generic intelligent bearing fault diagnosis system using compact adaptive 1D CNN classifier. **Journal of Signal Processing Systems**, v. 91, n. 2, p. 179–189, mai. 2019.

FERNÁNDEZ, Alberto et al. SMOTE for learning from imbalanced data: progress and challenges, marking the 15-year anniversary. **Journal of artificial intelligence research**, v. 61, n. 1, p. 863–905, abr. 2018.

FOX, Randall L et al. A Practical Guide to In-Place Balancing. In: TEXAS A&M UNIVERSITY. TURBOMACHINERY LABORATORIES. 10TH Turbomachinery Symposium. Texas, EUA: TPS, out. 1981.

FRADEN, Jacob. **Handbook of modern sensors**. 4. ed. Nova Iorque, EUA: Springer, abr. 2010. v. 3.

FU, Sheng et al. Rolling Bearing Diagnosing Method Based on Time Domain Analysis and Adaptive Fuzzy-Means Clustering. **Shock and Vibration**, v. 2016, n. 1, p. 1–9, dez. 2016.

FU, Xianghua et al. Semi-supervised aspect-level sentiment classification model based on variational autoencoder. **Knowledge-Based Systems**, v. 171, n. 1, p. 81–92, mai. 2019.

FUKUSHIMA, Masao. Application of the alternating direction method of multipliers to separable convex programming problems. **Computational Optimization and Applications**, v. 1, n. 1, p. 93–111, out. 1992.

GANGSAR, Purushottam; PANDEY, Rohit Kumar; CHOUKSEY, Manoj. Unbalance detection in rotating machinery based on support vector machine using time and frequency domain vibration features. **Noise & Vibration Worldwide**, v. 52, n. 4-5, p. 75–85, mar. 2021.

GAZALBA, Ikbal; REZA, Nurul Gayatri Indah et al. Comparative analysis of k-nearest neighbor and modified k-nearest neighbor algorithm for data classification. In: 2017 2nd International conferences on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE). Yogyakarta, Indonesia: IEEE, fev. 2017. p. 294–298.

GENUER, Robin et al. Random Forests based feature selection for decoding fMRI data. In: 19TH International Conference on Computational Statistics. Paris, França: CNAN, ago. 2010. v. 267, p. 1–8.

GHEMARI, Zine; SALAH, Saad; BOURENANE, Rabah. Resonance effect decrease and accuracy increase of piezoelectric accelerometer measurement by appropriate choice of frequency range. **Shock and Vibration**, v. 2018, n. 1, p. 1–9, jun. 2018.

GLOWACZ, Adam; GLOWACZ, Witold. Vibration-based fault diagnosis of commutator motor. **Shock and Vibration**, v. 2018, n. 1, p. 1–11, out. 2018.

GOLDMAN, Steve. **Vibration spectrum analysis: a practical approach**. 02. ed. Nova Iorque, EUA: Industrial Press Inc., jan. 1999.

GONZÁLEZ-MUÑIZ, Ana; DÍAZ, Ignacio; CUADRADO, Abel A. DCNN for condition monitoring and fault detection in rotating machines and its contribution to the understanding of machine nature. **Heliyon**, v. 6, n. 2, p. 1–10, fev. 2020.

GOYAL, D; PABLA, BS. The vibration monitoring methods and signal processing techniques for structural health monitoring: a review. **Archives of Computational Methods in Engineering**, v. 23, n. 4, p. 585–594, mar. 2016.

GOYAL, Deepam; PABLA, BS; DHAMI, SS et al. Non-contact sensor placement strategy for condition monitoring of rotating machine-elements. **Engineering Science and Technology, an International Journal**, v. 22, n. 2, p. 489–501, abr. 2019.

GOYAL, Deepam et al. Support vector machines based non-contact fault diagnosis system for bearings. **Journal of Intelligent Manufacturing**, v. 31, n. 5, p. 1275–1289, nov. 2020.

GU, Wenjing; ZHOU, Li. Evaluation on filter performance of variational mode decomposition and its application in separating closely spaced modes. **Shock and Vibration**, v. 2020, n. 1, p. 1–16, mai. 2020.

GU, Ying-Kui et al. Fault diagnosis method of rolling bearing using principal component analysis and support vector machine. **Journal of Mechanical Science and Technology**, v. 32, n. 11, p. 5079–5088, dez. 2018.

GUAN, Zhaoyi et al. Vibration analysis of shaft misalignment and diagnosis method of structure faults for rotating machinery. **International Journal of Performability Engineering**, v. 13, n. 4, p. 337–347, mai. 2017.

GUERRERO, Mosquera Carlos et al. New feature extraction approach for epileptic EEG signal detection using time-frequency distributions. **Medical & biological engineering & computing**, v. 48, n. 4, p. 321–330, mar. 2010.

GUERRERO-MOSQUERA, Carlos; VAZQUEZ, Angel Navia. New approach in features extraction for EEG signal detection. In: 2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Mineápolis, EUA: IEEE, set. 2009. p. 13–16.

GUNN, Steve R et al. Support vector machines for classification and regression. **ISIS technical report**, v. 14, n. 1, p. 5–16, mai. 1998.

GUO, Sheng et al. A novel fault diagnosis method for rotating machinery based on a convolutional neural network. **Sensors**, v. 2018, n. 5, p. 1–16, mai. 2018.

HAN, Sangbo. Measuring displacement signal with an accelerometer. **Journal of Mechanical Science and Technology**, v. 24, n. 6, p. 1329–1335, jun. 2010.

HANNAH, Adjei AS; AGORDZO, George K. A Design of a low-pass FIR filter using Hamming Window Functions in Matlab. **Computer Engineering and Intelligent symstems**, v. 11, n. 2, p. 24–30, fev. 2020.

HASTIE, Trevor; TIBSHIRANI, Robert; FRIEDMAN, Jerome. **The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction**. 2. ed. Nova Iorque, EUA: Springer, ago. 2009.

HAYKIN, Simon. **Redes neurais: princıpios e prática**. 2. ed. Porto Alegre, Brasil: Bookman Editora, dez. 2007.

HAYKIN, Simon S; VAN VEEN, Barry. **Sinais e sistemas**. 1. ed. Porto Alegre, Brasil: Bookman, 2001.

HE, Wangpeng et al. Sparsity-based algorithm for detecting faults in rotating machines. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 72, n. 1, p. 46–64, mai. 2016.

