

Universidade Federal da Paraíba
Centro de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica
Mestrado - Doutorado

**USO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL COM
FUNÇÃO DE BASE RADIAL PARA CONTROLE
DA VELOCIDADE DO ROTOR EM TURBINA
EÓLICA**

por

Tássio Alessandro Borges da Silva

Tese submetida à Universidade Federal da Paraíba para obtenção
do título de Doutor

TASSIO ALESSANDRO BORGES DA SILVA

**USO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL COM
FUNÇÃO DE BASE RADIAL PARA CONTROLE
DA VELOCIDADE DO ROTOR EM TURBINA
EÓLICA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal da Paraíba, em cumprimento às exigências para obtenção do Título de Doutor.

Orientador: Prof. Dr. Francisco Antônio Belo

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

S586u Silva, Tassio Alessandro Borges da.

USO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL COM FUNÇÃO DE BASE RADIAL
PARA CONTROLE DA VELOCIDADE DO ROTOR EM TURBINA EÓLICA
/ Tassio Alessandro Borges da Silva. - João Pessoa,
2018.

139 f. : il.

Orientação: Francisco Antônio Belo.
Tese (Doutorado) - UFPB/CT.

1. Turbina Eólica. 2. Redes Neurais. 3. Controle do
ângulo das pás. 4. Atenuação de Cargas. I. Belo,
Francisco Antônio. II. Título.

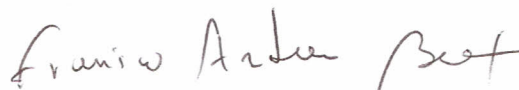
UFPB/BC

USO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL COM FUNÇÃO DE BASE RADIAL PARA CONTROLE DE VELOCIDADE DO ROTOR EM TURBINA EÓLICA

por

Tássio Alessandro Borges da Silva

Tese aprovada em 23 de agosto de 2018



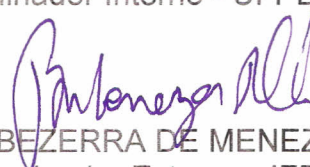
Prof. Dr. FRANCISCO ANTONIO BELO
Orientador - UFPB



Prof. Dr. ABEL CAVALCANTE LIMA FILHO
Examinador Interno - UFPB



Prof. Dr. MARCELO CAVALCANTI RODRIGUES
Examinador Interno - UFPB



Prof. Dr. JOSÉ BEZERRA DE MENEZES FILHO
Examinador Externo - IFPB



Prof. Dr. ALBERDAN SANTIAGO DE AQUINO
Examinador Externo - IFPB

USO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL COM FUNÇÃO DE BASE RADIAL PARA CONTROLE DA VELOCIDADE DO ROTOR EM TURBINA EÓLICA

RESUMO

O crescente uso da energia eólica exige que as turbinas eólicas sejam mais confiáveis e eficientes e possuam uma maior de vida útil. Os controladores das turbinas eólicas possuem um papel importante na regulação de diversos parâmetros, porém controladores tradicionais se limitam a controlar a velocidade do rotor, ignorando a dinâmica do sistema. As técnicas de projeto de controladores modernos são aplicáveis apenas em sistemas lineares, o que impossibilita sua aplicação direta nas no sistema não-linear de turbinas eólicas. A linearização do sistema fornece uma equação linear que representa o funcionamento do sistema em uma pequena faixa, de forma que quando a turbina opera fora dessa faixa, o controlador não apresenta rendimento adequado. A técnica de *Gain Scheduling* permite que o sistema seja controlado em uma larga região ao escolher os ganhos adequados para o regime de operação em que se encontra. A utilização de uma Rede Neural Artificial com Função de Base Radial como método para escolha dos ganhos do controlador permite que o comportamento não-linear do sistema da turbina eólica seja levado em consideração. A Rede Neural é treinada a partir dos dados de funcionamento em estado estacionário e dos ganhos calculados a partir do sistema linearizado. O seu rendimento apresenta uma melhora nas oscilações nos componentes da turbina, que por sua vez, levam a uma atenuação das cargas. Tais cargas são avaliadas a partir do perfil de vento turbulento e rajada de vento definidos na IEC 61400.

Palavras chaves – Turbina Eólica, Redes Neurais, Controle do ângulo das pás, Atenuação de Cargas.

USO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL COM FUNÇÃO DE BASE RADIAL PARA CONTROLE DA VELOCIDADE DO ROTOR EM TURBINA EÓLICA

ABSTRACT

The crescent growth in the wind energy demands more reliable and efficient wind turbines with an increased life span. The wind turbine controllers play a major role in regulating several parameters, but the traditional controllers limit to control the rotor speed, thus ignoring the system dynamics. The techniques for modern control design are applicable in linear systems only, which prevent their use directly in the non-linear system of a wind turbine. The system linearization provides a linearized equation that represents the system dynamics in a small range and allows the use of modern control techniques, but when operating outside the range, the controller cannot perform satisfactorily. The Gain-Scheduling technique consider a larger range by using several linearized systems and their controllers to choose between them when operating in different regions. To choose the gains an Artificial Neural Network with Radial Basis Function is used, this allows overcoming the non-linearity of the system. The Neural Network is trained using the data from stationary states of the wind turbine and controllers gains for each linearized system. Its performance presents an attenuation in the wind turbine components' oscillations that leads to load mitigation. These loads are evaluated under turbulent wind and wind gust according to the IEC 61400.

Keywords – Wind Turbine; Pitch Control; Neural Network, Load attenuation;

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1.INTRODUÇÃO	18
1.1 MOTIVAÇÃO	18
1.2 DESCRIÇÃO SIMPLIFICADA DE UMA TURBINA EÓLICA DE EIXO HORIZONTAL.....	19
1.3 SISTEMAS DE CONTROLE EM TURBINAS EÓLICAS DE EIXO HORIZONTAL	
23	
1.4 METODOLOGIA DE DESENVOLVIMENTO DA TESE.....	25
CAPÍTULO 2.ESTADO DA ARTE	Erro! Indicador não definido.
2.1 REGIÕES DE OPERAÇÃO DE UMA TURBINA EÓLICA DE EIXO HORIZONTAL	26
2.2 CONTROLADORES PARA REGULAÇÃO.....	28
2.2.1 RETROALIMENTAÇÃO COMPLETA DE ESTADOS	29
2.2.2 OBSERVADOR DE ESTADOS.....	31
2.3 GANHO PROGRAMADO (GAIN SCHEDULING)	32
2.3.1 Ganho Programado Clássico (Classic Gain Scheduling).....	33
2.3.2 LPV Gain Scheduling	33
2.3.3 Fuzzy Gain Scheduling.....	34
CAPÍTULO 3.METODOLOGIA.....	35
3.1 MODELO DE TURBINA EÓLICA.....	35
3.1.1 Graus de Liberdade (DOFs).....	37
3.1.2 Linearização do Modelo.....	39
CAPÍTULO 4.MÉTODOS PARA PROJETO DE CONTROLADORES	42
4.1 REALIMENTAÇÃO DE ESTADOS.....	42
4.1.1 ALOCAÇÃO ARBITRÁRIA DE POLOS.....	42
4.1.2 REGULADOR LINEAR QUADRÁTICO	43
4.1.3 OBSERVADOR DE ESTADOS.....	45
4.2 CONTROLE PARA ACOMODAÇÃO DE PERTUBAÇÃO	47
4.3 GAIN SCHEDULING	50
4.3.1 Rede Neural com Função de Base Radial.....	51
4.3.1.1 Treinamento da Rede Neural.....	54
CAPÍTULO 5.DESENVOLVIMENTO DE CONTROLADORES	56

