

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

Guilherme Ricardo Hübner

**DIAGNÓSTICO DE DESEQUILÍBRIO DE MASSA PARA
ROTORES DE AEROGERADORES UTILIZANDO
MÁQUINA DE VETORES DE SUPORTE**

**Santa Maria, RS, Brasil
2021**

Guilherme Ricardo Hübner

**DIAGNÓSTICO DE DESEQUILÍBRIO DE MASSA PARA ROTORES DE
AEROGERADORES UTILIZANDO MÁQUINA DE VETORES DE
SUPORTE**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Processamento de Energia Elétrica, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM-RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Engenharia Elétrica**.

Orientador: Prof. Ph.D. Humberto Pinheiro

Santa Maria, RS, Brasil
2021

Ficha catalográfica elaborada através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Central da UFSM, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

Hübner, Guilherme Ricardo

Diagnóstico de desequilíbrio de massa para rotores de aerogeradores utilizando máquina de vetores de suporte / Guilherme Ricardo Hübner - 2021

130 p.; 30 cm

Orientador: Humberto Pinheiro

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Santa Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, RS, 2021

1.Sistema de monitoramento de condições 2. Desequilíbrio de massa em rotores de aerogeradores 3. Máquina de vetores de suporte 4. Gerador síncrono de imãs permanentes I. Pinheiro, Humberto. II. Diagnóstico de desequilíbrio de massa para rotores de aerogeradores utilizando máquina de vetores de suporte.

© 2021

Todos os direitos autorais reservados a Guilherme Ricardo Hübner. A reprodução de partes ou do todo deste trabalho só poderá ser feita com autorização por escrito do autor.

Endereço: Av. Roraima, Nº 1000, Bairro Camobi, Santa Maria, RS, Brasil, CEP: 97105-900;

Fone: (55) 9-9910-3522;

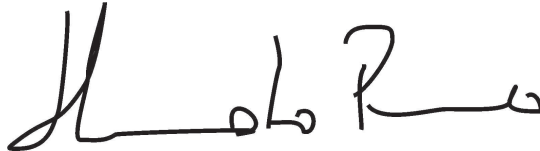
Endereço Eletrônico: guilherme@gepoc.ufsm.br

Guilherme Ricardo Hübner

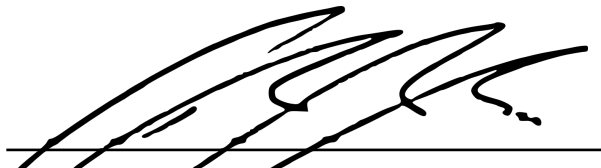
**DIAGNÓSTICO DE DESEQUILÍBRIO DE MASSA PARA ROTORES DE
AEROGERADORES UTILIZANDO MÁQUINA DE VETORES DE
SUPORTE**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Processamento de Energia Elétrica, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM-RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Engenharia Elétrica.**

Aprovado em 26 de Fevereiro de 2021:



Humberto Pinheiro, Ph.D. (UFSM)
(Presidente/ Orientador) - Videoconferência



Claiton Moro Franchi, Dr. (UFSM) - Videoconferência



João Paulo Dias, Ph.D. (Shippensburg University) - Videoconferência

**Santa Maria, RS, Brasil
2021**

DEDICATÓRIA

A minha família, em especial meus pais, irmã, vó e minha namorada por toda dedicação, amor, carinho, incentivo e apoio.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao professor Humberto Pinheiro pela orientação, por compartilhar o conhecimento e experiência, pelas reflexões e por sempre estar presente durante essa etapa. Aos professores Claiton Franchi, João Paulo Dias, Carlos Eduardo de Souza e Frederico Menine Schaf por me acompanharem ao longo de todo mestrado e por compartilharem ideias, informações, reflexões e conhecimento.

À Universidade Federal de Santa Maria, ao Centro de Tecnologia, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE), a CAPES e ao Grupo de Eletônica de Potência e Controle (GEPOC) por todos os recursos disponíveis, oportunidades, qualidade de ensino e infraestrutura.

A minha família, minha mãe Jucelia Lori da Silva Hübner, ao meu pai Sérgio Romeu Hübner, minha irmã Gabriela Hübner, minha vó Elly Guse Hübner e minha namorada Tamine Kaim, por todo carinho, paciência, amor, amizade, atenção, ensinamentos, confiança e investimento em mim e em minha formação.

A família Kaim, Dércio Kaim, Regina Kaim, Maiara Kaim, Derciane Kaim Rossi, Acácio Rossi e Gustavo Rossi por todo apoio, carinho e por me acolher sempre de braços abertos.

Aos meus amigos Bruno Schuster, Gustavo Buuron, Eduardo Engel, Thaís Vendruscolo, Thiago Dalmolin, Diogo Franchi, Mohamad Suleiman, Verônica Lorenset Padoin, Mary Augusta de Oliveira e Ana Caroline Bohn por toda amizade e parceria.

Aos meus colegas de laboratório, Ana Bacca, André Meurer, André Nicolini, Caio Osório, Dimas Schuetz, Filipe Scalcon, Gleisson Balen, Gustavo Koch, Henrique Figueira, Henrique Jank, Henrique Magnago, Leonardo Dias da Rosa, Lucas Cielo, Lucas Rocha, Marcelo Back, Renata Camponogara, Ricardo Morim, Suelen Lazzari, Thiago Lazzari, Thieli Gabbi, Tiarles Guterres e William Venturini por todo o companheirismo, amizade, parceria, conhecimento, churrascos, futebol, padel, voltas de bike, truco, rodas de conversa e colaboração para organização de eventos.

Aos demais amigos, familiares e professores que de alguma forma contribuíram nesse processo de formação. Muito obrigado.

“Por isso máquinas quebradas me deixam triste. Não servem a seus propósitos. Talvez seja assim com as pessoas. Perder o nosso propósito é como estar quebrado.

A invenção de Hugo Cabret”

RESUMO

DIAGNÓSTICO DE DESEQUILÍBRIO DE MASSA PARA ROTORES DE AEROGERADORES UTILIZANDO MÁQUINA DE VETORES DE SUPORTE

AUTOR: GUILHERME RICARDO HÜBNER
ORIENTADOR: HUMBERTO PINHEIRO

Os sistemas de monitoramento de condição (CMS inglês *Condition Monitoring Systems*) são essenciais para reduzir custos de geração de energia eólica. Este trabalho propõe um método baseado em máquina de vetores de suporte (SVM do inglês *Support Vector Machine*) para detectar o desequilíbrio da massa do rotor para um problema multi-classe, utilizando a velocidade estimada como uma variável de entrada, obtida através de uma combinação de grandezas elétricas (correntes e tensões). Além disso, com o auxílio de ferramentas estatísticas, o método proposto permite estimar níveis de desequilíbrios diferentes das classes propostas ao SVM. A posição angular do desequilíbrio de massa também pode ser obtida através da análise do sinal de velocidade angular e a posição azimutal do aerogerador. Um modelo de turbina eólica de 1,5 MW, três pás e com gerador síncrono de ímã permanente foi considerado, e um banco de dados foi construído numericamente usando os softwares Turbsim, FAST (*Fatigue, Aerodynamics, Structures and Turbulence*) e Simulink. A partir do banco de dados, a técnica Densidade espectral de potência (PSD do inglês *Power Spectrum Density*) foi utilizada para transformar os dados de entrada do tempo para o domínio da frequência. Em seguida, o algoritmo SVM e a análise estatística foram usados para classificar a magnitude e a posição angular do desequilíbrio. Diferentes cenários de desequilíbrio de massa foram testados sob diferentes velocidades de vento e intensidades de turbulência. Os resultados demonstram o desempenho satisfatório do método proposto.

Palavras-chave: Sistema de monitoramento de condições, desequilíbrio em rotores de aerogeradores, máquina de vetores de suporte, gerador síncrono de ímãs permanentes.

ABSTRACT

**DIAGNOSIS OF MASS IMBALANCE FOR WIND
TURBINE ROTORS USING SUPPORT VECTOR
MACHINE**

AUTHOR: GUILHERME RICARDO HÜBNER
ADVISOR: HUMBERTO PINHEIRO

Condition monitoring systems (CMS) are essential to reduce costs in the wind energy sector. This paper proposes a method based on Support Vector Machine (SVM) to detect rotor mass imbalance for a multi-class problem, using the estimated speed as an input variable, obtained through a combination of electrical quantities (currents and voltages). In addition, with the aid of statistical tools, the proposed method allows the estimation of imbalance levels different from the classes proposed to the SVM. The angular position of the mass imbalance can also be obtained by analyzing the angular speed signal and the azimuth position of the wind turbine. A model of 1.5 MW wind turbine, three blades and with permanent magnet synchronous generator was considered, and a database was built numerically using the software Turbsim, FAST, and Simulink. From the database, the Power Spectral Density (PSD) technique was used to transform the input data from the time to the frequency domain. Then, the SVM algorithm and statistical analysis were used to classify the magnitude and the angular position of the imbalance. Different scenarios of mass imbalance were tested under different wind speeds and turbulence intensities. The results demonstrate the satisfactory performance of the proposed method.

Keywords: Condition monitoring systems, wind turbines rotor imbalance, support vector machine, permanent magnet synchronous generator.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1	– Histórico do total de instalações de energia eólica.	27
Figura 1.2	– Perspectivas de novas instalações eólicas a nível mundial entre os anos 2020 e 2024.	28
Figura 1.3	– Contexto histórico da capacidade de produção de energia por turbinas eólicas <i>Offshore</i>	29
Figura 1.4	– Curvas C_p para diferentes λ e β	31
Figura 1.5	– Regiões de operação de um aerogerador.	32
Figura 1.6	– Um modelo simplificado da turbina mostrando: (a) uma massa excêntrica na origem do plano do rotor e (b) as forças harmônicas resultantes e a força peso da massa no eixo, e o conjugado variável Q_w	35
Figura 1.7	– Diagrama esquemático de treinamento e teste do algoritmo para detectar a magnitude e a posição do desequilíbrio de massa por meio de simulação computacional.	38
Figura 1.8	– Diagrama esquemático para detectar a posição de desequilíbrio de massa na turbina eólica real.	38
Figura 2.1	– Principais componentes de um aerogerador de grande porte.	41
Figura 2.2	– Módulos do software de simulações FAST.	43
Figura 2.3	– Sistema de coordenadas da nacelle.	46
Figura 2.4	– Sistema de coordenadas do eixo e da base da torre.	47
Figura 2.5	– Sequência e sentido de rotação das pás.	48
Figura 3.1	– Diagrama de blocos do Simulink para obtenção do conjugado elétrico e correntes I_d e I_q	53
Figura 3.2	– Diagrama de blocos do modelo do gerador de ímãs permanentes. ...	53
Figura 3.3	– Diagrama de blocos do controlador do gerador.	55
Figura 3.4	– Diagrama do estimador de velocidade.	56
Figura 3.5	– Velocidade estimada x velocidade real.	57
Figura 3.6	– Resposta em malha aberta do modelo obtido em comparação com o modelo do FAST.	59
Figura 3.7	– Resposta ao passo da função de transferência da equação 3.22.	60
Figura 3.8	– Diagrama de blocos do sistema em malha fechada.	61
Figura 3.9	– Lugar das raízes.	61
Figura 3.10	– Diagramas de bode dos sistemas em malha fechada.	62
Figura 3.11	– Diagrama de blocos para um sistema em malha fechada considerando perturbações no conjugado.	62
Figura 3.12	– Diagramas de bode para perturbação no conjugado.	63
Figura 4.1	– Esquemático da PSD.	66
Figura 4.2	– PSD das velocidades estimadas em diferentes condição de desequilíbrio do rotor.	68
Figura 4.3	– Matriz de confusão obtida para 5 casos de desequilíbrio do rotor. ...	70
Figura 4.4	– Matrizes de confusão para simulações com a) 5% b) 7,5% e c) 10% de intensidade de turbulência.	71
Figura 5.1	– Fluxograma das etapas para detecção da posição do desequilíbrio do rotor.	73
Figura 5.2	– Histórico de tempo do ângulo de azimute em comparação com a velocidade estimada do gerador.	75
Figura 5.3	– Amostra de dados da velocidade estimada e posição azimutal para um tempo de duração de 2 minutos.	76

Figura 5.4	– Velocidade estimada para vento com velocidade média de 15,5m/s, índice de turbulência de 7,5% e desequilíbrio de 1%.	77
Figura 5.5	– Velocidade estimada filtrada.	77
Figura 5.6	– Análise da posição angular de desequilíbrio para a velocidade estimada filtrada.	78
Figura 5.7	– Posição do desequilíbrio do rotor.	79
Figura 5.8	– Posição do desequilíbrio do rotor.	79
Figura 5.9	– Posição do desequilíbrio de massa do rotor (a) +1% (b) +4% (c) +3,4%.	81
Figura 5.10	– Resultados obtidos com o método desenvolvido para diferentes condições de desequilíbrio.	82
Figura B.1	– Princípio da conservação de massa.	97
Figura B.2	– Terminologias dos aerofólios.	98
Figura B.3	– Forças que atuam no aerofólio.	99
Figura B.4	– Empuxo e conjugado diferenciais atuando sobre o aerofólio.	100
Figura C.1	– Modelo obtido por resposta em frequência	101
Figura D.1	– Sinais no domínio do tempo e da frequência (a) Período inteiro (b) Período não inteiro.	105
Figura D.2	– Sinal não inteiro no domínio do tempo e da frequência com uso da técnica de janelamento.	106
Figura E.1	– Margens da SVM.	108
Figura E.2	– Hiperplanos de separação das classes.	109
Figura E.3	– Margens ótimas de separação.	110
Figura E.4	– Distância da margem.	111
Figura E.5	– a)Margens suaves b)Margens rígidas.	114
Figura E.6	– Conjunto de dados linearmente não separáveis.	115
Figura E.7	– Conjunto de dados aplicado a técnica do Kernel.	116
Figura E.8	– Projeção do vetor ótimo ω^* .	116
Figura E.9	– Processo de validação cruzada para 5 partições.	117

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1	–	Parâmetros Gerais do Aerogerador de 1,5 MW.....	49
Tabela 3.1	–	Parâmetros Gerais do Gerador síncrono.....	51
Tabela 3.2	–	Parâmetros de Construção do PMSG.....	54
Tabela 4.1	–	Combinações dos parâmetros de Treinamento.....	67
Tabela 4.2	–	Resultados médios obtidos.....	69
Tabela 4.3	–	Performance da SVM.....	70
Tabela 5.1	–	Condições de desequilíbrio de massa em posições intermediárias as classes propostas na SVM.....	82
Tabela A.1	–	Parâmetros para simulações de séries temporais do vento.....	96

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

<i>CMS</i>	Sistemas de monitoramento de condição
<i>SVM</i>	<i>Support vector machine</i>
<i>FAST</i>	<i>Fatigue, Aerodynamics, Structures and Turbulence</i>
<i>PSD</i>	<i>Power Spectrum Density</i>
<i>MPPT</i>	<i>Maximum power point tracking</i>
<i>SCADA</i>	<i>Supervisory control and data acquisition</i>
<i>NREL</i>	<i>National Renewable Energy Laboratory</i>
<i>PMSG</i>	<i>Permanent magnet synchronous generator</i>
<i>CPC</i>	<i>Collective pitch control</i>
<i>DFIG</i>	<i>Double-fed induction generator</i>
<i>ESD</i>	<i>Energy Sprectrum Density</i>
<i>KKT</i>	<i>Karush Kuhn Tucker</i>
<i>OvR</i>	<i>One vs rest</i>
<i>OvO</i>	<i>One vs one</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

ρ	densidade do ar
R	Raio do rotor
v_w	Velocidade do vento
P_t	Potência mecânica do aerogerador
P_w	Potência do vento
C_p	Coefficiente de potência
β	Ângulo de passo
λ	<i>tip-speed ratio</i>
Ω	Velocidade de rotação
x_h, y_h, z_h	Eixos de coordenadas
d	Distância
f_z, f_y	Força harmônica nos eixos z,y
W_m	Força peso constante
J_{xx}	Momento de inércia de massa do rotor
J_r	Inércia balanceada do rotor
m	Massa excedente do rotor
θ	Posição angular do rotor
$Q_a(t)$	Conjugado aerodinâmico
$Q_g(t)$	Conjugado do gerador
D	Termo de amortecimento associado ao atrito do eixo
$Q_W(t)$	Conjugado adicional pelo desequilíbrio de massa
z, y	Coordenada z,y
x_N, y_N, z_N	Coordenadas da nacela
x_T, y_T, z_T	Coordenadas da torre
x_S, y_S, z_S	Coordenadas do eixo
P_{ot}	Potência total gerada
v_a, v_b, v_c	Tensão de fase
i_a, i_b, i_c	Corrente de fase
i_d, i_q	Corrente do eixo d,q
ω_e	Velocidade elétrica
R_s	Resistência de fase
L_d, L_q	Indutância do eixo d,q
ϕ	Fluxo magnético do imã
v_d, v_q	Tensão do eixo d,q
P	Número de pólos do gerador
T_e	Conjugado elétrico
ω_r	Velocidade de rotação
i_α, i_β	Correntes dos eixos α, β
v_α, v_β	Tensões dos eixos α, β
e_α, e_β	Força eletromotriz α, β

LISTA DE SÍMBOLOS

K	Constante ótima
C_{pmax}	Coefficiente ótimo da curva C_p
*	Coefficiente ótimo
N_{nom}	Velocidade de rotação nominal da turbina eólica (RPM)
F_{nom}	Frequência nominal de rotação da turbina eólica (Hz)
ω_0	Frequência central do filtro
ω_H, ω_L	Frequência de corte alta e baixa do filtro

LISTA DE APÊNDICES E ANEXOS

Apêndice A – Séries temporais de vento - Turbsim	95
Apêndice B – Modelo aerodinâmico - FAST	97
Apêndice C – Resposta em Frequência	101
Apêndice D – Densidade espectral de energia e densidade espectral de potência	103
Apêndice E – Máquina de vetores de suporte SVM	107
Apêndice F – Código SVM para Dados Linearmente Separáveis	119
Anexo A – Arquivo principal Turbsim	125
Anexo B – Arquivo principal FAST	127

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	27
1.1 MOTIVAÇÃO	27
1.2 AEROGERADORES	30
1.2.1 Conceitos básicos de aerogeradores	30
1.2.2 Regiões de Operação de aerogeradores	31
1.2.3 Conceitos de manutenção	33
1.2.4 Desequilíbrio de massa no rotor de aerogeradores	34
1.3 TRABALHO PROPOSTO	36
1.4 OBJETIVOS	38
1.4.1 Objetivos Específicos	39
1.5 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	39
2 Modelo do aerogerador e definições	41
2.1 PRINCIPAIS COMPONENTES DE UM AEROGERADOR DE GRANDE PORTE	41
2.2 GERAÇÃO DAS SERIES TEMPORAIS DE VENTO - TURBSIM	42
2.3 SIMULADOR FAST PARA OBTENÇÃO DAS RESPOSTAS DINÂMICAS DO AEROGERADOR	43
2.4 SISTEMA DE REFERÊNCIA	45
2.4.1 Definições gerais	45
2.4.2 Coordenadas da nacelle	45
2.4.3 Coordenadas da base da torre	46
2.4.4 Coordenadas do eixo	47
2.4.5 Posição azimutal e sentido de rotação	47
2.5 CARACTERÍSTICAS DO AEROGERADOR UTILIZADO	48
2.6 CONCLUSÃO	49
3 Gerador elétrico síncrono de ímãs permanentes	51
3.1 MODELAGEM DO GERADOR SÍNCRONO	51
3.2 CONTROLE VETORIAL DO GERADOR SÍNCRONO	54
3.3 ESTIMADOR DE VELOCIDADE	55
3.4 RASTREIO DO PONTO DE MÁXIMA POTÊNCIA MPPT	57
3.5 CONTROLADOR DE VELOCIDADE DO AEROGERADOR	58
3.6 CONCLUSÃO	63
4 SVM para classificação do desequilíbrio de massa do rotor	65
4.1 CONSTRUÇÃO DO BANCO DE DADOS	65
4.2 PROCESSAMENTO DE DADOS	66
4.3 CONSTRUÇÃO DO MODELO SVM	66
4.4 RESULTADOS	67

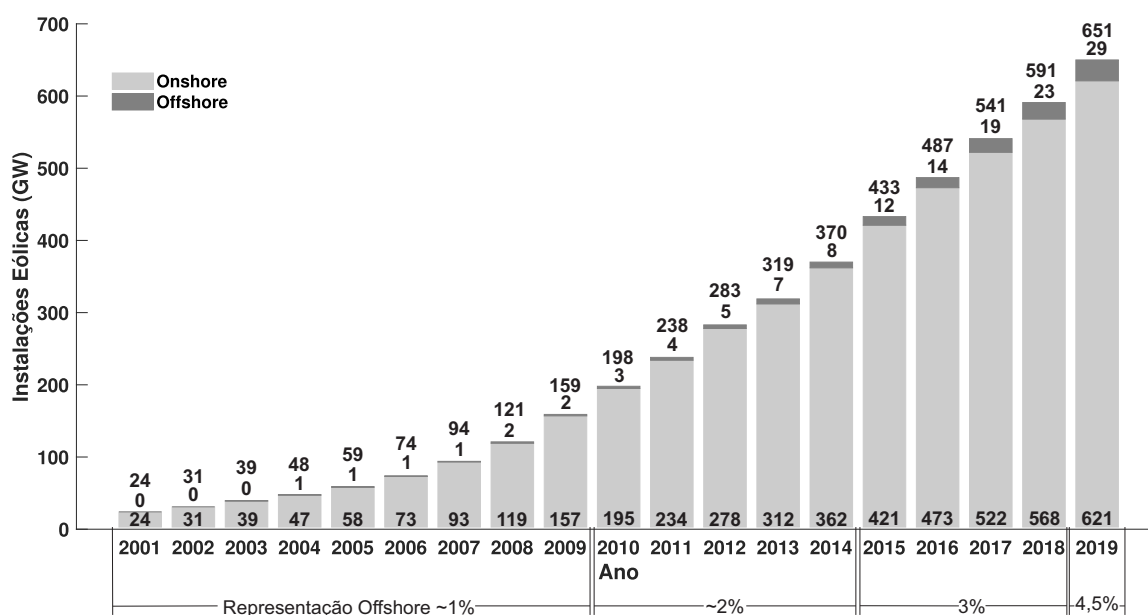
4.5 CONCLUSÃO	70
5 Detecção do desequilíbrio de massa do rotor	73
5.1 OBTENÇÃO DA POSIÇÃO DE DESEQUILÍBRIO MÉDIO	75
5.1.1 Efeitos do filtro passa-banda na velocidade estimada para operação com vento turbulento	76
5.2 SELEÇÃO DE AMOSTRAS COM BAIXA VARIAÇÃO DA POSIÇÃO ANGULAR MÉDIA	78
5.3 RESULTADOS	80
5.4 CONCLUSÃO	83
6 CONCLUSÃO	85
6.1 CONCLUSÃO GERAL	85
6.2 TRABALHOS FUTUROS	85
6.3 TRABALHOS PUBLICADOS	86
REFERÊNCIAS	87
APÊNDICES	93
B.1 PRINCÍPIOS BÁSICOS DE AERODINÂMICA	97
B.2 GEOMETRIA DAS PÁS	98
ANEXOS	123

1 INTRODUÇÃO

1.1 MOTIVAÇÃO

A geração de eletricidade a partir de fontes renováveis de energia tem crescido nos últimos anos (JOHANSSON et al., 2017). Muitos governos têm adotado metas ambiciosas de descarbonização, e o setor eólico aparece como uma forte possibilidade para cumprir essas metas. A Figura 1.1 ilustra o histórico das instalações de energia eólica a nível mundial. Com a figura, é possível verificar o crescimento da representatividade de fazendas eólicas *offshore*, chegando a 4,5% no ano de 2019 com relação ao total de energia eólica produzida. Além disso, verifica-se também que do total de novas instalações eólicas no ano de 2019, 10% são turbinas eólicas *offshore*.

Figura 1.1 – Histórico do total de instalações de energia eólica.

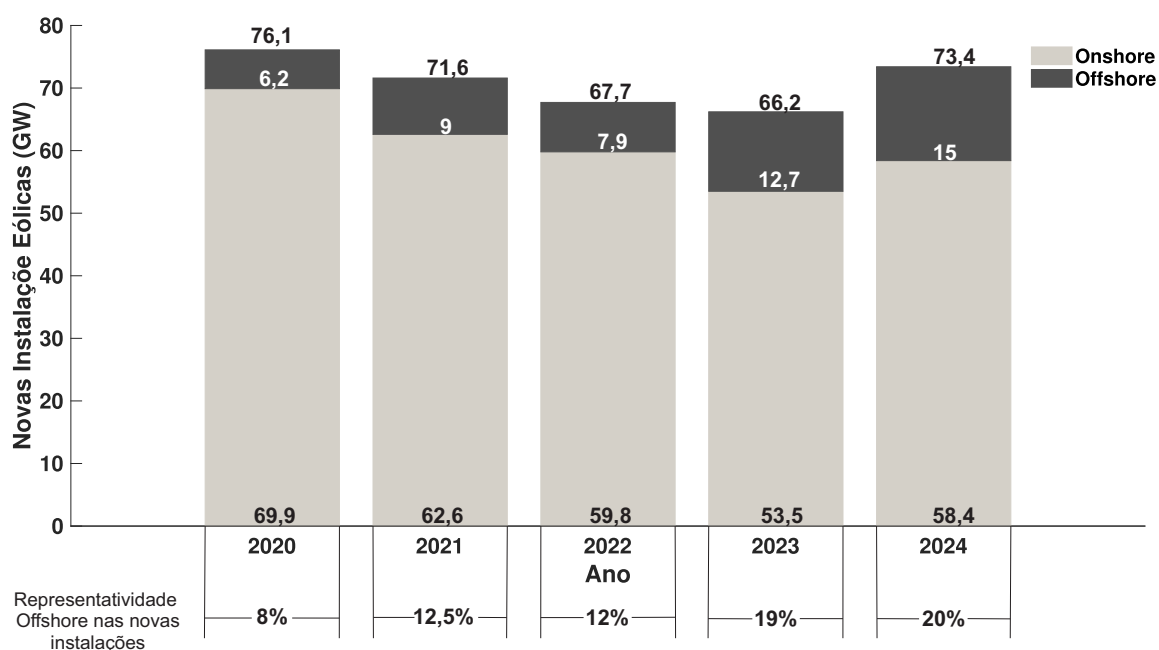


Fonte: Adaptado de (Global Wind Energy Council, 2020b).

Denomina-se fazenda eólica *onshore*, quando esta é instalada em terra e *offshore* quando a fazenda encontra-se em alto mar. As fazendas eólicas *offshore* possuem como vantagem a alta capacidade de produção, visto que em alto mar permitem equipamentos com dimensões maiores e as poluições visuais e sonoras são baixas se comparadas com fazendas *onshore* (Echoenergia, 2019). Por outro lado, as atividades de instalação e manutenção de fazendas eólicas *offshore* são mais complicadas e exigem um planejamento mais elaborado para a redução de custos, visto que estas encontram-se em locais de difícil acesso (no meio do mar).

As perspectivas futuras, a nível mundial, com relação ao crescimento do setor eólico são promissoras. Até final de 2019 e início de 2020, antes de sentirmos os efeitos da pandemia causada pela COVID-19, a (Global Wind Energy Council, 2020b) estimava que 355 GW de novos parques eólicos seriam instalados entre os anos de 2020 a 2024, com um aumento significativo nas instalações *offshore*. A Figura 1.2 mostra as perspectivas dessas novas instalações eólicas a nível mundial.

Figura 1.2 – Perspectivas de novas instalações eólicas a nível mundial entre os anos 2020 e 2024.



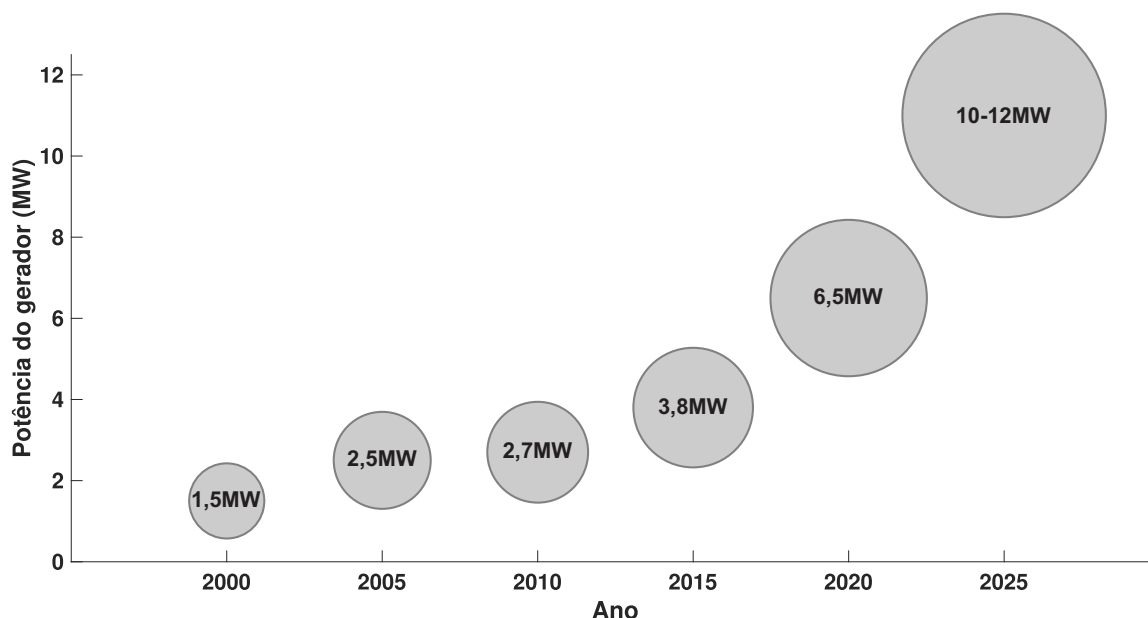
Fonte: Adaptado de (Global Wind Energy Council, 2020b).

O setor eólico para os países ligados ao MERCOSUL também é promissor. Conforme (SECRETARIAT, 2020), no ano de 2019, a energia eólica foi responsável por cerca de 29,5% da geração de eletricidade no Uruguai. Nesse mesmo ano, a Argentina esteve entre os 10 países, a nível mundial, com as maiores capacidades de novas instalações de geração eólica, superando países como o Brasil, o qual esteve presente na lista no ano de 2018. Por outro lado, até o final de 2019, o Brasil era responsável por mais da metade da produção de energia eólica na América do Sul e Caribe, representando uma produção de 9,6% da energia total gerada no país. Conforme (Global Wind Energy Council, 2020b), é esperada uma média de 6 GW de novas instalações de geração eólica entre os anos de 2020 e 2024 na América Latina, sendo o Brasil o principal responsável pelo crescimento. O relatório anual da (Global Wind Energy Council, 2020b) ainda destaca o grande potencial no setor eólico de países como a Colômbia, onde seus recursos naturais são propensos para o crescimento do setor e incentivados pela ambição em atingir 70% da geração de energia por fontes renováveis até o ano de 2030. O Chile por sua vez também possui meta em atingir 70% da geração de energia através de fontes renováveis até 2030 e adota políticas

de descarbonização para alcançar o feito. O mercado eólico torna-se um atrativo para alcançar os objetivos.

Além das boas perspectivas com relação aos futuros investimentos no setor eólico a nível mundial, há um outro fator que torna o setor eólico economicamente mais atrativo. Conforme (Global Wind Energy Council, 2020b), há uma tendência no aumento da capacidade de produção da energia por aerogerador. Segundo (ROBERTS, 2019), esse aumento na produção de energia é produto do crescimento físico dos aerogeradores, em especial da área de varredura das turbinas. Com o aumento físico dos aerogeradores, a intensidade de turbulência dos ventos é menor, pois esta tende a diminuir em altitudes maiores. O fator de capacidade da turbina eólica (aproveitamento) tende a ser maior para ventos constantes e esses aspectos tornam um aerogerador mais rentável. Porém, é desafio da engenharia manter essas máquinas eólicas de grande porte, muitas vezes instaladas em ambientes hostis, trabalhando de modo contínuo. A Figura 1.3 ilustra o contexto histórico da capacidade de produção de energia para as turbinas eólicas *offshore*. Existe uma previsão que até o ano de 2025, turbinas eólicas de 12 a 15MW já estejam em operação. De acordo com (Global Wind Energy Council, 2020a), aerogeradores de 12 e 15MW *Onshore*, desenvolvidos pelas GE Renewable Energy e pela Siemens Gamesa respectivamente, encontram-se em fase de testes.

Figura 1.3 – Contexto histórico da capacidade de produção de energia por turbinas eólicas *Offshore*.



Fonte: Adaptado de (Global Wind Energy Council, 2020a).