HOFMANN, Thomas; SCHÖLKOPF, Bernhard; SMOLA, Alexander J. Kernel methods in machine learning. **The annals of statistics**, v. 36, n. 3, p. 1171–1220, jul. 2008.

HUANG, Gao et al. Convolutional Networks with Dense Connectivity. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, p. 1–12, 2019.

HUANG, Norden E et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. **Proceedings of the Royal Society of London. Series A: mathematical, physical and engineering sciences**, v. 454, n. 1971, p. 903–995, nov. 1998.

HUJARE, Deepak P; KARNIK, Madhuri G. Vibration responses of parallel misalignment in Al shaft rotor bearing system with rigid coupling. **Materials Today: Proceedings**, v. 5, n. 11, p. 23863–23871, dez. 2018.

ISO 10816-1. Evaluation of Machine Vibration by Measurements on Non-rotating Parts–Part 1. **ISO 10816-1**, 1995.

ISO 21940-11:2016. Mechanical vibration — Rotor balancing— Part 11: Procedures and tolerances for rotors with rigid behaviour. **ISO 21940-11**, 2016.

IVO, FS; EUPHRÁSIO, PCS; AZEVEDO, IA. Análise da Taxa de Erro em Terminais1553B Operando na Presença do Ruído Térmico Induzido. In: 30TH Simpósio Brasileiro de Telecomunicações. Brasília, Brasil: SBRT, set. 2012. p. 1–5.

JAIN, TR; SANDHU, AS. **Quantitative methods**. 1. ed. Nova Deli, Índia: FK Publications, jul. 2006.

JIANG, Qinyu; CHANG, Faliang; LIU, Chunsheng. A Spectrogram Based Local Fluctuation Feature for Fault Diagnosis with Application to Rotating Machines. **Journal of Electrical Engineering & Technology**, v. 16, n. 1, p. 2167–2181, mar. 2021.

JIANG, Xingxing et al. Initial center frequency-guided VMD for fault diagnosis of rotating machines. **Journal of Sound and Vibration**, v. 435, n. 1, p. 36–55, ago. 2018.

JIANG, Xingxing et al. Non-dominated solution set based on time–frequency infograms for local damage detection of rotating machines. **ISA Transactions**, v. 92, n. 1, p. 213–227, mar. 2019.

JIN, Yan; HUANG, Jun; ZHANG, Jin et al. Study on influences of model parameters on the performance of SVM. In: INTERNATIONAL Conference on Electrical and Control Engineering. Yichang, China: IEEE, out. 2011. p. 3667–3670.

JIN, Yanrui et al. Actual bearing compound fault diagnosis based on active learning and decoupling attentional residual network. **Measurement**, v. 173, n. 1, p. 1–14, mar. 2021.

KANDE, Mallikarjun et al. Rotating electrical machine condition monitoring automation—A review. **Machines**, v. 5, n. 4, p. 1–15, out. 2017.

KANKAR, Pavan Kumar; SHARMA, Satish C; HARSHA, Suraj Prakash. Fault diagnosis of ball bearings using machine learning methods. **Expert Systems with applications**, v. 38, n. 3, p. 1876–1886, mar. 2011.

_____. Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet transform. **Neurocomputing**, v. 74, n. 10, p. 1638–1645, mar. 2011.

KIM, Mooseop; JEONG, Chi Yoon. Label-preserving data augmentation for mobile sensor data. **Multidimensional Systems and Signal Processing**, v. 32, n. 1, p. 115–129, jan. 2021.

KLAUSEN, Andreas; VAN KHANG, Huynh; ROBBERSMYR, Kjell G. Novel Threshold Calculations for Remaining Useful Lifetime Estimation of Rolling Element Bearings. In: 13TH International Conference on Electrical Machines (ICEM). Alexandroupoli, Greece: IEEE, out. 2018. p. 1912–1918.

KOU, Deqi; ZHANG, Yuan; ZHENG, Hanyue. A Parameters Selection Method of SVM. In: 2010 International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering. Wuhan, China: IEEE, dez. 2010. p. 1–4.

KOUKOURA, Sofia et al. Wind turbine gearbox planet bearing failure prediction using vibration data. **Journal of Physics: Conference Series**, v. 1104, n. 1, p. 1–10, out. 2018.

KUBAT, Miroslav. **An introduction to machine learning**. 2. ed. Cham, Suíça: Springer, set. 2017.

KUMAR, Anil; KUMAR, Rajesh. Time-frequency analysis and support vector machine in automatic detection of defect from vibration signal of centrifugal pump. **Measurement**, v. 108, n. 1, p. 119–133, out. 2017.

KWAK, Nojun. Nonlinear projection trick in kernel methods: An alternative to the kernel trick. **IEEE transactions on neural networks and learning systems**, v. 24, n. 12, p. 2113–2119, set. 2013.

LALIK, Krzysztof; WATOREK, Filip. Predictive maintenance neural control algorithm for defect detection of the power plants rotating machines using augmented reality goggles. **Energies**, v. 14, n. 22, p. 1–18, nov. 2021.

LEE, Yong Eun et al. Misalignment detection of a rotating machine shaft using a support vector machine learning algorithm. **International Journal of Precision Engineering and Manufacturing**, v. 22, n. 3, p. 409–416, fev. 2021.

LEES, A.W. Misalignment in rigidly coupled rotors. **Journal of Sound and Vibration**, v. 305, n. 1, p. 261–271, ago. 2007.

LEI, Yaguo; HE, Zhengjia; ZI, Yanyang. Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 23, n. 4, p. 1327–1338, mai. 2009.

LEI, Yaguo; ZUO, Ming J. Gear crack level identification based on weighted K nearest neighbor classification algorithm. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 23, n. 5, p. 1535–1547, jan. 2009.

LEI, Yaguo et al. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery. **Mechanical systems and signal processing**, v. 35, n. 1-2, p. 108–126, fev. 2013.

LEUTHEUSER, Heike et al. Arrhythmia classification using RR intervals: Improvement with sinusoidal regression feature. In: 2015 IEEE 12th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN). Cambridge, EUA: IEEE, out. 2015. p. 1–5.

LI, Cuixing; LIU, Yongqiang; LIAO, Yingying. An improved parameter-adaptive variational mode decomposition method and its application in fault diagnosis of rolling bearings. **Shock and Vibration**, Hindawi, v. 2021, n. 1, p. 1–26, jul. 2021.

LI, Hongguang et al. Multi-faults decoupling on turbo-expander using differential-based ensemble empirical mode decomposition. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 93, n. 1, p. 267–280, fev. 2017.