5.1 CONTROLE DA ROTAÇÃO DO ROTOR ATRAVÉS DO ÂNGULO COLETIVO DAS PÁS	56
5.1.1 Realimentação de Estados para Modelo de 1 Estado	57
5.1.2 Modelo de 3 Estados	60
5.1.2.1 Regulador Linear Quadrático para realimentação de Estados para Modelo de 3 Estados	62
5.1.2.2 Estimação de Estados para Modelo de 3 Estados	64
5.1.2.3 Acomodação de Perturbação para Modelo de 3 Estados	66
5.1.3 Modelo de 5 Estados	66
5.1.4 Modelo de 9 Estados	71
5.1.4.1 Transformação MBC	71
5.1.5 Modelo de 11 Estados	75
5.2 CONTROLE DA ROTAÇÃO DO ROTOR ATRAVÉS DO ÂNGULO INDIVIDUAL DAS PÁS	78
5.2.1 Modelo 9 Estados TSA IPC	79
5.2.2 Modelo 11 Estados MBC IPC	82
5.2.3 Resultados IPC e TSA	84
5.2.4 Medição da Aceleração da Torre	87
5.2.5 Adição do termo integral	90
5.3 TÉCNICA GAIN SCHEDULING UTILIZANDO UMA REDE NEURAL ARTIFICIAL	94
CAPÍTULO 6. ANÁLISE DE RESULTADOS	100
6.1 MODELO DE TURBULÊNCIA NORMAL (NTM)	100
6.2 MODELO DE RAJADA DE VENTO EXTREMA OPERACIONAL (EOG)	105
CAPÍTULO 7. CONCLUSÕES E SUGESTÕES	110
7.1 CONCLUSÕES	110
7.2 SUGESTÕES	112
REFERÊNCIAS	113
Apêndice A	119

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - COMPONENTES DE UMA TURBINA EÓLICA DE EIXO HORIZONTAL.....	20
FIGURA 2 - C_p - λ CURVA (GRILLO ET AL, 2010).....	22
FIGURA 3 REGIÕES DE OPERAÇÃO DE UMA TURBINA EÓLICA.....	27
FIGURA 4 POTÊNCIA, VELOCIDADE DO ROTOR, ÂNGULO DAS PÁS (B) E TORQUE DO GERADOR EM FUNÇÃO DA VELOCIDADE DO VENTO, ADAPTADO DE RIBOLDI (2012).	27
FIGURA 5 POTÊNCIA, VELOCIDADE DO ROTOR, ÂNGULO DAS PÁS (B) E TORQUE DO GERADOR EM FUNÇÃO DA VELOCIDADE DO VENTO INCLUINDO REGIÃO DE TRANSIÇÃO, ADAPTADO DE RIBOLDI (2012)	28
FIGURA 6 ESPAÇO DE ESTADOS - MALHA ABERTA	31
FIGURA 7 ESPAÇO DE ESTADOS - MALHA FECHADA.....	31
FIGURA 8 DIAGRAMA - ESPAÇO DE ESTADOS E ESTIMADOR DE ESTADOS.....	32
FIGURA 9 REPRESENTAÇÃO DA TURBINA NREL 5MW BASELINE	36
FIGURA 10 MATLAB/SIMULINK INTERFACE COM FAST.....	37
FIGURA 11 MODOS FLETORES DAS PÁS E TORRE, ADAPTADO DE MOGHADASI ET AL. (2016)	38
FIGURA 12 FLAPWISE E EDGEWISE DETALHADO.....	38
FIGURA 13 PRIMEIRO E SEGUNDO MODO DE VIBRAÇÃO.....	39
FIGURA 14 REPRESENTAÇÃO DA TÉCNICA GAIN SCHEDULING	51
FIGURA 15 REPRESENTAÇÃO DE UMA REDE NEURAL RBF COM 4 NEURÔNIOS, 3 ENTRADAS E 1 SAÍDA.....	53
FIGURA 16 COMPORTAMENTO DA FUNÇÃO DE BASE RADIAL GAUSSIANA.....	54
FIGURA 17 PERFIL DOS DEGRAUS DA VELOCIDADE DO VENTO.....	56
FIGURA 18 DIAGRAMA DE BLOCOS – CONTROLADOR 1 ESTADO.....	58
FIGURA 19 RESPOSTA DA TURBINA EÓLICA MODELADA COMO 1ª ORDEM. POLOS EM -1 E -4	59
FIGURA 20 ÂNGULO DAS PÁS (B) PARA OS POLOS EM -1 E -4 – SISTEMA DE 1ª ORDEM.....	59
FIGURA 21 DIAGRAMA DE BLOCOS – CONTROLADOR 3 ESTADOS	60
FIGURA 22 RESPOSTA VELOCIDADE DO ROTOR - SISTEMA COM 3 ESTADOS E ALOCAÇÃO DE POLOS	61