Nesse cenário, o monitoramento de condições torna-se um ativo essencial para a viabilidade econômica dos investimentos, principalmente em parques eólicos *offshore*, onde os custos de manutenção operacional podem representar de 20% a 35% do total da re-

ceita de eletricidade gerada (WANG et al., 2020)-(JR, 2019). Dentre os componentes das turbinas eólicas, as pás apresentam uma das maiores taxas de falhas, sendo as principais beneficiadas pelas práticas de manutenção preditiva (LEITE; ARAÚJO; ROSAS, 2018). Dados operacionais mostram que cerca de 20% das turbinas eólicas operam com desequilíbrio aerodinâmico ou de massa devido a imperfeições das pás (KUSNICK; ADAMS; GRIFFITH, 2015), na maioria dos casos, causadas por erros no processo de fabricação, transporte, instalação (HASELBACH; BITSCHKE; BRANNER, 2016), acúmulo de gelo/água (JIMÉNEZ et al., 2019) - (ZENG; SONG, 2017) e mecanismos de degradação, como corrosão, umidade e efeitos ultravioleta (JR, 2019). As consequências do desequilíbrio no rotor são a aceleração da degradação dos componentes de transmissão (rolamentos, eixos, dentes de engrenagem) (SHENG et al., 2017) e (YONGGANG et al., 2016).

1.2 AEROGERADORES

1.2.1 Conceitos básicos de aerogeradores

Essa seção tem por objetivo, contextualizar ao leitor sobre importantes fundamentações relacionadas aos aerogeradores. Aerogeradores são máquinas que geram energia elétrica a partir da captação e conversão da energia cinética do vento. Conforme (HEIER, 2014), a potência fornecida pelo vento pode ser representada por

$$P_w = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 v_w^3, \quad (1.1)$$

onde ρ é a densidade do ar, R é o raio do rotor e v_w a velocidade do vento. Entretanto, conforme (BURTON et al., 2001), existe uma certa limitação no aproveitamento da potência do vento da qual é convertida em potência mecânica pelo aerogerador. A relação da potência mecânica com a potência fornecida pelo vento é representada pela equação

$$P_t = C_p P_w \quad (1.2)$$

onde C_p é um coeficiente adimensional de potência e é limitado em um coeficiente de potência máximo através da lei de Betz, com valor limite de 0,593 (BURTON et al., 2001).

O coeficiente de potência C_p é uma variável dependente do ângulo de inclinação da pá β e da relação entre velocidade na ponta da pá e a velocidade de incidência do vento λ . A representação do coeficiente de potência C_p é realizado de diferentes maneiras e depende das características da turbina eólica (HEIER, 2014). Uma das maneiras mais

usuais é através da equação

$$C_p(\lambda, \beta) = \frac{1}{2} \left(\frac{116}{\lambda_c} - 0,4\beta - 5 \right) e^{-\frac{21}{\lambda_c}} \quad (1.3)$$

onde λ_c é obtida através da equação

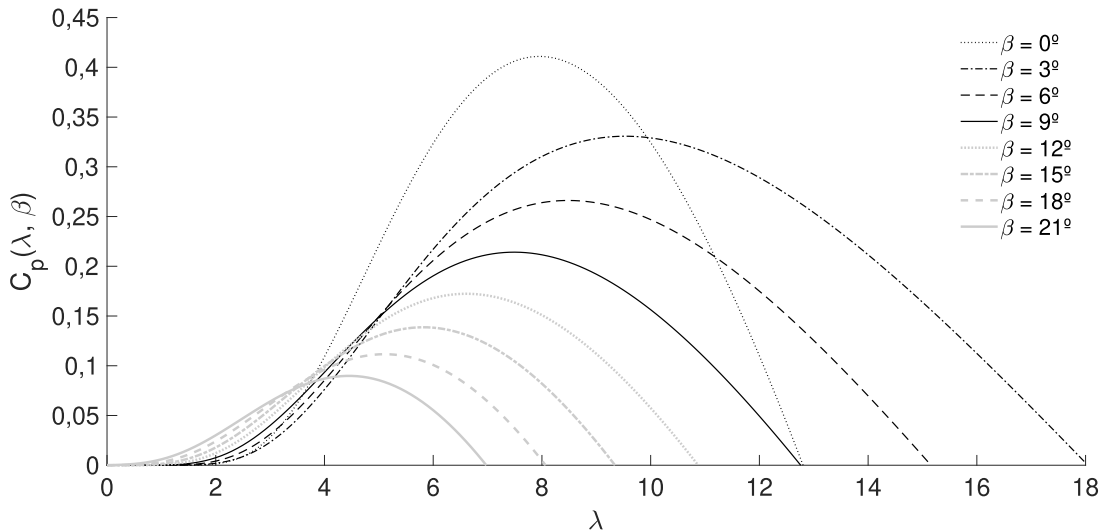
$$\lambda_c = \frac{1}{\frac{1}{\lambda+0,08} - \frac{0,035}{\beta^3+1}} \quad (1.4)$$

e λ é obtida por

$$\lambda = \frac{\Omega R}{v_w} \quad (1.5)$$

sendo Ω a velocidade de rotação da turbina eólica em rad/s, R o raio do rotor apresentado em "m" e v_w a velocidade média de incidência do vento em "m/s". A Figura 1.4 ilustra as curvas C_p para diferentes λ e β .

Figura 1.4 – Curvas C_p para diferentes λ e β .



Fonte: Adaptado de (MORIM et al., 2019).

1.2.2 Regiões de Operação de aerogeradores

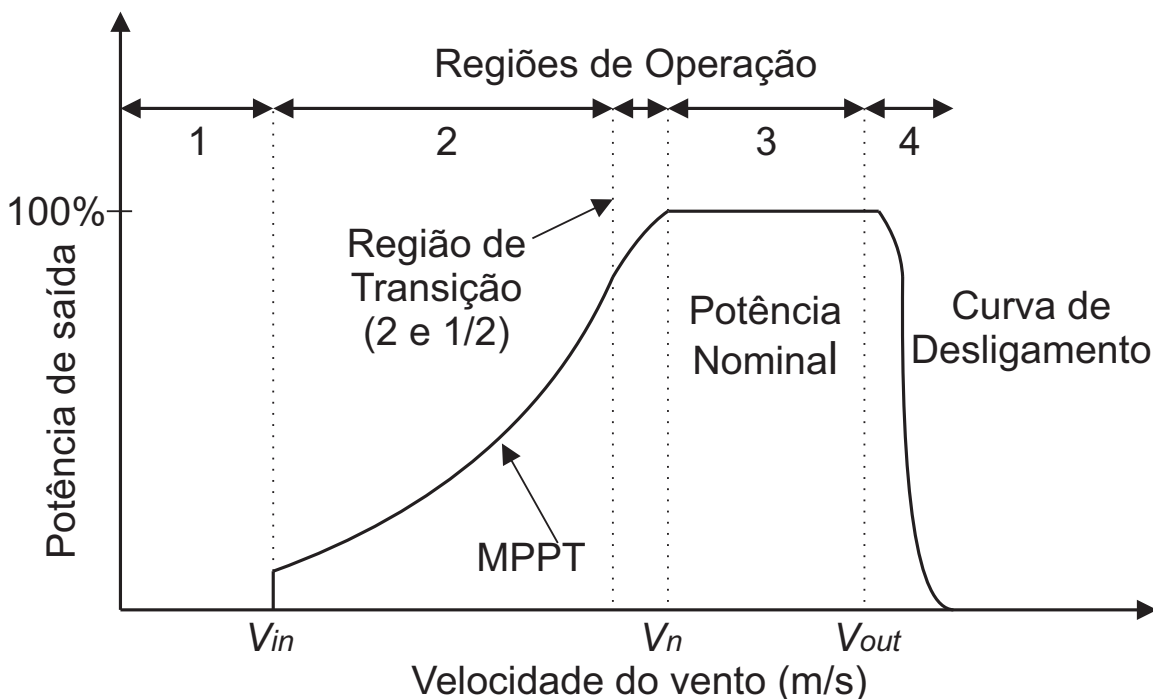
Em aerogeradores de velocidade variável com controlador regulado por *pitch*, as operações do aerogerador são divididas em regiões, por causa das condições externas do meio ambiente, como por exemplo, efeitos da velocidade do vento turbulento nas condições de trabalho do aerogerador. A Figura 1.5 apresenta uma curva de potência de uma turbina eólica em geral, segmentada pelas regiões de operação do aerogerador.

A região de operação 1 ocorre quando a velocidade do vento está abaixo da velocidade necessária para dar partida ao aerogerador, ou seja, a turbina eólica encontra-se desligada. A região de operação 2 ocorre no momento em que o vento consegue fornecer

energia suficiente para o gerador elétrico partir e então, começar a produzir energia. Essa região se estende até o instante anterior em que o gerador elétrico começa a trabalhar em condições nominais. É na região 2 que se aplicam técnicas de extração de máxima potência (MPPT do inglês *Maximum power point tracking*). A região de operação 3 ocorre quando a velocidade do vento é suficiente ou superior para que o gerador elétrico trabalhe em condições de potência nominal. É nessa região de operação que ocorre a limitação de potência através de técnicas com controladores coletivos de *pitch*. A região 4 ocorre quando a velocidade do vento atinge o valor máximo suportado pela turbina, e antes que ocorra problemas mecânicos devido a alta intensidade do vento, a máquina passa a adotar uma curva de desligamento, e só voltará a se religar em caso de condições seguras de funcionamento.

Entre as regiões 2 e 3 de operação da turbina eólica, ainda há uma região intermediária, conhecida como região 2 e 1/2. Essa região se faz necessária, devido a comutação de controladores entre as regiões 2 e 3, de forma que essa se torne mais suave, sem oferecer riscos de danos ao aerogerador, devido aos modos de vibração que são excitados no processo de transição entre os controladores das regiões.

Figura 1.5 – Regiões de operação de um aerogerador.



Fonte: Adaptado de (MORIM et al., 2019).

O presente trabalho será realizado com base na região de operação 3 do aerogerador, cuja potência gerada é a nominal, velocidade de rotação aproximadamente constante e com atuação do controle coletivo de *pitch* das pás para limitação da potência gerada.

1.2.3 Conceitos de manutenção

Para minimizar os efeitos causados por falhas de componentes, o desenvolvimento de novas técnicas de manutenção e monitoramento de condições de turbinas eólicas tem recebido atenção considerável de pesquisadores desde a última década. Os diferentes tipos de manutenção são definidos como: (i) Manutenção corretiva, a qual é realizada somente após a ocorrência do problema. (ii) Preventiva é executada de acordo com um cronograma, onde a falha pode ou não ocorrer antes de realizar a manutenção. (iii) Monitoramento de condição de uso preditivo para monitorar a integridade do componente e assim, realizar a manutenção antes que o problema ocorra (STETCO et al., 2019).

As técnicas de manutenção preditiva e monitoramento de condição de aerogeradores são variadas e classificadas de acordo com sua finalidade, sendo divididas em dois campos. Um campo envolve o diagnóstico de danos aos componentes da turbina medindo parâmetros como temperatura, acelerações e grandezas elétricas. O outro campo envolve o prognóstico do dano, ou seja, sua evolução até um momento no futuro em que esse dano atingirá um estado crítico. No presente estudo, o foco está nos sistemas diagnósticos, exigindo uma revisão de trabalhos recentes publicados na área.

Entende-se através da revisão bibliográfica que o monitoramento de condições é uma área promissora no setor eólico, tendo como objetivo, reduzir as consequências das possíveis falhas em aerogeradores e tornar a geração de energia eólica mais rentável e economicamente atrativo. Sendo assim, realizou-se uma revisão dos trabalhos já desenvolvidos na área de manutenção preventiva para aerogeradores.

Em (MÁRQUEZ et al., 2012) é realizada uma revisão das principais técnicas de processamento utilizadas na manutenção preventiva de turbinas eólicas, incluindo abordagens estatísticas, análise de tendências, filtros, transformações no domínio do sinal e inteligência artificial. Estas técnicas podem ser aplicadas a uma série de variáveis, incluindo temperatura do óleo, medições de extensômetro, sinais de vibração e sinal elétrico, sinais acústicos, entre outros. Em (GAO et al., 2018) é desenvolvido um método de diagnóstico de falhas da caixa de engrenagens de aerogeradores. O sinal de vibração do rolamento da caixa de engrenagens é decomposto por uma técnica conhecida como *Integral Extension Load Mean Decomposition* (IELMD) e classificado pelo algoritmo de inteligência artificial Máquina de Vetores de Suporte de Mínimos Quadrados. O método classifica se o sinal decomposto está relacionado a falha na pista externa do rolamento, falha nas esferas do rolamento ou se não há falhas. Por outro lado, em (WANG et al., 2020) é proposto um método de diagnóstico e prognóstico de falhas para rolamentos de turbinas eólicas. O método utiliza as Transformadas de *Wavelet* para obter as assinaturas de falhas nos rolamentos. A partir das assinaturas e com o uso de técnicas estatísticas bayesiana, é realizada uma previsão de vida útil restante do rolamento. O trabalho é desenvolvido com base nas falhas do anel externo, anel interno, esfera e gaiola do rolamento.

(TANG et al., 2014) desenvolveu um método de diagnóstico de falhas baseado na técnica SVM. O sinal de vibração da caixa de engrenagens da turbina eólica foi armazenado no domínio tempo frequência, formando um grande banco de dados. A técnica *Orthopaonal Preserving Embedding* (ONPE) reduz o tamanho dos dados. Os dados compactados são as variáveis de entrada da SVM para diagnosticar a falha da caixa de engrenagens da turbina eólica.

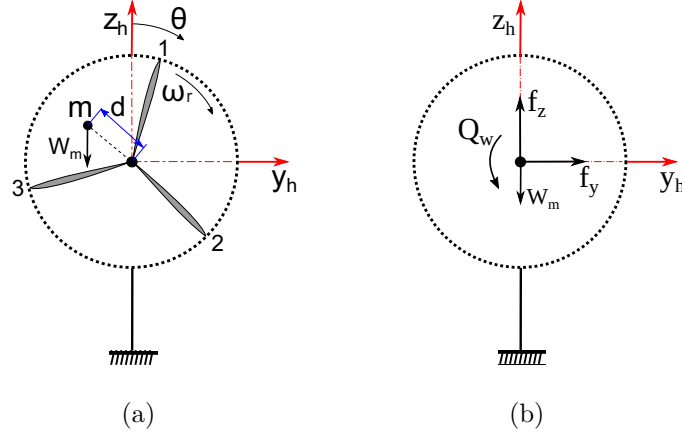
Em (LI; LIU; SHU, 2019) com base nas variáveis fornecidas pelo sistema SCADA (do inglês *Supervisory Control and Data Acquisition*), é proposto um método de diagnóstico de falhas para componentes de turbinas eólicas utilizando classificadores Gaussianos. O sistema SCADA classifica 175 condições de saúde da turbina eólica distribuídas em seis classes diferentes: sem falhas, falhas no sistema de alimentação, sistema de refrigeração, cabos de alimentação, superaquecimento do gerador e sistema de excitação do gerador. Além disso, o método prevê a probabilidade de falha da turbina eólica após determinados tempos de operação.

1.2.4 Desequilíbrio de massa no rotor de aerogeradores

Essa seção tem por objetivo, fundamentar as teorias básicas de fenômenos que ocorrem em aerogeradores em função do desequilíbrio de massa do rotor e compreender as variáveis e efeitos relacionados. Para entender os efeitos do desequilíbrio rotacional na velocidade estimada do gerador, é necessário analisar um modelo dinâmico simplificado do rotor. Uma rotação no sentido horário com velocidade angular ω_r em "rad/s" é mostrada na Figura 1.6(a). Em um rotor balanceado, seu centro de massa está localizado na origem de um sistema de coordenadas colocado no eixo do cubo, (x_h, y_h, z_h) . O eixo x_h é perpendicular ao plano do rotor, apontando para fora da página. No caso de qualquer desequilíbrio de massa, o modelo considera que um excesso desconhecido de massa m é colocado em uma determinada posição no plano do rotor, a uma distância d da origem. Posição e distância também são desconhecidas.

O desequilíbrio resulta em três efeitos principais na turbina, conforme observado na Figura 1.6(b). Primeiro, o eixo estará sujeito às forças harmônicas f_z e f_y . Em segundo lugar, a força constante W_m apontando para baixo é o peso do excesso de massa que é transferido para o eixo do cubo. O terceiro efeito é um conjugado variável, que resulta da força constante W_m , mas seu sinal depende da posição instantânea da massa m em relação a x_h .

Figura 1.6 – Um modelo simplificado da turbina mostrando: (a) uma massa excêntrica na origem do plano do rotor e (b) as forças harmônicas resultantes e a força peso da massa no eixo, e o conjugado variável Q_w .



O momento de inércia de massa do rotor resultante em relação ao eixo x_h é escrito como $J_{xx} = J_r + md^2$, onde J_r é a inércia balanceada do rotor e o termo md^2 adiciona o momento de inércia da massa excedente. Este momento de inércia atualizado é considerado na equação do movimento em termos da posição angular do rotor θ :

$$J_{xx}\ddot{\theta} = Q_a(t) - Q_g(t) - D + Q_w(t) \quad (1.6)$$

onde $Q_a(t)$ é o conjugado aerodinâmico, $Q_g(t)$ é o conjugado no gerador, D é um termo de amortecimento resultante, associado ao atrito do eixo, e $Q_w(t)$ é o conjugado adicional gerado pelo desequilíbrio de massa. A manipulação da equação do movimento pode ser feita para obter as forças de reação no eixo do rotor devido à rotação da massa excêntrica, que pode ser decomposta em seus componentes y_h e z_h , cujas amplitudes são dadas por:

$$f_y = md \omega^2 \cos \omega t \quad f_z = md \omega^2 \sin \omega t \quad (1.7)$$

Esses dois componentes são forças harmônicas que variam com a mesma frequência do rotor. Além disso, o desequilíbrio de massa é diretamente proporcional à massa adicionada e ao quadrado da velocidade angular.

A força peso W_m da massa adicionada é considerada constante e, portanto, não resulta em vibração na torre. No entanto, isso tem um impacto significativo no conjugado resultante. O conjugado devido ao peso pode estar na mesma direção do conjugado aerodinâmico, ou pode atuar na direção inversa já que a massa m está girando na mesma velocidade. A última condição é vista na Figura 1.6(a). Esta inversão na direção Q_w resulta em um conjugado resultante flutuante, que afeta a solução da Equação (1.6).

Se considerarmos que todos os outros termos do lado direito da Equação (1.6) são constantes, então a variação de Q_w pode ser observada no sinal de tempo de $\dot{\theta}$ com um atraso de 90° , o que torna a velocidade do rotor um bom candidato para a identificação da

posição e magnitude do desequilíbrio de massa. O valor negativo máximo de Q_W acontece quando a coordenada z de m é zero e a coordenada y é $-d$. A posição de m pode então ser identificada quando a velocidade de rotação é mínima em um ciclo. O uso desta condição é demonstrado posteriormente no capítulo 5.

A revisão bibliográfica não encontrou muitos trabalhos que abordam a temática do desequilíbrio de massa em rotores de aerogeradores. Entre os poucos encontrados, constatou-se que em (MALIK; MISHRA, 2016b), o método desenvolvido propõe a utilização de uma Máquina de Vetor de Suporte Proximal para a identificação de falhas em aerogeradores. Os sinais de corrente e tensão do gerador são decompostos por Funções de Modo Intrínseco (IMFs do inglês *intrinsic mode functions*) e classificados pela SVM em duas categorias, se há falhas ou não. O banco de dados para o treinamento e teste da SVM é composto por simulações com falhas de assimetria aerodinâmica, pás desbalanceadas, desequilíbrio do ângulo de inclinação (ângulo de *yaw*) da nacelle, desequilíbrio da pá de orientação e desequilíbrio do rotor da pá de orientação. Por outro lado, em (GONG; QIAO, 2012), é realizada uma análise dos fenômenos que ocorrem na velocidade de rotação do aerogerador quando há desequilíbrio de massa no rotor. Essas análises reforçam a ideia demonstrada no equacionamento acima, onde é comprovado matematicamente que o desequilíbrio de massa do rotor influencia diretamente a velocidade de rotação.

1.3 TRABALHO PROPOSTO

Embora a SVM tenha sido usada para detectar falhas em vários componentes das turbinas eólicas, pouco foi relatado sobre o diagnóstico de desequilíbrio do rotor de aerogeradores. Além disso, na maioria das abordagens acima mencionadas, dados experimentais e de campo foram usados para treinar o algoritmo de classificação de falhas, que nem sempre está disponível e requer dispendiosas configurações experimentais. Por esse motivo, a simulação de dados sintéticos realistas dos parâmetros de operação da turbina eólica, como as grandezas elétricas do gerador da turbina, potencialmente reduziria o tempo e o custo para treinar modelos de diagnóstico de desequilíbrio do rotor (FANTINO; SOLSONA; BUSADA, 2016), (YANG; LIU; JIANG, 2018) e (CORREA-JULLIAN et al., 2020). Na área de aprendizado de máquina, o processo de treinamento pode usar dados rotulados em métodos supervisionados ou pode ser classificado de acordo com semelhanças de dados *clusters* em técnicas não supervisionadas (ELFORJANI; SHANBR, 2017). As falhas podem ser difíceis de rotular, como discutido por (YANG; LIU; JIANG, 2018) e (JIANG; LIU, 2011). Porém, as técnicas não supervisionadas, apesar de agruparem dados com características semelhantes, precisam identificar o tipo de falha para cada grupo conforme comentado em (ELFORJANI, 2020) e (JAHNKE, 2015) e essa tarefa se torna igualmente difícil.

Este trabalho propõe o uso de SVM para detectar a magnitude do desequilíbrio da massa do rotor a partir de grandezas elétricas medidas no gerador de turbinas eólicas. A velocidade de rotação da turbina eólica é obtida por meio de um estimador, que é processado por meio da técnica de Densidade Espectral de Potência (PSD). Os componentes espectrais resultantes do PSD são recursos de entrada de um treinamento supervisionado SVM que classifica os desequilíbrios do rotor. Quando a posição angular do azimute está disponível, um algoritmo adicional é proposto para localizar a posição angular equivalente do desequilíbrio de massa, reduzindo os esforços de manutenção.

O banco de dados necessário para treinar o algoritmo SVM foi construído usando plataformas de simulação computacional. A série temporal do vento é gerada a partir do simulador de vento estocástico, de campo completo, turbulento, Turbsim, os fenômenos aerodinâmicos e aeroelásticos da turbina eólica são simulados no FAST. Os controladores do gerador e da turbina eólica são implementados no Simulink. Os modelos de turbinas eólicas compostas no FAST foram desenvolvidos pelo *National Renewable Energy Laboratory* (NREL). O FAST é um software/código já consolidado por pesquisadores da indústria eólica e amplamente utilizado e validado nesta área de pesquisa por meio de várias publicações (MALIK; MISHRA, 2016a), (FADAEINEDJAD; MOALLEM; MOSCHOPOULOS, 2008), (JONKMAN, 2003), (DYKES; RINKER, 2018) e (MENDOZA et al., 2015).

O *framework* do processo de simulação é mostrado na Figura 1.7, onde uma série temporal de vento gerada pelo Turbsim é usada pelo FAST para realizar uma simulação incluindo as rotinas do Simulink. O modelo de turbina de referência é simulado (sem desequilíbrio), bem como modelos modificados com um desequilíbrio arbitrário aplicado a uma pá prescrita. Um conjunto de dados de saída é então usado para treinar o modelo SVM. Em seguida, a SVM treinada é utilizada para avaliar a saída de um modelo aleatório, ou seja, o de referência ou modificado, com o objetivo de identificar o desequilíbrio de massa e estimar sua posição. O método pode ser implementado em uma turbina eólica real considerando apenas o sinal de um observador de velocidade, conforme mostrado na Figura 1.8, usando o modelo treinado *offline*. Neste caso, o sinal já está disponível no aerogerador, sem a necessidade de instalar um sensor extra.

Figura 1.7 – Diagrama esquemático de treinamento e teste do algoritmo para detectar a magnitude e a posição do desequilíbrio de massa por meio de simulação computacional.

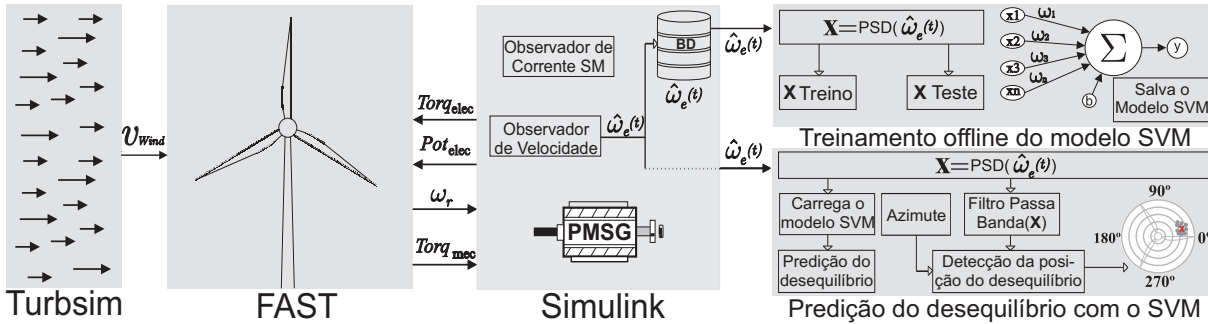
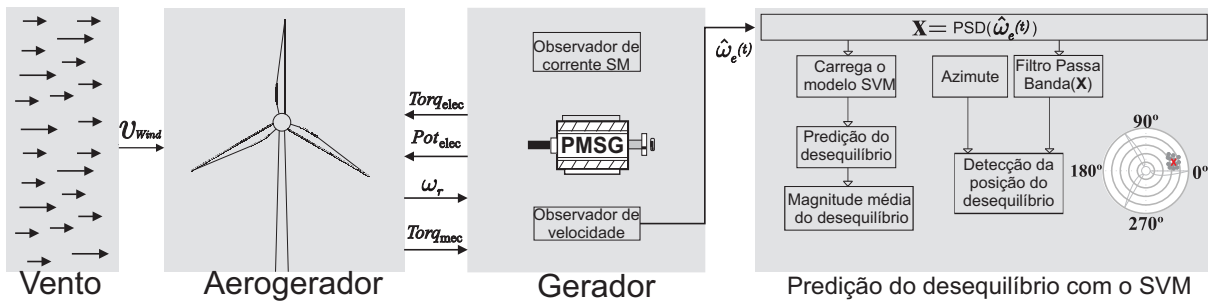


Figura 1.8 – Diagrama esquemático para detectar a posição de desequilíbrio de massa na turbina eólica real.



As contribuições deste trabalho são (i) demonstrar que é possível usar uma combinação de grandezas elétricas para detectar o desequilíbrio de massa do rotor da turbina eólica. Variáveis elétricas, como correntes e tensões de geradores, estão sempre disponíveis nas turbinas eólicas quando estão em operação. (ii) Demonstrar a viabilidade do uso de SVM para detectar falha de desequilíbrio multi classe em rotores de turbinas eólicas. (iii) Utilizar métodos de obtenção de desequilíbrios de massa no rotor em faixas intermediárias às classes propostas. (iv) Investigar como a intensidade da turbulência afeta o desempenho da SVM. (v) Além disso, se a posição do azimute for fornecida, detectar a posição angular de desequilíbrio de massa do rotor.

1.4 OBJETIVOS

O objetivo geral do trabalho consiste em:

- Desenvolver um sistema de monitoramento de condições para detecção de ocorrência de desequilíbrio do rotor em aerogeradores através da utilização de variáveis elétricas

do gerador e o uso de inteligência artificial. Se fornecida a posição azimutal, identificar a posição angular do desequilíbrio. O método deverá ser facilmente aplicável em fazendas eólicas de modo a auxiliar com o processo de manutenção preditiva das turbinas eólicas.

1.4.1 Objetivos Específicos

Para alcançar o objetivo geral, será necessário:

- Identificar as principais causas para o desequilíbrio do rotor em aerogeradores.
- Investigar os fenômenos causados pelo desequilíbrio do rotor.
- Projetar um estimador de velocidade de modo a reduzir a necessidade de um sensor de velocidade.
- Investigar técnicas de aprendizado de máquina para classificação de falhas.
- Estudar técnicas de processamento de sinais para melhorar a qualidade do sinal.
- Investigar um método para obter a posição do desequilíbrio do rotor.
- Reduzir os custos de manutenção em fazendas eólicas.

1.5 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

O restante deste trabalho está organizado da seguinte forma. O capítulo 2 detalha os *softwares* utilizado para as simulações, bem como as características do modelo do aerogerador e definições das coordenadas utilizadas. O capítulo 3 descreve o equacionamento matemático do modelo do gerador síncrono de ímãs permanentes (PMSG do inglês *permanent magnet synchronous generator*), controlador de tensão do gerador, o observador de velocidade e as implementações do rastreamento do ponto de máxima potência (MPPT) e do controlador de velocidade do aerogerador. O capítulo 4 descreve a formação do banco de dados utilizado para o treinamento e teste da técnica de aprendizado de máquina, o processamento de dados, a construção do modelo SVM e seus resultados. O capítulo 5 detalha os métodos utilizados para detectar a posição do desequilíbrio de massa do rotor, bem como os resultados obtidos. O capítulo 6 apresenta as conclusões e possíveis trabalhos futuros para a continuação dos estudos. O apêndice A descreve algumas das principais equações utilizadas no Turbsim para a geração de séries temporais de vento. O apêndice B realiza uma análise das equações de aerodinâmicas consideradas no modelo do FAST. O apêndice C aborda sobre a técnica de resposta em frequência. O apêndice D

descreve sobre a técnica de processamento de dados "Densidade espectral de potência". O apêndice E realiza um estudo mais aprofundado sobre a técnica "Máquina de Vetores de Suporte".

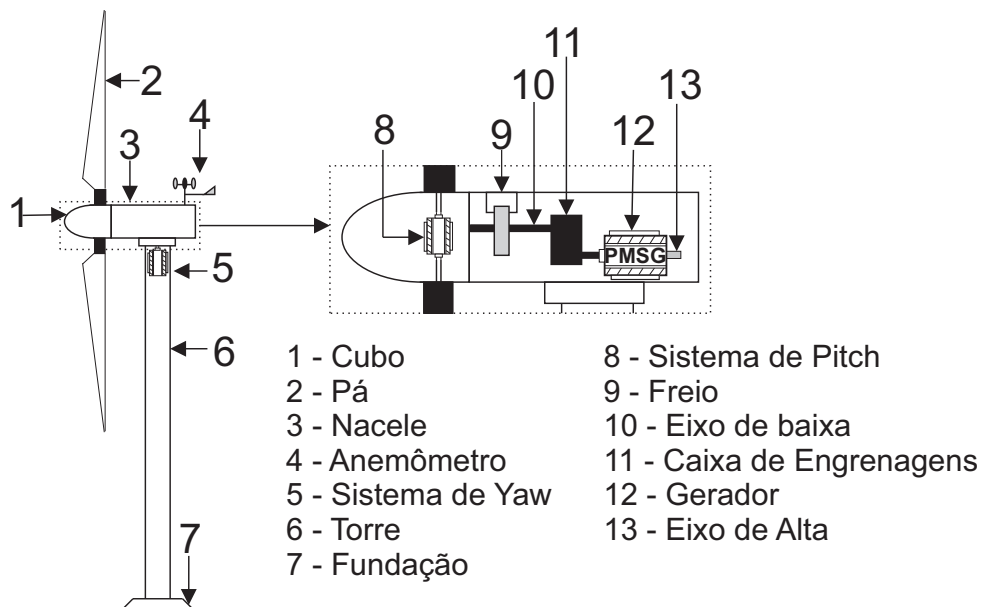
2 Modelo do aerogerador e definições

Sabe-se que para o estudo de metodologias voltadas a manutenção preditiva de aerogeradores, o ideal é ter acesso as turbinas eólicas e acompanhar a evolução dos fenômenos ocasionados pelas falhas. Entretanto, devido aos altos custos para a aquisição de um aerogerador, o presente trabalho utilizou softwares de simulação dos quais modelam as dinâmicas de turbinas eólicas. Neste capítulo será contextualizado ao leitor, sobre os principais componentes de um aerogerador de grande porte bem como os *softwares* utilizados para o desenvolvimento do trabalho. A partir do conhecimento sobre os *softwares* e suas ferramentas, o método de monitoramento das condições da turbina eólica poderá ser desenvolvido com melhor aproveitamento dos recursos disponíveis.

2.1 PRINCIPAIS COMPONENTES DE UM AEROGERADOR DE GRANDE PORTE

Para entender melhor sobre as variáveis de saída disponibilizadas pelos softwares de simulação, fez-se útil um conhecimento prévio sobre os principais componentes de um aerogerador de grande porte. A Figura 2.1 ilustra a localização desses componentes e suas nomenclaturas.

Figura 2.1 – Principais componentes de um aerogerador de grande porte.



Fonte: Adaptado de (MORIM et al., 2019).