LI, Jimeng et al. Periodic impulses extraction based on improved adaptive VMD and sparse code shrinkage denoising and its application in rotating machinery fault diagnosis. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 126, n. 1, p. 568–589, jul. 2019.

LI, Pengfei et al. Imbalance fault detection based on the integrated analysis strategy for variable-speed wind turbines. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 116, n. 1, p. 1–7, mar. 2020.

LI, Xiang et al. Intelligent rotating machinery fault diagnosis based on deep learning using data augmentation. **Journal of Intelligent Manufacturing**, v. 31, n. 2, p. 433–452, nov. 2020.

LI, Zhe; WANG, Yi; WANG, Ke-Sheng. Intelligent predictive maintenance for fault diagnosis and prognosis in machine centers: Industry 4.0 scenario. **Advances in Manufacturing**, v. 5, n. 4, p. 377–387, dez. 2017.

LIN, Chih-Jer et al. Diagnosis of ball-bearing faults using support vector machine based on the artificial fish-swarm algorithm. **Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control**, v. 39, n. 4, p. 954–967, jul. 2020.

LIN, Jinshan; DOU, Chunhong; LIU, Yingjie. Multifractal detrended fluctuation analysis based on optimized empirical mode decomposition for complex signal analysis. **Nonlinear Dynamics**, v. 103, n. 3, p. 2461–2474, fev. 2021.

LIU, Hui; XIANG, Jiawei. A strategy using variational mode decomposition, L-kurtosis and minimum entropy deconvolution to detect mechanical faults. **IEEE Access**, v. 7, n. 1, p. 70564–70573, mai. 2019.

LIU, Ruonan et al. Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 108, n. 1, p. 33–47, fev. 2018.

LIU, Yukun et al. Application to induction motor faults diagnosis of the amplitude recovery method combined with FFT. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 24, n. 8, p. 2961–2971, mar. 2010.

LJUMOVIĆ, M.; KLAR, M. Estimating expected error rates of random forest classifiers: A comparison of cross-validation and bootstrap. In: 2015 4th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO). Budva, Montenegro: IEEE, ago. 2015. p. 212–215.

LU, Na; XIAO, Zhihuai; MALIK, OP. Feature extraction using adaptive multiwavelets and synthetic detection index for rotor fault diagnosis of rotating machinery. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 52, n. 1, p. 393–415, fev. 2015.

LU, Siliang; HE, Qingbo; WANG, Jun. A review of stochastic resonance in rotating machine fault detection. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 116, n. 1, p. 230–260, fev. 2019.

LUO, Jia; HUANG, Jinying; LI, Hongmei. A case study of conditional deep convolutional generative adversarial networks in machine fault diagnosis. **Journal of Intelligent Manufacturing**, v. 32, n. 2, p. 407–425, mai. 2021.

LUWEI, Kenisuomo C.; YUNUSA-KALTUNGO, Akilu; SHA'ABAN, Yusuf A. Integrated Fault Detection Framework for Classifying Rotating Machine Faults Using Frequency Domain Data Fusion and Artificial Neural Networks. **Machines**, v. 6, n. 4, p. 1–16, nov. 2018.

LYU, Xuan et al. Application of improved MCKD method based on QGA in planetary gear compound fault diagnosis. **Measurement**, v. 139, n. 1, p. 236–248, jun. 2019.

MA, Liang et al. An interpretable data augmentation scheme for machine fault diagnosis based on a sparsity-constrained generative adversarial network. **Expert Systems with Applications**, v. 182, n. 1, p. 1–13, nov. 2021.

MA, Ping; ZHANG, Hongli; WANG, Cong. Adaptive dynamic mode decomposition and its application in rolling bearing compound fault diagnosis. **Structural Health Monitoring**, p. 1–19, mai. 2022.

MALLA, Chandrabhanu et al. Rolling element bearing fault detection based on the complex Morlet wavelet transform and performance evaluation using artificial neural network and support vector machine. **Noise & Vibration Worldwide**, v. 50, n. 9-11, p. 313–327, out. 2019.

MARINS, Matheus A et al. Improved similarity-based modeling for the classification of rotating-machine failures. **Journal of the Franklin Institute**, v. 355, n. 4, p. 1913–1930, mar. 2018.

MARTINS, Dionísio HCSS et al. Application of machine learning to evaluate unbalance severity in rotating machines. In: PROCEEDINGS of the 10th International Conference on Rotor Dynamics – IFToMM. Mechanisms and Machine Science. : Springer, 2019. v. 3, p. 144–160.

MARTINS, Dionísio HCSS et al. Application of sinusoidal analysis to feature extraction in rotating machine vibration signals. In: 26TH International Congress of Mechanical Engineering. Curitiba, Brasil: ABCM, nov. 2021. p. 1–10.

MARTINS, Dionísio HCSS et al. Diagnostic and severity analysis of combined failures composed by imbalance and misalignment in rotating machines. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 114, n. 9, p. 3077–3092, abr. 2021.

MARTINS, Dionísio HCSS et al. Hybrid data augmentation method for combined failure recognition in rotating machines. **Journal of Intelligent Manufacturing**, p. 1–19, jan. 2022.

MARTINS, Dionísio HCSS et al. Predictive Maintenance based on mechanical unbalance severity analysis of rotating machines. In: 24TH International Congress of Mechanical Engineering. Curitiba, Brasil: ABCM, dez. 2017. p. 1–9.

MCAULAY, Robert; QUATIERI, Thomas. Speech analysis/synthesis based on a sinusoidal representation. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, v. 34, n. 4, p. 744–754, ago. 1986.

MEDINA, Ruben et al. Vibration signal analysis using symbolic dynamics for gearbox fault diagnosis. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 104, n. 5-8, p. 2195–2214, jun. 2019.

MERCER, James. Functions of positive and negative type, and their connection the theory of integral equations. **Philosophical transactions of the royal society of London. Series A, containing papers of a mathematical or physical character**, v. 209, n. 1, p. 415–446, jan. 1909.

MIAN, Tauheed; CHOUDHARY, Anurag; FATIMA, Shahab. Multi-sensor fault diagnosis for misalignment and unbalance detection using machine learning. In: IEEE International Conference on Power Electronics, Smart Grid, and Renewable Energy (PESGRE). Trivandrum, India: IEEE, fev. 2022. p. 1–6.