FIGURA 23 RESPOSTA TORSÃO DRTr - SISTEMA COM 3 ESTADOS E ALOCAÇÃO DE POLOS	62
FIGURA 24 VELOCIDADE DO ROTOR – SISTEMA COM 3 ESTADOS – LQR E ALOCAÇÃO DE POLOS.....	63
FIGURA 25 RESPOSTA TORSÃO DRTr - SISTEMA COM 3 ESTADOS – LQR E ALOCAÇÃO DE POLOS.....	63
FIGURA 26 DIAGRAMA DE BLOCO – ESTIMADOR DE ESTADOS E CONTROLADOR PARA 3 ESTADOS	64
FIGURA 27 VELOCIDADE DO ROTOR – SISTEMA COM 3 ESTADOS – OBSERVADOR DE ESTADOS	65
FIGURA 28 TORSÃO DRTr – SISTEMA COM 3 ESTADOS – OBSERVADOR DE ESTADOS	65
FIGURA 29 DIAGRAMA DE BLOCOS – SISTEMA 5 ESTADOS – RETROALIMENTAÇÃO COMPLETA	68
FIGURA 30 DIAGRAMA DE BLOCOS – SISTEMA 5 ESTADOS – OBSERVADOR DE ESTADOS	68
FIGURA 31 POLOS EM MALHA ABERTA E FECHADA – SISTEMA 5 ESTADOS	69
FIGURA 32 VELOCIDADE DO ROTOR – SISTEMA 5 ESTADOS.....	70
FIGURA 33 DESLOCAMENTO FLAP – SISTEMA 5 ESTADOS	70
FIGURA 34 TORSÃO DRTr – SISTEMA 5 ESTADOS	70
FIGURA 35 SISTEMA DE COORDENADAS NÃO-ROTACIONAL MBC (BIR, 2008)).....	72
FIGURA 36 DIAGRAMA DE BLOCO – 9 ESTADOS – TRANSFORMADA MBC.....	74
FIGURA 37 POLOS DE MALHA ABERTA E FECHADA – SISTEMA 9 ESTADOS	74
FIGURA 38 RESPOSTA DA VELOCIDADE DO ROTOR – SISTEMA 9 ESTADOS E TRANSFORMADA MBC.....	75
FIGURA 39 RESPOSTA DA TORSÃO DRTr– SISTEMA 9 ESTADOS E TRANSFORMADA MBC	75
FIGURA 40 POLOS DO SISTEMA DE 11 ESTADOS – MALHA ABERTA E FECHADA	77
FIGURA 41 VELOCIDADE DO ROTOR - – SISTEMA DE 11 ESTADOS E TRANSFORMADA MBC	77
FIGURA 42 TORSÃO DRTr – SISTEMA DE 11 ESTADOS E TRANSFORMADA MBC.....	77
FIGURA 43 DESLOCAMENTO DA TORRE – SISTEMA DE 11 ESTADOS E TRANSFORMADA MBC	78
FIGURA 44 POLOS MALHA ABERTA E FECHADA SISTEMA 9 ESTADOS TSA.....	81
FIGURA 45 DIAGRAMA DE BLOCOS DO SISTEMA 9 ESTADOS – IPC E TSA.....	82
FIGURA 46 POLOS EM MALHA ABERTA E FECHADA DO SISTEMA DE 11 ESTADOS MBC ..	84

FIGURA 47 DIAGRAMA DE BLOCOS DO SISTEMA 11 ESTADOS – IPC E MBC	84
FIGURA 48 VELOCIDADE DO ROTOR – SISTEMA 9 E 11 ESTADOS – TSA E MBC.....	85
FIGURA 49 DESLOCAMENTO DA TORRE – SISTEMA 9 E 11 ESTADOS – TSA E MBC	85
FIGURA 50 TORSÃO DRTr SISTEMA 9 E 11 ESTADOS – TSA E MBC	86
FIGURA 51 DEFLEXÃO DAS PÁS - SISTEMA 9 E 11 ESTADOS – TSA E MBC	86
FIGURA 52 ÂNGULO DAS PÁS – SISTEMA 9 E 11 ESTADOS – TSA E MBC	86
FIGURA 53 VELOCIDADE DO ROTOR – MEDIÇÃO DA ACELERAÇÃO X DESLOCAMENTO DA TORRE.....	88
FIGURA 54 TORSÃO DRTr – MEDIÇÃO DA ACELERAÇÃO X DESLOCAMENTO DA TORRE..	88
FIGURA 55 DEFLEXÃO DA PÁ – MEDIÇÃO DA ACELERAÇÃO X DESLOCAMENTO DA TORRE	89
FIGURA 56 DESLOCAMENTO DA TORRE – MEDIÇÃO DA ACELERAÇÃO X DESLOCAMENTO DA TORRE	89
FIGURA 57 ÂNGULO DAS PÁS – MEDIÇÃO DA ACELERAÇÃO X DESLOCAMENTO DA TORRE	89
FIGURA 58 POLOS SISTEMA 11 ESTADOS + INTEGRAL	91
FIGURA 59 DIAGRAMA DE BLOCOS – SISTEMA 11 ESTADOS MBC E INTEGRAL	91
FIGURA 60 VELOCIDADE DO ROTOR MBC X MBC + INTEGRAL.....	92
FIGURA 61 TORSÃO DRTr – MBC X MBC + INTEGRAL	92
FIGURA 62 DEFLEXÃO DA PÁ – MBC X MBC + INTEGRAL.....	92
FIGURA 63 DESLOCAMENTO DA TORRE – MBC X MBC + INTEGRAL.....	93
FIGURA 64 ÂNGULO DAS PÁS – MBC X MBC + INTEGRAL	93
FIGURA 65 POLOS DE MALHA ABERTA PARA DIFERENTES OPS.....	95
FIGURA 66 POLOS DE MALHA FECHADA PARA DIFERENTES OPS.....	95
FIGURA 67 DIAGRAMA DE BLOCOS – RBF NN.....	96
FIGURA 68 FLUXOGRAMA DO TREINAMENTO DA RBF NN.....	97
FIGURA 69 VELOCIDADE DO ROTOR – RBF NN	98
FIGURA 70 TORSÃO DRTr – RBF NN.....	98
FIGURA 71 DESLOCAMENTO DA TORRE – RBF NN.....	98
FIGURA 72 DEFLEXÃO DAS PÁS – RBF NN.....	99
FIGURA 73 ÂNGULO DAS PÁS – RBF NN	99
FIGURA 74 PERFIL VENTO TURBULENTO NORMAL (NTM).....	102
FIGURA 75 VELOCIDADE DO ROTOR – PID BASELINE X RBF NN MBC - NTM.....	102
FIGURA 76 DRTr – PID BASELINE X RBF NN MBC - NTM	103

FIGURA 77 DESLOCAMENTO DA TORRE – PID BASELINE X RBF NN MBC - NTM.....	103
FIGURA 78 DEFLEXÃO DAS PÁS – PID BASELINE X RBF NN MBC - NTM	103
FIGURA 79 ÂNGULO DAS PÁS – PID BASELINE X RBF NN MBC - NTM.....	104
FIGURA 80 POTÊNCIA DO GERADOR - PID BASELINE X RBF NN MBC - NTM	104
FIGURA 81 PERFIL RAJADA DE VENTO OPERACIONAL	106
FIGURA 82 VELOCIDADE DO ROTOR – PID BASELINE X RBF NN MBC - EOG	106
FIGURA 83 DRTr – PID BASELINE X RBF NN MBC - EOG	107
FIGURA 84 DESLOCAMENTO DA TORRE – PID BASELINE X RBF NN MBC - EOG	107
FIGURA 85 DEFLEXÃO DAS PÁS – PID BASELINE X RBF NN MBC - EOG.....	107
FIGURA 86 ÂNGULO DAS PÁS – PID BASELINE X RBF NN MBC – EOG.....	108
FIGURA 87 POTÊNCIA DO GERADOR – PID BASELINE X RBF NN MBC – EOG.....	108

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 PROPRIEDADES BÁSICAS DA NREL 5MW BASELINE	35
TABELA 2 RESULTADOS PARA PERFIL TURBULENTO NORMAL.....	105
TABELA 3 RESULTADOS PARA PERFIL RAJADA DE VENTO EXTREMA.....	109