O cubo do aerogerador pertence a parte do rotor e é o local onde as pás são instaladas. As pás são estruturas aerodinâmicas, responsáveis por realizar o movimento de rotação do aerogerador através da força aplicada pela incidência de vento. A nacele

é a estrutura do aerogerador onde estão localizados os eixos de transmissão, rolamentos, freios, caixa de engrenagens, gerador e tem por finalidade proteger esses componentes das diversas condições climáticas externas. Anemômetro é o sensor responsável por informar a velocidade do vento incidente ao aerogerador. O sistema de *yaw* é responsável por alinhar a nacele com o vento para ter maior aproveitamento. A torre é a estrutura que sustenta a nacele e todo o rotor do aerogerador em uma altitude mais elevada, onde se tem ventos menos turbulentos e por consequência, um maior rendimento na produção de energia. A fundação é a base da torre e tem por objetivo manter a torre na vertical. O sistema de *pitch* é responsável por modificar o ângulo de incidência das pás e com isso auxiliar nas partidas e no controle de potência. O freio é o sistema responsável por parar o rotor quando as condições climáticas externas são prejudiciais ao aerogerador. O eixo de baixa velocidade é o eixo em que está acoplado o rotor do aerogerador e sua velocidade de rotação é baixa. A caixa de engrenagens é responsável por multiplicar a velocidade de rotação do aerogerador para o gerador. O gerador é a máquina elétrica responsável por transformar energia mecânica em energia elétrica. O eixo de alta é o eixo acoplado ao gerador e que rotaciona com velocidade alta.

Os *softwares* de simulação utilizados no presente trabalho são o Turbism, utilizado para a geração de dados de vento e o FAST para a obtenção da resposta do aerogerador com relação aos fenômenos estruturais e aerodinâmicos. Ambos *softwares* foram desenvolvidos pelo NREL e serão descritos com maiores detalhes a seguir.

2.2 GERAÇÃO DAS SERIES TEMPORAIS DE VENTO - TURBSIM

Conforme os próprios desenvolvedores, o Turbsim é um simulador estocástico de campo completo e vento turbulento que utiliza modelos estatísticos para gerar simulações da velocidade do vento em três dimensões (JONKMAN; KILCHER, 2012). O Turbsim contém um arquivo principal em código Fortran com nomes específicos dos parâmetros e localizados em linhas específicas. Portanto, deve-se utilizar os nomes dos parâmetros e nenhuma linha deve ser acrescentada ou retirada do documento principal para a sua execução correta. Um exemplo desse arquivo principal, juntamente de seus parâmetros de configuração e valores é ilustrado no Anexo A desse documento. Algumas das principais variáveis serão explicadas a seguir.

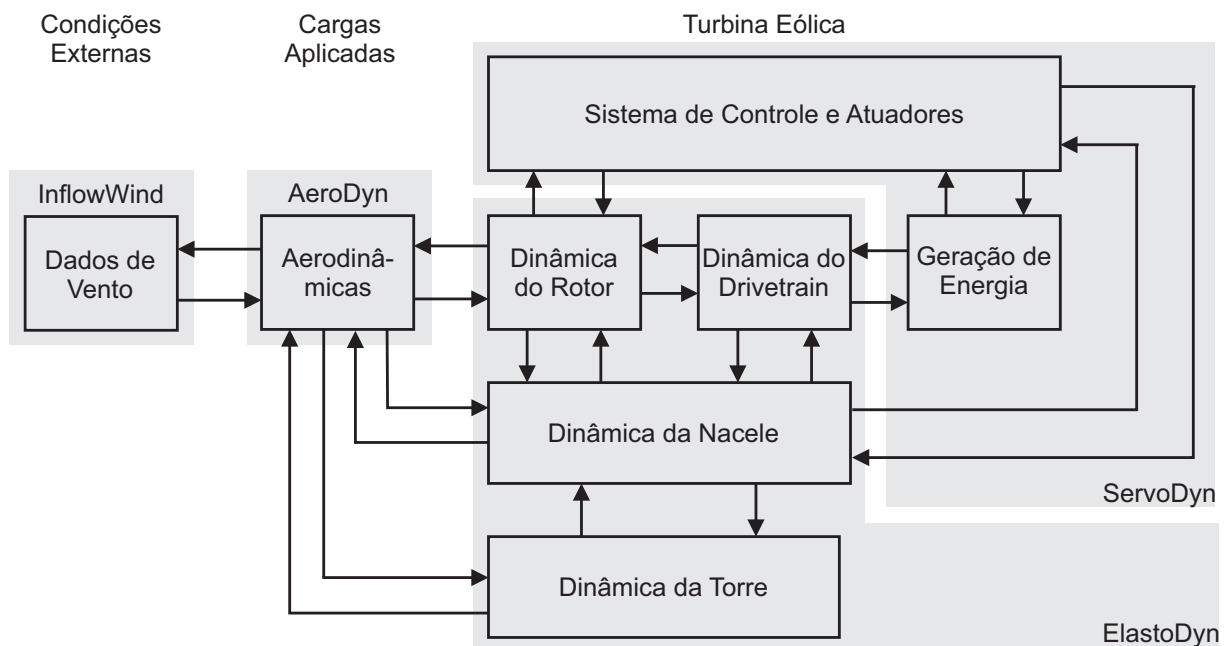
Após a execução do arquivo principal, dependendo das configurações realizadas, será gerado um arquivo de saída contendo as informações do vento. Para o caso do presente trabalho, configurou-se um arquivo de saída com extensão ".wnd". Essa extensão é apropriada para a utilização do módulo "Aerodyn", responsável pelo modelo aerodinâmico do FAST. Obtém-se esse arquivo de saída através da habilitação (True) para a variável "WrBLFF". O parâmetro "TimeStep" é responsável pelo passo de tempo da simulação.

Os parâmetros "AnalysisTime" e "UsableTime" configuram o tempo útil de dados do vento gerado. É possível também configurar a altura em que o fluxo do vento será gerado através do parâmetro "HubHt", o modelo de turbulência "TurbModel", o modelo de norma "IECstandard", a intensidade de turbulência "IECturbc", o tipo de turbulência "IEC_WindType", a velocidade média do vento de referência "URef" e tantos outros parâmetros que podem ser consultados em (JONKMAN; KILCHER, 2012). Um resumo do equacionamento matemático utilizado no simulador Turbsim para a geração das séries temporais de vento pode ser visualizado no apêndice A.

2.3 SIMULADOR FAST PARA OBTENÇÃO DAS RESPOSTAS DINÂMICAS DO AEROGERADOR

Conforme (JONKMAN; JR et al., 2005) e (JONKMAN; JONKMAN, 2016), o FAST é um software resultante da combinação de vários códigos, cada um, responsável por modelar diferentes fenômenos em um aerogerador. Cada código é chamado de módulo. Dentre esses módulos, podemos destacar o que é responsável pelo modelo aerodinâmico, modelo hidrodinâmico (em aerogeradores *offshore*), modelo do sistema elétrico e de controle e o modelo do sistema estrutural do aerogerador. A Figura 2.2 ilustra a interação entre esses módulos.

Figura 2.2 – Módulos do software de simulações FAST.



Fonte: Adaptado de (JONKMAN; JONKMAN, 2016).

O FAST também possui um arquivo principal específico para cada modelo de

aerogerador com extensão ".fst". Do mesmo modo que no Turbsim, o arquivo principal é em código Fortran com parâmetros específicos e em linhas específicas. Nesse arquivo é possível realizar configurações básicas da simulação, como por exemplo o passo de tempo "DT", o tempo total da simulação "TMax", o passo de tempo para os dados de saída "DT_Out", além da habilitação dos módulos responsáveis pelos modelos. O Anexo B ilustra um exemplo de um arquivo principal do FAST. Cada módulo entretanto, também possui um arquivo próprio.

A dinâmica estrutural é configurada no arquivo nomeado "ElastoDyn". Nesse arquivo é possível ajustar alguns parâmetros de configuração do aerogerador, como por exemplo, o número de pás, o raio do cubo do aerogerador, o tamanho das pás, a altura da torre, a massa do cubo, a massa da nacele, dentre outros. Pode-se também configurar algumas condições iniciais, como a posição dos ângulos de *pitch*, ângulo azimuth da pá 1, posição angular da nacele, dentre outros. Além disso, as variáveis relacionadas a dinâmica estrutural, das quais deseja-se analisar no final da simulação, deve ser informada no arquivo. Dentro do módulo também são utilizados outros dois arquivos. O "Baseline_Blade" responsável pelas propriedades do modelo da pá e o "Baseline_Tower" responsável pelas propriedades da torre. Cada um dos arquivos divide as estruturas em seções e fornece informações de densidade e rigidez do material. Para o caso do trabalho, a densidade do material da pá poderá ser modificado, simulando um desequilíbrio de massa no rotor do aerogerador.

O módulo "InflowWind" é responsável pelas dinâmicas do vento. Nesse módulo é utilizado o arquivo do vento gerado pelo Turbism. As variáveis de saída as quais deseja-se analisar, relacionadas com o vento, também devem ser informadas no arquivo.

O módulo "AeroDyn" é responsável pela aerodinâmica. Nesse arquivo está estruturado o formato da pá, sendo esta composta por 4 perfis diferentes. Configura-se também nesse arquivo o tamanho da corda da pá para cada segmento, o comprimento de cada segmento da pá, densidade do ar, dentre outros.

Por fim, o último módulo importante utilizado para o desenvolvimento do trabalho, é denominado "ServoDyn" e é responsável pelo modelo elétrico e controle do gerador. Nesse módulo é possível configurar alguns parâmetros relacionados as características do gerador e também as malhas de controle do ângulo coletivo de *pitch* das pás, conjugado do gerador, ângulo de yaw da nacele e do freio no eixo do aerogerador. Esse módulo permite uma interface com o software Simulink do MATLAB. As malhas de controle do ângulo coletivo de *pitch* das pás, do freio no eixo e do conjugado no gerador foram desenvolvidos no Simulink em outras pesquisas e aproveitadas no presente trabalho, não sendo utilizadas as malhas de controle desenvolvidas pelo FAST. O modelo do gerador elétrico foi desenvolvido nessa pesquisa e também implementado no Simulink, assim como a malha de controle vetorial da tensão do gerador e um observador de velocidade. Assim como os demais módulos, o "ServoDyn" possui algumas variáveis de saída relacionadas

ao gerador e devem ser informadas no arquivo em caso de interesse.

2.4 SISTEMA DE REFERÊNCIA

O FAST adota vários sistemas de coordenadas, utilizados nas referências das medições sensoriais instaladas no aerogerador. Conforme (WALATKA et al., 1994), o sistema de coordenadas adotado pelo FAST está de acordo com as normas da International Electrotechnical Commission (IEC) 61400-13. Esta seção tem por objetivo, informar ao leitor os sistemas de referência adotados para a análise dos sinais e indicar a sequência e o sentido de rotação das pás considerados.

2.4.1 Definições gerais

Para auxiliar no desenvolvimento do trabalho e facilitar as definições das coordenadas, fez-se necessário a descrição de alguns termos gerais.

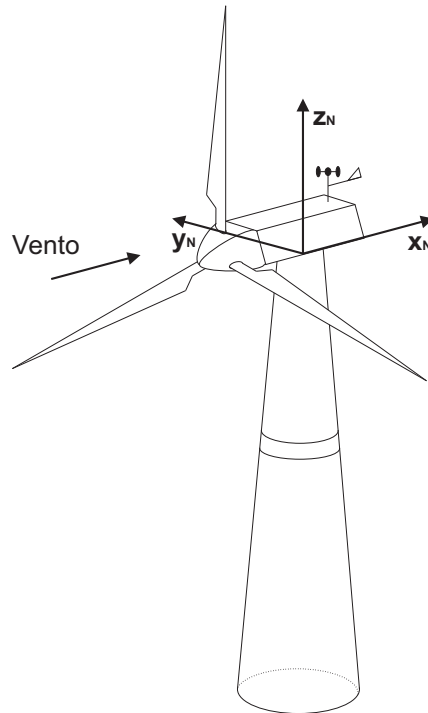
- Jusante: É definido como o sentido que está de acordo com o fluxo, ou seja, sentido normal ao fluxo do vento.
- Montante: É definido como o sentido oposto ao fluxo do vento.
- Aerogerador *upwind*: A incidência de vento ocorre primeiramente no rotor do aerogerador e posteriormente a torre.
- Aerogerador *downwind*: A incidência de vento ocorre primeiramente na torre do aerogerador e posteriormente no rotor do aerogerador.
- Velocidade média do vento: Medida estatística, obtida pela média dos dados de velocidade do vento para um instante de tempo finito.
- Intensidade de turbulência: Razão entre o desvio padrão da velocidade do vento e a velocidade média do vento (INTERNATIONAL-ELECTROTECHNICAL-COMMISSION et al., 2015).

2.4.2 Coordenadas da nacele

As coordenadas da nacele rotacionam e transladam com o topo da torre, além de acompanharem o movimento de guinada da nacele. A origem dessas coordenadas é o centro do topo da torre e a base do eixo do movimento de guinada. A Figura 2.3 ilustra a origem dessas coordenadas e sua direção.

- O eixo x_N aponta para a extremidade final da nacele.
- O eixo y_N aponta para a esquerda quando se observa na direção jusante ao fluxo de vento.
- O eixo z_N é perpendicular as coordenadas x_N e y_N , apontando para cima.

Figura 2.3 – Sistema de coordenadas da nacele.



2.4.3 Coordenadas da base da torre

As coordenadas da base da torre são fixas com a plataforma e se movimentam ou rotacionam em caso de eventual movimentação da plataforma. A Figura 2.4 ilustra as coordenadas na base da torre, cuja origem está no ponto de interseção entre o centro da base da torre e a superfície da plataforma.

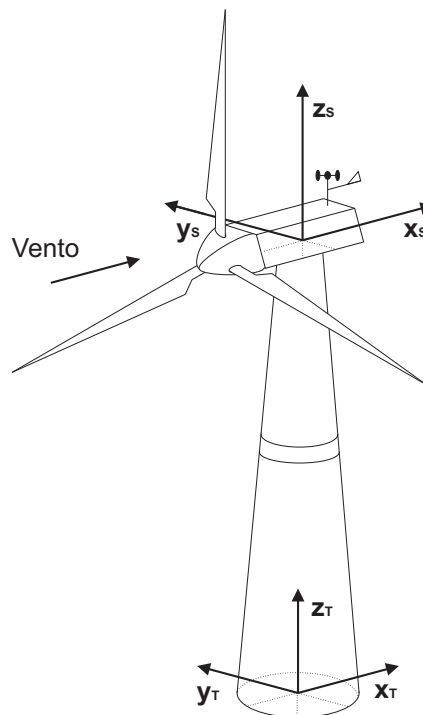
- O eixo x_T aponta na direção a jusante em relação ao fluxo de vento (*upwind*) quando não há inclinação no ângulo de *pitch* e *yaw* da plataforma.
- O eixo y_T aponta para a esquerda quando se observa na direção a jusante.
- O eixo z_T está alinhado com a torre e aponta na direção do centro da torre.

2.4.4 Coordenadas do eixo

As coordenadas do eixo não rotacionam com o rotor, mas acompanham o movimento de rotação e translação da torre, o movimento de guinada (*yaw*) e rotação da nacele e a inclinação do rotor. A origem dessas coordenadas está na intersecção do plano z_N/y_N e o eixo do rotor. Esse sistema de coordenadas é ilustrado na Figura 2.4.

- O eixo x_S aponta ao longo do eixo e na direção a jusante em relação ao fluxo de vento.
- O eixo y_S aponta para a esquerda quando se observa na direção a jusante.
- O eixo z_S é perpendicular as coordenadas x_S e y_S , apontando para cima.

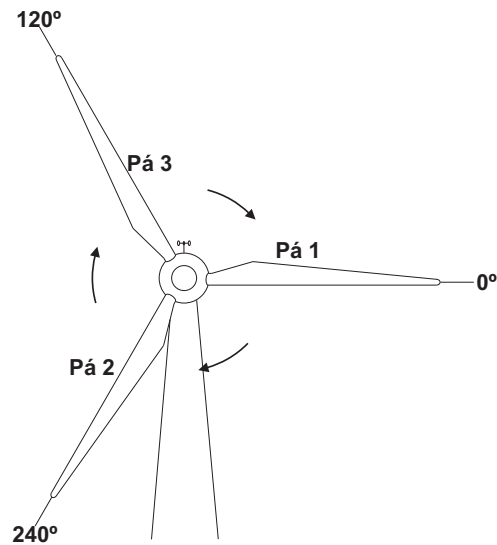
Figura 2.4 – Sistema de coordenadas do eixo e da base da torre.



2.4.5 Posição azimutal e sentido de rotação

Para o desenvolvimento do trabalho, considerou-se o sentido de rotação horário do aerogerador, com a pá um localizada sobre o ângulo de 0° , a pá 2 localizada no ângulo de 240° e a pá 3 sobre o ângulo de 120° , conforme ilustrado na Figura 2.5. A posição azimutal obtida com o FAST coincide com a posição da pá um.

Figura 2.5 – Sequência e sentido de rotação das pás.



2.5 CARACTERÍSTICAS DO AEROGERADOR UTILIZADO

De acordo com (DYKES; RINKER, 2018), por volta dos anos 2000 o NREL financiou um projeto para analisar os efeitos de cargas e custos em aerogeradores de diferentes escalas. Esse projeto resultou na obtenção de 4 modelos de aerogeradores com potências nominais distintas. Um desses modelos possui potência nominal de 1,5 megawatts (MW) e configurações muito similares ao aerogerador comercial da GE 1,5s.

Tendo em vista que entre os 4 aerogeradores modelados, o aerogerador de 1,5 MW é o mais próximo do comercial, sendo os demais apenas uma relação de escala, optou-se por realizar o estudo do presente trabalho com base nas respostas dinâmicas do modelo de 1,5 MW. Contudo, (DYKES; RINKER, 2018) faz uma importante observação informando que os modelos obtidos são utilizados com viés comparativo por pesquisadores em diversas áreas, mas nunca absolutos com relação aos modelos comerciais. Conforme (DYKES; RINKER, 2018), algumas das características base do modelo do aerogerador de 1,5 MW são ilustradas na Tabela 2.1.

Tabela 2.1 – Parâmetros Gerais do Aerogerador de 1,5 MW.

Parâmetro	Grandeza
Potência Nominal	1,5 MW
Altura da nacela	87 m
Diâmetro do Rotor	77 m
Orientação do Rotor	Upwind
Configuração	três pás
Controle	Velocidade variável e CPC
Rotação Nominal	2,14 rad/s (20,4 RPM)
Relação da Caixa de Engrenagens	1:87,965
Torque Nominal	736,79 kNm

2.6 CONCLUSÃO

Apesar do FAST modelar o gerador elétrico, será necessário o desenvolvimento do modelo de uma máquina elétrica e seu controlador. Esse trabalho se deve ao fato da necessidade ao acesso as grandezas elétricas do gerador, uma vez que o FAST não possibilita o acesso a algumas das grandezas elétricas necessárias para o desenvolvimento do trabalho, como por exemplo, tensões e correntes de fase. Em função disso, a obtenção dos parâmetros do gerador e do sistema de controle ilustrados acima são de suma importância para o projeto, pois será com base neles que o gerador elétrico será modelado. O desenvolvimento do método implementará um observador de velocidade do tipo *Slide Mode* através da utilização dessas grandezas elétricas. A implementação do observador tem por objetivo a redução dos custos devido a não necessidade de um sensor extra para a medição da velocidade. Além disso, com o tempo de uso os sensores tendem a descalibrar ou até mesmo a falhar. Em caso de problemas com o sensor de velocidade, o monitoramento das condições do rotor do aerogerador podem fornecer falsos resultados. Por outro lado, os sensores de tensão e corrente do gerador estão sempre disponíveis, sendo possível a utilização dos mesmos para o desenvolvimento do método.

O *software* Simulink será responsável por interfacear o FAST com o modelo da máquina elétrica desenvolvido pelo autor. O processo de modelagem e controle vetorial do gerador síncrono, estimador de velocidade e controladores do conjugado e velocidade da turbina eólica serão ilustrados no capítulo seguinte.

3 Gerador elétrico síncrono de ímãs permanentes

Neste capítulo será apresentado ao leitor, o modelo da máquina elétrica utilizado. O projeto do gerador elétrico de ímãs permanentes foi implementado na ferramenta do Simulink, com o objetivo de simular os diferentes fenômenos ocorridos na natureza eólica e com isso ter acesso as informações elétricas dos sensores acoplados ao gerador elétrico.

Há dois principais tipos de geradores que vem sendo utilizados com destaque em turbinas eólicas de grande porte. Os geradores DFIG (do inglês *Double-fed induction generator*) e os geradores síncronos. Nesse trabalho, o estudo será realizado para o modelo de gerador síncrono de ímãs permanentes (PMSG).

3.1 MODELAGEM DO GERADOR SÍNCRONO

O modelo do gerador projetado pelo FAST é de 1,5 MW entretanto, conforme mencionado no capítulo anterior, há limitações de variáveis elétricas disponibilizadas pelo FAST. Como o objetivo é analisar o balanceamento do rotor com base em variáveis elétricas e na posição azimutal, fez-se necessário a modelagem do gerador. As informações de torque nominal, velocidade nominal e eficiência do gerador utilizadas na modelagem, foram obtidas com base na Tabela 2.1 descritas no capítulo anterior e em (DYKES; RINKER, 2018). Essas características são apresentadas na Tabela 3.1.

Tabela 3.1 – Parâmetros Gerais do Gerador síncrono.

Parâmetro	Grandeza/Característica
Tipo de Gerador	Síncrono de ímãs permanentes
Potência Nominal	1,5 MW
Rotação Nominal	188,49 rad/s (1800 RPM)
Torque Nominal	8,376 kNm
Eficiência	95%
Relação da Caixa de Engrenagens	1:87,965

De acordo com (CHAPMAN, 2005), os geradores elétricos de ímãs permanentes possuem um campo de excitação permanente em função dos ímãs, enquanto os demais geradores síncronos necessitam estar acoplados a rede para gerar um campo de excitação. A vantagem do PMSG nesse ponto está relacionada a não sofrer interferências da rede em função do campo de excitação. Para a modelagem matemática do PMSG, utilizou-se a referência bibliográfica de (KRAUSE et al., 2002).

A potência total gerada por um gerador elétrico trifásico do tipo PMSG pode ser

descrita por

$$P_{ot} = v_a i_a + v_b i_b + v_c i_c \quad (3.1)$$

onde as tensões de fase são representadas por v_a, v_b, v_c e as correntes de fase são representadas por i_a, i_b, i_c . Objetiva-se que essa potência de saída seja de 1,5 MW de modo a atender as especificações impostas pelo FAST.

Para a obtenção das correntes i_a, i_b e i_c , utiliza-se a Transformada de Park descrita por

$$\begin{aligned} i_a &= i_q \cos(\theta) + i_d \sin(\theta) \\ i_b &= i_q \cos(\theta - 2\pi/3) + i_d \sin(\theta - 2\pi/3) \\ i_c &= i_q \cos(\theta + 2\pi/3) + i_d \sin(\theta + 2\pi/3) \end{aligned} \quad (3.2)$$

sendo que i_d e i_q correspondem as componentes das correntes de fase dos eixos D e Q respectivamente e θ corresponde a posição angular da máquina elétrica, com relação a sua velocidade elétrica (ω_e).

As correntes dos eixos D e Q, correspondente as variáveis i_d e i_q , são obtidas a partir da integral das Equações

$$\begin{aligned} \frac{di_d}{dt} &= \frac{1}{L_d} (-R_s i_d + \omega_e L_q i_q + v_d) \\ \frac{di_q}{dt} &= \frac{1}{L_q} (-R_s i_q - \omega_e L_d i_d - \omega_e \phi + v_q) \end{aligned} \quad (3.3)$$

onde R_s é a constante que simboliza a resistência por fase da máquina, L_d e L_q são constantes que representam as indutâncias nos eixos D e Q, ϕ é a constante que corresponde ao fluxo dos imãs do estator e v_d e v_q são as tensões nos eixos D e Q.

As tensões nos eixos D e Q são obtidas a partir da transformada de Park ilustrada pela Equação

$$\begin{aligned} v_d &= \frac{2}{3} (v_a \sin(\theta) + v_b \sin(\theta - 2\pi/3) + v_c \sin(\theta + 2\pi/3)) \\ v_q &= \frac{2}{3} (v_a \cos(\theta) + v_b \cos(\theta - 2\pi/3) + v_c \cos(\theta + 2\pi/3)) \end{aligned} \quad (3.4)$$

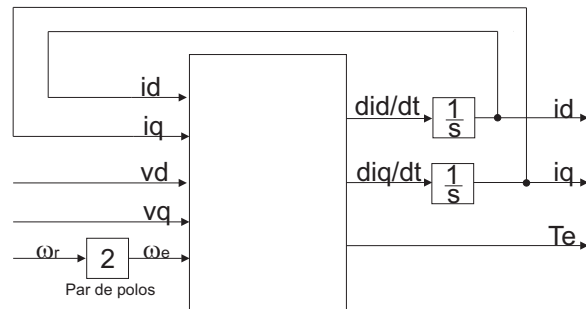
onde as tensões v_a, v_b e v_c são as tensões geradas pelo gerador elétrico.

Para a obtenção do conjugado nominal da máquina elétrica, cuja especificação também é realizada pelo FAST no valor próximo a 8400 Nm, utilizou-se a Equação

$$T_e = \frac{3P}{2} ((L_d - L_q) i_q i_d + i_q \phi) \quad (3.5)$$

onde P corresponde ao número de pólos do gerador. A Figura 3.1 ilustra o diagrama de bloco desenvolvido no Simulink para a obtenção do conjugado elétrico T_e e das correntes i_d e i_q .

Figura 3.1 – Diagrama de blocos do Simulink para obtenção do conjugado elétrico e correntes Id e Iq.



Por fim, para obter as últimas variáveis necessárias no processo de modelagem da máquina elétrica, a relação entre a velocidade de rotação (ω_r) e a velocidade elétrica (ω_e) é descrita por

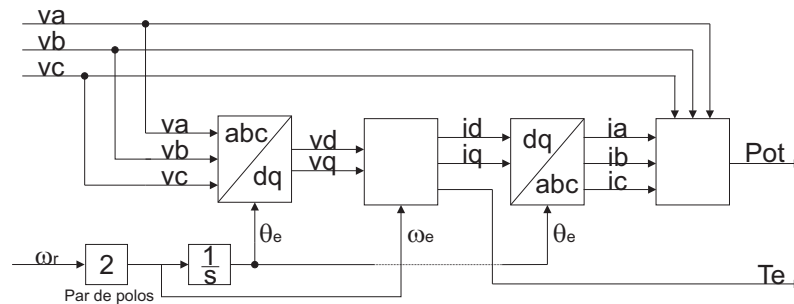
$$\omega_e = \frac{P\omega_r}{2} \quad (3.6)$$

e a posição θ é obtida através da Equação

$$\theta = \int \omega_e dt \quad (3.7)$$

A Figura 3.2 ilustra o diagrama de blocos do modelo do gerador de ímãs permanentes.

Figura 3.2 – Diagrama de blocos do modelo do gerador de ímãs permanentes.



Os parâmetros de construção do PMSG, utilizados para atender as demandas de potência, torque e velocidade de rotação nominais impostas pelo FAST são apresentadas na Tabela a seguir.

Tabela 3.2 – Parâmetros de Construção do PMSG.

Parâmetro	Grandeza/Característica
Número de polos (P)	4
Resistência do estator (R_s)	6,4 m Ω
Fluxo magnético (ϕ)	1 Wb
Indutância do eixo direto (L_d)	6,7.10 ⁻⁵ H
Indutância do eixo de quadratura (L_q)	6,7.10 ⁻⁵ H

3.2 CONTROLE VETORIAL DO GERADOR SÍNCRONO

Sabe-se que os controladores PI e PID para máquinas com alimentação alternada não executam suas tarefas com sucesso devido seu sinal de referência para controle não ser constante. Entretanto, em máquinas síncronas, ao mudarmos nosso sinal de controle para uma referência constante, o controlador convergirá para um resultado na tentativa de reduzir o erro em regime permanente.

O método do controlador vetorial em máquinas síncronas visa, a partir das correntes constantes em regime permanente i_d e i_q , controlar as tensões de fase v_a , v_b e v_c do gerador elétrico, de modo que a potência de saída gerada pela máquina, o torque e a velocidade de rotação estejam conforme os padrões de operação do gerador.

Sabe-se por estar já consolidado no meio acadêmico que a corrente i_d está diretamente ligada com o fluxo do motor, podendo ser utilizada como variável de controle do mesmo, onde em região de torque constante da máquina, a corrente i_d tende a zero. Sendo assim, o torque eletromagnético T_e passa a depender somente da corrente i_q , podendo ser descrita como

$$T_e = \frac{3P}{2} i_q \phi \quad (3.8)$$

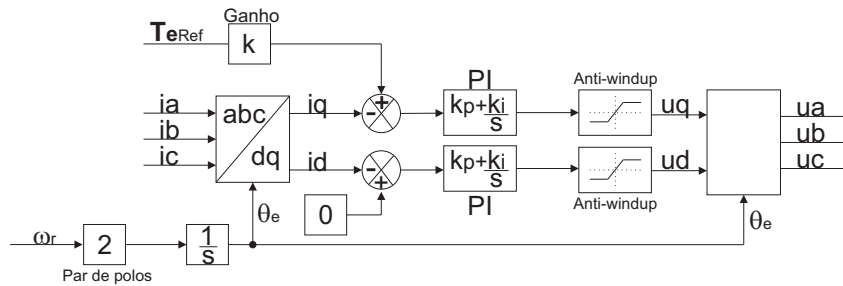
As correntes i_d e i_q são resultantes da transformada de Park das correntes de fase i_a , i_b e i_c utilizando as Equações

$$\begin{aligned} i_d &= \frac{2}{3}(i_a \sin(\theta) + i_b \sin(\theta - 2\pi/3) + i_c \sin(\theta + 2\pi/3)) \\ i_q &= \frac{2}{3}(i_a \cos(\theta) + i_b \cos(\theta - 2\pi/3) + i_c \cos(\theta + 2\pi/3)) \end{aligned} \quad (3.9)$$

das quais são obtidas através da leitura dos sensores acoplados ao gerador elétrico.

Por tanto, para controlar a máquina síncrona de imãs permanentes, utilizou-se dois controladores PI, um dedicado a corrente do eixo de quadratura i_q e outro dedicado a corrente do eixo direto i_d . A Figura 3.3 ilustra o esquema do controlador vetorial implementado no presente trabalho.

Figura 3.3 – Diagrama de blocos do controlador do gerador.



3.3 ESTIMADOR DE VELOCIDADE

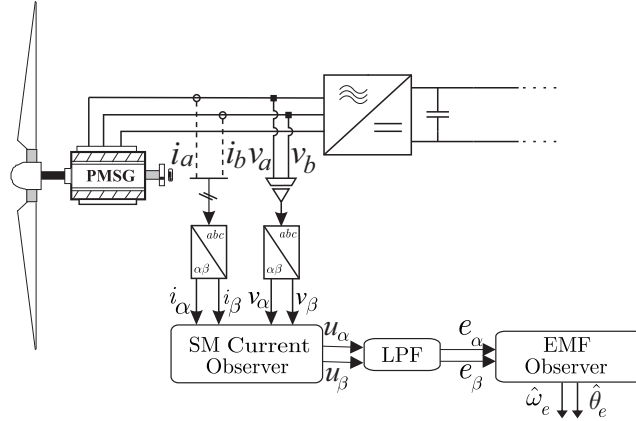
Para o presente trabalho, realizou-se o projeto de um estimador de velocidade com base em variáveis elétricas. O desenvolvimento do estimador de velocidade foi necessário, pois as análises da condição do rotor serão dadas a partir dos sensores elétricos das correntes e tensões de fase da máquina elétrica. Com a utilização do estimador, qualquer desbalanceamento do rotor será refletido nas tensões ou nas correntes do gerador e por consequência, na velocidade estimada. A velocidade será estimada através da observação de grandezas elétricas.

Há vários modelos de observadores dos quais são encontrados na literatura. De acordo com (BERNARDES et al., 2013), algumas dessas abordagens são observadores baseados em modelo de referência adaptativo, filtros de Kalman e modos deslizantes. (BOLOGNANI; ZIGLIOTTO; ZORDAN, 2001) reconhece que a atividade de acionamento de um motor síncrono de ímãs permanentes (PMSM) sem sensoriamento, não é uma tarefa trivial e que esta atividade por meio de filtros de Kalman estendidos vem sendo desenvolvida com eficácia. No entanto, tais desenvolvimentos exigem esforços computacionais muito grandes devido a solução de matrizes complexas.

As técnicas que utilizam observadores por modos deslizantes por outro lado, tem se destacado por ser um controle robusto e de simples implementação (UTKIN, 1993). Seu aspecto negativo diz respeito a exigência de oscilações de elevada frequência, das quais possam excitar dinâmicas não modeladas de um sistema, porém, que são minimizadas com o uso de filtros passa baixas, funções lineares por partes ou ganhos adaptativos (HUNG; GAO; HUNG, 1993).

O projeto do estimador de velocidade deste trabalho, foi desenvolvido com base nos estudos de (FILHO; VIEIRA, 2020) e (KOCH et al., 2015). O método utilizado propõe a observação de correntes elétricas e a medição das tensões para a estimação da força eletromotriz e a partir desta, a estimação da velocidade e posição do rotor. A Figura 3.4 ilustra o diagrama de blocos do estimador de velocidade.

Figura 3.4 – Diagrama do estimador de velocidade.