MIAO, Yonghao; ZHAO, Ming; LIN, Jing. Identification of mechanical compound-fault based on the improved parameter-adaptive variational mode decomposition. **ISA Transactions**, v. 84, n. 1, p. 82–95, jan. 2019.

MIAO, Yonghao et al. Application of an improved maximum correlated kurtosis deconvolution method for fault diagnosis of rolling element bearings. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 92, n. 1, p. 173–195, ago. 2017.

MIKOŁAJCZYK, Agnieszka; GROCHOWSKI, Michał. Data augmentation for improving deep learning in image classification problem. In: 2018 international interdisciplinary PhD workshop (IIPhDW). Swinoujscie, Poland: IEEE, jun. 2018. p. 117–122.

MITRA, S; KOLEY, C. An automated SCADA based system for identification of induction motor bearing fault used in process control operation. In: 2ND International Conference on Control, Instrumentation, Energy & Communication (CIEC). Kolkata, Índia: IEEE, jan. 2016. p. 294–298.

MOBLEY, R Keith. **An introduction to predictive maintenance**. 2. ed. Oxford, Reino Unido: Elsevier, set. 2002.

MOGAL, SP; LALWANI, DI. Experimental investigation of unbalance and misalignment in rotor bearing system using order analysis. **Journal of Measurements in Engineering**, v. 3, n. 4, p. 114–122, dez. 2015.

MOHAMMED, Zakriya; ELFADEL, Ibrahim Abe M; RASRAS, Mahmoud. Monolithic multi degree of freedom (MDoF) capacitive MEMS accelerometers. **Micromachines**, v. 9, n. 11, p. 1–20, set. 2018.

MULLER, Nathan J. **Bluetooth demystified**. 1. ed. Nova Iorque, EUA: McGraw-Hil, mar. 2001.

MUNIRATHINAM, Deepak Raj; RANGANADHAN, Mohanasundaram. A new improved filter-based feature selection model for high-dimensional data. **The Journal of Supercomputing**, v. 76, n. 1, p. 5745–5762, ago. 2019.

NAKATSU, R. T. An Evaluation of Four Resampling Methods Used in Machine Learning Classification. **IEEE Intelligent Systems**, v. 36, n. 3, p. 51–57, mar. 2020.

NEPOMUCENO, Lauro Xavier. **Técnicas de manutenção preditiva**. 1. ed. São Paulo, Brasil: Editora Blucher, jan. 2014. v. 1.

NETO, Arthur Palmeira Ripper. **Vibrações Mecânicas**. 1. ed. Rio de Janeiro, Brasil: Editora E-papers, nov. 2007.

NEUZIL, Jan; KREIBICH, Ondrej; SMID, Radislav. A distributed fault detection system based on IWSN for machine condition monitoring. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 10, n. 2, p. 1118–1123, nov. 2013.

NI, Qing et al. A fault information-guided variational mode decomposition (FIVMD) method for rolling element bearings diagnosis. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 164, n. 1, p. 1–22, fev. 2022.

NORTON, Michael Peter; KARCZUB, Denis G. **Fundamentals of noise and vibration analysis for engineers**. 2. ed. Cambridge, Reino Unido: Cambridge university press, set. 2003.

NORTON, Robert L. **Cinemática e dinâmica dos mecanismos**. 1. ed. Porto Alegre, Brasil: AMGH, ago. 2010.

NURAISHA, Safira; FAJAR SHIDIK, Guruh. Evaluation of Normalization in Fake Fingerprint Detection with Heterogeneous Sensor. In: 2018 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication. Semarang, Indonésia: IEEE, nov. 2018. p. 83–86.

OH, Jin Woo; JEONG, Jongpil. Data augmentation for bearing fault detection with a light weight CNN. **Procedia Computer Science**, v. 175, n. 1, p. 72–79, ago. 2020.

OPPENHEIM, Alan V; BUCK, John R; SCHAFER, Ronald W. **Discrete-time signal processing**. Nova Jersey, EUA: Prentice Hall, jan. 1999. v. 2.

OUADAH, Abdelfettah; ZEMMOUCHI-GHOMARI, Leila; SALHI, Nedjma. Selecting an appropriate supervised machine learning algorithm for predictive maintenance. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 119, n. 7, p. 4277–4301, jan. 2022.

OVACIKLI, Aziz Kubilay; PÄÄJÄRVI, Patrik; LEBLANC, James P. Skewness as an objective function for vibration analysis of rolling element bearings. In: 8TH International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA). Trieste, Itália: IEEE, set. 2013. p. 462–466.

OZA, Nikunj C; TUMER, Kagan. Classifier ensembles: Select real-world applications. **Information Fusion**, v. 9, n. 1, p. 4–20, jan. 2008.

PALÁCIOS, Rodrigo H Cunha et al. A comprehensive evaluation of intelligent classifiers for fault identification in three-phase induction motors. **Electric Power Systems Research**, v. 127, n. 1, p. 249–258, out. 2015.

PANDINI, Muriel Martinhago et al. Design of a didatic workbench of industrial automation systems for engineering education. **IEEE Latin america transactions**, v. 15, n. 8, p. 1384–1391, jul. 2017.

PANDYA, DH; UPADHYAY, SH; HARSHA, Suraj Prakash. Fault diagnosis of rolling element bearing with intrinsic mode function of acoustic emission data using APF-KNN. **Expert Systems with Applications**, v. 40, n. 10, p. 4137–4145, ago. 2013.

PANG, Bin; NAZARI, Mojtaba; TANG, Guiji. Recursive variational mode extraction and its application in rolling bearing fault diagnosis. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 165, n. 15, p. 1–22, fev. 2022.

PARK, Chan Hee; KIM, Seoung Bum. Sequential random k-nearest neighbor feature selection for high-dimensional data. **Expert Systems with Applications**, v. 42, n. 5, p. 2336–2342, abr. 2015.

PARVIN, Hamid; ALIZADEH, Hosein; MINAEI-BIDGOLI, Behrouz. MKNN: Modified k-nearest neighbor. In: PROCEEDINGS of the world congress on engineering and computer science. São Francisco, EUA: IAENG, out. 2008.

PATEL, Akash; SHAKYA, Piyush. Early fault detection based on empirical mode decomposition method. **Procedia CIRP**, v. 88, n. 1, p. 31–35, jul. 2020.

PATERNINA, Mario R Arrieta et al. Identification of electromechanical oscillatory modes based on variational mode decomposition. **Electric Power Systems Research**, v. 167, n. 1, p. 71–85, fev. 2019.