LISTA DE SÍMBOLOS

TSA – Transformada Simétrica - Assimétrica

MBC – Coordenadas Multi-pás ou *Multi-Blade Coordinate*

P_w – Potência associada ao fluxo do vento (Watt)

ρ - Densidade do ar (kg/m^3)

V – Velocidade do vento (m/s)

V^{MAX} – Velocidade máxima do vento (m/s)

V^{MIN} - Velocidade mínima do vento (m/s)

$V^{nominal}$ - Velocidade nominal do vento (m/s)

A_S - Área da seção transversal por onde passa o fluxo de vento (m^2)

A_r – Área efetiva do roto (m^2)

C_p - Coeficiente da potência

λ ou TSR - Razão de velocidade na ponta da pá ou *Tip-Speed Ratio*

Ω – Velocidade do Rotor (RPM)

R_r – Raio do Rotor (m)

$P_{ele}^{nominal}$ – Potência elétrica nominal de saída (W)

C_p^{MAX} - Coeficiente da potência máxima

P_{ele} – Potência elétrica (W)

T – Torque do Gerador ($kN \cdot m$)

β – Ângulo das pás (°)

β_0 – Ângulo coletivo das pás (°)

β_c – Elemento Coletivo das pás TSA

β_d – Elemento Assimétrico das pás TSA

β_u – Ângulo coletivo das pás MBC

β_{nc} – Componente cossenóide do ângulo das pás MBC

β_{ns} – Componente senoidal do ângulo das pás MBC

LQR – Regulador Quadrático Linear - *Linear-Quadratic Regulator*

MIMO – Múltiplas entradas e Múltiplas Saídas - *Multiple-in Multiple-out*

SISO – Única entrada e única saída - *Single-in Single-Out*

PID – Proporcional, Integral e Derivativo

PI - Proporcional e Integral

Q_{obs} – Matriz de Observabilidade

Q - Matriz de Otimização LQR referente ao erro

R – Matriz de Otimização LQR referente à entrada

V_m – Velocidade Média do vento (m/s)

LPV – Parâmetro de Variação Linear - *Linear Parameter-Varying*

NREL- Laboratório de Energias Renováveis - *National Renewable Energy Laboratory*

FAST - – Fadiga, Aerodinâmica, Estruturas e Turbulência - *Fatigue, Aerodynamics, Structures, and Turbulence*

F_i - Forças Ativas (N)

F_i^* - Forças Inerciais (N)

M - Matriz Inercial

q – Variável de Estado representado o DOF

J – Índice de performance do LQR

u – Entrada do sistema

t – Tempo (s)

x – Vetor das Variáveis de Estados

y – Saída do sistema

A – Matriz de Estados

B - Matriz de Entrada

C - Matriz de Saída

D – Matriz de Transmissão Direta

B_d – Matriz de Entrada de Perturbações do Vento

D_d – Matriz de Transmissão das Perturbações de Entrada

G - Matriz de Ganho de Retroalimentação

K_e – Matriz de Ganho do Observador de Estados

L - Matriz para integração da retroalimentação e observador de estados

F – Matriz de Perturbações

K_D – Matriz do Observador de Perturbações

\bar{A} – Matriz A aumentada para incluir as perturbações

\bar{B} – Matriz B aumentada para incluir as perturbações

\bar{C} – Matriz C aumentada para incluir as perturbações

\bar{D} – Matriz D aumentada para incluir as perturbações

\bar{G} – Matriz G aumentada para incluir as perturbações

\bar{K} – Matriz K aumentada para incluir as perturbações

\bar{L} – Matriz L aumentada para incluir as perturbações

θ – Matriz de entrada de Perturbações

\hat{x} – Vetor da estimação das Variáveis de Estados

\hat{y} - Vetor da estimação das Saída

\hat{z}_d – Vetor de estimação das perturbações

z_D – Vetor de Perturbações

u_D – Entrada das perturbações

σ - Parâmetro de escalonamento ou Raio de Alcance

c – Origem (ou centro) dos neurônios

O – Saída da Rede Neural RBF

w – Pesos da camada de saída

w_0 – Viés da camada de saída

K_N – Número de neurônios da camada oculta

M_T – Quantidade de Pontos do conjunto de treinamento

L_N – Quantidade de Saídas da RBF NN

DOF – Graus de Liberdade - *Degrees of Freedom*

K_{DC} - Ganho DC ou *Direct Current*

τ – Constante de tempo

δ – Variação em função do Ponto de Operação

$DrTr$ - Torsão do Sistema de Transmissão (m)

RBF – Função de Base Radial ou *Radial Basis Function*

NN – Rede Neural ou *Neural Network*

fp – Deflexão *Flapwise* da pá

Symflap - *Flapwise* Simétrico

N_b – Número de Pás

ψ - Ângulo azimute da pá

q_0 - *Lag* coletivo do rotor

q_c - Deslocamento horizontal do centro de massa do rotor

q_s - Deslocamento vertical do centro de massa do rotor no plano do rotor

TwFA – Movimento Frente-Trás da Torre

IPC – Controle do ângulo das pás independente ou *Independent Pitch Control*

CPC – Controle Coletivo do ângulo das pás ou *Colective Pitch control*

u^{TSA} - Entrada do tipo TSA

T_m - Matriz de transformação da TSA

T_β - Matriz de transformação da entrada TSA

T_{MBC} - Matriz da Transformação MBC

OP – Ponto de Operação

DEL – Fadiga por cargas equivalentes ou *Damage Equivalent Load*

NTM – Modelo de Turbulência Normal ou *Normal Turbulence Model*

V_{hub} – Velocidade do vento no *hub*

Λ_1 - Parâmetro de turbulência

DLC – *Design Load Case*

σ_1 - Desvio padrão do componente longitudinal da velocidade do vento

EOG – Rajada de Vento Operacional ou *Extreme Operating Gust*

V_{gust} – Velocidade da Rajada de Vento

T - Parâmetro de período para Rajada de Vento

N_{Gust} – Número de Anos para Rajada de Vento

m – Coeficiente da curva S-N

CAPÍTULO 1.

INTRODUÇÃO

1.1 MOTIVAÇÃO

A geração de energia elétrica por meio de fontes renováveis, como energia solar e eólica, vem crescendo significativamente nos últimos anos, graças ao desenvolvimento tecnológico que possibilitou aperfeiçoar os métodos e equipamentos para geração de energia, assim como a integração de diversas fontes de geração de energia no sistema de distribuição de energia elétrica, como *smart grid*. De acordo com a WWEA (*World Wind Energy Association* – Associação Mundial de Energia Eólica), em 2008 (WWEA, 2011) foi reportada uma capacidade de energia eólica instalada de 120,913 MW e em 2018 atingiu o valor de 539,291 MW, ou seja, um aumento de 346% em 10 anos. Esse aumento do uso da energia eólica trouxe consigo diversos desafios com o objetivo de otimizar o processo de geração de energia elétrica.