Utiliza-se então a transformada de Clarke para converter as grandezas elétricas de tensão e corrente em variáveis α e β , dada por

$$\begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{3}} & -\frac{1}{\sqrt{3}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

onde x representa a variável de tensão ou corrente. A derivada da corrente observada passa a ser representada por

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \hat{i}_\alpha \\ \hat{i}_\beta \end{bmatrix} = -\frac{R}{L} \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} + \frac{1}{L} \begin{bmatrix} v_\alpha \\ v_\beta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \hat{d}_\alpha \\ \hat{d}_\beta \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

onde i_α , i_β , v_α e v_β são as correntes e tensões medidas. As variáveis $[\hat{d}_\alpha \ \hat{d}_\beta]^T$ são representadas por

$$\begin{bmatrix} \hat{d}_\alpha \\ \hat{d}_\beta \end{bmatrix} = \frac{R}{L} \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} - \frac{1}{L} \begin{bmatrix} v_\alpha \\ v_\beta \end{bmatrix} - k_1 \begin{bmatrix} \tilde{i}_\alpha \\ \tilde{i}_\beta \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

Considerou-se no presente trabalho, a constante k_1 sendo um ganho, $[\tilde{i}_\alpha \ \tilde{i}_\beta]^T$ as representações dos erros das correntes, sendo esses, a diferença entre as correntes estimadas $[\hat{i}_\alpha \ \hat{i}_\beta]^T$ com relação as correntes reais medidas $[i_\alpha \ i_\beta]^T$, conforme ilustrado na equação

$$\begin{bmatrix} \tilde{i}_\alpha \\ \tilde{i}_\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{i}_\alpha \\ \hat{i}_\beta \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

Em função do erro das correntes $[\tilde{i}_\alpha \ \tilde{i}_\beta]^T$ tender a zero, a relação para obter a força eletromotriz real $[e_\alpha \ e_\beta]^T$ é ilustrada pela Equação

$$\begin{bmatrix} e_\alpha \\ e_\beta \end{bmatrix} = FPB \left(-L \begin{bmatrix} \hat{d}_\alpha \\ \hat{d}_\beta \end{bmatrix} \right) \quad (3.14)$$

onde FPB() representa um filtro passa baixa.

Para obter a força eletromotriz estimada, integra-se a Equação

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \widehat{e}_\alpha \\ \widehat{e}_\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\widehat{\omega}_e \\ \widehat{\omega}_e & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_\alpha \\ e_\beta \end{bmatrix} - k_2 \begin{bmatrix} \widetilde{e}_\alpha \\ \widetilde{e}_\beta \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

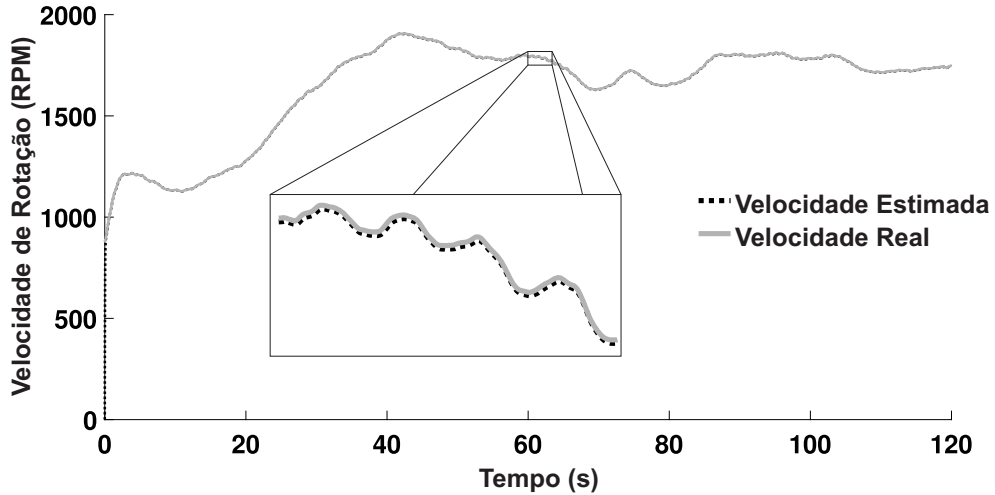
onde k_2 é uma constante de ganho, $[\widetilde{e}_\alpha \ \widetilde{e}_\beta]^T$ é o erro da força eletromotriz obtida pela diferença entre a força eletromotriz estimada ($[\widehat{e}_\alpha \ \widehat{e}_\beta]^T$) e a força eletromotriz real ($[e_\alpha \ e_\beta]^T$) e $\widehat{\omega}_e$ é a velocidade de rotação estimada, obtida através da integração da Equação

$$\frac{d}{dt} \widehat{\omega}_e = k_3 (\widetilde{e}_\alpha e_\beta - \widetilde{e}_\beta e_\alpha) \quad (3.16)$$

sendo a contante k_3 um ganho de ajuste.

A Figura 3.5 ilustra a velocidade de rotação real do gerador em comparação com a velocidade estimada. Percebe-se um atraso de fase entre as curvas ocasionado devido a implementação do filtro passa baixa, mas que para o propósito em questão, não haverá implicações uma vez que, em caso de desbalanceamento do rotor, o estimador de velocidade apresentará as perturbações. As condições de simulação para a figura apresentada, consistem em uma velocidade média do vento de 15,5 m/s e intensidade de turbulência de 10%.

Figura 3.5 – Velocidade estimada x velocidade real.



3.4 RASTREIO DO PONTO DE MÁXIMA POTÊNCIA MPPT

Conforme comentado na seção 1.2.2, os aerogeradores de velocidade variável trabalham em diferentes regiões de operação dependendo das condições ambientais externas. Na região de operação 2 é implementado o rastreo do ponto de máxima potência (MPPT), do qual objetiva extrair a máxima potência do aerogerador a partir do controle do conju-

gado.

Considera-se que a aceleração do rotor ($\dot{\omega}_r$) é proporcional a diferença entre o conjugado aerodinâmico (Q_a) e o conjugado do gerador elétrico (Q_g) (LAKS; PAO; WRIGHT, 2009), descrito por

$$\dot{\omega}_r = \frac{Q_a - Q_g}{J_r}, \quad (3.17)$$

sendo J_r o momento de inércia do rotor.

Na região de MPPT, o conjugado do gerador pode ser descrito em função da velocidade do gerador (ω_r) e uma constante ótima K , conforme representado em

$$Q_g = K\omega_r^2, \quad (3.18)$$

onde K é um ganho ótimo, obtido por

$$K = \frac{1}{2}\rho\pi R^5 \frac{C_{pmax}}{\lambda_*^3}, \quad (3.19)$$

sendo ρ a densidade do ar, R é o raio do rotor, C_{pmax} é o coeficiente ótimo da curva $C_p(\beta_*, \lambda_*)$ e λ_* e β_* são constantes ótimas que maximizam o conjugado aerodinâmico (LAKS; PAO; WRIGHT, 2009).

Por fim, o conjugado aerodinâmico é descrito pela equação

$$Q_a = \frac{1}{2}\rho\pi R^3 v_w^2 \frac{C_p(\lambda, \beta)}{\lambda}, \quad (3.20)$$

onde v_w é a velocidade efetiva do vento.

Ao observar a Figura 1.4, nota-se que após a partida do gerador elétrico e em região de MPPT, o valor máximo C_{pmax} ocorre quando o ângulo β está em zero graus. Fixa-se então o ângulo de *pitch* (β) em zero graus e realiza-se o controle do conjugado do gerador utilizando a equação 3.18. A constante K ótima é obtida a partir dos valores de conjugado e velocidade nominais do gerador.

3.5 CONTROLADOR DE VELOCIDADE DO AEROGERADOR

Por outro lado, a região de operação 3 é definida quando as condições ambientais externas são suficientes para que o aerogerador opere em potência nominal. Neste caso, o controle de velocidade é realizado a partir do controle coletivo dos ângulos de *pitch* (β). Utiliza-se geralmente um compensador do tipo PI (proporcional-integral) para realizar o controle. A perturbação no ângulo θ ($\Delta\theta$) é descrito pela equação

$$\Delta\theta(s) = \left[Kp + \frac{Ki}{s} \right] \tilde{\omega}(s), \quad (3.21)$$

onde $\tilde{\omega}$ é a diferença entre a velocidade de referência (velocidade nominal) e a velocidade medida.

Para fins de estudo, obteve-se as funções de transferência responsáveis pelo modelo aerodinâmico simplificado do aerogerador para um ponto de operação da região 3 e para 3 condições de velocidades constantes do vento (12, 19 e 25m/s). Utilizou-se a técnica de resposta em frequência para a obtenção desses modelos, cuja descrição matemática encontra-se com maiores detalhes no apêndice C. Os modelos $\omega(s)/\theta(s)$ obtidos para cada velocidade do vento são representados respectivamente por

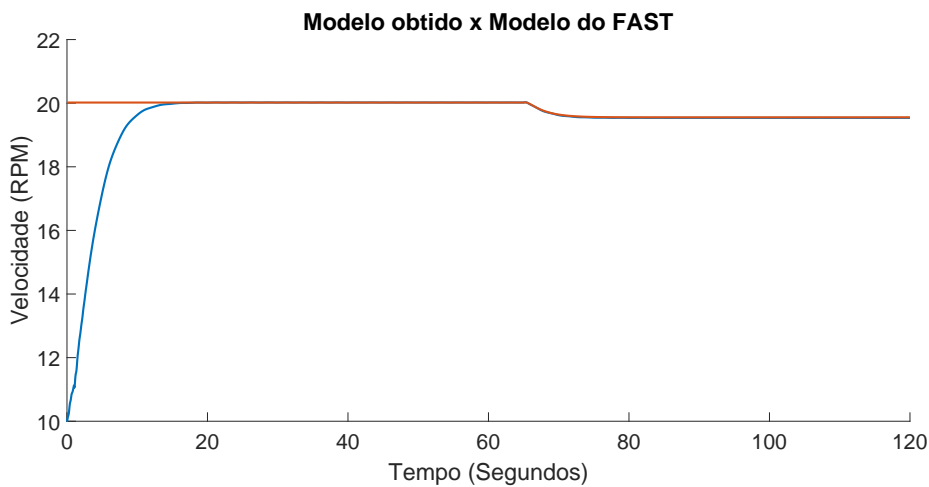
$$\frac{\omega(s)}{\theta(s)} = \frac{0,09064s - 0,4331}{s^2 + 3,015s + 0,7561}, \quad (3.22)$$

$$\frac{\omega(s)}{\theta(s)} = \frac{0,152s - 1,316}{s^2 + 3,271s + 1,524}, \quad (3.23)$$

$$\frac{\omega(s)}{\theta(s)} = \frac{0,1891s - 1,91}{s^2 + 3,264s + 2,487}. \quad (3.24)$$

Para validar as funções de transferência das equações 3.22-3.24, analisou-se a resposta de saída dos modelos obtidos e do FAST, mediante a uma perturbação e para condições de simulação iguais. A Figura 3.6 ilustra a comparação entre um desses modelos (em cor vermelha) e o modelo do FAST (em cor azul), quando ambos estão em malha aberta e recebem um passo de perturbação. O comportamento gráfico dos modelos são semelhantes em regime permanente e diante da perturbação. O transitório inicial entretanto não se faz necessário modelar, pois é desconsiderado nas análises.

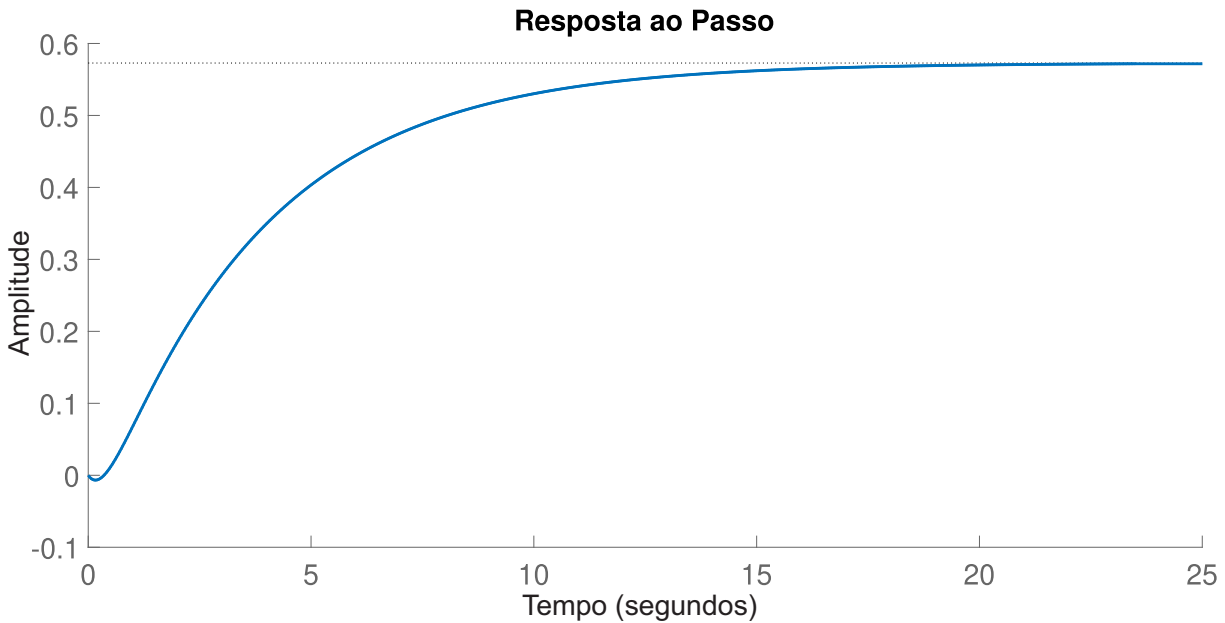
Figura 3.6 – Resposta em malha aberta do modelo obtido em comparação com o modelo do FAST.



Observa-se nas equações 3.22-3.24 que os modelos obtidos possuem um zero positivo e por isso são denominados de sistema de fase não mínima. Isso significa que ao dar um degrau negativo no ângulo de *pitch* da planta, a velocidade de rotação tende a

reduzir em um primeiro momento e após, começar a aumentar. O projeto do compensador pode ajudar a reduzir a influência do zero de fase não mínima, quando este afasta o zero positivo da origem. A Figura 3.7 ilustra esse comportamento da planta ao dar um passo de perturbação.

Figura 3.7 – Resposta ao passo da função de transferência da equação 3.22.



O compensador projetado para a planta, conforme comentado anteriormente, é do tipo PI. Utilizou-se esse tipo de compensador porque a parcela do integrador remove o erro em regime permanente do sistema, enquanto o proporcional aumenta a velocidade de resposta. Entretanto, é importante ressaltar que há restrições no ganho do PI para manter a planta em malha fechada estável. A posição do zero do compensador, obtida através de $-K_i/K_p$, foi calculada para -0,33 com um ganho de 5. O compensador utilizado é descrito pela equação

$$C = \frac{15s + 5}{s}. \quad (3.25)$$

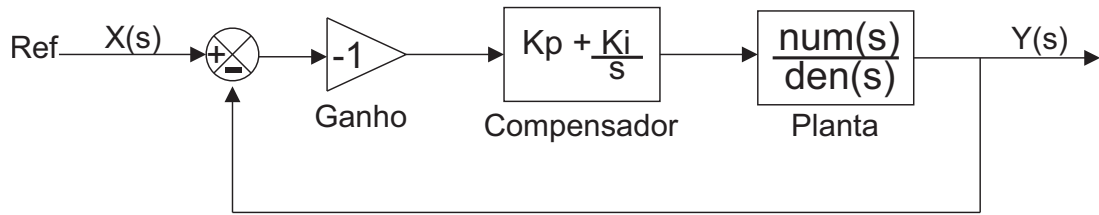
As funções de transferência dos sistemas em malha fechada e um respectivo diagrama de blocos são ilustrados por

$$\frac{Y(s)}{X(s)} = \frac{-1,36s^2 + 6,043s + 2,166}{s^3 + 1,655s^2 + 6,799s + 2,166} \quad (3.26)$$

$$\frac{Y(s)}{X(s)} = \frac{-2,28s^2 + 18,98s + 6,58}{s^3 + 0,991s^2 + 20,5s + 6,58} \quad (3.27)$$

$$\frac{Y(s)}{X(s)} = \frac{-2,837s^2 + 27,7s + 9,55}{s^3 + 0,4275s^2 + 30,19s + 9,55} \quad (3.28)$$

Figura 3.8 – Diagrama de blocos do sistema em malha fechada.



As Figuras 3.9 e 3.10 ilustram o lugar das raízes e os diagramas de bode dos sistemas em malha fechada. É possível verificar no diagrama de bode, que sinais na frequência de 0,34Hz (frequência nominal de rotação do aerogerador) não são atenuados em malha fechada. A Equação 3.29 mostra a relação entre a velocidade nominal (N_{nom}) em RPM e a frequência nominal (F_{nom}) de rotação do aerogerador em Hz.

$$F_{nom} = \frac{N_{nom}}{60}. \quad (3.29)$$

Figura 3.9 – Lugar das raízes.

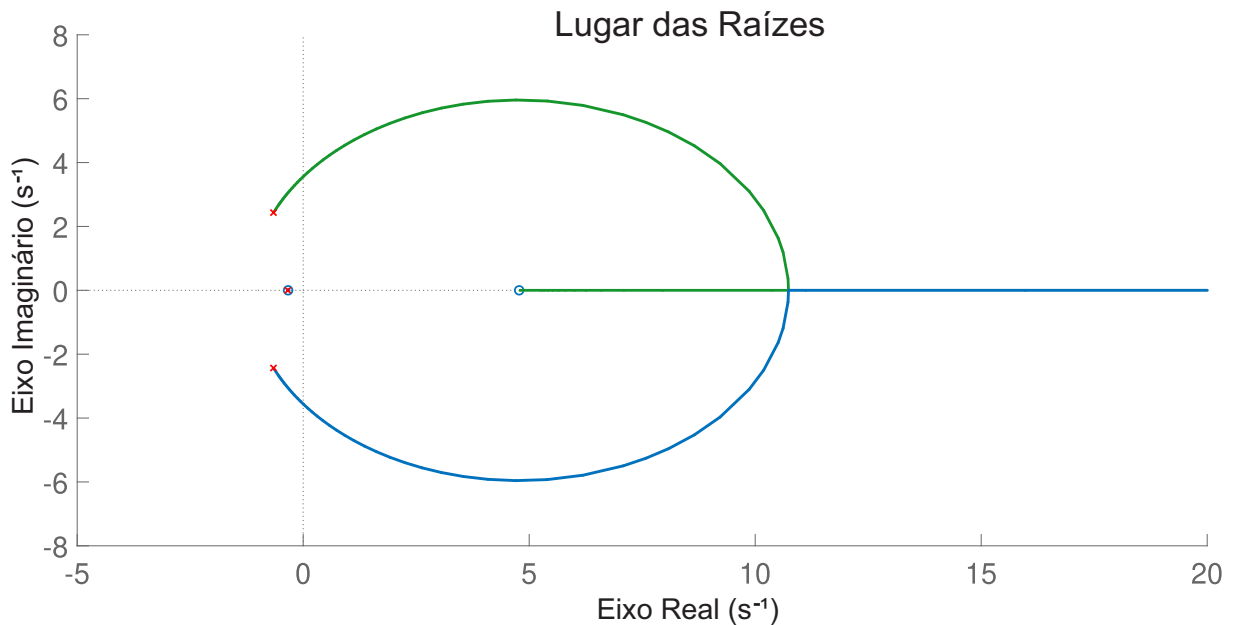
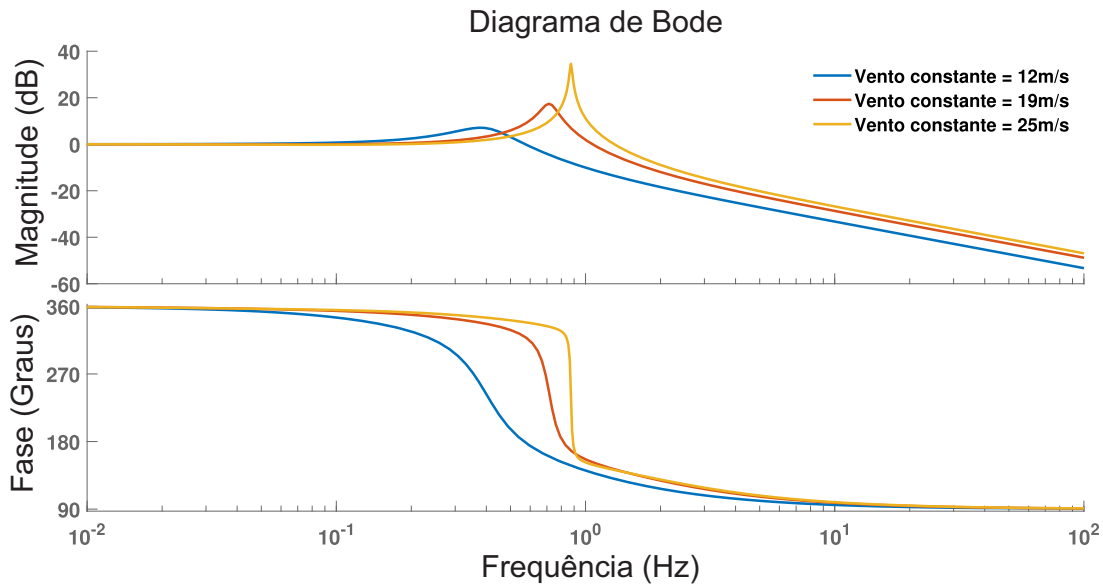
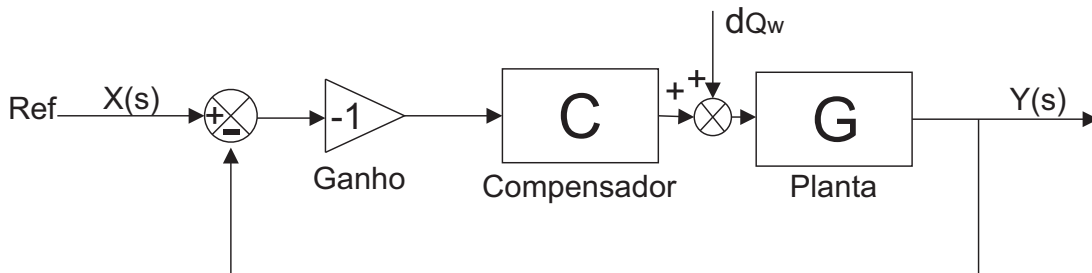


Figura 3.10 – Diagramas de bode dos sistemas em malha fechada.



A análise realizada na seção 1.2.4 mostra que o desequilíbrio da massa excedente se manifesta através do conjugado do rotor. Portanto, analisou-se também a resposta da planta, em malha fechada, para perturbações no conjugado. Para realizar essa análise, o diagrama de blocos passou a considerar uma perturbação no conjugado, representado pelo " d_{Q_w} " conforme ilustrado na Figura 3.11.

Figura 3.11 – Diagrama de blocos para um sistema em malha fechada considerando perturbações no conjugado.



As funções de transferência para uma perturbação no conjugado para cada uma das três condições de simulação são representadas por

$$\frac{Y(s)}{d_{Q_w}(s)} = \frac{1,813s^2 - 8,662s}{s^3 + 4,375s^2 - 5,287s - 2,165} \quad (3.30)$$

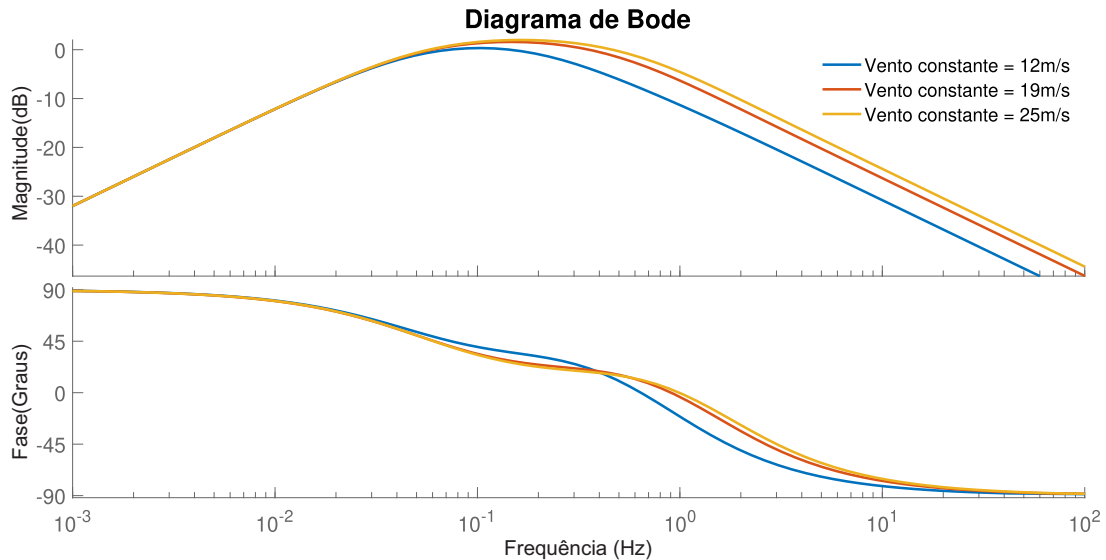
$$\frac{Y(s)}{d_{Q_w}(s)} = \frac{3,04s^2 - 26,32s}{s^3 + 5,551s^2 - 17,46s - 6,58} \quad (3.31)$$

$$\frac{Y(s)}{d_{Q_w}(s)} = \frac{3,782s^2 - 38,2s}{s^3 + 6,1s^2 - 25,22s - 9,55} \quad (3.32)$$

A Figura 3.12 ilustra os diagramas de bode para perturbações no conjugado e conforme

podemos observar, o sinal novamente não é atenuado ou é atenuado de forma moderada na frequência de 0,34Hz.

Figura 3.12 – Diagramas de bode para perturbação no conjugado.



3.6 CONCLUSÃO

Com o desenvolvimento desse capítulo, tornou-se possível a integração da ferramenta Simulink do MATLAB com o FAST. A partir disso, projetou-se um modelo de gerador PMSG e seu controlador vetorial. O projeto do gerador possibilitou o acesso a grandezas elétricas, como tensão e corrente de fase, das quais foram fundamentais para o desenvolvimento de um estimador de velocidade. Os dados da velocidade estimada serão utilizados pela técnica de aprendizagem de máquina para a detecção do desequilíbrio de massa do rotor.

Com o Simulink também tornaram-se possíveis a implementação do MPPT do aerogerador, referente a região de operação 2 da turbina eólica e o controle de velocidade, referente a região de operação 3. O presente trabalho focou as pesquisas na região de operação 3, pois a velocidade de rotação do aerogerador é aproximadamente constante. O modelo da planta para o projeto do controlador de velocidade foi obtido através da técnica de resposta em frequência, enquanto que o compensador projetado é do tipo PI. O diagrama de bode para o sistema em malha fechada e para perturbações no conjugado, ilustrados pelas Figuras 3.10 e 3.12 respectivamente, mostram que a magnitude do sinal na frequência de 0,33Hz não é atenuada. Isso significa que os fenômenos que ocorrem próximos a frequência de rotação nominal do aerogerador (0,33Hz) não são amortecidos pelo controlador de velocidade. Portanto, será possível constar um desequilíbrio de massa na velocidade de rotação quando este ocorrer, em função dos princípios físicos descritos na seção 1.2.4.

4 SVM para classificação do desequilíbrio de massa do rotor

Este capítulo descreve a construção do banco de dados, o processamento dos dados de entrada e analisa as características do sinal processado, sob perspectivas para classificação da SVM. Realiza também a construção do classificador SVM, testando diferentes combinações de hiperparâmetros, de modo a obter um classificador com alta acurácia.

4.1 CONSTRUÇÃO DO BANCO DE DADOS

O banco de dados necessário para treinar a SVM idealmente é obtido de uma turbina eólica real operando sob diferentes condições de desequilíbrio do rotor. No entanto, isso nem sempre é possível de se obter em um condição real de operação. Para contornar esta limitação, o banco de dados é construído utilizando os *softwares* Turbsim, FAST e Simulink, onde os diferentes desequilíbrios de massa podem ser facilmente incorporados aos parâmetros da turbina eólica. O Turbsim usa um modelo estatístico para simular numericamente séries de tempo de vetores de velocidade do vento de três componentes em uma grade retangular vertical bidimensional que é fixa no espaço (JONKMAN; JR, 2006). Foram consideradas treze condições de velocidade média do vento na faixa de 12,5 a 24,5 m/s e três condições de intensidade de turbulência na faixa de 5% a 10%. É importante notar que a série temporal da velocidade do vento é aleatória, sem simulações de séries temporais repetidas ao usar as mesmas combinações de velocidade média e intensidade de turbulência.

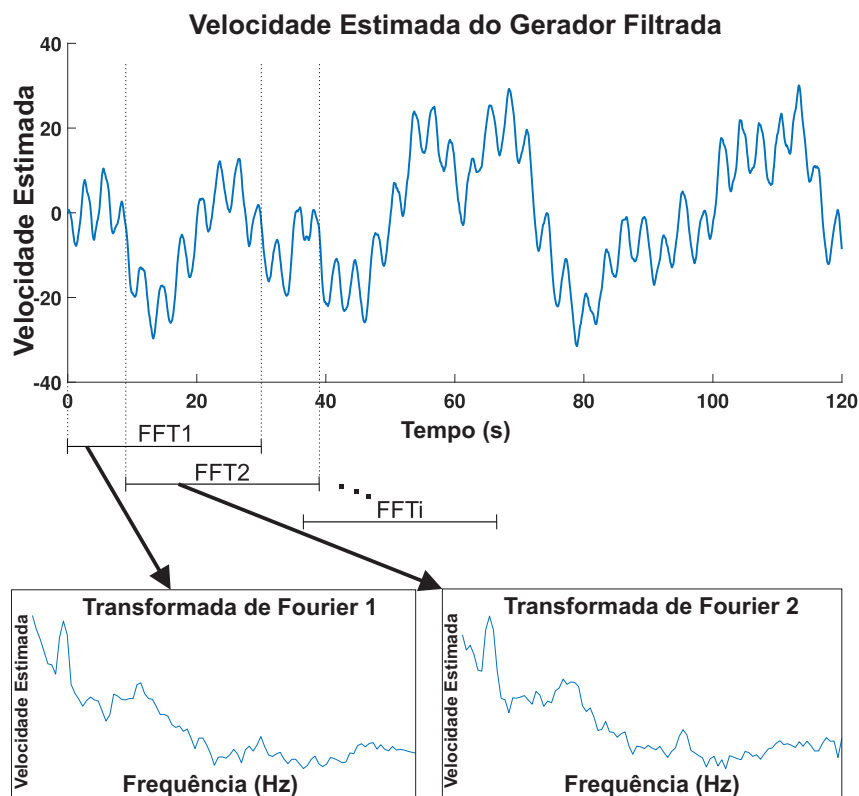
O código FAST, desenvolvido pelo NREL, é usado para simular um desequilíbrio rotacional em uma turbina eólica de 1,5 MW, três pás, *upwind* e velocidade variável (WALATKA et al., 1994). O desequilíbrio é introduzido pela modificação da densidade de massa do material em uma de suas pás. Neste trabalho, desequilíbrios de 1%, 2%, 3%, 4% e 5% foram considerados para construir o banco de dados. Esta abordagem também foi adotada em (GONG; QIAO, 2012) e (MALIK; MISHRA, 2015). Além disso, o intervalo de tempo da simulação foi selecionado como 100μ segundos para possibilitar a captura precisa do gerador e da dinâmica de seu controlador. Porém, o banco de dados armazena as informações de velocidade estimada do rotor em uma frequência de amostragem inferior, ou seja, 2kHz. Cada simulação dura 180 segundos, sendo os primeiros sessenta segundos desconsiderados devido ao transitório inicial. Como resultado, é armazenado um total de 2.340 simulações, o equivalente a 390 para cada desequilíbrio do rotor e condição normal. É importante observar que apenas os resultados pertencentes à região 3 de operação do aerogerador são incluídos no banco de dados, uma vez que desequilíbrios de massa do rotor resultam em distúrbios em 1p (0,34Hz aproximadamente), e a velocidade do rotor é quase constante nesta região. As regiões de atuação foram segmentadas de acordo com

(BOSSANYI, 2003).

4.2 PROCESSAMENTO DE DADOS

Devido à alta flutuação na velocidade angular do rotor causada pela velocidade do vento turbulento, os dados de velocidade estimada, armazenados no banco de dados, foram transformados do domínio do tempo para o domínio da frequência, utilizando a PSD. A técnica da PSD realiza uma correlação entre as transformadas de Fourier de diferentes trechos no tempo do mesmo sinal, dessa forma, reduz a influência de sinais randômicos e avalia ocorrências periódicas presentes no sinal no domínio do tempo. Essa técnica possui como parâmetros de configurações o tipo da função de janelamento, o tamanho do sinal, a frequência de amostragem e a quantidade de sobre amostras. Uma visão geral do processo da PSD é fornecida na Figura 4.1 com um exemplo de sobreposição de janela de 70%. A descrição matemática da técnica é apresentada com maiores detalhes no apêndice D.

Figura 4.1 – Esquemático da PSD.



4.3 CONSTRUÇÃO DO MODELO SVM

Após o processamento de dados, realizou-se o treinamento da SVM para a obtenção das melhores combinações de hiperparâmetros, afim de construir uma rede com alta

acurácia. Uma tabela com os principais hiperparâmetros da SVM e valores comumente utilizados foi construída com o objetivo de treinar a SVM com todas as combinações e verificar qual fornece os melhores resultados. O critério considerado pela função é a maior "Pontuação de Treino" com o menor "Desvio Padrão", cujas métricas foram explicadas no apêndice E. A Tabela 4.1 mostra todas as combinações de hiperparâmetros treinadas.