PATIL, Amitkumar; SONI, Gunjan; PRAKASH, Anuj. A BMFO-KNN based intelligent fault detection approach for reciprocating compressor. **International Journal of System Assurance Engineering and Management**, p. 1–13, nov. 2021.

PEEBLES, Peyton Z. **Probability, Random Variables, and Random Signal Principles**. 4. ed. Nova Iorque, EUA: McGraw Hill, 2001.

PEETERS, Cédric et al. Review and comparison of tacholess instantaneous speed estimation methods on experimental vibration data. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 129, n. 1, p. 407–436, ago. 2019.

PESTANA-VIANA, Denys et al. Application of Machine Learning in Diesel Engines Fault Identification. In: 10TH International Conference on Rotor Dynamics. Rio de Janeiro, Brasil: Springer, ago. 2018. p. 74–89.

PESTANA-VIANA, Denys et al. The influence of feature vector on the classification of mechanical faults using neural networks. In: 7TH IEEE Latin American Symposium on Circuits & Systems (LASCAS). Florianópolis, Brasil: IEEE, abr. 2016. p. 115–118.

POLAT, Kemal. The fault diagnosis based on deep long short-term memory model from the vibration signals in the computer numerical control machines. **Journal of the Institute of Electronics and Computer**, v. 2, n. 1, p. 72–92, abr. 2020.

PRABHU, CSR; REDDI, A Prathap. **Bluetooth Technology: And Its Applications With Java And J2Me**. Nova Déli, Índia: PHI Learning Pvt. Ltd., mar. 2004.

R. CAMPOS, João; VIEIRA, Marco; COSTA, Ernesto. Exploratory Study of Machine Learning Techniques for Supporting Failure Prediction. In: 14TH European Dependable Computing Conference (EDCC). Iasi,Romênia: IEEE, nov. 2018. v. 14, p. 9–16.

RAFAEL, Lizarralde Dorronsoro et al. An Industry 4.0 maturity model for machine tool companies. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 159, n. 1, p. 1–13, out. 2020.

RAHI, P Kumar; MEHRA, Rajesh et al. Analysis of power spectrum estimation using welch method for various window techniques. **International Journal of Emerging Technologies and Engineering**, v. 2, n. 6, p. 106–109, ago. 2014.

RAHMAN, Md Mizanur; UDDIN, Mohammad Nasir. Online unbalanced rotor fault detection of an IM drive based on both time and frequency domain analyses. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 53, n. 4, p. 4087–4096, abr. 2017.

RAMAMOHAN, S; DANDAPAT, S. Sinusoidal model-based analysis and classification of stressed speech. **IEEE Transactions on audio, speech, and language processing**, v. 14, n. 3, p. 737–746, abr. 2006.

RAO, B. K. N. **Handbook of condition monitoring**. 1. ed. Oxford, Reino Unido: Elsevier, dez. 1996.

RAO, Singiresu S. **Vibrações mecânicas .** 4. ed. São Paulo, Brasil: Pearson Educación, nov. 2008.

RASHID, Khandakar M; LOUIS, Joseph. Times-series data augmentation and deep learning for construction equipment activity recognition. **Advanced Engineering Informatics**, v. 42, n. 1, p. 1–12, out. 2019.

RAUBER, Thomas Walter et al. An experimental methodology to evaluate machine learning methods for fault diagnosis based on vibration signals. **Expert Systems with Applications**, v. 167, n. 1, p. 1–18, abr. 2021.

RAZAVI-FAR, Roozbeh; FARAJZADEH-ZANJANI, Maryam; SAIF, Mehrdad. An integrated class-imbalanced learning scheme for diagnosing bearing defects in induction motors. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 13, n. 6, p. 2758–2769, dez. 2017.

REHMAN, Arshia et al. A deep learning-based framework for automatic brain tumors classification using transfer learning. **Circuits, Systems, and Signal Processing**, v. 39, n. 2, p. 757–775, set. 2020.

REHMAN, Naveed ur; AFTAB, Hania. Multivariate variational mode decomposition. **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 67, n. 23, p. 6039–6052, nov. 2019.

ROBNIK-ŠIKONJA, Marko; KONONENKO, Igor. Theoretical and empirical analysis of ReliefF and RReliefF. **Machine learning**, v. 53, n. 1, p. 23–69, out. 2003.

ROCHAC, Juan F Ramirez et al. A Gaussian Data Augmentation Technique on Highly Dimensional, Limited Labeled Data for Multiclass Classification Using Deep Learning. In: 10TH International Conference on Intelligent Control and Information Processing (ICICIP). Marrakech, Marrocos: IEEE, fev. 2019. p. 145–151.

RODRIGUES, Clayton Eduardo; JÚNIOR, Cairo Lúcio Nascimento; RADE, Domingos Alves. Application of machine learning techniques and spectrum images of vibration orbits for fault classification of rotating machines. **Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, v. 33, n. 1, p. 333–344, fev. 2022.

RODRIGUEZ, Juan D; PEREZ, Aritz; LOZANO, Jose A. Sensitivity analysis of k-fold cross validation in prediction error estimation. **IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence**, v. 32, n. 3, p. 569–575, dez. 2009.

ROKACH, Lior. Decision forest: Twenty years of research. **Information Fusion**, v. 27, n. 1, p. 111–125, dez. 2016.

SAFIZADEH, MS; LATIFI, SK. Using multi-sensor data fusion for vibration fault diagnosis of rolling element bearings by accelerometer and load cell. **Information Fusion**, v. 18, n. 1, p. 1–8, jul. 2014.

SALLES, Thiago et al. BROOF: Exploiting Out-of-Bag Errors, Boosting and Random Forests for Effective Automated Classification. In: 38TH International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Nova Iorque, EUA: Association for Computing Machinery, 2015. p. 353–362.

SANDOVAL-RODRIGUEZ, CL et al. Characterization of the mechanical vibration signals associated with unbalance and misalignment in rotating machines, using the cepstrum transformation and the principal component analysis. **IOP Conference Series: Materials Science and Engineering**, v. 844, n. 1, p. 1–7, mai. 2020.

SANTOS, Miriam Seoane et al. Cross-validation for imbalanced datasets: Avoiding overoptimistic and overfitting approaches [research frontier]. **IEEE Computational intelligence magazine**, v. 13, n. 4, p. 59–76, out. 2018.