As turbinas eólicas empregadas em parques eólicos geram energia na ordem de MW e com torres que possuem uma altura maior de 60m, com nacelles pesando toneladas, além dessas características, os materiais utilizados para sua fabricação necessitam ser leves, o que leva a ocorrência de grandes cargas e deformações nos componentes da turbina, em especial torre e pás. Tendo em vista que o emprego de métodos passivos de atenuação dessas cargas e deformações reside na escolha de materiais de maior rigidez e peso, que normalmente contrariam o design das turbinas, recorre-se, então, ao uso de controladores com capacidade de atenuarem as cargas e deformações, com o objetivo de aumentar o tempo de vida dos componentes ao limitar o seu funcionamento dentro dos parâmetros estabelecidos no projeto.

O desenvolvimento de diversos modelos de turbinas eólicas, projetadas para casos e aplicações específicas, fez com que os controladores desenvolvessem um papel ainda

mais importante, especialmente quando se trata de turbinas eólicas do tipo *offshore*, onde além das forças já conhecidas nas tradicionais *on-shore*, é necessário levar em conta sua fundação diferenciada e os efeitos das ondas do mar sobre a estrutura da torre.

Apesar da crescente importância de turbinas eólicas de eixo vertical (VAWT – *Vertical-Axis Wind Turbine*), os avanços tecnológicos ainda se concentram nas turbinas de eixo horizontal (HAWT – *Horizontal-Axis Wind Turbine*), particularmente na área de otimização de componentes e controle, devido a uma certa padronização comercial, onde provou-se mais viável economicamente turbinas com 3 pás e controle ativo dos seus respectivos ângulos.

O presente trabalho tem como objetivo apresentar o desenvolvimento de controladores, de ângulos das pás, com crescente grau de dificuldade com o intuito de atenuar as cargas em seus componentes, mantendo inalteradas a velocidade do rotor e a geração de energia quando comparado ao controlador de base.

1.2 DESCRIÇÃO SIMPLIFICADA DE UMA TURBINA EÓLICA DE EIXO HORIZONTAL

Uma turbina eólica é um dispositivo para extrair energia do vento, composta por componentes básicos que incluem pás, cubo das pás, eixos de baixa e alta rotação, caixa de engrenagem, gerador, nacele e torre (Wright, 2004), estes e outros componentes de uma turbina eólica de eixo horizontal estão ilustrados na Figura 1.

O gerador é conectado à rede de distribuição, podendo ser diretamente ou através de um sistema de conversão de frequência (Wright, 2004). Quando se é empregado um sistema de conversão de frequência, significa que o rotor é de velocidade variável, já a conexão direta à rede faz com que o rotor seja de velocidade constante.

O sistema de transmissão responsável por transmitir o torque aerodinâmico ao gerador é composto de dois eixos, um de baixa e outro de alta rotação separados por uma caixa de transmissão

O conjunto do rotor, formado pelo cubo, pás e o eixo de baixa rotação, é, segundo Riboldi (2012), a parte mais importante, pois é onde ocorre a conversão do torque aerodinâmico e onde está concentrado uma parte significativa do peso total da turbina, dado que as pás possuem um comprimento típico de 40m e seu peso pode estar em torno de 9 toneladas, com o peso do cubo de aproximadamente 20 toneladas.

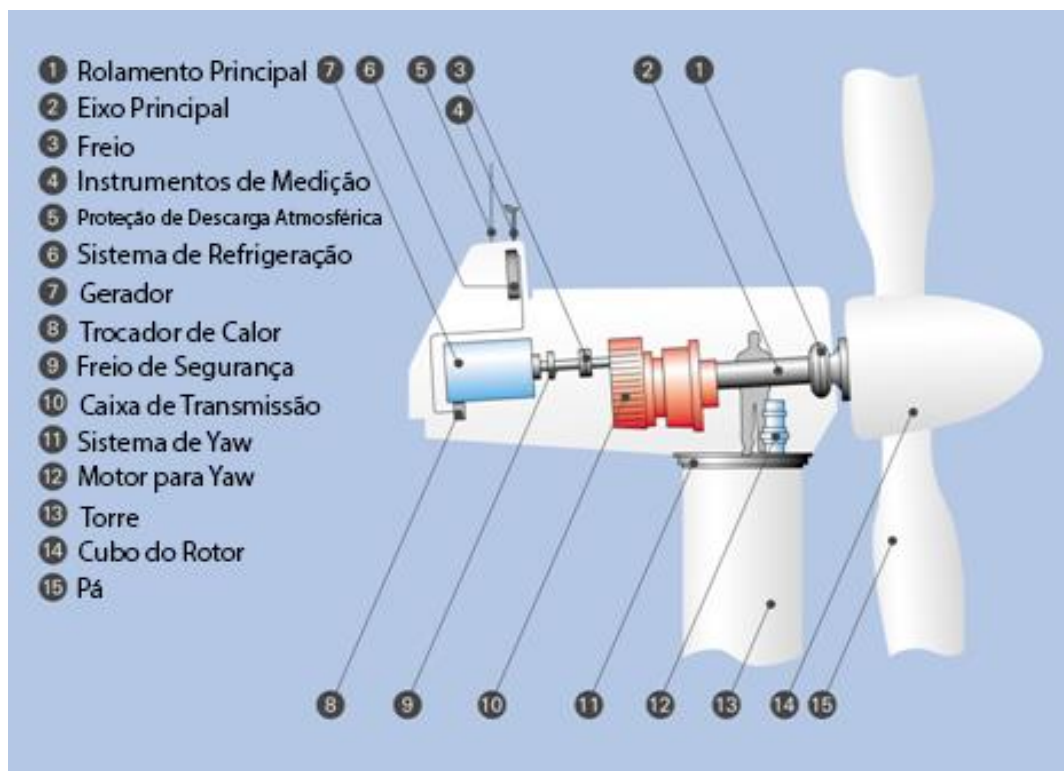


Figura 1 - Componentes de uma Turbina Eólica de Eixo Horizontal

Um rolamento fixado na estrutura da nacelle conecta o cubo ao eixo de baixa rotação, que por sua vez é conectado à caixa de transmissão, responsável por aumentar a rotação e diminuir o torque no eixo seguinte, que por sua vez, é conectado ao gerador. Esse sistema de transmissão desempenha um papel fundamental na turbina, sendo responsável por adequar o torque e velocidade do eixo do rotor para o eixo do gerador.

Em relação ao sistema de orientação (*yaw*), as turbinas podem ser classificadas como orientação livre (*free-yaw*) e orientação controlada (*yaw-driven*), onde no primeiro tipo, a orientação da nacelle é guiada diretamente pela direção do vento de maneira direta, ou seja, ao mudar a direção do vento, a nacelle é reorientada sem auxílio de motores. Já no segundo modelo, um sistema de controle do ângulo da orientação é utilizado e um motor é empregado para realizar a rotação dependendo das leis de controle empregadas.