Tabela 4.1 – Combinações dos parâmetros de Treinamento.

Kernel	Gamma	Grau	C	FFD
RBF	[0.01, 0.1, 0.5, 1, 10]	-	[0.1, 0.5, 1, 10, 100]	[OvR,OvO]
Linear	-	-	[0.1, 0.5, 1, 10, 100]	[OvR,OvO]
Sigmoide	[0.01, 0.1, 0.5, 1, 10]	-	[0.1, 0.5, 1, 10, 100]	[OvR,OvO]
Poly	[0.01, 0.1, 0.5, 1, 10]	[3, 4, 5]	[0.1, 0.5, 1, 10, 100]	[OvR,OvO]

4.4 RESULTADOS

Para a obtenção dos resultados, o método proposto foi desenvolvido em linguagem de programação *Python* por conter bibliotecas direcionadas ao aprendizado de máquina e por ser uma ferramenta de código aberto.

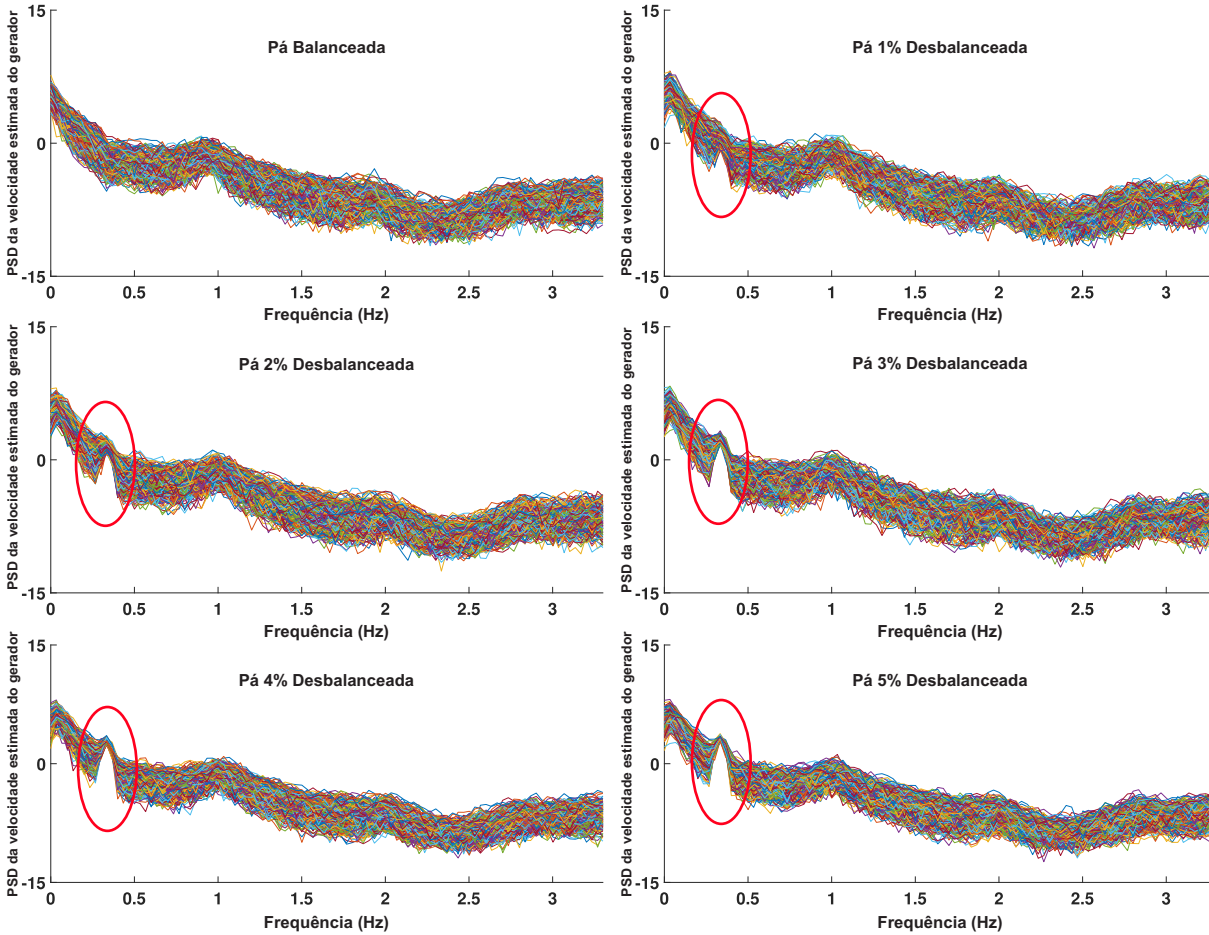
As amostras com as diferentes classes de desequilíbrio do rotor do aerogerador foram obtidas a partir da leitura do banco de dados realizado pela função *read_csv()* da biblioteca do *Pandas*. Conforme comentado anteriormente, as amostras foram salvas no banco de dados com uma frequência de 2kHz, entretanto utilizou-se os dados com uma taxa de 50Hz, reduzindo assim a quantidade de informações. Essa frequência foi escolhida de modo a atender mais de 50 vezes a frequência de Nyquist e porque em função do rotor ter uma grande inércia, sua velocidade de rotação não variará em uma frequência alta.

Em seguida, utilizou-se da função *psd()* da biblioteca do *Matplotlib* para transformar os dados no domínio do tempo para o domínio da frequência. Esse processo se faz necessário devido as características randômicas dos ventos influenciariam na velocidade do aerogerador no domínio do tempo. Para o método desenvolvido, utilizou-se uma PSD com janelamento de Hann, tamanho do sinal de 30 segundos e sobre amostras de 70%. Por fim, apenas 15 componentes de frequência foram consideradas para o treinamento da SVM, abrangendo a faixa de 0,1Hz a 0,57Hz.

Plotou-se então os resultados gráficos após a aplicação da PSD com o intuito de verificar os fenômenos ocorridos nas amostras com diferentes níveis de desequilíbrios. Pode-se observar na Figura 4.2, a existência de picos no sinal na frequência de 0,33Hz, da qual corresponde a velocidade de rotação nominal da turbina eólica. Os picos possuem maiores amplitudes conforme maior porcentagem de desequilíbrio da pá e esse fato pode

ser um fator importante para o processo de classificação da SVM.

Figura 4.2 – PSD das velocidades estimadas em diferentes condições de desequilíbrio do rotor.



O processo de treinamento do algoritmo de aprendizado de máquina necessita de diferentes amostras com relação as usadas para os testes. A função *rain_test_split()* da biblioteca *Scikit-Learn* foi responsável por separar de forma aleatória as amostras de testes e de treino do banco de dados, necessitando apenas que o programador forneça o número de amostras desejados para os testes. Para a construção do modelo SVM, utilizou-se 70% das amostras para treinamento e o restante para os testes, de um total de 1574 amostras. Afim de automatizar os treinamentos realizados com a SVM, utilizou-se a função *GridSearchCV()* da biblioteca *Scikit-Learn* para treinar com todas as combinações apresentada pela Tabela 4.1. Realizou-se 20 treinamentos e testes para cada combinação de hiperparâmetros, com amostras randômicas de treino e teste em cada um dos 20 processos. Alguns dos melhores resultados médios obtidos são ilustrados na Tabela 4.2.

Tabela 4.2 – Resultados médios obtidos.

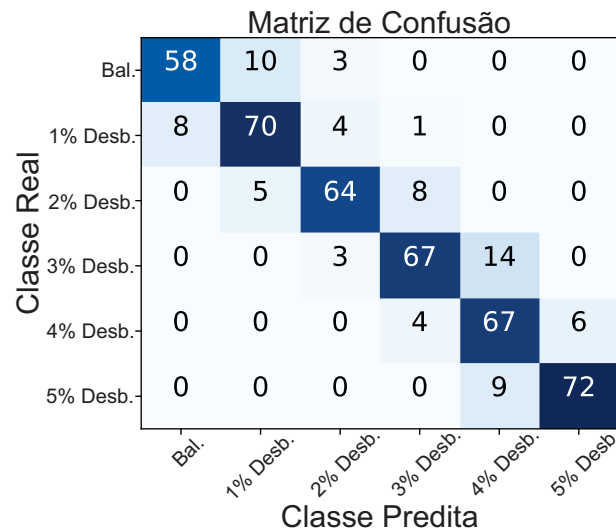
Kernel	Gamma	Grau	C	FFD	MPT	DPMPT
Linear	-	-	0.1	OvO	83%	6.2%
Linear	-	-	0.5	OvO	84.2%	3.6%
Linear	-	-	1	OvO	84.5%	3.0%
Linear	-	-	10	OvO	84.8%	3.3%
Linear	-	-	100	OvO	84.4%	3.3%
RBF	0.01	-	10	OvO	82.7%	4.3%
RBF	0.01	-	100	OvO	83.3%	5.3%
Poly	0.1	3	0.1	OvO	83.3%	4.7%
Poly	0.01	4	10	OvO	83%	5.8%
Poly	0.01	3	100	OvO	83.3%	4.7%

Ao final, utilizou-se os parâmetros de penalidade de erro (C) igual a 1, kernel linear e formato da função de decisão igual a "one-vs.-one (OvO)". Uma das vantagens em relação ao kernel linear, é deste ser menos propenso a vício (*overfitting*) por conter menos parâmetros de ajustes e uma das vantagens do parâmetro de penalidade do erro ser 1, é em relação a não modificação da margem ótima de separação entre as classes, reduzindo as chances de *overfitting* devido ao estreitamento excessivo da margem. Na Tabela 4.3 são apresentadas as médias dos resultados obtidos com os treinamentos e testes. Os dados críticos apresentados foram considerados todos aqueles que a SVM classificou como balanceado porém, pertenciam a uma classe desbalanceada, o que na prática seria inviável se tratando de manutenções preditivas. É também ilustrada a característica mais importante considerada pela SVM no processo de separação das classes. Mesmo que o formato da função de decisão tenha realizado um treino para a classificação de duas em duas classes, a característica mais importante em todos os treinamentos foi a mesma frequência. Na Figura 4.3 é apresentada a matriz de confusão de um dos respectivos testes.

Tabela 4.3 – Performance da SVM.

Métricas	Resultados
Melhor Pontuação média de Treino (MPT)	84,5%
Desvio Padrão médio do MPT	3%
Acurácia média	86%
Dados Críticos Médios	2%
Recall Médio	86%
Precision Médio	86%
F1_Score Médio	86%
Principal Feature	0,334Hz

Figura 4.3 – Matriz de confusão obtida para 5 casos de desequilíbrio do rotor.



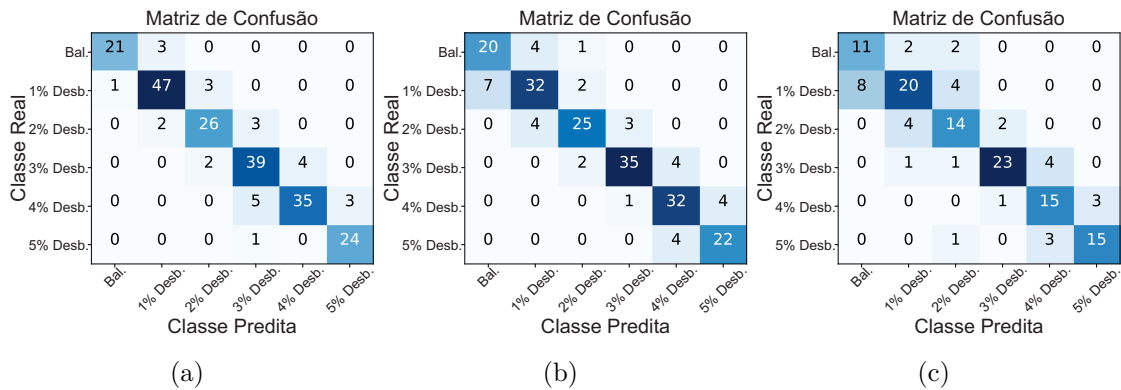
4.5 CONCLUSÃO

O modelo da SVM com a melhor combinação dos hiperparâmetros é salva utilizando a função *dump()* da biblioteca *Pickle*, não necessitando mais do treinamento para futuros testes. Esse procedimento é utilizado na prática, pois permite que a SVM seja treinada uma única vez.

Com o modelo SVM salvo, o método também investigou a influência da aleatoriedade do vento nos resultados obtidos com a técnica de aprendizagem de máquina. As simulações de vento realizadas com o Turbsim são compostas de um componente de velocidade média do vento somado a um componente de flutuação aleatória. A intensidade da turbulência do vento é, portanto, uma relação entre o desvio padrão da velocidade e sua velocidade média. Para analisar a influencia da aleatoriedade nos resultados, 3

treinamentos e testes foram realizadas com a SVM. Em cada treinamento e teste foram utilizadas simulações com diferentes valores de intensidade de turbulência (5, 7,5 e 10%). Conforme observado na Figura 4.4, o aumento na intensidade da turbulência do vento reduz o desempenho da SVM. Simulações com 5% de intensidade de turbulência obtiveram maior precisão do que simulações com 10% de intensidade de turbulência por exemplo.

Figura 4.4 – Matrizes de confusão para simulações com a) 5% b) 7,5% e c) 10% de intensidade de turbulência.

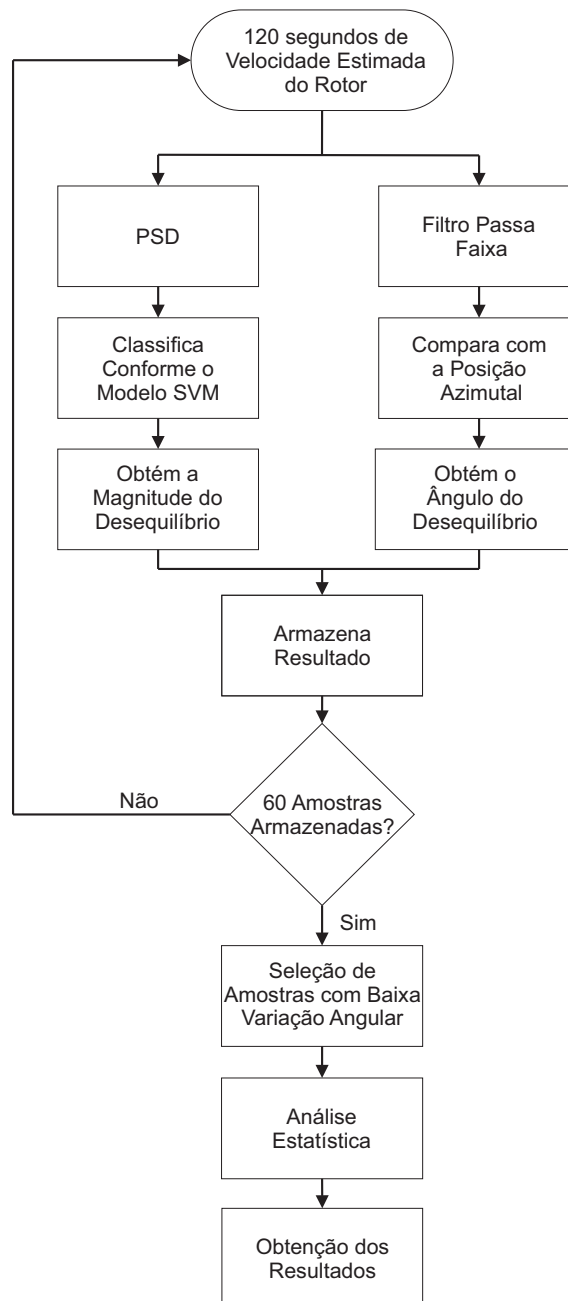


A redução do desempenho da SVM ocorre porque maiores intensidades de turbulência resultam em cenários de velocidade do vento com maior aleatoriedade (devido a maiores desvios-padrão), o que traz outra camada de dificuldade para o classificador SVM. Apesar do desempenho reduzido, a precisão do método proposto é muito semelhante a estudos encontrados na literatura como (LI; LIU; SHU, 2019), (TANG et al., 2014) e (JIMÉNEZ et al., 2019). Embora o aumento da intensidade da turbulência reduza o desempenho da SVM, o monitoramento das variáveis normalmente é contínuo, e se a turbulência diminuir em algum horário do dia, a precisão de acertos tende a ser melhor. O próximo capítulo descreverá os métodos utilizados e os resultados obtidos para o diagnóstico do aerogerador.

5 Detecção do desequilíbrio de massa do rotor

Este capítulo descreve o método proposto para a obtenção da posição angular do desequilíbrio do rotor da turina eólica e como a magnitude do desequilíbrio é estimada através da SVM. A posição angular do rotor está geralmente disponível em grandes turbinas eólicas. Então, utilizando esta como um sinal de sincronização, o desequilíbrio da massa do rotor é detectado a partir da posição angular do vale do componente 1p da velocidade de rotação. A Figura 5.1 descreve resumidamente a sequência das etapas para a detecção do desequilíbrio do rotor.

Figura 5.1 – Fluxograma das etapas para detecção da posição do desequilíbrio do rotor.



Para a detecção da posição angular do desequilíbrio equivalente, faz-se necessário a implementação de um filtro passa faixa no sinal de velocidade estimada do rotor. A equação matemática da qual descreve o filtro passa faixa é apresentada por

$$H(s) = \frac{\frac{\omega_0}{Q}s}{s^2 + \frac{\omega_0}{Q}s + \omega_0^2}, \quad (5.1)$$

onde ω_0 representa a frequência central do filtro em rad/s e Q representa uma relação entre a frequência ω_0 e a diferença das frequências de corte alta (ω_H) e baixa (ω_L), descrita por

$$Q = \frac{\omega_0}{\omega_H - \omega_L}. \quad (5.2)$$

O método de discretização utilizado no filtro é conhecido como transformação bilinear ou transformação de Tustin, onde "s" é substituído por

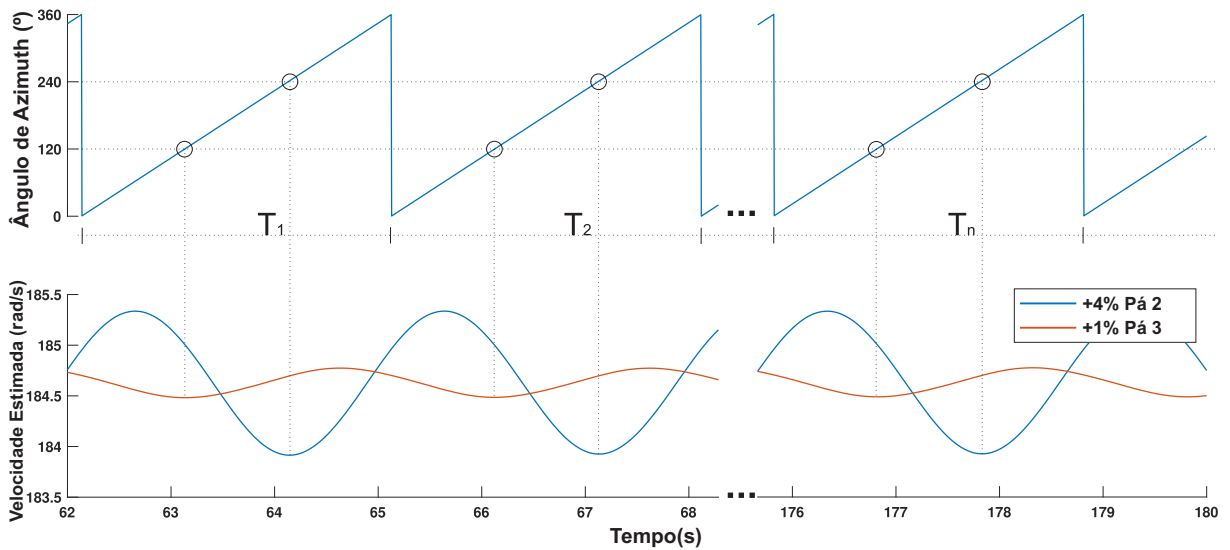
$$s = \frac{2}{T} \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}}. \quad (5.3)$$

Em função da rotação nominal da turbina ser de 20 rpm (frequência nominal em 0,33Hz), utilizou-se um filtro passa faixa, cuja frequência ω_0 é próxima de 0,33 Hz, porém ajustável conforme o período da posição azimutal. Esse filtro é aplicado no sinal de velocidade estimada e faz-se de grande importância que as bandas laterais (ω_L e ω_H) sejam estreitas o suficientes para filtrar as demais componentes que não sejam as de 1p do aerogerador, entretanto, largas o suficiente para não realizar uma modificação significativa na fase do sinal.

A velocidade estimada do rotor filtrada é então comparada com a posição do azimute da turbina eólica para obter a posição angular do desequilíbrio do rotor. Conforme mencionado, o vale do sinal de velocidade estimada representa a posição do desequilíbrio. Na turbina eólica considerada, a pá um está localizada na posição azimute de 0° , a pá dois na posição de 240° e a pá três em 120° .

A Figura 5.2 ilustra a correlação entre o vale da componente de velocidade de rotação 1p e a posição de desequilíbrio da massa do rotor para dois casos. No primeiro caso, a pá 2 está com desequilíbrio de +4%, enquanto no segundo, a pá 3 está com desequilíbrio de +1%. Nestes casos, a velocidade média do vento é de 15m/s com índice de turbulência de 0,5%. Também indicou-se na figura os períodos da posição azimutal variável (T_1, T_2, \dots, T_n), que é usado para sintonizar a frequência central do filtro passa-banda ω_0 .

Figura 5.2 – Histórico de tempo do ângulo de azimute em comparação com a velocidade estimada do gerador.



5.1 OBTENÇÃO DA POSIÇÃO DE DESEQUILÍBRIO MÉDIO

A posição angular do desequilíbrio de massa do rotor é obtida a partir da comparação entre a velocidade estimada filtrada e a posição azimutal da turbina eólica, conforme explicado anteriormente. Entretanto, a magnitude do desequilíbrio de massa é obtida a partir da velocidade estimada processada pela PSD e classificada de acordo com a SVM. Sabe-se que a velocidade nominal da turbina eólica, operando na região 3, é próxima de 20 rpm. Portanto, espera-se que para uma amostra do sinal de velocidade estimada do rotor com tempo de duração de 2 minutos, tenha aproximadamente 40 ciclos (40 posições angulares) e uma magnitude. Considera-se que a magnitude obtida com a SVM seja para as 40 posições angulares. Em caso de magnitude diferente de 0%, ou seja, em caso de amostra desbalanceada, as informações em coordenadas polares (módulo e ângulo) são convertidas para coordenadas retangulares (x e y). É obtida então a média das amostras e posteriormente, o resultado final é convertido para coordenadas polares novamente.

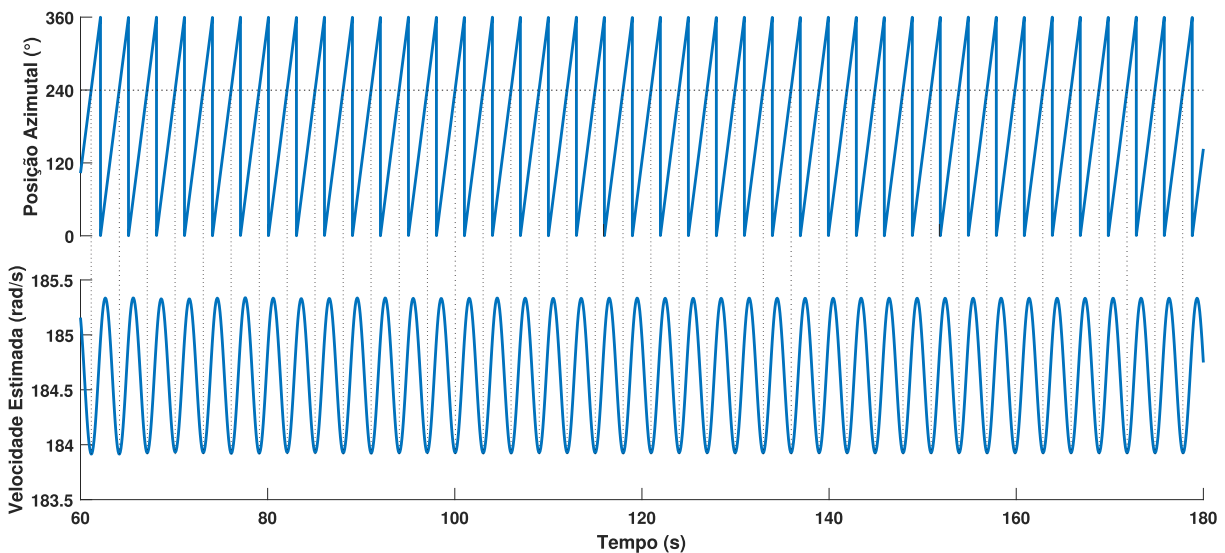
Em caso de amostra classificada como balanceada, a única informação armazenada é a magnitude (valor zero). Faz-se de grande importância armazenar a magnitude da amostra classificada como balanceada, para o processo de obtenção da posição de desequilíbrio, quando este se encontra entre a classe balanceada e a classe adjacente de 1%.

5.1.1 Efeitos do filtro passa-banda na velocidade estimada para operação com vento turbulento

A obtenção da posição angular do desequilíbrio de massa do rotor, conforme comentado acima, é dada através da comparação entre o vale da velocidade estimada e a posição azimutal. Entretanto, nesta seção, o desenvolvimento do método será detalhado, justificando a utilização do filtro passa-banda. Alguns resultados comparativos sem e com a utilização do filtro serão apresentados.

Inicialmente, a Figura 5.3 ilustra a comparação entre a velocidade estimada e a posição azimutal para todos os ciclos de uma amostra de 2 minutos. A simulação foi realizada para um caso de velocidade média do vento de 12,5m/s e intensidade de turbulência de 0,5%.

Figura 5.3 – Amostra de dados da velocidade estimada e posição azimutal para um tempo de duração de 2 minutos.

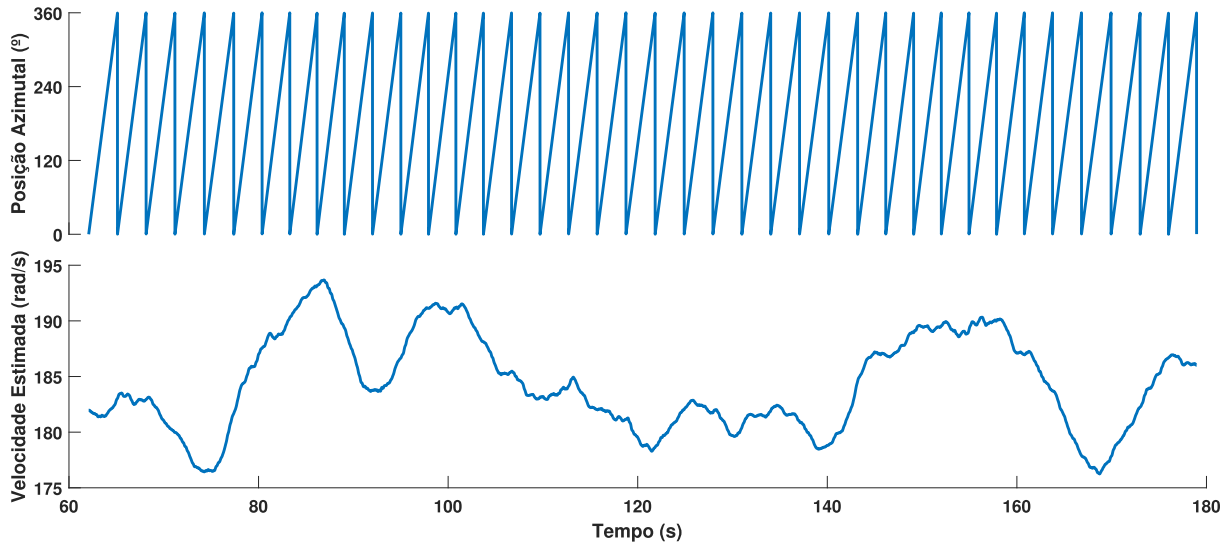


Entretanto, as condições reais podem ser mais agressivas aos aerogeradores do que a situação apresentada na Figura a cima. O método desenvolvido, por exemplo, considerou ventos com velocidade média de até 24,5m/s e intensidade de turbulência de até 10%. Devido a inércia do rotor do aerogerador, variações bruscas na velocidade do vento não resultam em variações bruscas na velocidade do rotor. Porém, dependendo do perfil do vento, alguns ciclos da velocidade estimada podem ter seus vales camuflados em caso de desequilíbrio, ou pelo menos difíceis de serem distinguidos.

Conforme apresentado na Equação 1.7 e constatado na Figura 5.2, a quantidade de massa de desequilíbrio influencia na amplitude de variação da velocidade do rotor. A Figura 5.4, por exemplo, ilustra um caso com desequilíbrio de massa de +1%, gerado na pá 2, para condição de simulação com velocidade média do vento de 15,5m/s e índice de

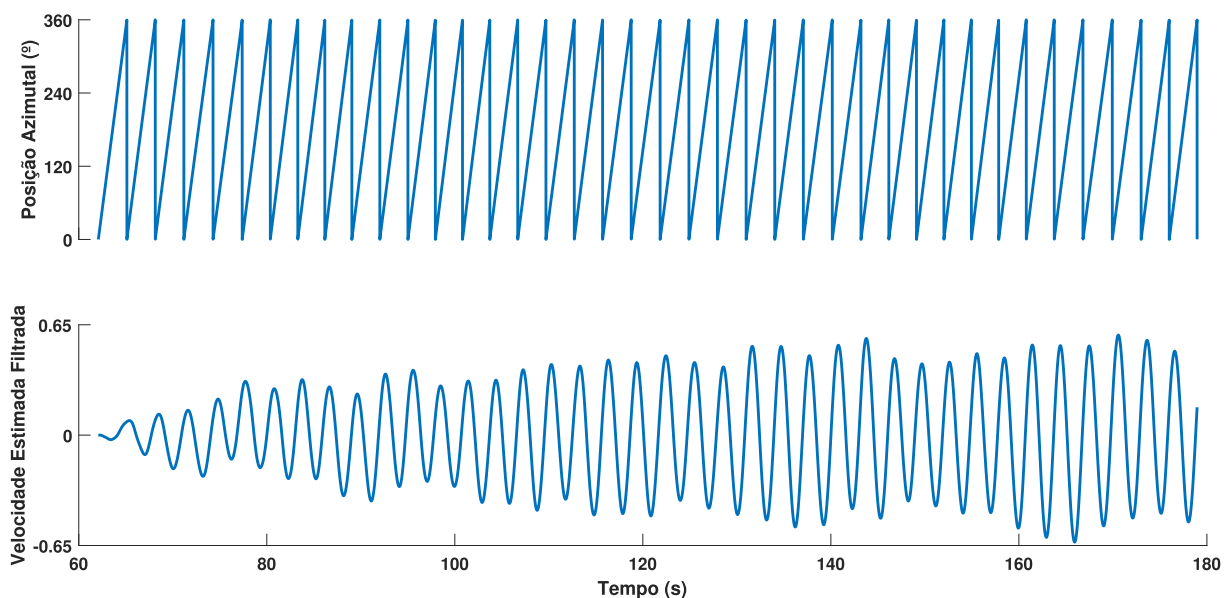
turbulência de 7,5%.

Figura 5.4 – Velocidade estimada para vento com velocidade média de 15,5m/s, índice de turbulência de 7,5% e desequilíbrio de 1%.



A aplicação do filtro passa-banda tem o objetivo de acentuar os vales da velocidade estimada para condições ambientais adversas. A Figura 5.5 mostra o comportamento da velocidade estimada filtrada, para as mesmas condições da Figura 5.4.

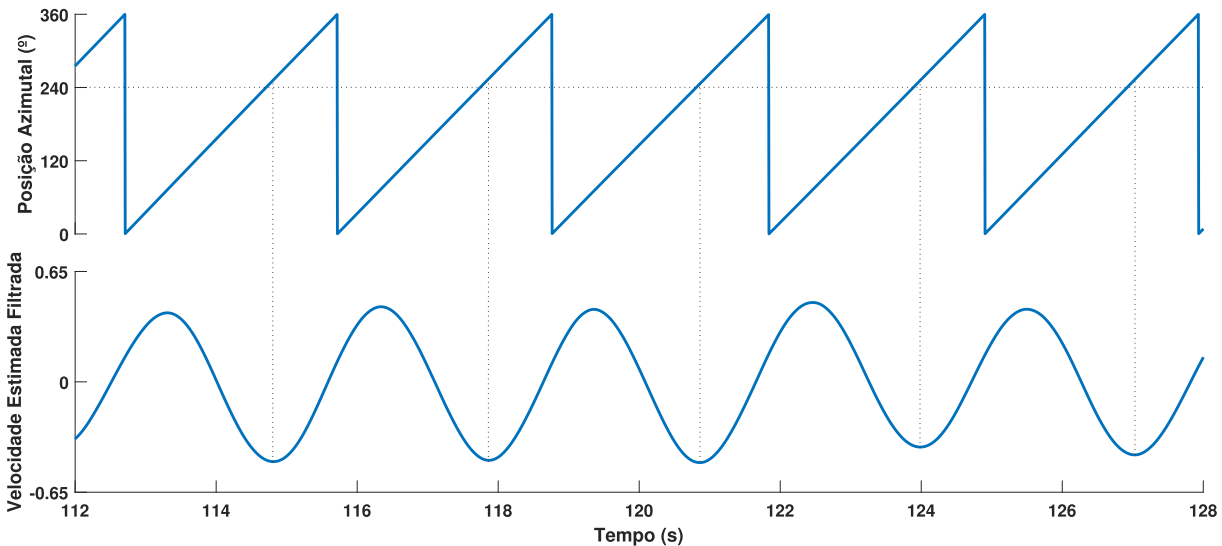
Figura 5.5 – Velocidade estimada filtrada.