SANTOS, Pedro et al. An SVM-based solution for fault detection in wind turbines. **Sensors**, v. 15, n. 3, p. 5627–5648, mar. 2015.

SARDA-ESPINOSA, Alexis; SUBBIAH, Subanatarajan; BARTZ-BEIELSTEIN, Thomas. Conditional inference trees for knowledge extraction from motor health condition data. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 62, n. 1, p. 26–37, jun. 2017.

SCHAFFER, Cullen. Overfitting avoidance as bias. **Machine learning**, v. 10, n. 2, p. 153–178, fev. 1993.

SCHEFFER, Cornelius; GIRDHAR, Paresh. **Practical machinery vibration analysis and predictive maintenance**. 1. ed. Oxford, Reino Unido: Elsevier, jul. 2004.

SCHENCK. **Dinamic unbalances**. : , 2020. `https://schenck-worldwide.com/pt-pt1/why-balancing/dynamic-unbalances.php`. Acesso em 05 de março de 2020.

SENANAYAKA, Jagath Sri Lal; VAN KHANG, Huynh; ROBBERSMYR, Kjell G. Towards online bearing fault detection using envelope analysis of vibration signal and decision tree classification algorithm. In: 20TH International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS). Sydney, Astraulia: IEEE, out. 2017. p. 1–6.

SHAO, Haidong et al. A novel deep autoencoder feature learning method for rotating machinery fault diagnosis. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 95, n. 1, p. 187–204, out. 2017.

SHAO, Siyu; WANG, Pu; YAN, Ruqiang. Generative adversarial networks for data augmentation in machine fault diagnosis. **Computers in Industry**, v. 106, n. 1, p. 85–93, abr. 2019.

SHARI, Abdulbasir; ALI, Abduladhem A; ALMUDHAFFER, Mujtaba. Combination of FFT & ICA methods for faults analysis of rotating machine. In: THE International Conference on Information and Communication Technology. Singapura, Malásia: ACM, abr. 2019. p. 196–202.

SHARMA, Rajib et al. Empirical mode decomposition for adaptive AM-FM analysis of speech: A review. **Speech Communication**, v. 88, n. 1, p. 39–64, abr. 2017.

SHEN, Xinqi et al. A New Rolling Bearing Fault Diagnosis Method Based on Few Samples. In: 2021 IEEE International Conference on Industrial Application of Artificial Intelligence (IAAI). Harbin, China: IEEE, dez. 2021. p. 500–506.

SHINDE, Prasad V; DESAVALE, Ramchandra G. Application of dimension analysis and soft competitive tool to predict compound faults present in rotor-bearing systems. **Measurement**, v. 193, n. 1, p. 1–12, abr. 2022.

SHIRAZI, Jalil; GHAEMMAGHAMI, Shahrokh. Audio classification based on sinusoidal model: A new feature. In: TENCON 2008-2008 IEEE Region 10 Conference. Hyderabad, Índia: IEEE, nov. 2008. p. 1–5.

SHORTEN, Connor; KHOSHGOFTAAR, Taghi M. A survey on image data augmentation for deep learning. **Journal of Big Data**, v. 6, n. 1, p. 1–48, jul. 2019.

SIKDER, Niloy et al. Fault diagnosis of motor bearing using ensemble learning algorithm with fft-based preprocessing. In: INTERNATIONAL Conference on Robotics, Electrical and Signal Processing Techniques (ICREST). Dhaka, Bangladesh: IEEE, fev. 2019. p. 564–569.

SINGH, Dalwinder; SINGH, Birmohan. Investigating the impact of data normalization on classification performance. **Applied Soft Computing**, v. 97, n. 2, p. 1–23, mai. 2020.

SINGH, Sandip Kumar; KUMAR, Sandeep; DWIVEDI, JP. Compound fault prediction of rolling bearing using multimedia data. **Multimedia Tools and Applications**, v. 76, n. 18, p. 18771–18788, fev. 2017.

SINGLETON, Rodney K; STRANGAS, Elias G; AVIYENTE, Selin. The use of bearing currents and vibrations in lifetime estimation of bearings. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 13, n. 3, p. 1301–1309, dez. 2016.

SIVARAO, K Venkata; DIWAKAR, G; SATYNARAYANA, MRS. Determination of misalignment using motor current signature analysis in rotating machine. **IJERT International Journal of Engineering Research & Technology**, v. 1, n. 8, p. 1–12, out. 2012.

SLOUKIA, F et al. Bearings prognostic using mixture of gaussians hidden markov model and support vector machine. In: 2013 ACS International Conference on Computer Systems and Applications (AICCSA). Ifrane, Marrocos: IEEE, out. 2013. p. 1–4.

SOUZA, Roberto M et al. Deep learning for diagnosis and classification of faults in industrial rotating machinery. **Computers & Industrial Engineering**, v. 153, n. 1, p. 1–12, mar. 2021.

SRINIVAS, R Siva; TIWARI, R; KANNABABU, Ch. Model based analysis and identification of multiple fault parameters in coupled rotor systems with offset discs in the presence of angular misalignment and integrated with an active magnetic bearing. **Journal of Sound and Vibration**, v. 450, n. 1, p. 109–140, jun. 2019.

STEELE, J. Michael. **An Introduction to the art of mathematical inequalities**. 1. ed. Cambridge, Reino Unido: Cambridge University Press, jul. 2004.

STEWART, Maurice. **Surface Production Operations: Volume IV: Pumps and Compressors**. Oxford, Reino Unido: Gulf Professional Publishing, dez. 2018.

STUDIO, Itead. **HC-05 Bluetooth to Serial Port Model datasheet**. Shenzhen, China: , 2010.

SUAREZ-ALVAREZ, Maria M et al. Statistical approach to normalization of feature vectors and clustering of mixed datasets. **Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, v. 468, n. 2145, p. 2630–2651, abr. 2012.

SUGUMARAN, V; RAMACHANDRAN, KI. Effect of number of features on classification of roller bearing faults using SVM and PSVM. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 4, p. 4088–4096, out. 2011.

SUN, Yijun. Iterative RELIEF for feature weighting: algorithms, theories, and applications. **IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence**, v. 29, n. 6, p. 1035–1051, jun. 2007.

SUN, Yongjian et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on empirical mode decomposition and improved manhattan distance in symmetrized dot pattern image. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 159, n. 1, p. 1–23, out. 2021.

SWANA, Elsie Fezeka; DOORSAMY, Wesley; BOKORO, Pitshou. Tomek Link and SMOTE Approaches for Machine Fault Classification with an Imbalanced Dataset. **Sensors**, v. 22, n. 9, p. 1–21, abr. 2022.