Acerca do fluxo do vento, de acordo com Wright (2004), ele varia tanto espacialmente quanto temporalmente, e pode ser separado em uma parte determinística e outra estocástica. A parte determinística é constante em relação ao tempo, mas varia espacialmente como resultado do cisalhamento do vento, desalinhamento na orientação da nacelle e sombreamento da torre (sombreamento da torre ocorre quando a pá passa na

frente da torre em uma turbina no sentido contrário ao do vento). A parte estocástica do vento varia em ambos espaço e tempo.

Como afirmado anteriormente, o objetivo principal da turbina eólica é a geração de energia a partir do vento, dessa forma, a potência associada ao fluxo pode ser expressada como na Eq. (1).

$$P_w = \frac{1}{2} \rho A_S V^3 \quad \text{Eq. 1}$$

Onde ρ é a densidade do ar (kg/m^3), A_S é considerado a área da seção transversal por onde passa o fluxo de vento (m^2) e V é a velocidade do vento (m/s).

Já a potência extraída é menor que àquela disponível, sendo exibida na Eq. (2).

$$P_{ele} = \frac{1}{2} \rho A_r V^3 C_p \quad \text{Eq. 2}$$

Onde A_r é a área efetiva do rotor (m^2) e C_p é o coeficiente da potência, que, por sua vez, é função da Razão de velocidade na ponta da pá (λ ou TSR – *Tip-Speed Ratio*), apresentada na Eq. (3), e do ângulo das pás (β).

$$\lambda = \frac{\Omega R_r}{V} \quad \text{Eq. 3}$$

Onde Ω é a velocidade do rotor (rad/s) e R_r é o raio do rotor (m).

Na Figura 2 é exibida uma curva da relação $C_p - \lambda$, onde é possível observar que a eficiência é limitada a cerca de 59%, de acordo com o Limite de Betz descrito em Gorban' et al. (2001), já os valores reais de C_p para turbinas comerciais está em torno de 45-50%, conforme reportado por Hau (2006).

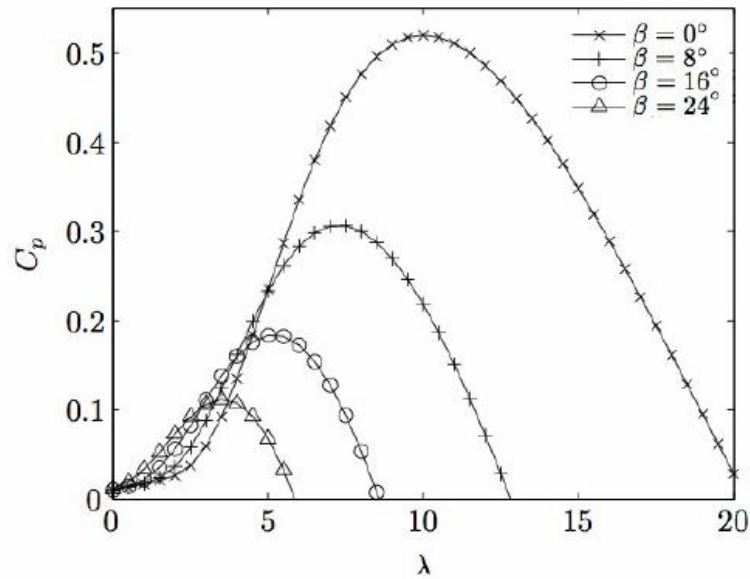


Figura 2 - $C_p - \lambda$ curva (Grillo et al, 2010)

De maneira geral, um controlador tem como objetivo maximizar a produção de energia e operando dentro de suas características ou restrições. Para este fim, em uma parte significativa das turbinas empregadas atualmente, o controle coletivo do ângulo das pás e o torque do gerador são utilizados.

De acordo com Bossanyi (2000), a velocidade nominal, $V^{nominal}$, é a velocidade mínima para que a turbina eólica possa trabalhar constantemente no nível nominal de potência elétrica de saída, $P_{ele}^{nominal}$. Qualquer velocidade abaixo da nominal, a eficiência é mantida ao máximo, C_p^{MAX} , já para velocidades acima da nominal, a eficiência deve ser atenuada para que a potência extraída (P_{ele}) continue no valor nominal e para que as restrições operacionais dos diversos componentes da turbina, tais como o sistema de transmissão e movimento, pás e torre, possam ser respeitadas e garantir seu funcionamento conforme projetado. Dessa forma, apesar de mais potência disponível para ser extraída, apenas uma parte, que corresponde ao valor nominal, é transformada em energia elétrica, por meio de controle ativo do ângulo coletivo das pás.

A partir da Eq. 3 pode-se observar que para manter um λ constante, requerido para alcançar um C_p^{MAX} , é necessário diminuir linearmente a velocidade do rotor (Ω), dessa forma, faz-se necessário também a diminuição do torque, que por sua vez varia com V^2 , para que se possa atingir o equilíbrio.

As turbinas eólicas são projetadas para funcionarem entre duas velocidades de vento, a máxima (V^{MAX}), ou de corte, e velocidade mínima (V^{MIN}), ou de entrada. A turbina

eólica começa a produzir energia elétrica quando a velocidade do vento é maior ou igual a mínima. O funcionamento da turbina acima da velocidade máxima para qual foi projetada leva a cargas aerodinâmicas que podem causar danos aos componentes.

1.3 SISTEMAS DE CONTROLE EM TURBINAS EÓLICAS DE EIXO HORIZONTAL

Como discutido anteriormente, a geração de energia elétrica por meio do vento precisa ser maximizada, porém respeitando-se suas limitações de operação, para tal objetivo, usam-se as variáveis de controle disponíveis. SALLE et al. (1990) afirma que desde a década de 1970, o controle de turbinas eólicas é um campo de pesquisa ativo devido ao grande interesse na geração de energia.

As turbinas eólicas possuem ao menos 3 regiões de operações, sendo as mais importantes do ponto de vista de controle e geração de energia, as regiões II e III. Na região II o vento entre V^{MIN} e $V^{nominal}$, nessa região o controle do torque do gerador é predominante. Já na região III, a velocidade do vento se situa entre $V^{nominal}$ e V^{MAX} , onde o controle do ângulo das pás desempenha papel fundamental na regulação da velocidade do rotor. Também é possível observar uma subdivisão entre as regiões II e III, denominada região II^{1/2}, onde usualmente a turbina opera na velocidade nominal do rotor, porém abaixo do torque nominal do gerador.

No princípio do uso de controladores em turbina eólicas, a única função do controlador era o acompanhamento, ou rastreamento, da energia, através da regulação da velocidade do rotor, que por sua vez, era regulado pelo ângulo das pás. Dessa forma o controlador era um SISO (*Single-in Single-Out*), ou seja, apenas uma entrada e uma saída, sendo o ângulo coletivo das pás como entrada e a saída poderia ser a energia gerada ou velocidade do rotor.