Com a Figura 5.6, pode-se observar os mesmos resultados obtidos com a Figura 5.5, entretanto para um período de 5 ciclos do aerogerador. É possível perceber que os vales da velocidade estimada filtrada estão próximos da posição de 240° quando comparados

com a posição azimutal, conforme o esperado. Entretanto, nota-se um pequeno erro de ângulo, justificado pelo filtro passa-banda, onde a frequência central ω_0 é atualizada em cada ciclo azimutal, porém correspondente ao período do ciclo anterior.

Figura 5.6 – Análise da posição angular de desequilíbrio para a velocidade estimada filtrada.

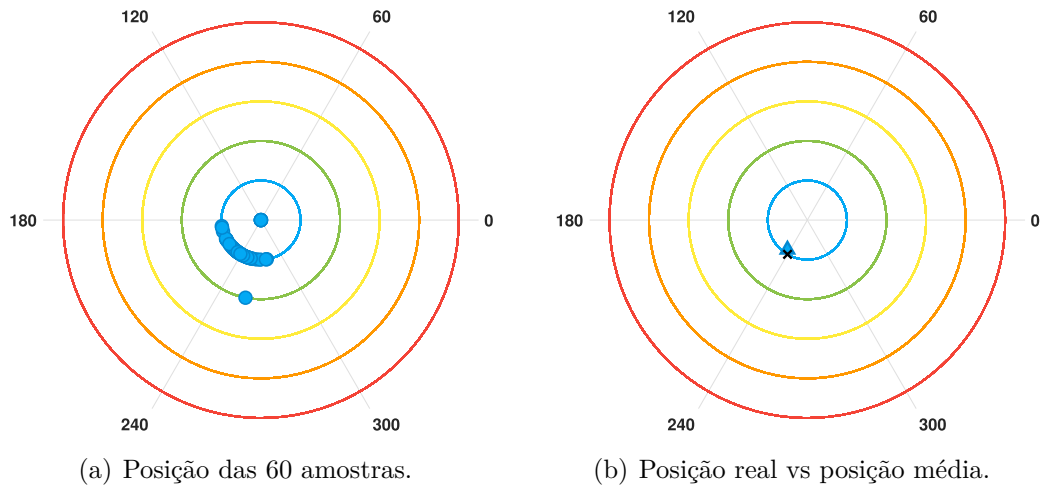


Tomou-se o cuidado em considerar apenas os ciclos que possuíam um vale da velocidade estimada filtrada. Para os casos de nenhum, 2 ou mais vales, os ciclos são desconsiderados e a posição angular do desequilíbrio da amostra é dada a partir da média dos demais ciclos considerados.

5.2 SELEÇÃO DE AMOSTRAS COM BAIXA VARIAÇÃO DA POSIÇÃO ANGULAR MÉDIA

A seção anterior descreve a obtenção da posição angular de uma amostra para um tempo de simulação de 2 minutos (40 ciclos do aerogerador). Porém, o método propõe a obtenção da posição angular, a partir da média de 60 amostras (tempo total de simulação de 2h). A Figura 5.8(a) apresenta os resultados obtidos, para um desequilíbrio de 1%, gerado na pá 2 do aerogerador, para as 60 amostras. A Figura 5.8(b) ilustra a posição média obtida com o método (representada pelo triângulo) e a posição real do desequilíbrio (representada pelo "x").

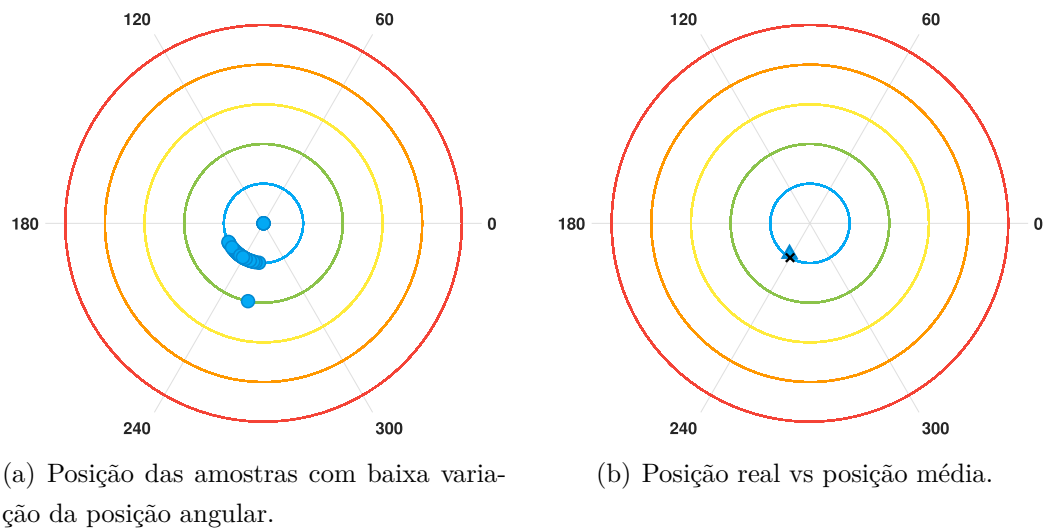
Figura 5.7 – Posição do desequilíbrio do rotor.



A obtenção da posição média do desequilíbrio das amostras, é realizada de maneira semelhante ao processo descrito na seção 5.1. Os cálculos são realizados em coordenadas retangulares e o resultado médio é transformado para a coordenada polar. Conforme observado na Figura 5.7, a posição média obtida com as 60 amostras é próxima da posição do desequilíbrio real.

Entretanto, visando reduzir a influência no resultado final das amostras esporádicas com alto desvio padrão, o método desconsiderou ainda, as amostras cuja posição angular estavam muito defasadas da posição média. O critério utilizado foi um limite de 30 graus com relação a média. A Figura 5.8 ilustra as mesmas condições da Figura 5.7, entretanto, desconsiderando as amostras com diferença de posição angular superior a 30 graus em relação a média. O método não desconsidera as amostras classificadas como balanceadas, pois estas influenciam na magnitude do desequilíbrio.

Figura 5.8 – Posição do desequilíbrio do rotor.



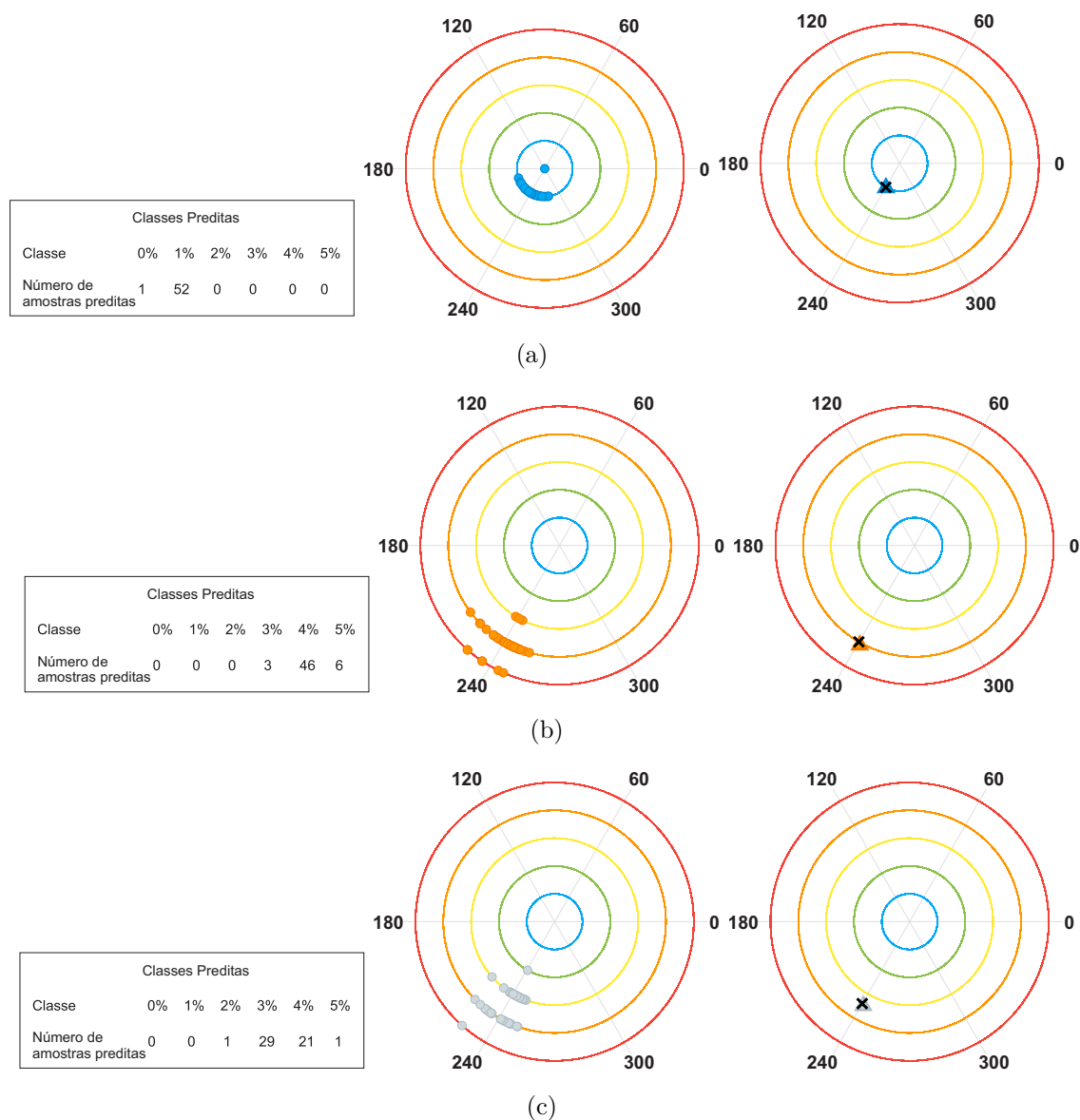
5.3 RESULTADOS

Para avaliar o desempenho do método proposto em detectar a posição do desequilíbrio da massa do rotor, o primeiro passo é montar um novo banco de dados. As novas simulações consideram uma faixa de velocidade média do vento de 12,4m/s a 24,5m/s com intensidade de turbulência de 5 a 10%. São simulados três minutos de operação, sendo o primeiro minuto descartado devido ao transiente inicial. Apenas simulações dentro da região 3 de operação do aerogerador foram consideradas. Como resultado, gerou-se um banco de dados com 180 simulações. Dessas, 60 com desequilíbrio +1%, outras 60 com desequilíbrio +4% e outras 60 com +3,4%, todos desequilíbrios de massa obtidos na pá 2. O tempo total de simulação para 60 amostras é de aproximadamente 2 horas.

A SVM carrega o modelo pré-definido, projetado conforme descrito no Capítulo 4, e executa o mesmo processamento de sinal com a PSD nos novos dados de teste. Em seguida, classifica as amostras de acordo com as classes treinadas. Para cada uma das 180 simulações, o método obteve uma posição angular, a partir da comparação entre a velocidade estimada e a posição do azimute, e magnitude por meio da previsão da SVM. Então, a média da posição angular é calculada. As amostras que estão afastadas mais de 30° com relação ao valor angular médio são descartadas.

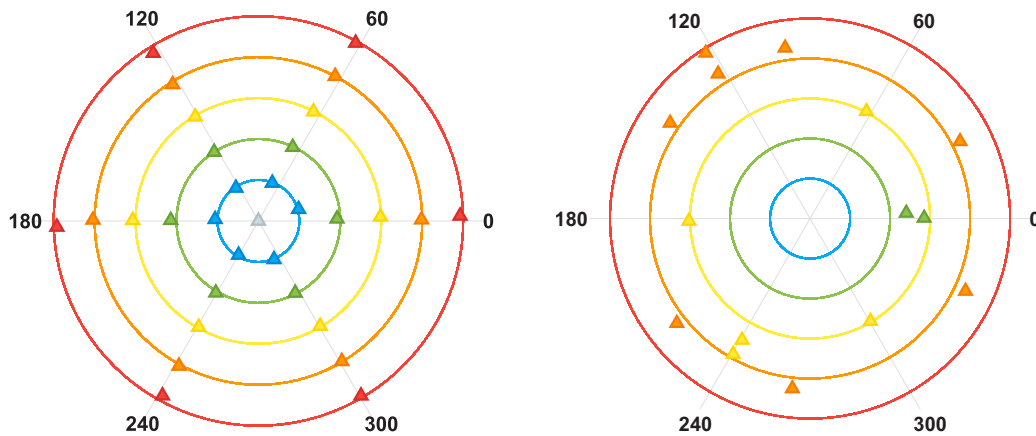
A Figura 5.9 mostra os resultados obtidos com o método. A Figura 5.10(a) o rotor tem desequilíbrio de +1%, a Figura 5.10(b) +4%, enquanto que a Figura 5.10(c) +3,4%. A primeira coluna da Figura 5.9 mostra os resultados obtidos no classificador SVM. A segunda coluna mostra a saída do classificador SVM e a posição angular de cada amostra. Finalmente, a terceira coluna mostra o desequilíbrio real, representado por um marcador "x" e o valor médio na janela de consideração, representado por um triângulo.

Figura 5.9 – Posição do desequilíbrio de massa do rotor (a) +1% (b) +4% (c) +3,4%.



A Figura 5.10 ilustra os resultados obtidos com o método estatístico de obtenção da posição radial e angular do desequilíbrio do rotor. Para o caso da Figura 5.11(a), a média da posição radial e angular de 60 amostras é ilustrada para cada uma das seguintes condições (-5%, -4%, -3%, -2%, -1%, 0%, +1%, +2%, +3%, +4%, +5%), realizado em cada uma das 3 pás, mas em apenas uma pá de cada vez. A Figura 5.11(b) apresenta os resultados obtidos para condições de desequilíbrios intermediários às classes da SVM (condições de desequilíbrios ilustrados pela Tabela 5.1). A ideia da Figura 5.10 é comprovar o bom resultado do método estatístico, para vários casos de desequilíbrio (classes intermediárias, com aumento e redução da massa).

Figura 5.10 – Resultados obtidos com o método desenvolvido para diferentes condições de desequilíbrio.



(a) Desequilíbrio sob uma das pás e com magnitudes iguais às classes SVM.

(b) Desequilíbrio com magnitudes intermediárias às classes SVM.

Tabela 5.1 – Condições de desequilíbrio de massa em posições intermediárias as classes propostas na SVM.

Combinação	Pá 1	Pá 2	Pá 3
Combinação 1	+3%	+3%	-
Combinação 2	+3%	-	+3%
Combinação 3	-	+3%	+3%
Combinação 4	+5%	+2%	-
Combinação 5	+5%	-	+2%
Combinação 6	-	+5%	+2 %
Combinação 7	+2%	+5%	-
Combinação 8	+2%	-	+5%
Combinação 9	-	+2%	+5%
Combinação 10	+2.4%	-	-
Combinação 11	+2.8%	-	-
Combinação 12	-	+3.4%	-
Combinação 13	-	+3.8%	-
Combinação 14	-	-	+4.4%
Combinação 15	-	-	+4.8%

5.4 CONCLUSÃO

Com os resultados obtidos, é possível verificar que o método proposto foi capaz de recuperar a posição da magnitude do desequilíbrio de massa com boa precisão, mesmo na presença de uma grande variação na velocidade do vento e intensidade da turbulência. Além disso, comprovou-se que o desequilíbrio de massa no rotor influencia na velocidade de rotação da turbina eólica e a partir da média de 60 amostras (2 horas de armazenamento de dados), os resultados obtidos se aproximaram muito dos resultados reais.

6 CONCLUSÃO

6.1 CONCLUSÃO GERAL

Este trabalho descreve em detalhes um método para detectar a magnitude e a posição do desequilíbrio de massa no rotor de grandes turbinas eólicas. O método proposto usa PSD para processamento de sinais e SVM combinado com uma técnica estatística para classificar a magnitude do desequilíbrio. A velocidade estimada do rotor é o sinal de entrada, e é obtida através das correntes e tensões do PMSG. Isso reduz a necessidade de sensores adicionais. Para obter a posição angular do desequilíbrio, a flutuação da velocidade do rotor causada pelo desequilíbrio de massa é analisada e correlacionada à posição do azimute. Foi demonstrado que a SVM obteve acurácia acima de 84% e que o percentual de dados críticos foi de 2%, todos referentes à classe de desequilíbrio de 1%. Além disso, foi demonstrado que o método proposto pode detectar a posição angular e a magnitude do desequilíbrio equivalente, a partir de uma média de 55 amostras (tempo total simulado de aproximadamente 2 horas), para condições de intensidade de turbulência de 5 a 10%, velocidade média do vento de 12,5 a 24,5m/s e região 3 de operação da turbina eólica. Este método torna-se original por (i) empregar SVM para detectar desequilíbrio de massa do rotor para um problema multi classe, (ii) usando uma combinação de grandezas elétricas (correntes e tensões) como dados de entrada para a SVM. (iii) Obter um resultado intermediário de desequilíbrio de massa como relação as classes propostas para a SVM a partir de técnicas estatísticas, (iv) informar a posição angular do desequilíbrio de massa e, (v) verificar o comportamento da SVM em dados de velocidade estimada para diferentes intensidades de turbulência do vento. É preciso reconhecer que em medições com uma turbina eólica real, ruídos e falhas em outros subsistemas podem aparecer em 1p, e neste caso, o algoritmo proposto pode indicá-las como desequilíbrio de massa do rotor. Porém, o algoritmo proposto restringe os componentes de frequência não-1p e, isso pode reduzir a influência da aleatoriedade no sinal de interesse. Testes de campo devem ser realizados em pesquisas futuras para avaliar dificuldades não previstas na simulação numérica e, eventualmente, adequar os parâmetros para uso operacional.

6.2 TRABALHOS FUTUROS

Para dar continuidade ao trabalho desenvolvido, propõe-se para futuros trabalhos:

1. Combinar outros tipos de desequilíbrios (aerodinâmico por exemplo) com o método desenvolvido;

2. Aplicar técnicas de aprendizagem profunda para a classificação dos desequilíbrios e analisar o desempenho;
3. Aplicar técnicas de aprendizado não supervisionado e analisar o desempenho;
4. Aplicar o método desenvolvido em diferentes modelos de turbinas eólicas;
5. Substituir os dados de simulação por dados reais de uma turbina.

6.3 TRABALHOS PUBLICADOS

Durante o desenvolvimento da dissertação, alguns artigos com temas relacionados foram publicados em congressos e revista. São eles:

- HÜBNER, G. R. ; PINHEIRO, H. ; de SOUZA, C. E. ; FRANCHI, C. M. ; da ROSA, L. D. ; DIAS, J. P. Detection of mass imbalance in the rotor of wind turbines using Support Vector Machine. In: Renewable Energy, 2021.
- da ROSA, L. D. ; HÜBNER, G. R. ; FRANCHI, C. M. ; PINHEIRO, H. ; de SOUZA, C. E. ; Bortoluzzi, R. M. ; SCHAF, F. M. Detecção de desbalanceamento em aerogerador utilizando aprendizagem de máquina. In: Brazil Wind Power 2020, 2020, São Paulo. Anuário de Trabalhos Técnicos - BWP 2020, 2020.
- da ROSA, L. D. ; HÜBNER, G. R. ; FRANCHI, C. M. ; PINHEIRO, H. ; de SOUZA, C. E. ; DIAS, J. P. ; EKWARO-OSIRE, S. Wind Turbine Blade Mass Imbalance Detection Using Artificial Intelligence. In: Brazil Wind Power 2019, 2019, São Paulo. Anuário de Trabalhos Técnicos - BWP 2019, 2019.
- MORIM, R. B. ; CARNIELUTTI, F. M. ; ROSA, L. D. ; HÜBNER, G. R. ; FRANCHI, C. M. ; SOUZA, C. E. ; PINHEIRO, H. Analysis of Wind Turbine Power Generation with Individual Pitch Control. In: 2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America), 2019, Gramado. Anais do 2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America), 2019.

Além dos artigos publicados em congressos e revista, uma apresentação de resumo de trabalho foi realizada durante a Wind Energy Science Conference 2019 (WESC), Ireland. É ela:

- FRANCHI, C. M. ; ROSA, L. D. ; HÜBNER, G. R. ; PINHEIRO, H. ; SOUZA, C. E. ; DIAS, J. P. A Deep Learning Algorithm for Fault Imbalance Diagnostics in Wind Turbine Rotors Using Electrical Generator Signals. 2019.

REFERÊNCIAS

- BENNETT, K. P.; DEMIRIZ, A. Semi-supervised support vector machines. In: **Advances in Neural Information processing systems**. [S.l.: s.n.], 1999. p. 368–374.
- BERNARDES, T. et al. Discrete-time sliding mode observer for sensorless vector control of permanent magnet synchronous machine. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, IEEE, v. 61, n. 4, p. 1679–1691, 2013.
- BOLOGNANI, S.; ZIGLIOTTO, M.; ZORDAN, M. Extended-range pmsm sensorless speed drive based on stochastic filtering. **IEEE Transactions on Power Electronics**, IEEE, v. 16, n. 1, p. 110–117, 2001.
- BOSER, B. E.; GUYON, I. M.; VAPNIK, V. N. A training algorithm for optimal margin classifiers. In: ACM. **Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory**. [S.l.], 1992. p. 144–152.
- BOSSANYI, E. Wind turbine control for load reduction. **Wind Energy**, v. 6, p. 229–244, 07 2003.
- BURTON, T. et al. **Wind energy handbook**. [S.l.]: Wiley Online Library, 2001. v. 2.
- CHANG, C.-C.; LIN, C.-J. Libsvm: A library for support vector machines. **ACM transactions on intelligent systems and technology (TIST)**, Acm, v. 2, n. 3, p. 27, 2011.
- CHAPMAN, S. **Electric machinery fundamentals**. [S.l.]: Tata McGraw-Hill Education, 2005.
- CORREA-JULLIAN, C. et al. Assessment of deep learning techniques for prognosis of solar thermal systems. **Renewable Energy**, Elsevier, v. 145, p. 2178–2191, 2020.
- CORTES, C.; VAPNIK, V. Support-vector networks. **Machine learning**, Springer, v. 20, n. 3, p. 273–297, 1995.
- DYKES, K. L.; RINKER, J. **Windpact reference wind turbines**. [S.l.], 2018.
- Echoenergia. **O que é energia eólica offshore**. 2019. Disponível em: <<https://www.echoenergia.com.br/noticias/o-que-e-energia-eolica-offshore/#:~:text=A%20maior%20vantagem%20da%20gera%C3%A7%C3%A3o,de%20equipamentos%20de%20maior%20dimens%C3%A3o.&text=Outro%20ponto%20de%20destaque%20do,grau%20de%20aproveitamento%20dos%20aerogeradores>>. Acesso em: 03 march. 2021.
- ELFORJANI, M. Diagnosis and prognosis of real world wind turbine gears. **Renewable Energy**, Elsevier, v. 147, p. 1676–1693, 2020.

- ELFORJANI, M.; SHANBR, S. Prognosis of bearing acoustic emission signals using supervised machine learning. **IEEE Transactions on industrial electronics**, IEEE, v. 65, n. 7, p. 5864–5871, 2017.
- FADAEINEDJAD, R.; MOALLEM, M.; MOSCHOPOULOS, G. Simulation of a wind turbine with doubly fed induction generator by fast and simulink. **IEEE Transactions on energy conversion**, IEEE, v. 23, n. 2, p. 690–700, 2008.
- FANTINO, R.; SOLSONA, J.; BUSADA, C. Nonlinear observer-based control for pmsg wind turbine. **Energy**, Elsevier, v. 113, p. 248–257, 2016.
- FILHO, C. J. V.; VIEIRA, R. P. Pole placement design methodology of back-emf adaptive observer for sensorless pmsm drives. **Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, Springer, v. 31, n. 1, p. 84–93, 2020.
- GAO, Q. et al. A novel wind turbine fault diagnosis method based on intergral extension load mean decomposition multiscale entropy and least squares support vector machine. **Renewable energy**, Elsevier, v. 116, p. 169–175, 2018.
- Global Wind Energy Council. **Global offshore wind report 2020**. 2020. Disponível em: <<https://gwec.net/global-offshore-wind-report-2020/>>. Acesso em: 11 november. 2020.
- _____. **Global Wind Report 2019**. 2020. Disponível em: <<https://gwec.net/global-wind-report-2019/>>. Acesso em: 31 march. 2020.
- GONG, X.; QIAO, W. Imbalance fault detection of direct-drive wind turbines using generator current signals. **IEEE Transactions on energy conversion**, IEEE, v. 27, n. 2, p. 468–476, 2012.
- HASELBACH, P. U.; BITSCHKE, R. D.; BRANNER, K. The effect of delaminations on local buckling in wind turbine blades. **Renewable Energy**, Elsevier, v. 85, p. 295–305, 2016.
- HEIER, S. **Grid integration of wind energy: onshore and offshore conversion systems**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2014.
- HSU, C.-W.; LIN, C.-J. A comparison of methods for multi-class support vector machines. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 13, n. 2, p. 415–425, March 2002.
- HUNG, J. Y.; GAO, W.; HUNG, J. C. Variable structure control: A survey. **IEEE transactions on industrial electronics**, IEEE, v. 40, n. 1, p. 2–22, 1993.
- INSTRUMENTS, N. Understanding fft and windowing. White Pap In, 2015.
- INTERNATIONAL-ELECTROTECHNICAL-COMMISSION et al. Iec 61400-13 wind turbines–part 13: Measurement of mechanical loads, 2015-12. 2015.
- JAHNKE, P. Machine learning approaches for failure type detection and predictive maintenance. **Technische Universität Darmstadt**, v. 19, 2015.

- JIANG, D.; LIU, C. Machine condition classification using deterioration feature extraction and anomaly determination. **IEEE Transactions on Reliability**, IEEE, v. 60, n. 1, p. 41–48, 2011.
- JIMÉNEZ, A. A. et al. Linear and nonlinear features and machine learning for wind turbine blade ice detection and diagnosis. **Renewable energy**, Elsevier, v. 132, p. 1034–1048, 2019.
- JOHANSSON, V. et al. Value of wind power—implications from specific power. **Energy**, Elsevier, v. 126, p. 352–360, 2017.
- JONKMAN, B.; JONKMAN, J. Fast v8. 16.00 a-bjj. **National Renewable Energy Laboratory**, 2016.
- JONKMAN, B.; KILCHER, L. Turbsim users guide: version 1.06. 00. **National Renewable Energy Laboratory: Golden, CO, USA**, 2012.
- JONKMAN, B. J.; JR, M. L. B. **TurbSim user’s guide**. [S.l.], 2006.
- JONKMAN, J. M. **Modeling of the UAE Wind Turbine for Refinement of FAST {_} AD**. [S.l.], 2003.
- JONKMAN, J. M.; JR, M. L. B. et al. Fast users guide. **Golden, CO: National Renewable Energy Laboratory**, v. 365, p. 366, 2005.
- JR, L. M. Repair of wind turbine blades: Review of methods and related computational mechanics problems. **Renewable energy**, Elsevier, 2019.
- KINGMA, D. P. et al. Semi-supervised learning with deep generative models. In: **Advances in neural information processing systems**. [S.l.: s.n.], 2014. p. 3581–3589.
- KOCH, G. et al. Sensorless technique applied to pmsg of wecs using sliding mode observer. In: IEEE. **2015 IEEE 13th Brazilian Power Electronics Conference and 1st Southern Power Electronics Conference (COBEP/SPEC)**. [S.l.], 2015. p. 1–6.
- KRAUSE, P. C. et al. **Analysis of electric machinery and drive systems**. [S.l.]: Wiley Online Library, 2002. v. 2.
- KUSNICK, J.; ADAMS, D. E.; GRIFFITH, D. T. Wind turbine rotor imbalance detection using nacelle and blade measurements. **Wind Energy**, Wiley Online Library, v. 18, n. 2, p. 267–276, 2015.
- LAKS, J. H.; PAO, L. Y.; WRIGHT, A. D. Control of wind turbines: Past, present, and future. In: IEEE. **2009 american control conference**. [S.l.], 2009. p. 2096–2103.
- LEITE, G. d. N. P.; ARAÚJO, A. M.; ROSAS, P. A. C. Prognostic techniques applied to maintenance of wind turbines: a concise and specific review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier, v. 81, p. 1917–1925, 2018.

- LI, Y.; LIU, S.; SHU, L. Wind turbine fault diagnosis based on gaussian process classifiers applied to operational data. **Renewable energy**, Elsevier, v. 134, p. 357–366, 2019.
- MALIK, H.; MISHRA, S. Application of probabilistic neural network in fault diagnosis of wind turbine using fast, turbsim and simulink. **Procedia Computer Science**, Elsevier, v. 58, p. 186–193, 2015.
- _____. Artificial neural network and empirical mode decomposition based imbalance fault diagnosis of wind turbine using turbsim, fast and simulink. **IET Renewable Power Generation**, IET, v. 11, n. 6, p. 889–902, 2016.
- _____. Proximal support vector machine (psvm) based imbalance fault diagnosis of wind turbine using generator current signals. **Energy Procedia**, Elsevier, v. 90, p. 593–603, 2016.
- MÁRQUEZ, F. P. G. et al. Condition monitoring of wind turbines: Techniques and methods. **Renewable Energy**, Elsevier, v. 46, p. 169–178, 2012.
- MARSLAND, S. **Machine learning: an algorithmic perspective**. [S.l.]: Chapman and Hall/CRC, 2014.
- MENDOZA, I. et al. **Power performance test report for the US department of energy 1.5-megawatt wind turbine**. [S.l.], 2015.
- MORIM, R. B. et al. Controle individual de passo para turbinas eólicas utilizando controlador adaptativo. Universidade Federal de Santa Maria, 2019.
- REIS, J. L. et al. Coordenação de isolamento para surtos de frente rápida utilizando o método da densidade espectral de energia. 2013.
- ROBERTS, D. These huge new wind turbines are a marvel. they are also the future. **Vox**, **May**, v. 20, 2019.
- RUSZCZYŃSKI, A. P.; RUSZCZYNSKI, A. **Nonlinear optimization**. [S.l.]: Princeton university press, 2006. v. 13.
- SCHÖLKOPF, B. et al. **Learning with kernels: support vector machines, regularization, optimization, and beyond**. [S.l.]: MIT press, 2002.
- SECRETARIAT, R. Renewables 2020 global status report. **Rep. Paris: REN12**, 2020.
- SHALEV-SHWARTZ, S.; BEN-DAVID, S. **Understanding machine learning : from theory to algorithms**. [s.n.], 2014. ISBN 9781107057135 1107057132. Disponível em: <http://www.worldcat.org/search?qt=worldcat_org_all&q=9781107057135>.
- Shawe-Taylor, J.; Cristianini, N. On the generalization of soft margin algorithms. **IEEE Transactions on Information Theory**, v. 48, n. 10, p. 2721–2735, Oct 2002. ISSN 0018-9448.

- SHENG, X. et al. Blade aerodynamic asymmetry fault analysis and diagnosis of wind turbines with doubly fed induction generator. **Journal of Mechanical Science and Technology**, Springer, v. 31, n. 10, p. 5011–5020, 2017.
- STETCO, A. et al. Machine learning methods for wind turbine condition monitoring: A review. **Renewable energy**, Elsevier, v. 133, p. 620–635, 2019.
- STOICA, P.; MOSES, R. L. et al. Spectral analysis of signals. Pearson Prentice Hall Upper Saddle River, NJ, 2005.
- TANG, B. et al. Fault diagnosis for a wind turbine transmission system based on manifold learning and shannon wavelet support vector machine. **Renewable Energy**, Elsevier, v. 62, p. 1–9, 2014.
- UTKIN, V. I. Sliding mode control design principles and applications to electric drives. **IEEE transactions on industrial electronics**, IEEE, v. 40, n. 1, p. 23–36, 1993.
- VAPNIK, V. et al. Support vector method for function approximation, regression estimation and signal processing. In: **Advances in neural information processing systems**. [S.l.: s.n.], 1997. p. 281–287.
- WALATKA, P. P. et al. Fast user guide. 1994.
- WANG, J. et al. An integrated fault diagnosis and prognosis approach for predictive maintenance of wind turbine bearing with limited samples. **Renewable Energy**, Elsevier, v. 145, p. 642–650, 2020.
- YANG, W.; LIU, C.; JIANG, D. An unsupervised spatiotemporal graphical modeling approach for wind turbine condition monitoring. **Renewable energy**, Elsevier, v. 127, p. 230–241, 2018.
- YONGGANG, L. et al. Blade mass imbalance fault diagnosis using rotor and stator current based on coordinate transformation and hed. In: **IEEE. 2016 IEEE 8th International Power Electronics and Motion Control Conference (IPEMC-ECCE Asia)**. [S.l.], 2016. p. 987–992.
- ZENG, J.; SONG, B. Research on experiment and numerical simulation of ultrasonic de-icing for wind turbine blades. **Renewable Energy**, Elsevier, v. 113, p. 706–712, 2017.
- ZHU, X. et al. Semi-supervised learning using gaussian fields and harmonic functions. In: **Proceedings of the 20th International conference on Machine learning (ICML-03)**. [S.l.: s.n.], 2003. p. 912–919.