TANIGUCHI, Toru; TOHYAMA, Mikio; SHIRAI, Katsuhiko. Detection of speech and music based on spectral tracking. **Speech Communication**, v. 50, n. 7, p. 547–563, jul. 2008.

TAYYAB, Syed Muhammad et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machine elements using machine learning through optimal features extraction and selection. **Procedia Manufacturing**, v. 51, n. 1, p. 266–273, jun. 2020.

THANH NOI, Phan; KAPPAS, Martin. Comparison of random forest, K-nearest neighbor, and support vector machine classifiers for land cover classification using Sentinel-2 imagery. **Sensors**, v. 18, n. 1, p. 1–20, dez. 2017.

TIANHAO, Wang et al. Arrhythmia Classification Algorithm based on SMOTE and Feature Selection. **International Journal of Performability Engineering**, v. 17, n. 3, p. 263–275, 2021.

UMBRAJKAAR, AM; KRISHNAMOORTHY, A; DHUMALE, RB. Vibration analysis of shaft misalignment using machine learning approach under variable load conditions. **Shock and Vibration**, v. 2020, n. 1, p. 1–12, jul. 2020.

URBANOWICZ, Ryan J et al. Relief-based feature selection: Introduction and review. **Journal of biomedical informatics**, v. 85, n. 1, p. 189–203, jul. 2018.

VAPNIK, Vladimir. **The nature of statistical learning theory**. 2. ed. Nova Iorque, EUA: Springer science & business media, jun. 2013.

VARANIS, Marcus et al. MEMS accelerometers for mechanical vibrations analysis: A comprehensive review with applications. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 40, n. 11, p. 1–18, out. 2018.

VILLA, Luisa F et al. Statistical fault diagnosis based on vibration analysis for gear test-bench under non-stationary conditions of speed and load. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 29, n. 1, p. 436–446, mai. 2012.

VISHWAKARMA, Manish et al. Vibration analysis & condition monitoring for rotating machines: a review. **Materials Today: Proceedings**, v. 4, n. 2, p. 2659–2664, abr. 2017.

WAINER, Jacques; FONSECA, Pablo. How to tune the RBF SVM hyperparameters? An empirical evaluation of 18 search algorithms. **Artificial Intelligence Review**, v. 54, n. 6, p. 4771–4797, mai. 2021.

WALPOLE, Ronald E; MYERS, Raymond H. **Probability & statistics for engineers & scientists**. Boston,EUA: Pearson Education Limited, 2012.

WANG, Haifei; GONG, Junjie. Dynamic analysis of coupling misalignment and unbalance coupled faults. **Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control**, v. 38, n. 2, p. 363–376, jan. 2019.

WANG, Heng Di et al. Parameter-adaptive VMD method based on BAS optimization algorithm for incipient bearing fault diagnosis. **Mathematical Problems in Engineering**, v. 2020, n. 1, p. 1–15, fev. 2020.

WANG, Nanfei; JIANG, Dongxiang. Vibration response characteristics of a dual-rotor with unbalance-misalignment coupling faults: Theoretical analysis and experimental study. **Mechanism and Machine Theory**, v. 125, n. 1, p. 207–219, jul. 2018.

WANG, Pingfeng; TAMILSELVAN, Prasanna; HU, Chao. Health diagnostics using multi-attribute classification fusion. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 32, n. 1, p. 192–202, jun. 2014.

WANG, Weiying et al. Fault detection and diagnosis for gas turbines based on a kernelized information entropy model. **The Scientific World Journal**, v. 2014, n. 1, p. 1–14, ago. 2014.

WANG, Xianzhi; SI, Shubin; LI, Yongbo. Variational embedding multiscale diversity entropy for fault diagnosis of large-scale machinery. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 69, n. 3, p. 3109–3119, mar. 2022.

WANG, Zhenya et al. Modified multiscale weighted permutation entropy and optimized support vector machine method for rolling bearing fault diagnosis with complex signals. **ISA transactions**, v. 114, n. 1, p. 470–484, ago. 2021.

WANG, Zhiqiang et al. Prediction Model Design for Vibration Severity of Rotating Machine Based on Sequence-to-Sequence Neural Network. **Mathematical Problems in Engineering**, v. 2019, n. 1, p. 1–9, set. 2019.

WEI, Jianan et al. New imbalanced bearing fault diagnosis method based on Sample-characteristic Oversampling TechniquE (SCOTE) and multi-class LS-SVM. **Applied Soft Computing**, v. 101, n. 1, p. 1–25, mar. 2021.

WONG, Tzu-Tsung. Performance evaluation of classification algorithms by k-fold and leave-one-out cross validation. **Pattern Recognition**, v. 48, n. 9, p. 2839–2846, set. 2015.

WONG, Tzu-Tsung; YANG, Nai-Yu. Dependency analysis of accuracy estimates in k-fold cross validation. **IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering**, v. 29, n. 11, p. 2417–2427, ago. 2017.

WU, Kewei et al. Bearing fault diagnosis based on CS-VMD and SSAE. In: 2021 7th International Conference on Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations (CMMNO). Guangzhou, China: IEEE, jun. 2021. p. 267–271.

WU, Xinya et al. A hybrid classification autoencoder for semi-supervised fault diagnosis in rotating machinery. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 149, n. 1, p. 1–16, out. 2021.

XIA, M. et al. A Two-Stage Approach for the Remaining Useful Life Prediction of Bearings Using Deep Neural Networks. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 15, n. 6, p. 3703–3711, set. 2019.

XIE, Baijun; KIM, Jonathan C; PARK, Chung Hyuk. Musical emotion recognition with spectral feature extraction based on a sinusoidal model with model-based and deep-learning approaches. **Applied Sciences**, v. 10, n. 3, p. 1–11, jan. 2020.

XIE, Yuan; ZHANG, Tao. Imbalanced learning for fault diagnosis problem of rotating machinery based on generative adversarial networks. In: 37TH Chinese Control Conference (CCC). Wuhan, China: IEEE, out. 2018. p. 6017–6022.

XU, Jian-Wu et al. A reproducing kernel Hilbert space framework for information-theoretic learning. **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 56, n. 12, p. 5891–5902, ago. 2008.

XU, Jie et al. New incremental learning algorithm with support vector machines. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems**, v. 49, n. 11, p. 2230–2241, jan. 2018.