Em seguida, controladores do tipo PI (Proporcional-Integral) foram implementados e levadas em considerações as estruturas físicas de toda a turbina, como resultado é possível atenuar as interações entre os elementos que compõe a turbina ao limitar os atuadores utilizando filtros. De fato, controladores foram desenvolvidos para que não operassem nas frequências naturais de elementos como torre e sistema de transmissão. O que resultou em um controlador PI, que constitui a parte ativa, e uma parte passiva, como filtros, para

evitar atuação nas frequências estabelecidas previamente (HINRICHSEN (1984), HINRICHSEN; NOLAN (1982), LEITH; LEITHEAD (1997), HAN; LEITHEAD (2014) e LEITHEAD; CONNOR (2000))

A presença de acoplamento entre os componentes da turbina, a excitação do sistema dada pelas cargas aerodinâmicas e a ação dos controladores provocam diminuição da durabilidade e da confiabilidade de seus componentes, dessa forma, controladores voltados para atenuação de cargas começaram a ser desenvolvidos, porém preservando a sua função principal para geração de energia. Para tal fim, foram considerados diversos controladores individuais foram propostos para um mesmo atuador (ângulo das pás, por exemplo), cada controlador era responsável por tentar atenuar as cargas em um componente diferente da torre, porém os efeitos de acoplamento entre os próprios controladores e a necessidade de elaborar diversos controladores operando em paralelo e de modo concorrente levaram a uma mudança na abordagem de controladores para turbinas eólicas, principalmente o uso de controladores do tipo MIMO (*Multiple-in Multiple-out*), definido por múltiplas entradas e múltiplas saídas. A partir do emprego de múltiplas saídas de um mesmo controlador, iniciou-se o uso de controladores de ângulo cíclico, que consiste em ângulos diferentes para cada pá baseado na distância angular das pás, essa abordagem permite reduzir cargas principalmente nos rolamentos do eixo e nas pás.

Simuladores de turbinas eólicas permitiram o desenvolvimento e realização de controladores e estratégias de controle mais rapidamente, pois já não era crucial o teste em um modelo real, raramente disponível. Tais simuladores permitem a linearização do sistema da turbina eólica, facilitando o desenvolvimento de controladores utilizando técnicas tradicionais e modernas baseadas em sistemas lineares, o que, por sua vez, facilitou a experimentação de controladores de ângulo de pás individuais, cíclicos e/ou periódicos.

O uso de controladores para ângulo das pás individuais, do tipo MIMO, resultou em menores momentos fletores (ou de flexão) no sentido das abas das pás (*flapwise moment*, em inglês), conforme demonstrado em Navalkar, Sachin T et al. (2014), Stol et al. (2006), Han; Leithead (2014), Yang et al. (2014), Plumley et al. (2014) e Bossanyi (2003), sendo validado em campo por Wright et al. (2005) e Wright et al. (2006).

A transformada de Coleman também é empregada no desenvolvimento de controladores para ângulos de pás individuais, que, apesar de apresentar uma complexidade na implementação, pode ser facilmente integrada aos controladores já

utilizados, conforme Bossanyi (2003), Bossanyi (2005), Selvam et al. (2009) e Selvam (2007).

Apesar dos melhores resultados obtidos com controladores do tipo MIMO, é pertinente a clarificação de que os mesmos são baseados em modelos lineares da turbina eólica a ser controlada, dessa forma, ao sair do ponto de operação desse determinado modelo linear, as equações que regem o sistema mudam devido à não-linearidade do sistema como um todo. Por essa razão, o sistema é linearizado em diferentes pontos de operação e o ganho do controlador é escolhido de acordo com um parâmetro de agendamento, ou ganho programado, como explorado por Bottasso; Croce (2009), Selvam et al. (2009), Bao; Ye (2002), Østergaard et al. (2007) e Bottasso et al. (2012).

Além do ganho programado, também é empregado o método LPV (*Linear Parameter Varying* - Linear a Parâmetros Variantes). Tal técnica pode ser aplicada para sistemas não lineares que podem ser modelados como sendo dependentes de um parâmetro, dessa forma, ao incluir tal parâmetro no projeto do controlador e ao mensurá-lo ou estima-lo em tempo real, o controlador pode acompanhar e se adaptar a essas mudanças de características, conforme apresentado por Bianchi et al. (2004).

Outras técnicas de controle utilizadas tratam de técnicas mais recentes, como fuzzy (LASHEEN; ELSHAFEI (2016)), redes neurais (POULTANGARI ET AL. (2012), YILMAZ; ÖZER (2009), SHARIFIAN ET AL. (2011), KANG; KIM (2015) E MJABBER ET AL. (2017)) e controle de modo deslizante (*sliding mode control*) (HONG ET AL. (2014), YINZHU; MI (2016) e RUBIO; AGUILAR (2012)).

1.4 METODOLOGIA DE DESENVOLVIMENTO DA TESE

O capítulo 1 apresenta a proposta da tese, os objetivos e contextualiza o tema. No capítulo 2 é discutida a revisão bibliográfica, sobre as técnicas de controle aplicadas em turbinas eólicas. No capítulo 3 é apresentado o modelo da turbina eólica, assim como suas características e graus de liberdade. O capítulo 4 discute as técnicas empregadas no desenvolvimento de controladores para turbinas eólicas. O capítulo 5 contém todos os controladores desenvolvidos apresentados em complexidade crescente. O capítulo 6 exhibe o comportamento dos controladores em situações adversas para fins de análise de rendimento. O capítulo 7 contém as conclusões sobre o trabalho.

CAPÍTULO 2.

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Esse capítulo apresenta a revisão bibliográfica necessária para o desenvolvimento do trabalho, a qual envolve as estratégias de controle utilizadas e métodos de implementação dos controladores em simulador aerodinâmico. Aqui também são apresentadas as técnicas utilizadas em outros trabalhos.

2.1 REGIÕES DE OPERAÇÃO DE UMA TURBINA EÓLICA DE EIXO HORIZONTAL

Conforme descrito no Capítulo I, o funcionamento das turbinas eólicas pode ser dividido em 3 principais regiões, a primeira região, chamada Região I, a velocidade do vento está abaixo da velocidade mínima para produção de energia. As regiões II e III são, de fato, regiões ativas, onde há produção de energia, a Região II está situada entre a velocidade mínima e nominal do vento para produção de energia, do ponto de vista de controle, nessa região o controle ativo é o controlador de torque, pois como a velocidade do rotor está abaixo da nominal, o ângulo das pás permanece no valor mínimo, enquanto o controlador de torque tem a função de maximizar a captura de energia. A Região III compreende as velocidades do vento que estão acima da nominal e abaixo da máxima permitida, dessa forma o controlador mais importante passa a ser o de ângulo das pás, pois ele tem como objetivo primário a regulação da velocidade do rotor (ou gerador) para o seu valor nominal, já que a energia gerada passa a ser constante nessa região. A Figura 3 exibe um gráfico onde estão definidas as Regiões I, II e III em relação da velocidade do vento e na Figura 4 é observado as variáveis Potência, Velocidade do Rotor, ângulo das pás (β) e Torque do gerador em função da velocidade do vento em função da velocidade do vento.