APÊNDICES

Apêndice A – Séries temporais de vento - Turbsim

As simulações de vento realizadas com o Turbsim são compostas de uma componente de velocidade média do vento, somada a uma componente de flutuação aleatória. A seguir, são ilustradas as equações que representam o vento para as dimensões "x" e "y",

$$\begin{cases} v_x = V_{xmed}^- + v'_x \\ v_y = V_{ymed}^- + v'_y \end{cases} \quad (A.1)$$

onde v_x e v_y são as velocidades do vento para as dimensões x e y, V_{xmed}^- e V_{ymed}^- representam as velocidades médias do vento e v'_x e v'_y as parcelas de flutuação turbulenta do vento. A intensidade da turbulência do vento é, portanto, uma relação entre o desvio padrão da velocidade do vento e sua velocidade média e pode ser calculada através de

$$TI = \frac{100\sigma}{V_{med}^-} \quad (A.2)$$

onde σ é o desvio padrão da intensidade do vento e V_{med}^- é a velocidade média do vento.

Para calcular as velocidades médias do vento ao longo da altura do rotor, utiliza-se a equação

$$v(\bar{z}) = V_{med}^- \left(\frac{z}{H_{rotor}} \right)^{PLExp} \quad (A.3)$$

onde, $v(\bar{z})$ é a velocidade média do vento para a altura "z", " H_{rotor} " é a altura do centro do rotor e " $PLExp$ " é o expoente usado para definir o perfil do vento.

O cálculo para as velocidades médias do vento ao longo da altura também pode ser obtida através de

$$v(\bar{z}) = V_{med}^- \frac{\ln(z/Z_0)}{\ln(H_{\bar{v}}/Z_0)}, \quad (A.4)$$

onde $H_{\bar{v}}$ é a altura para a velocidade média do vento (V_{med}^-) e Z_0 é a altura da rugosidade da superfície, onde a velocidade do vento é nula e assume-se um perfil de vento vertical logarítmico.

O modelo de turbulência considerado nas simulações para o desenvolvimento do trabalho é conhecido como modelo Kaimal IEC, onde o espectro nas 3 componentes é representado pela equação

$$S_k(f) = \frac{4\sigma_k^2 L_k / V_{med}^-}{\left(1 + 6f L_k / V_{med}^-\right)^{5/3}}, \quad (A.5)$$

sendo $k = u, v$ e w , u é a coordenada longitudinal alinhada com o vento, v é a coordenada transversal a u e w é a componente vertical, f é a frequência cíclica e L_K é obtida através

da equação

$$L_k = \begin{cases} 8,1\Lambda_U, & k = u \\ 2,7\Lambda_U, & k = v \\ 0,66\Lambda_U, & k = w \end{cases} \quad (\text{A.6})$$

onde Λ_U é obtida através da relação mínima representada em

$$\Lambda_U = 0,7\min(60m, H_{rotor}). \quad (\text{A.7})$$

Os desvios-padrões para as coordenadas v e w são obtidos através da equação

$$\begin{aligned} \sigma_v &= 0,8\sigma_u \\ \sigma_w &= 0,5\sigma_u \end{aligned} \quad (\text{A.8})$$

A Tabela A.1 ilustra os parâmetros considerados para a geração de séries temporais de vento no trabalho desenvolvido.

Tabela A.1 – Parâmetros para simulações de séries temporais do vento.

Parâmetro	Grandeza
Intensidade de Turbulência (TI)	5 a 10%
Velocidade média do vento (V_{med})	12,5 a 24,5m/s
Altura do rotor (H_{rotor})	84m
Expoente do perfil do vento (PLExp)	0,2
Altura da velocidade média do vento ($H_{\bar{v}}$)	84m
Altura da rugosidade da superfície (Z_0)	0,03m
Modelo de Turbulência	IEC Kaimal

Apêndice B – Modelo aerodinâmico - FAST

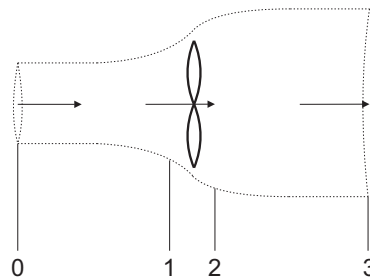
B.1 PRINCÍPIOS BÁSICOS DE AERODINÂMICA

De acordo com (JONKMAN, 2003), a lei da conservação de massa pode ser descrita pela equação

$$A_0V_0 = A_1V_1 = A_2V_2 = A_3V_3, \quad (\text{B.1})$$

onde A_i é a área da secção, V_i é a velocidade do vento e $i = 0,1,2$ e 3 , conforme as posições representadas na Figura B.1.

Figura B.1 – Princípio da conservação de massa.



Fonte: Adaptado de (JONKMAN, 2003).

A partir da equação B.1, pode-se obter a equação do empuxo no rotor, representado por

$$T = \rho A_0 V_0^2 - \rho A_3 V_3^2, \quad (\text{B.2})$$

onde ρ é a densidade do ar. O empuxo no rotor também pode ser obtido através da diferença de pressão entre as posições 2 e 1, conforme representado pela equação

$$T = (p_2 - p_1)A, \quad (\text{B.3})$$

onde A é a área de varredura do rotor.

Para simplificação dos cálculos, considera-se que a velocidade do vento na posição do rotor do aerogerador (V) é a média da velocidade do vento entre as posições 0 e 3, conforme representado pela equação

$$V = \frac{V_3 + V_0}{2}. \quad (\text{B.4})$$

A partir dessa consideração e para facilitar a representação das equações, é calculado um fator "a" conforme a equação

$$a = \frac{V_0 - V}{V_0}. \quad (\text{B.5})$$

A seguir, utiliza-se as equações B.2 e B.5 para a obtenção da nova equação do empuxo

no rotor (causado pela diferença de pressão entre as posições anterior e posterior ao rotor do aerogerador), representada por

$$T = \frac{1}{2} \rho A V_0^2 4a(1 - a). \quad (\text{B.6})$$

A potência do vento extraída pelo rotor é representada por

$$P = \frac{1}{2} \rho A V_0^3 4a(1 - a)^2. \quad (\text{B.7})$$

A partir da potência, é obtido o coeficiente de potência C_p , do qual representa a relação entre a energia extraída pela turbina com relação a energia disponível no vento, ilustrada pela equação

$$C_p = \frac{2P}{\rho A V_0^3}. \quad (\text{B.8})$$

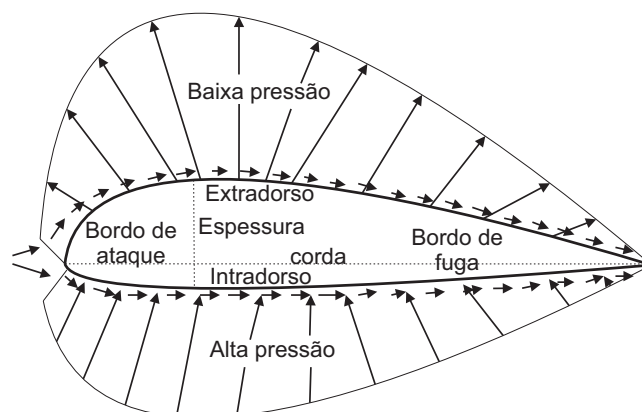
Segundo (JONKMAN, 2003), o máximo valor de C_p (ou seja, C_{pmax}) é 0,59.

B.2 GEOMETRIA DAS PÁS

As ideias apresentadas na seção a cima são teorias simplificadas da aerodinâmica, apropriadas para determinadas aplicações. Entretanto, para análise da aerodinâmica de aerogeradores, não considera aspectos importantes, como por exemplo as características geométricas das pás.

Uma pá de aerogerador pode ser formada por diferentes aerofólio. Um aerofólio é uma seção transversal da pá, onde em função de sua geometria, cria um diferencial de pressão entre o extradorso e o intradorso, quando o vento flui por ele. Em função desse diferencial de pressão, surge uma força (conhecida como força de sustentação) que o coloca em movimento. A Figura B.2 ilustra algumas das terminologias de um aerofólio e a diferença de pressão entre o extradorso e o intradorso.

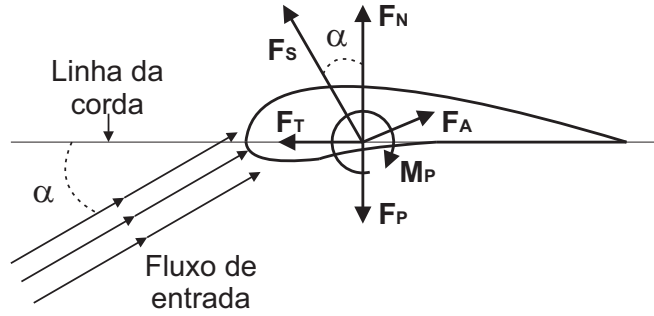
Figura B.2 – Terminologias dos aerofólios.



Fonte: Adaptado de (JONKMAN, 2003).

Além da força de sustentação (F_S), outras forças também surgem no aerofólio, como por exemplo a força peso (F_P), arrasto (F_A), tangencial (F_T) e normal (F_N) e todas são ilustradas na Figura B.3. O momento de *pitch* (M_P) também é ilustrado.

Figura B.3 – Forças que atuam no aerofólio.



Fonte: Adaptado de (JONKMAN, 2003).

A partir da Figura B.3, torna-se possível calcular a relação entre essas forças, conforme as equações B.9-B.12

$$F_N = F_S \cos(\alpha) + F_A \sin(\alpha), \quad (\text{B.9})$$

$$F_T = F_S \sin(\alpha) - F_A \cos(\alpha), \quad (\text{B.10})$$

$$F_S = F_N \cos(\alpha) + F_T \sin(\alpha), \quad (\text{B.11})$$

$$F_A = F_N \sin(\alpha) - F_T \cos(\alpha), \quad (\text{B.12})$$

onde α é o ângulo entre o sentido do fluxo e a linha da corda do aerofólio.

As forças também são representadas por coeficientes, conforme representado nas equações B.13-B.16

$$C_N = \frac{2F_N}{\rho V_{rel}^2 c}, \quad (\text{B.13})$$

$$C_T = \frac{2F_T}{\rho V_{rel}^2 c}, \quad (\text{B.14})$$

$$C_S = \frac{2F_S}{\rho V_{rel}^2 c}, \quad (\text{B.15})$$

$$C_A = \frac{2F_A}{\rho V_{rel}^2 c}, \quad (\text{B.16})$$

onde " c " é a corda do aerofólio e " V_{rel} " é a velocidade do fluxo no aerofólio da qual pode

ser obtida através de

$$V_{rel} = \frac{V_0(1-a)}{\sin(\theta)}, \quad (\text{B.17})$$

sendo θ o ângulo resultante da soma entre o ângulo α , o ângulo de *pitch* coletivo (θ_P) e o ângulo de torção da pá (θ_T). O coeficiente de momento do *pitch* pode ser obtido através de

$$C_M = \frac{2F_A}{\rho V_{rel}^2 c^2}. \quad (\text{B.18})$$

Por fim, o empuxo diferencial (dT) e o conjugado diferencial (dQ) são obtidos a partir de

$$dT = F_S \cos(\theta) + F_A \sin(\theta), \quad (\text{B.19})$$

$$dQ = F_S \sin(\theta) - F_A \cos(\theta). \quad (\text{B.20})$$

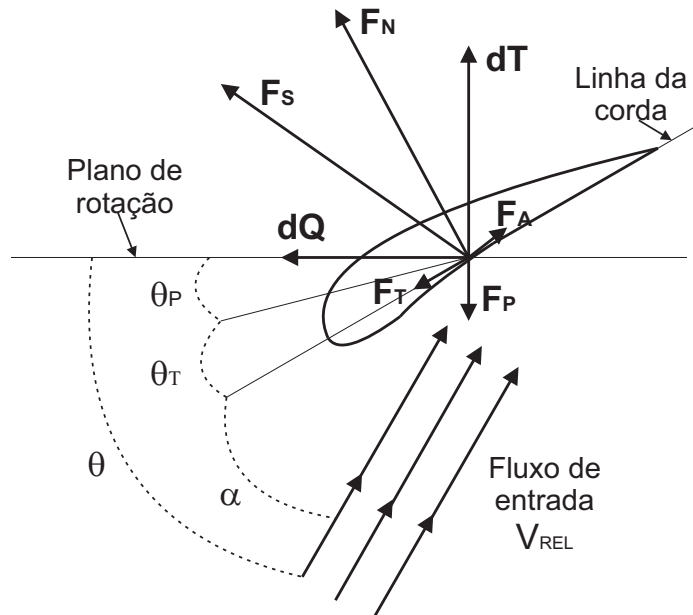
Após algumas manipulações matemáticas, dT e dQ são obtidos por

$$dT = \frac{1}{2} B \rho V_{rel}^2 [C_S \cos(\theta) + C_A \sin(\theta)] c dr, \quad (\text{B.21})$$

$$dQ = \frac{1}{2} B \rho V_{rel}^2 [C_S \sin(\theta) - C_A \cos(\theta)] c r dr, \quad (\text{B.22})$$

onde B é o número de pás do aerogerador, " r " é o raio de varredura do rotor e " dr " é um pequeno segmento desse raio. A Figura B.4 ilustra o sentido das forças atuantes sobre o aerofólio e os ângulos necessários para os cálculos.

Figura B.4 – Empuxo e conjugado diferenciais atuando sobre o aerofólio.

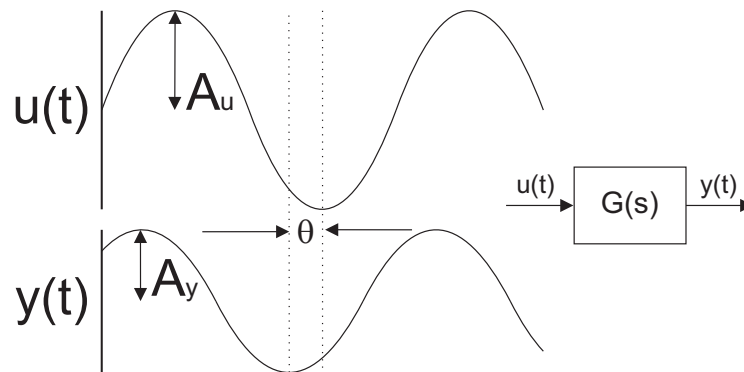


Fonte: Adaptado de (JONKMAN, 2003).

Apêndice C – Resposta em Frequência

A resposta em frequência é uma técnica que permite estimar um modelo linear de um sistema a partir de entradas senoidais. Em regime permanente, é aplicado ao sistema um conjunto de dados de entrada conhecido, formado por sinais em uma faixa de frequências (sinal *sweep*). O modelo do sistema é obtido através da relação entre esse sinal de saída com relação a entrada. Por exemplo, para uma entrada $u(t) = A_u \sin(\omega t)$, obtém-se um sinal de saída $y(t) = A_y \sin(\omega t + \theta)$. A Figura C.1 ilustra esses sinais de entrada e saída.

Figura C.1 – Modelo obtido por resposta em frequência



O modelo $G(s)$ é obtido através da transformada de Laplace de $u(t)$ e $y(t)$ e é representado pela Equação

$$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)}, \quad (\text{C.1})$$

onde

$$|G(s)| = |G(j\omega)| = \frac{A_y}{A_u} \quad (\text{C.2})$$

e

$$\theta = \angle \frac{Y(j\omega)}{U(j\omega)} = \tan^{-1} \left(\frac{\text{Im}[G(j\omega)]}{\text{Re}[G(j\omega)]} \right) \quad (\text{C.3})$$

Apêndice D – Densidade espectral de energia e densidade espectral de potência

Além dos conceitos básicos sobre o funcionamento dos aerogeradores, fez-se necessário o estudo de técnicas de processamento de dados. De modo geral, os sistemas de monitoramento de condições trabalham com grandes quantidades de dados e técnicas que revelam a periodicidade dos sinais podem contribuir com a análise da condição do aerogerador. A periodicidade pode ser analisada no domínio da frequência. A densidade espectral de energia (ESD do inglês *Energy Spectrum Density*) e a densidade espectral de potência (PSD do inglês *Power Spectrum Density*) realizam a transformada do sinal do domínio do tempo para o domínio da frequência. A ESD fornece a distribuição de energia nas componentes espectrais de frequência de um sinal. É uma técnica empregada em processos determinísticos. De acordo com (REIS et al., 2013), a ESD utiliza os princípios da Transformada de Fourier, descrita pela equação

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt, \quad (\text{D.1})$$

onde $f(t)$ é o sinal contínuo no domínio do tempo e $F(\omega)$ é o sinal no domínio da frequência de $f(t)$. A Transformada inversa de Fourier de um tempo contínuo, é obtida através da equação

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega)e^{j\omega t} d(\omega), \quad (\text{D.2})$$

possibilitando obter o sinal no domínio do tempo, a partir do sinal no domínio da frequência.

A Transformada de Fourier também é aplicável para sinais discretizados, através da utilização da equação

$$F(k) = \sum_{n=0}^{n=N-1} f(n)e^{-j\left(\frac{2\pi nk}{N}\right)}, \quad (\text{D.3})$$

onde N é o número de amostras de um sinal finito, $f(n)$ é o sinal discretizado no domínio do tempo, k é o número de componentes de frequência do sinal discretizado.

De acordo com (STOICA; MOSES et al., 2005), a densidade espectral de energia é obtida através da equação

$$S(\omega) = |F(\omega)|^2. \quad (\text{D.4})$$

A partir de manipulações matemáticas com as Equações (D.1)-(D.4), obtém-se a equação

$$\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} S(\omega)d\omega = \int_{-\infty}^{\infty} |f(t)|^2 dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} |F(\omega)|^2 d\omega. \quad (\text{D.5})$$

A Equação D.5 é conhecida como Teorema de Parseval e seu equacionamento mostra que a energia total de um sinal pode ser obtida mediante a soma de sua energia no domínio do tempo ou no domínio da frequência (STOICA; MOSES et al., 2005). Em função de $S(\omega)$ mostrar a distribuição da energia no espectro da frequência, esta é chamada de densidade

espectral de energia. A densidade de energia ($S(\omega)$) também pode ser obtida através da autocorrelação de um sinal finito no tempo ou no número de amostras.

Para os casos de processo estocástico, utiliza-se a técnica da PSD. Isso ocorre porque conforme (STOICA; MOSES et al., 2005), sinais randômicos analisados sob perspectiva discreta, não possuem energia finita. Entretanto, possuem potência média finita, possibilitando obter a densidade espectral de potência média. A função que descreve então a densidade espectral de potência discretizada, é representada por

$$\phi(\omega) = \sum_{n=0}^{n=N-1} r(k) e^{-j\left(\frac{2\pi nk}{N}\right)}, \quad (\text{D.6})$$

onde $r(k)$ é a função da autocovariância de $f(t)$. A autocovariância também é conhecida como a covariância de um sinal em dois instantes diferentes e é obtida através de

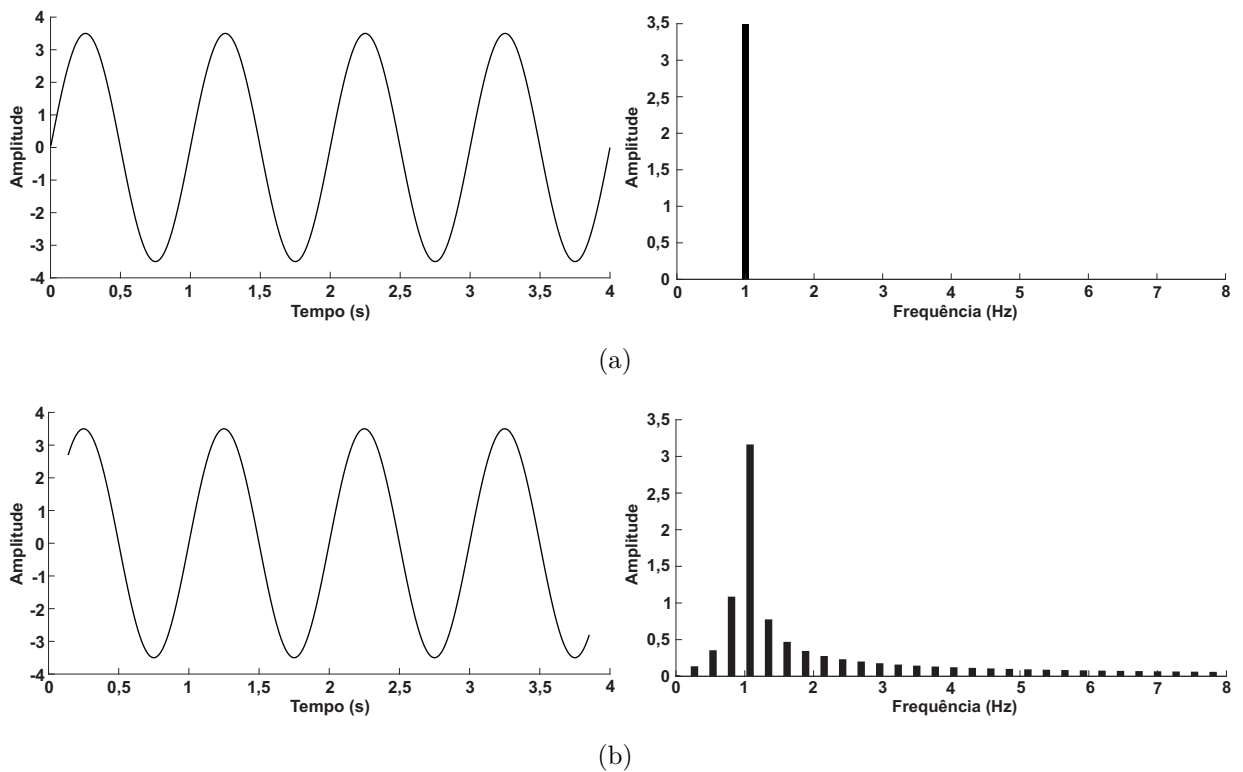
$$r(k) = \text{Cov}(f(k), f(k+n)). \quad (\text{D.7})$$

A.1 PROCESSO DE JANELAMENTO

A Transformada de Fourier e demais técnicas que derivam desta (como a PSD por exemplo), são ferramentas muito utilizadas em processamento de sinais. De modo geral, essas técnicas funcionam muito bem para sinais com número infinito de amostras. Entretanto, na prática, a conversão no domínio do sinal é realizada com um conjunto de número finito de pontos e por consequência, utiliza um número de ciclos não inteiro do sinal. Quando o número de ciclos é não inteiro, a técnica da transformada entende que há uma descontinuidade entre a parte inicial e final do sinal. Essa descontinuidade provoca um efeito chamado de "vazamento espectral", onde a energia de uma frequência "vaza" para as demais frequências (INSTRUMENTS, 2015).

Para compreender melhor o efeito, a Figura D.1 compara um sinal com número de ciclos inteiro em relação a um não inteiro. Ao lado esquerdo, encontram-se os gráficos no domínio do tempo e ao lado direito, encontra-se os respectivos sinais no domínio da frequência.

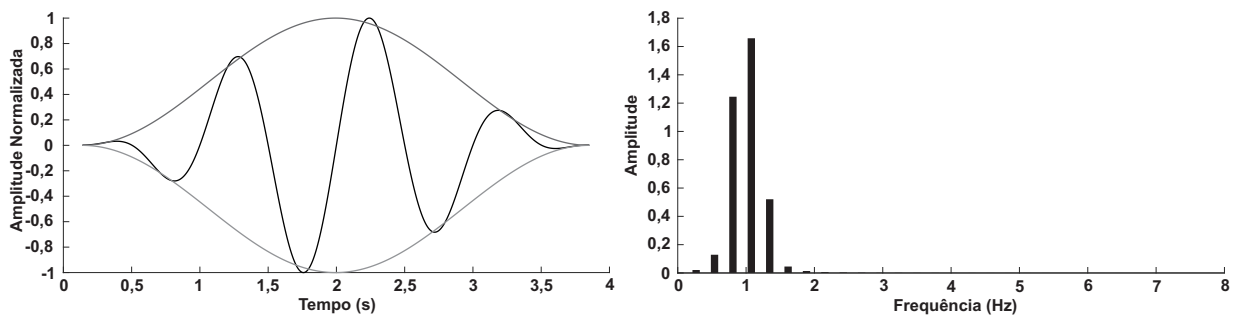
Figura D.1 – Sinais no domínio do tempo e da frequência (a) Período inteiro (b) Período não inteiro.



Para reduzir os efeitos do vazamento espectral, aplica-se a técnica do janelamento. Essa técnica consiste em aplicar uma função de janelamento de comprimento finito em uma amostra finita do sinal. Há várias funções de janelamento, porém, de modo geral, elas são caracterizadas pela variação suave e gradual em direção a zero nas bordas. O resultado disso é a redução da descontinuidade nas bordas do sinal (INSTRUMENTS, 2015). A Equação D.8 exemplifica uma função de janelamento, conhecida como janelamento de Hann. A Figura D.2 ilustra o comportamento gráfico da função janelamento e seus efeitos quando aplicados em uma janela do sinal com período não inteiro.

$$\omega_{Hann}(n) = \frac{1}{2} \left(1 - \cos \left(\frac{2\pi n}{N-1} \right) \right) \quad (D.8)$$

Figura D.2 – Sinal não inteiro no domínio do tempo e da frequência com uso da técnica de janelamento.



Percebe-se na Figura D.2 que a descontinuidade do sinal no domínio do tempo é reduzida e o vazamento de energia das frequências é restrita as componentes vizinhas da frequência do sinal.

Apêndice E – Máquina de vetores de suporte SVM

Conforme (MARSLAND, 2014), aprendizado de máquina consiste em adaptar ou modificar ações realizadas pela máquina de tal forma que possa ser medida a precisão dessas ações e comparadas com o grau de precisão aceitável. Essa técnica tem crescido muito em especial nas últimas décadas e isso se deve ao fato do desenvolvimento computacional, cujos cálculos e processamento passaram a ser realizados em maior volume e velocidade.

Outros fatores que contribuíram com a ascensão do aprendizado de máquina diz respeito a reinterpretação dessa técnica como sendo aprendizado estatístico e o desenvolvimento de ferramentas capazes de realizar a mineração de dados de bancos massivos (MARSLAND, 2014). Considerando que a ação de aprender deve-se ao fato de melhorar em alguma tarefa através da prática, conclui-se que há várias maneiras desse processo ocorrer, dependendo das situações e condições submetidas. Para tanto, (MARSLAND, 2014) classifica diferentes métodos de aprendizado.

Aprendizado Supervisionado: Um conjunto de dados é fornecido junto de sua classificação, de forma a dar exemplos dos tipos de classe.

Aprendizado Não Supervisionado: As respostas não são fornecidas, mas ao invés disso, o algoritmo tenta encontrar padrões e semelhanças entre as entradas de forma a agrupá-las em conjuntos e categorizá-las.

Aprendizado por Reforço: O aprendizado é realizado através da informação de quando o algoritmo está certo ou errado, com punições e recompensas em função de seus erros e acertos.

Aprendizado por Evolução: A evolução biológica é considerada um tipo de aprendizado, onde os organismos se adaptam para sobreviverem.

(BENNETT; DEMIRIZ, 1999),(ZHU et al., 2003) e (KINGMA et al., 2014) descrevem em seus trabalhos, uma quinta categoria de aprendizado, chamada de semi supervisionada, onde parte dos dados possuem classificação e outra parte não. Muito utilizada quando se tem poucos dados com classificação e exige-se muito esforço ou recurso para se obter mais.

Em função de vários trabalhos com problemas de classificação aderirem a técnica de aprendizado por máquinas de vetores de suporte (SVM), optou-se por fazer um estudo mais aprofundado referente a essa abordagem.

B.1 MÁQUINA DE VETOR DE SUPORTE

Conforme (CHANG; LIN, 2011), Máquinas de vetores de suporte é um método popular de aprendizado de máquinas, utilizado para classificações, regressões e outras tarefas de aprendizado. Essa técnica foi desenvolvida originalmente para classificações binárias mas com os avanços da tecnologia e um estudo mais aprofundado na matemática, desenvolveu-se para problemas de multi classes (HSU; LIN, 2002).

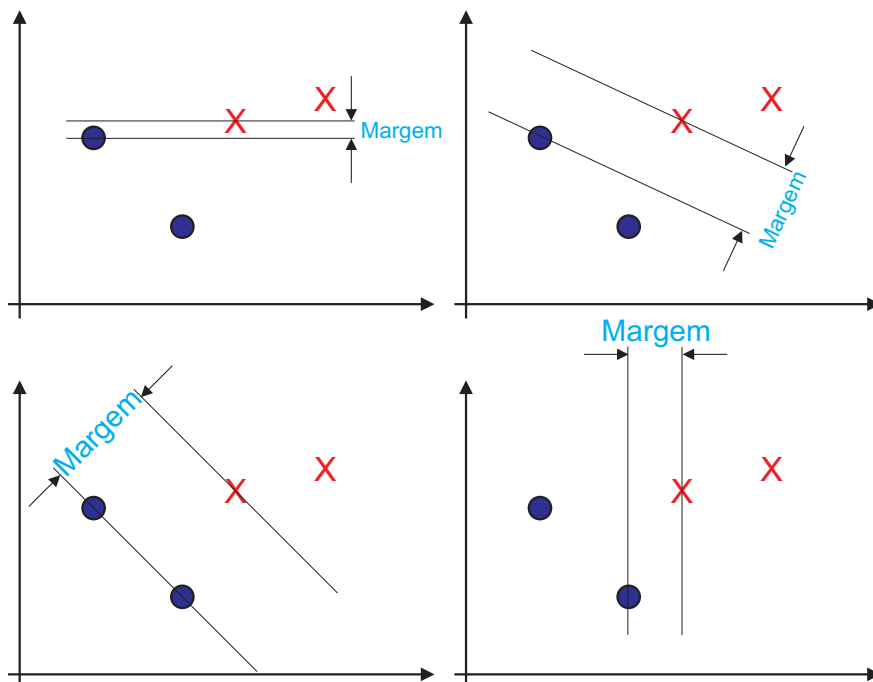
(VAPNIK et al., 1997) acrescenta que o método de vetores de suporte resolve problemas de estimação de funções multidimensionais. Inicialmente foi desenvolvido para resolver problemas de reconhecimento de padrões e tem como objetivo encontrar a ótima separação dos dados através da utilização de técnicas de minimização.

Para melhor abordagem e desenvolvimento das técnicas utilizadas pela SVM, faz-se necessário a conceituação de alguns elementos importantes para esse tipo de aprendizado de máquina.

Hiperplano: Conceituado pela geometria como sendo uma generalização a todos os tipos de planos nas diversas dimensões. Importante em aplicações de máquina de vetores de suporte por ser responsável por realizar a classificação dos dados.

Margem: Distância entre os hiperplanos que realizam a separação das amostras. A Figura E.1 ilustra as diferentes margens, conforme o hiperplano escolhido.

Figura E.1 – Margens da SVM.



Fonte: Autor.

Vetores de Suporte: São as amostras de dados responsáveis por ajustar os hiperplanos,

de forma a realizar a classificação das amostras.

B.1.1 SVMs Lineares

A primeira formulação para resolução de problemas de classificação foi inicialmente realizada para problemas linearmente separáveis (BOSER; GUYON; VAPNIK, 1992). Posteriormente a essa, foram desenvolvidas técnicas capazes de solucionar problemas mais gerais (CORTES; VAPNIK, 1995). No momento inicial, será abordada a matemática utilizada para tratarmos de problemas lineares, após isso, na sequência dos outros subcapítulos, serão abordadas técnicas para resoluções de problemas não lineares.

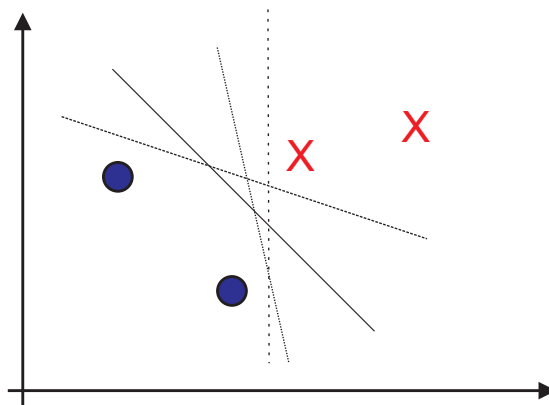
B.1.1.1 SVM com Margens Rígidas

Sendo $S = (\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_m, y_m)$ um conjunto de dados de treinamento, onde cada $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^d$ e $y_i \in \pm 1$, diz-se que esse conjunto de dados é linearmente separável se existe um hiperplano $(\boldsymbol{\omega}, b)$, tal que $y_i = \text{sign}(\langle \boldsymbol{\omega}, \mathbf{x}_i \rangle + b)$ para todos i (SHALEV-SHWARTZ; BEN-DAVID, 2014). Pode-se reescrever essa condição conforme a Equação E.1

$$\forall i \in [m], y_i(\langle \boldsymbol{\omega}, \mathbf{x}_i \rangle + b) > 0. \quad (\text{E.1})$$

Analisando a Figura E.2, cujas amostras são linearmente separáveis, objetiva-se encontrar um hiperplano capaz de separar o conjunto de dados. Conforme pode ser observado, há diversas maneiras de separar os dados sem haver algum erro.