XU, M; MARANGONI, RD. Vibration analysis of a motor-flexible coupling-rotor system subject to misalignment and unbalance, part II: experimental validation. **Journal of sound and vibration**, v. 176, n. 5, p. 681–691, out. 1994.

XU, Qifa et al. Imbalanced fault diagnosis of rotating machinery via multi-domain feature extraction and cost-sensitive learning. **Journal of Intelligent Manufacturing**, v. 31, n. 6, p. 1467–1481, dez. 2020.

XU, Yuanbo; CAI, Zongyan; DING, Kai. An enhanced bearing fault diagnosis method based on TVF-EMD and a high-order energy operator. **Measurement science and technology**, v. 29, n. 9, p. 1–19, ago. 2018.

XUE, Yan; DOU, Dongyang; YANG, Jianguo. Multi-fault diagnosis of rotating machinery based on deep convolution neural network and support vector machine. **Measurement**, v. 156, n. 1, p. 1–7, mai. 2020.

YADAV, Sanjay; SHUKLA, Sanyam. Analysis of k-fold cross-validation over hold-out validation on colossal datasets for quality classification. In: 2016 IEEE 6th International conference on advanced computing (IACC). Bhimavaram, Índia: IEEE, ago. 2016. p. 78–83.

YAMAMOTO, Guilherme Kenji; COSTA, Cesar da; SILVA SOUSA, João Sinohara da. A smart experimental setup for vibration measurement and imbalance fault detection in rotating machinery. **Case Studies in Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 4, n. 1, p. 8–18, jul. 2016.

YAN, Mingming et al. Bearing remaining useful life prediction using support vector machine and hybrid degradation tracking model. **ISA transactions**, v. 98, n. 1, p. 471–482, mar. 2019.

YAN, Xiaoan; JIA, Minping; XIANG, Ling. Compound fault diagnosis of rotating machinery based on OVMD and a 1.5-dimension envelope spectrum. **Measurement Science and Technology**, v. 27, n. 7, p. 1–17, mai. 2016.

YANG, F. et al. Health Index-Based Prognostics for Remaining Useful Life Predictions in Electrical Machines. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 63, n. 4, p. 2633–2644, jan. 2016.

YANG, Ting et al. Feature knowledge based fault detection of induction motors through the analysis of stator current data. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 65, n. 3, p. 549–558, jan. 2016.

YANG, Yang et al. Response evaluation of imbalance-rub-pedestal looseness coupling fault on a geometrically nonlinear rotor system. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 118, n. 1, p. 423–442, mar. 2019.

YANPING, Zhang et al. Continuous wavelet grey moment approach for vibration analysis of rotating machinery. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 20, n. 5, p. 1202–1220, jul. 2006.

YI, Cancan et al. Research on the blind source separation method based on regenerated phase-shifted sinusoid-assisted EMD and its application in diagnosing rolling-bearing faults. **Applied Sciences**, v. 7, n. 4, p. 1–18, abr. 2017.

YING, Yulong et al. Study on rolling bearing on-line reliability analysis based on vibration information processing. **Computers & Electrical Engineering**, v. 69, n. 1, p. 842–851, jul. 2018.

YU, Kun et al. A combined polynomial chirplet transform and synchroextracting technique for analyzing nonstationary signals of rotating machinery. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 69, n. 4, p. 1505–1518, abr. 2019.

YU, Kun et al. A multi-stage semi-supervised learning approach for intelligent fault diagnosis of rolling bearing using data augmentation and metric learning. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 146, n. 1, p. 1–24, jan. 2021.

ZHANG, Dingcheng; YU, Dejie; ZHANG, Wenyi. Energy operator demodulating of optimal resonance components for the compound faults diagnosis of gearboxes. **Measurement Science and technology**, v. 26, n. 11, p. 1–14, set. 2015.

ZHANG, Tianci et al. Intelligent fault diagnosis of machines with small & imbalanced data: A state-of-the-art review and possible extensions. **ISA transactions**, v. 119, n. 1, p. 152–171, jan. 2022.

ZHANG, Wei et al. Machinery fault diagnosis with imbalanced data using deep generative adversarial networks. **Measurement**, v. 152, n. 1, p. 1–12, dez. 2020.

ZHANG, Xiaochen et al. Rotating machinery fault diagnosis for imbalanced data based on fast clustering algorithm and support vector machine. **Journal of Sensors**, v. 2017, n. 1, p. 1–15, out. 2017.

ZHANG, Xiaolong et al. A two-stage feature selection and intelligent fault diagnosis method for rotating machinery using hybrid filter and wrapper method. **Neurocomputing**, v. 275, n. 1, p. 2426–2439, nov. 2018.

ZHANG, Yuyan et al. Imbalanced data fault diagnosis of rotating machinery using synthetic oversampling and feature learning. **Journal of manufacturing systems**, v. 48, n. 3, p. 34–50, jul. 2018.

ZHANG, Yuyan et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using a new ensemble deep auto-encoder method. **Measurement**, v. 151, n. 1, p. 1–16, fev. 2020.

ZHENG, Jinde; PAN, Haiyang; CHENG, Junsheng. Rolling bearing fault detection and diagnosis based on composite multiscale fuzzy entropy and ensemble support vector machines. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 85, n. 1, p. 746–759, fev. 2017.

ZHIHAO, Peng; FENGLONG, Yan; XUCHENG, Li. Comparison of the Different Sampling Techniques for Imbalanced Classification Problems in Machine Learning. In: 11TH International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA). Qiqihar,China: IEEE, out. 2019. v. 11, p. 431–434.

ZHOU, Jun; WANG, Junxiong. A novel underdetermined source number estimation for coupled vibration sources of mechanical fault based on variational mode decomposition. **Journal of Mechanical Science and Technology**, v. 36, n. 2, p. 621–635, fev. 2022.

ZHU, Xingtong; XIONG, Jianbin; LIANG, Qiong. Fault diagnosis of rotation machinery based on support vector machine optimized by quantum genetic algorithm. **IEEE Access**, v. 6, n. 1, p. 33583–33588, jan. 2018.

ZHU, Yong et al. An accurate integral method for vibration signal based on feature information extraction. **Shock and Vibration**, v. 2015, n. 1, p. 1–14, fev. 2015.

ZUR, R.M; JIANG, Y; METZ, C.E. Comparison of two methods of adding jitter to artificial neural network training. **International Congress Series**, v. 1268, n. 1, p. 886–889, jun. 2004.