Figura E.2 – Hiperplanos de separação das classes.



Fonte: Autor.

Mediante a grande quantidade de possibilidades de separação das amostras, a ideia central da técnica dos vetores de suporte é encontrar o melhor hiperplano, capaz de separar

as amostras, cuja margem é maximizada.

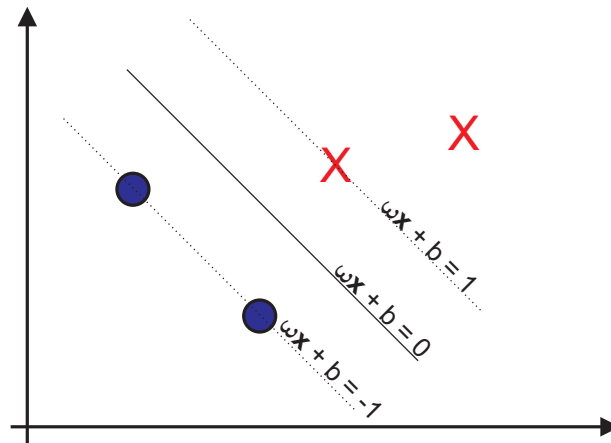
Sabe-se que a Equação E.2 representa o hiperplano de separação entre os dados de entrada. Portanto, as Inequações E.3 e E.4 realizam a separação linear correspondente a cada tipo de amostra conforme ilustrado na Figura E.3. Em caso de amostras correspondentes aos vetores de suporte, as Inequações E.3 e E.4 se transformam em Equações e as expressões possuem magnitude exata de 1 ou -1 dependendo a qual classe pertence.

$$g1(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\omega}\mathbf{x} + b = 0. \quad (\text{E.2})$$

$$g2(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\omega}\mathbf{x} + b \geq 1. \quad (\text{E.3})$$

$$g3(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\omega}\mathbf{x} + b \leq -1. \quad (\text{E.4})$$

Figura E.3 – Margens ótimas de separação.



Fonte: Autor.

As Inequações E.3 e E.4 também podem ser representadas pela expressão E.5 e resumidas em uma única Inequação E.6 pertencente ao conjunto de dados $[m]$.

$$\begin{cases} \boldsymbol{\omega}\mathbf{x}_i + b \geq +1 & \text{se } \mathbf{y}_i = +1. \\ \boldsymbol{\omega}\mathbf{x}_i + b \leq -1 & \text{se } \mathbf{y}_i = -1. \end{cases} \quad (\text{E.5})$$

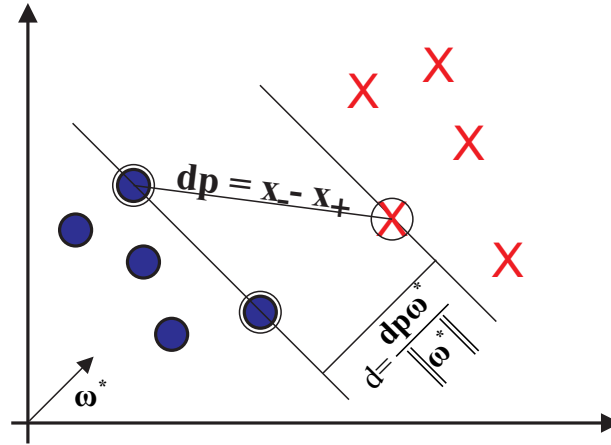
$$\mathbf{y}_i(\boldsymbol{\omega}\mathbf{x}_i + b) - 1 \geq 0, \forall (\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i) \in [m] \quad (\text{E.6})$$

Após a obtenção da expressão de restrição relacionada a dados linearmente separáveis descrita anteriormente, faz-se necessário o desenvolvimento da função matemática responsável por modelar a distância entre as margens da qual deseja-se maximizar. Para tanto, é de grande importância a compreensão de conceitos relacionados a álgebra linear.

A Figura E.4 ilustra graficamente um conjunto de dados em um plano \mathbb{R}^2 . Para

o caso do exemplo, as amostras com círculos ao redor representam os vetores de suporte, responsáveis pela obtenção da maior margem de separação entre os dados e, ω^* representa um vetor ótimo, cuja direção aponta para a perpendicular do plano ótimo, do qual separa as amostras.

Figura E.4 – Distância da margem.



Fonte: Autor.

Conforme pode ser observado na Figura E.4 e descrita pela Equação E.7, o vetor \vec{dp} representa a distância entre dois vetores de suporte. Dessa maneira, a distância da margem é obtida pela Equação E.8.

$$dp = x_- - x_+ \tag{E.7}$$

$$d = dp \frac{\omega^*}{\|\omega^*\|} \tag{E.8}$$

Aplicando a Equação E.5 na Equação E.8 para os vetores de suporte e realizando as manipulações necessárias, a Equação que descreve a distância da margem é dada por:

$$d = \frac{2}{\|\omega^*\|} \tag{E.9}$$

Sendo assim, com o auxílio de manipulações matemáticas para facilitar a resolução do problema, conclui-se que para a obtenção da maior margem do hiperplano, deve-se maximizar a Equação E.9, ou de forma dual, minimizar a Equação E.10, havendo como restrição a Equação E.6.

$$\frac{\|\omega\|^2}{2} \tag{E.10}$$

Conforme (SCHÖLKOPF et al., 2002), esse é um tipo de problema de otimização convexa com restrição e isso garante um único mínimo global. Para resolver problemas

assim, utiliza-se técnicas com multiplicadores de Lagrange. A Equação a ser minimizada, construída sobre os padrões de uma função custo de Lagrange passa a ser representada por:

$$L(\boldsymbol{\omega}, b, \boldsymbol{\lambda}) = \frac{\|\boldsymbol{\omega}\|^2}{2} - \sum_{k=1}^N \lambda_k (\mathbf{y}_k(\boldsymbol{\omega}\mathbf{x}_k + b) - 1) \quad (\text{E.11})$$

Para resolvermos o problema de otimização através de métodos numéricos, considerou-se as seguintes condições de regularidade impostas pelo método de Karush Kuhn Tucker (KKT) (RUSZCZYŃSKI; RUSZCZYNSKI, 2006):

Estacionaridade:

$$\nabla f(\mathbf{x}^*) - \sum_{k=1}^N \lambda_k \nabla g_k(\mathbf{x}^*) = 0 \quad (\text{E.12})$$

Viabilidade Primal:

$$g_k(\mathbf{x}^*) \geq 0 \text{ para } k=1,2,\dots,N \quad (\text{E.13})$$

Viabilidade Dual:

$$\lambda_k \geq 0 \text{ para } k=1,2,\dots,N \quad (\text{E.14})$$

Folga Complementar:

$$\lambda_k g_k(\mathbf{x}^*) = 0 \text{ para } k=1,2,\dots,N \quad (\text{E.15})$$

Utilizou-se o método de KKT devido a familiaridade que se tem com o método e também por resolver problemas de otimização com restrições de igualdade e inequações. Manipulando a função custo descrita pela Equação E.11, consegue-se visualizar as condições de KKT citadas anteriormente e aplicadas para o problema de interesse:

Estacionaridade:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\omega}} = \boldsymbol{\omega} - \sum_{k=1}^N \lambda_k \mathbf{x}_k \mathbf{y}_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} = \sum_{k=1}^N \lambda_k \mathbf{y}_k = 0 \end{cases} \quad (\text{E.16})$$

Viabilidade Primal:

$$(\mathbf{y}_k(\boldsymbol{\omega}\mathbf{x}_k + b) - 1) \geq 0 \text{ para } k=1,2,\dots,N \quad (\text{E.17})$$

Viabilidade Dual:

$$\lambda_k \geq 0 \text{ para } k=1,2,\dots,N \quad (\text{E.18})$$

Folga Complementar:

$$\lambda_k(\mathbf{y}_k(\boldsymbol{\omega}\mathbf{x}_k + b) - 1) = 0 \text{ para } k=1,2,\dots,N \quad (\text{E.19})$$

Em muitos casos, as condições de estacionaridade são implementadas dentro da própria função custo, para essas situações, objetiva-se encontrar o máximo da Equação E.20 de modo que atenda as demais restrições.

$$L = \sum_{k=1}^N \lambda_k - \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_k \lambda_j \mathbf{x}_k \mathbf{x}_j \mathbf{y}_k \mathbf{y}_j \quad (\text{E.20})$$

B.1.2 SVM Linearmente Não Separável

A formulação descrita anteriormente atende problemas de caráter linearmente separáveis. Entretanto, a técnica conhecida como margem suave pode ser considerada como uma derivação das regras de margens rígidas e podem ser aplicadas para dados linearmente não separáveis (SHALEV-SHWARTZ; BEN-DAVID, 2014).

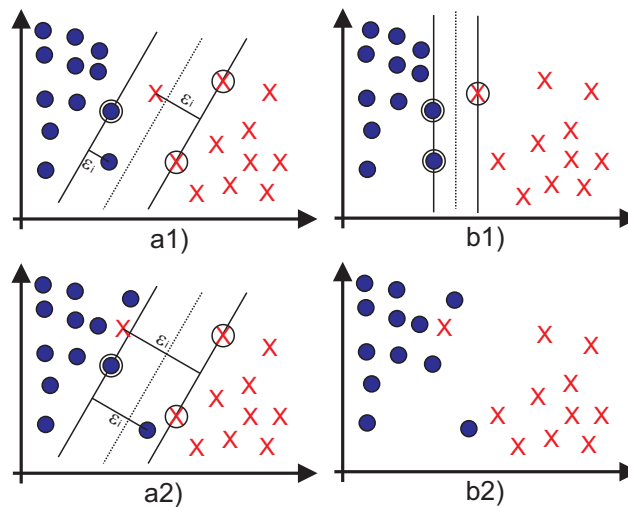
B.1.2.1 SVM com Margens Suaves

A restrição antes descrita pela Equação E.6 é reformulada, introduzindo variáveis de folga não negativas " ξ ", onde ξ é a medida de quanto a constante da Equação E.17 está sendo violada. O problema é modelado conforme a Equação E.21, onde objetiva-se obter o mínimo, considerando as mesmas restrições anteriormente descritas.

$$\begin{cases} L(\boldsymbol{\omega}, b, \boldsymbol{\xi}) = \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + C \sum_{k=1}^N \xi_k \\ \mathbf{y}_k(\boldsymbol{\omega}\mathbf{x}_k + b) \geq 1 - \xi_k, & \xi_k \geq 0 \end{cases} \quad (\text{E.21})$$

O parâmetro de compensação "C" é responsável pelo equilíbrio relativo entre o controle da perda e a regularização da função. Quanto menor o parâmetro "C", enfatiza-se o aumento da margem. Quanto maior o parâmetro "C", maior a penalização relacionada aos erros e por consequência, maiores as chances de viciar o treinamento de dados e causar *overfitting* (Shawe-Taylor; Cristianini, 2002). A Figura E.5 ilustra a diferença dos resultados obtidos entre margens rígidas e margens suaves para um dado conjunto de dados.

Figura E.5 – a) Margens suaves b) Margens rígidas.



Fonte: Autor.

Comparando os gráficos da primeira linha da Figura E.5, percebe-se que a1 possui um pequeno erro de treinamento causado pela variável de folga ξ e que o treinamento realizado com margens rígidas do gráfico b1 descreve um hiperplano de separação com erro nulo para o conjunto de amostras. Entretanto, na segunda linha de gráficos, apesar da existência de um pequeno erro de treinamento, a margem suave consegue realizar a separação das amostras. Por outro lado, a margem rígida não consegue resolver o problema por se tratar de amostras linearmente não separáveis.

B.1.2.2 Técnica do Kernel

Outro método de separação de dados linearmente não separáveis é conhecido como "Técnica do Kernel", da qual consiste em modificar as características dos dados de forma a tornar separável. A solução parte da ideia de aplicar uma função $\psi(x_i)$ nos dados de entrada (SHALEV-SHWARTZ; BEN-DAVID, 2014). Há várias funções kernel, dentre essas, pode-se destacar:

Kernel da Função Polinomial com grau "d":

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (1 + \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j)^d \quad (\text{E.22})$$

Kernel da Função sigmoide com parâmetros k e δ :

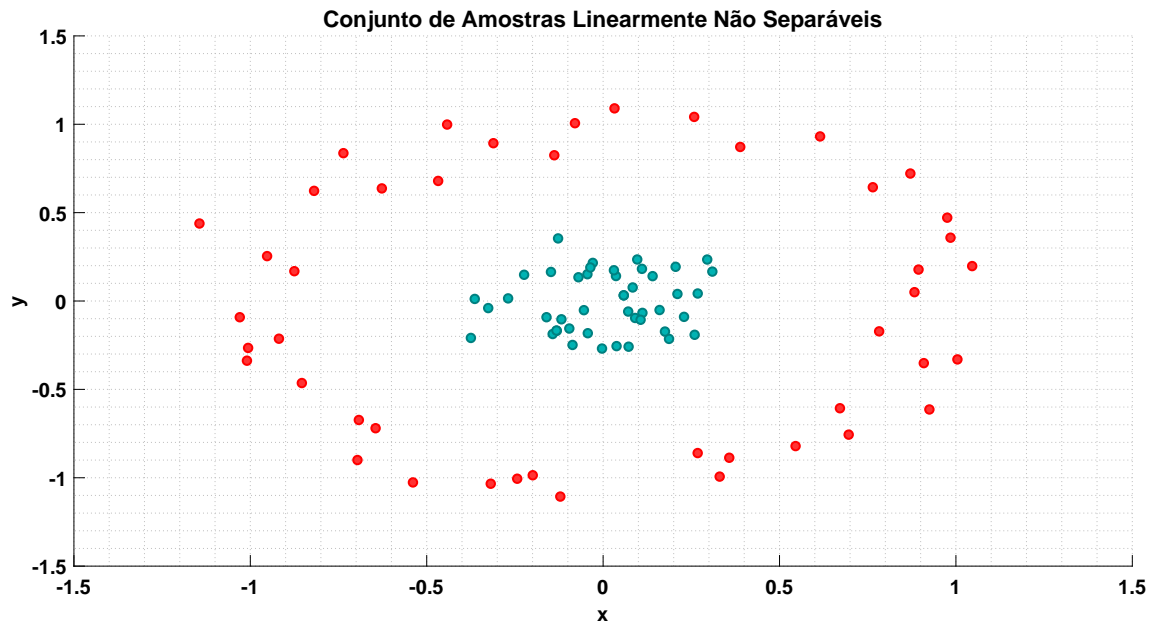
$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \tanh(k\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j - \delta) \quad (\text{E.23})$$

Kernel da Função de Base Radial com parâmetro σ :

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^2 / 2\sigma^2) \quad (\text{E.24})$$

Para melhor visualização dos procedimentos, observa-se o conjunto de dados da Figura E.6.

Figura E.6 – Conjunto de dados linearmente não separáveis.



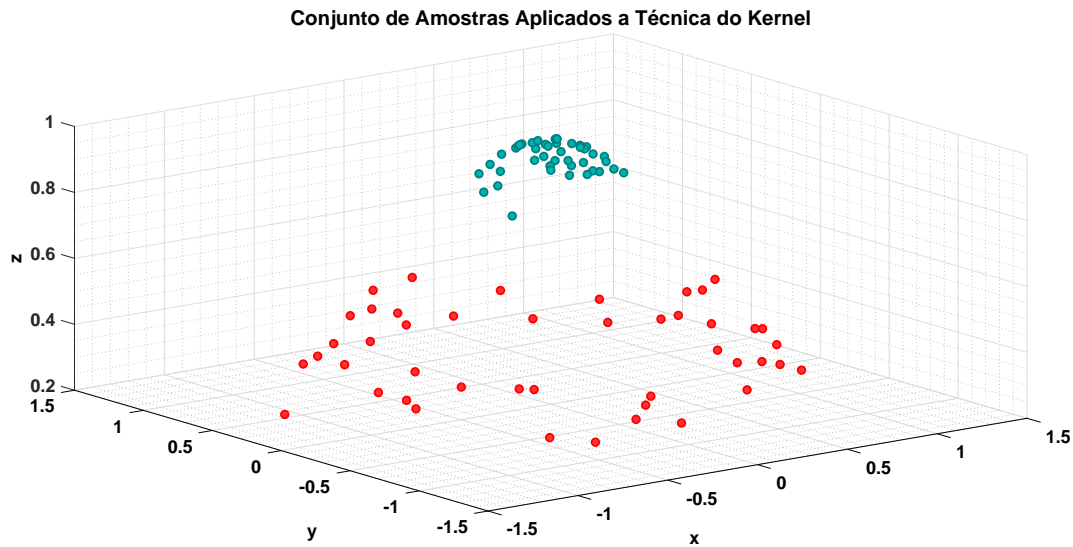
Fonte: Autor.

Como pode ser observado, o conjunto de dados da Figura E.6 não é linearmente separável. Após aplicarmos a técnica do Kernel para uma função descrita por:

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-(\mathbf{x}_i^2 + \mathbf{x}_j^2) / 2\sigma^2) \quad (\text{E.25})$$

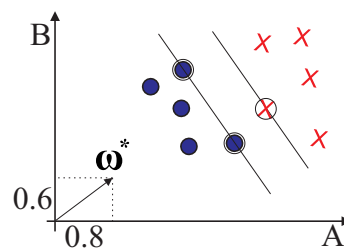
Pode-se observar a nova distribuição dos dados na Figura E.7, tornando possível a separação das amostras a partir de um plano linear.

Figura E.7 – Conjunto de dados aplicado a técnica do Kernel.



B.1.3 Vetor Ótimo

Conforme comentado anteriormente, o vetor ótimo ω^* aponta para o sentido perpendicular ao hiperplano ótimo de separação entre as classes. Com base nisso, pode-se afirmar que o grau de importância de uma característica no processo de separação entre as classes, está diretamente associado com a projeção do vetor ótimo ω^* em relação ao eixo da característica. Por exemplo, obtido o vetor ótimo ω^* que possui sentido perpendicular ao hiperplano ótimo de separação entre duas classes, ambas com características "A" e "B" conforme ilustrado pela Figura E.8. Percebe-se que o vetor ótimo ω^* possui uma projeção de 0,8 com relação a característica "A" e 0,6 com relação a característica "B". Portanto, a característica "A" possui um peso maior e por consequência é mais relevante no processo de separação das classes.

Figura E.8 – Projeção do vetor ótimo ω^* .

Como mencionado anteriormente, a SVM foi inicialmente desenvolvido para classificações de problemas binários, entretanto há dois modos de construção do algoritmo em caso de multi classificação. O modo "um contra o resto" ("OvR" do inglês *one vs*

rest) onde é construído um classificador que separa cada classe de todas as classes restantes e o modo "um contra o outro" ("OvO" do inglês *one vs one*) onde é construído um classificador que separa uma classe de outra individual.

A SVM possui algumas métricas responsáveis por medir o desempenho do programa de aprendizado de máquina. A acurácia é a métrica estatística que fornece a porcentagem de acertos do algoritmo com relação ao número total de testes. O "recall" é a medida estatística que fornece a porcentagem de acertos de cada classe com relação ao número total de amostras das respectivas classes. A "precisão" é semelhante ao "recall", entretanto apresenta a porcentagem de acertos de cada classe com relação ao número total de amostras que a SVM classificou como pertencente a classe. O "f1_score" é a média harmônica entre o "recall" e a "precisão".

Todas essas métricas apresentadas no parágrafo anterior estão relacionadas apenas aos dados de teste da SVM, entretanto é possível analisar algumas métricas da SVM com relação aos dados de treinamento. A métrica de "validação cruzada" é um exemplo, onde os dados de treinamento são divididos em um número "n" de partições. A SVM é treinada com um número "n-1" de partições e as amostras da partição restante são utilizadas para teste. A acurácia da SVM é então medida. O processo é feito até todas as "n" partições serem utilizadas uma vez como teste. A média de todas as acurácias obtidas é chamada de "Pontuação de Treino" e o desvio padrão dessas acurácias também é analisado. Uma "Pontuação de Treino" alta e um desvio padrão baixo são bons indicadores de uma SVM bem estruturado, pois significa que a quantidade de acertos médio da SVM foi alta e as acurácias das diferentes partições foram próximas uma das outras sem muitas variações para os mesmos valores de hiperparâmetros utilizados. A Figura E.9 ilustra o processo de validação cruzada para 5 partições.

Figura E.9 – Processo de validação cruzada para 5 partições.

Banco de Dados					
Dados Treino					Dados Teste
	Conj. 1	Conj. 2	Conj. 3	Conj. 4	Conj. 5
Iteração 1	Conj. 1	Conj. 2	Conj. 3	Conj. 4	Conj. 5
Iteração 2	Conj. 1	Conj. 2	Conj. 3	Conj. 4	Conj. 5
Iteração 3	Conj. 1	Conj. 2	Conj. 3	Conj. 4	Conj. 5
Iteração 4	Conj. 1	Conj. 2	Conj. 3	Conj. 4	Conj. 5
Iteração 5	Conj. 1	Conj. 2	Conj. 3	Conj. 4	Conj. 5

Apêndice F – Código SVM para Dados Linearmente Separáveis

```

clear all
clc

xp = [4 3 5;3 4 5]; % Amostras Positivas
xn = [2 1 0;1 2 0]; % Amostras Negativas
x = [xp xn];
y = [1 1 1 -1 -1 -1]; % Classe das Amostras

%% plota o gráfico das amostras

scatter(xp(1,:),xp(2,:), 'o');
hold on;
scatter(xn(1,:),xn(2,:), 'd');
hold on;

%%
H = (y'*y).*(x'*x);

vet = 1*ones(length(y),1);
A=[H y'; y 0];
R = [vet;0];
al_b = ones(length(y)+1,1);
n_pos = 0;
n_neg = 0;

%% Verifica os índices positivos e negativos de y
k=1;
p=1;
for i =1:length(y)
    if y(i) == 1
        ind_pos(k) = i;
        n_pos = n_pos+1;
        k=k+1;
    elseif y(i) == -1
        ind_neg(p) = i;
        n_neg = n_neg+1;
    end
end

```

```

        p=p+1;
    end
end

%% Cria matriz de todas as possibilidades
k=1;
for j =1:length(ind_neg)
    for g =1:length(ind_pos)
        for h =1:length(ind_pos)
            if g<h
                mat_pos_pos(k,:) = [ind_pos(g) ind_pos(h) ind_neg(j)];
                k=k+1;
            end
        end
    end

    end
end

k=1;
for j =1:length(ind_pos)
    for g =1:length(ind_neg)
        for h =1:length(ind_neg)
            if g<h
                mat_pos_neg(k,:) = [ind_pos(j) ind_neg(g) ind_neg(h)];
                k=k+1;
            end
        end
    end

    end
end

matriz_pos = [mat_pos_pos;mat_pos_neg];

%% testa todas as possibilidades da matriz
funcao_comp=-1000;

for i=1:length(matriz_pos)
    A_1 = A([matriz_pos(i,:)],[matriz_pos(i,:)]);

```

```
A_1 = [A_1 y([matriz_pos(i, :)])']; y([matriz_pos(i, :)]) 0];
al_b = inv(A_1)*[R([matriz_pos(i, :)]);0];
al_t = zeros(1, length(y));
al_t([matriz_pos(i, :)]) = [al_b(1) al_b(2) al_b(3)];
LL2 = 0;
for m=1:length(y)
    LL2 = LL2 + al_t(m);
    for h=1:length(y)
        LL2 = LL2 - (1/2)*(al_t(m)*al_t(h)*y(m)*y(h)*x(:,m)'*x(:,h));
    end
end
end

if al_b(1)>=0 && al_b(2)>=0 && al_b(3)>=0 && LL2 > funcao_comp
    alpha_oficial = zeros(1, length(y));
    alpha_oficial([matriz_pos(i, :)]) = [al_b(1) al_b(2) al_b(3)];
    funcao_comp = LL2;
end
end

%% testar todas as possibilidades para dois vetores
```


ANEXOS

Anexo A – Arquivo principal Turbsim

TurbSim Input File. Valid for TurbSim v1.50, 25-Sep-2009.
Sample **input** file for 1.5 MW Baseline.

-----Runtime Options-----		
238573	RandSeed1	– First random seed
"RanLux"	RandSeed2	– Second random seed
False	WrBHHTP	– Generates RootName.bin
False	WrFHHTP	– Generates RootName.dat
False	WrADHH	– Generates RootName.hh
True	WrADFF	– Generates Rootname.bts
True	WrBLFF	– Generates RootName.wnd
False	WrADTWR	– Generates RootName.twr
False	WrFMITFF	– Generates RootName.u/.v/.w
False	WrACT	– Generates RootName.cts
True	Clockwise	– Clockwise rotation looking downwind?
0	ScaleIEC	– Scale IEC turbulence models
-----Turbine/Model Specifications-----		
7	NumGrid_Z	– Vertical grid -point matrix dimension
7	NumGrid_Y	– Horizontal grid -point matrix dimension
0.005	TimeStep	– Time step [s]
650	AnalysisTime	– Length of analysis time series [s]
650	UsableTime	– Usable length of output time series [s]
84.2876	HubHt	– Hub height [m]
80	GridHeight	– Grid height [m]
80	GridWidth	– Grid width [m]
0	VFlowAng	– Vertical mean flow (uptilt) angle [degrees]
0	HFlowAng	– Horizontal mean flow (skew) angle [degrees]
-----Meteorological Boundary Conditions-----		
"IECKAI"	TurbModel	– Turbulence model
"1-ED3"	IECstandard	– Number of IEC 61400-x standard
"10"	IECturbc	– IEC turbulence characteristic
"NIM"	IEC_WindType	– IEC turbulence type
DEFAULT	ETMc	– IEC Extreme Turbulence Model "c" parameter [m/s]
DEFAULT	WindProfileType	– Wind profile type

84	RefHt	– Height of the reference wind speed [m]
12	URef	– Mean wind speed at the reference height [m/s]
DEFAULT	ZJetMax	– Jet height [m]
DEFAULT	PLExp	– Power law exponent [–]
DEFAULT	Z0	– Surface roughness length [m]

—————Non-IEC Meteorological Boundary Conditions—————

DEFAULT	Latitude	– Site latitude [degrees]
0.05	RICH_NO	– Gradient Richardson number
DEFAULT	UStar	– Friction or shear velocity [m/s]
DEFAULT	ZI	– Mixing layer depth [m] (or "DEFAULT")
DEFAULT	PC_UW	– Hub mean u'w' Reynolds stress
DEFAULT	PC_UV	– Hub mean u'v' Reynolds stress
DEFAULT	PC_VW	– Hub mean v'w' Reynolds stress
DEFAULT	IncDec1	– u-component coherence parameters
DEFAULT	IncDec2	– v-component coherence parameters
DEFAULT	IncDec3	– w-component coherence parameters
DEFAULT	CohExp	– Coherence exponent (or "DEFAULT")

—————Coherent Turbulence Scaling Parameters—————

"Y:\Wind\Archive\Public\Projects\KH_Billow\EventData"

CTEventPath – Name of the **path** where event data files are located

"Random" CTEventFile – Type of event files ("LES", "DNS", or "RANDOM")

true Randomize – Randomize the disturbance scale and locations?

1.0 DistScl – Disturbance scale

0.5 CTLy – Fractional location of tower centerline from right to left side of the dataset.

0.5 CTLz – Fractional location of hub height from the bottom of the dataset.

30.0 CTStartTime – Minimum start time **for** coherent structures in RootName.cts [seconds]

Anexo B – Arquivo principal FAST

FAST v8.16.* INPUT FILE

FAST Certification Test #13: WindPACT 1.5 MW Baseline with many DOFs with VS and VP and FF turbulence.

SIMULATION CONTROL

False Echo – Echo **input** data to <RootName>.ech (**flag**)
 "FATAL" AbortLevel – Error level when simulation should abort
 (string) {"WARNING", "SEVERE", "FATAL"}

180 TMax – Total run time (s)
 0.005 DT – Recommended module time step (s)
 2 InterpOrder – Interpolation order **for input/output**
 time history (-) {1=linear, 2=quadratic}

0 NumCrctn – Number of correction iterations (-)
 {0=explicit calculation, i.e., no corrections}

99999 DT_UJac – Time between calls to **get** Jacobians (s)
 1E+06 UJacScfFact – Scaling factor used in Jacobians (-)

FEATURE SWITCHES AND FLAGS

1 CompElast – Compute structural dynamics (switch)
 {1=ElastoDyn; 2=ElastoDyn + BeamDyn **for** blades}

1 CompInflow – Compute inflow wind velocities (switch)
 {0=still air; 1=InflowWind; 2=external from OpenFOAM}

1 CompAero – Compute aerodynamic loads (switch)
 {0=None; 1=AeroDyn v14; 2=AeroDyn v15}

1 CompServo – Compute control and electrical-drive dynamics
 (switch) {0=None; 1=ServoDyn}

0 CompHydro – Compute hydrodynamic loads (switch)
 {0=None; 1=HydroDyn}

0 CompSub – Compute sub-structural dynamics (switch)

{0=None; 1=SubDyn}

0 CompMooring – Compute mooring system (switch)

{0=None; 1=MAP++; 2=FEAMooring; 3=MoorDyn; 4=OrcaFlex}

0 CompIce – Compute ice loads (switch)

{0=None; 1=IceFloe; 2=IceDyn}

INPUT FILES

"WP_Baseline/Test13_ElastoDyn.dat" EDFile – Name of file containing ElastoDyn **input** parameters (quoted string)

"unused" BDBldFile(1) – Name of file containing BeamDyn **input** parameters **for** blade 1 (quoted string)

"unused" BDBldFile(2) – Name of file containing BeamDyn **input** parameters **for** blade 2 (quoted string)

"unused" BDBldFile(3) – Name of file containing BeamDyn **input** parameters **for** blade 3 (quoted string)

"WP_Baseline/WP_Baseline_InflowWind_12mps.dat" InflowFile
– Name of file containing inflow wind **input** parameters (quoted string)

"WP_Baseline/WP_Baseline_AeroDyn_Dynin.dat" AeroFile – Name of file containing aerodynamic **input** parameters (quoted string)

"WP_Baseline/Test13_ServoDyn.dat" ServoFile – Name of file containing control and electrical-drive **input** parameters (quoted string)

"unused" HydroFile – Name of file containing hydrodynamic **input** parameters (quoted string)

"unused" SubFile – Name of file containing sub-structural **input** parameters (quoted string)

"unused" MooringFile – Name of file containing mooring system **input** parameters (quoted string)

"unused" IceFile – Name of file containing ice **input** parameters (quoted string)

OUTPUT

True SumPrint – Print summary data to "<RootName>.sum" (**flag**)
 1 SttsTime – Amount of time between screen status messages (s)

99999 ChkptTime – Amount of time between creating checkpoint files **for** potential restart (s)

0.05 DT_Out – Time step **for** tabular output (s)
 (or "default")

60 TStart – Time to begin tabular output (s)
 1 OutFileFmt – Format **for** tabular (time-marching) output file (switch) {1: **text** file [<RootName>.out], 2: binary file [<RootName>.outb], 3: both}

True TabDelim – Use tab delimiters in **text** tabular output file? (**flag**) {uses spaces **if** false}

"ES10.3E2" OutFmt – Format used **for text** tabular output, excluding the time channel. Resulting field should be 10 characters.
 (quoted string)

LINEARIZATION

False Linearize – Linearization analysis (**flag**)
 2 NLinTimes – Number of times to linearize (-) [≥ 1]
 [unused **if** Linearize=False]

30, 60 LinTimes – List of times at **which** to linearize(s)
 [1 to NLinTimes] [unused **if** Linearize=False]

1 LinInputs – Inputs included in linearization (switch)
 {0=none; 1=standard; 2=**all** module inputs (debug)} [unused **if** Linearize=False]

1 LinOutputs – Outputs included in linearization (switch)

{0=none; 1=from OutList(s); 2=**all** module outputs (debug)}
 [unused **if** Linearize=False]

False LinOutJac – Include **full** Jacobians in linearization output
 (for debug) (**flag**) [unused **if** Linearize=False; used only **if**
 LinInputs=LinOutputs=2]

False LinOutMod – Write module-level linearization output files
 in addition to output for **full** system? (**flag**) [unused **if**
 Linearize=False]

VISUALIZATION

0 WrVTK – VTK visualization data output: (switch)
 {0=none; 1=initialization data only; 2=animation}

2 VTK_type – Type of VTK visualization data: (switch)
 {1=surfaces; 2=basic meshes (lines/points); 3=**all** meshes (debug)}
 [unused **if** WrVTK=0]

false VTK_fields – Write **mesh** fields to VTK data files? (**flag**)
 {true/false} [unused **if** WrVTK=0]

15 VTK_fps – Frame rate for VTK output (frames per second)
 {will use closest integer multiple of DT} [used only **if** WrVTK=2]