Ainda podem existir as regiões $I^{1/2}$ e $II^{1/2}$, que são regiões de transição evitar mudanças abruptas nos controladores, conforme descrito por Jonkman et al. (2009) e Riboldi (2012), onde na região $II^{1/2}$, a velocidade do rotor (Ω) é mantida constante, mas o valor do torque é ligeiramente menor do que o nominal, dessa forma, o ângulo das pás (β) varia com a velocidade do vento, conforme exibido na Figura 5.

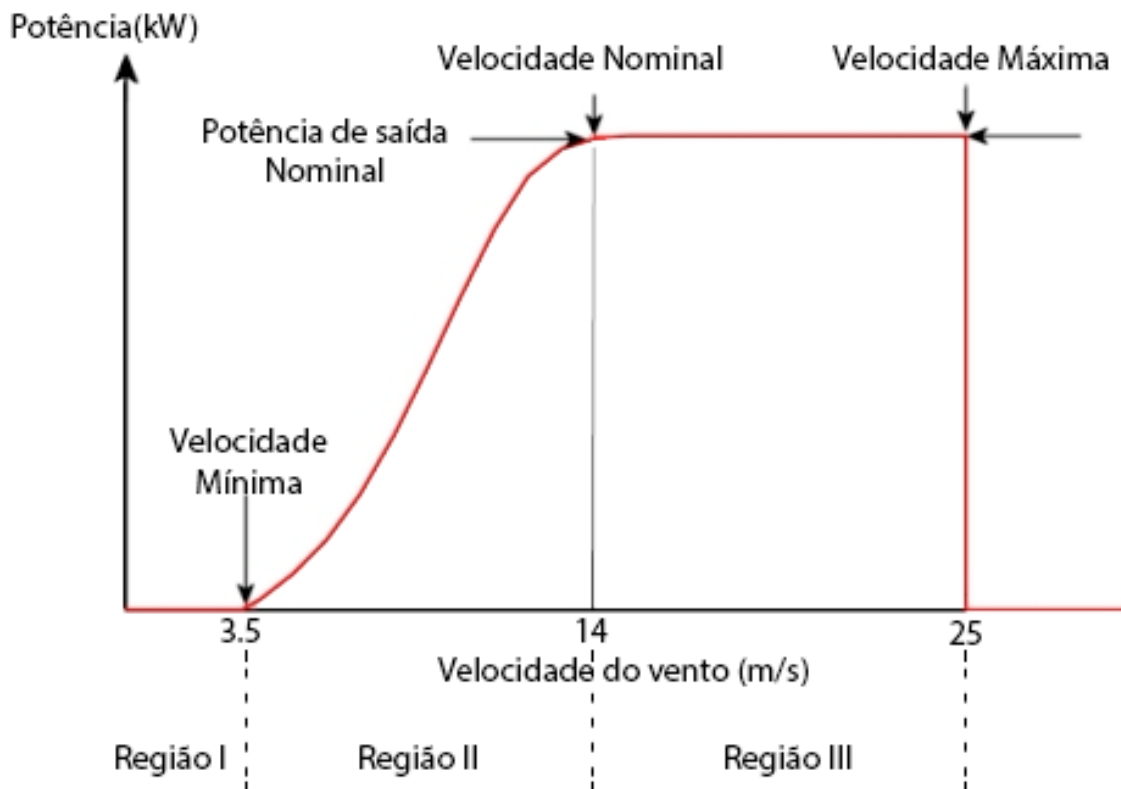


Figura 3 Regiões de operação de uma turbina eólica

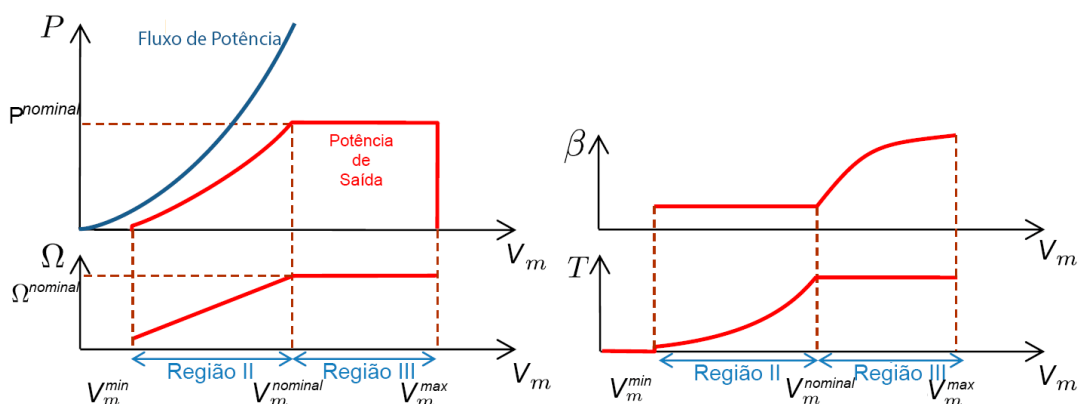


Figura 4 Potência, Velocidade do Rotor, ângulo das pás (β) e Torque do gerador em função da velocidade do vento, adaptado de Riboldi (2012)

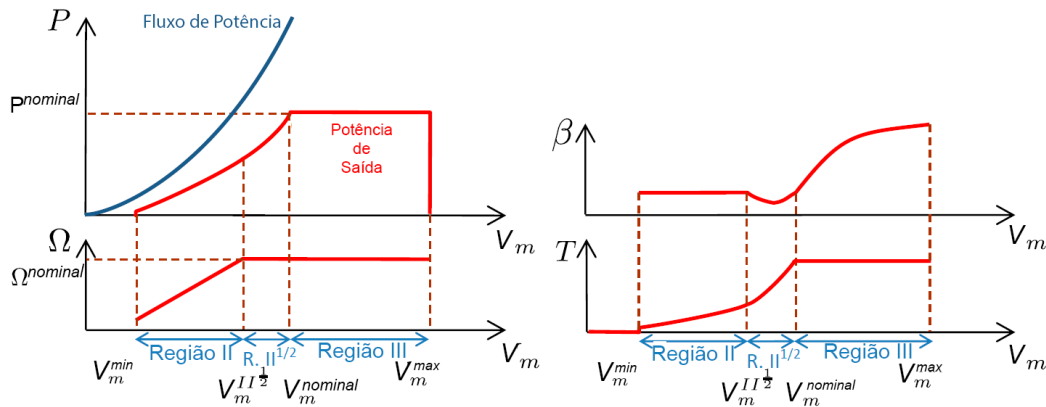


Figura 5 Potência, Velocidade do Rotor, ângulo das pás (β) e Torque do gerador em função da velocidade do vento incluindo região de transição, adaptado de Riboldi (2012)

Como discutido anteriormente, o objetivo da divisão do regime de operação em diferentes regiões permite o desenvolvimento de controladores adequados para cada cenário, porém sempre com o objetivo de maximizar a captura de energia mantendo os componentes da turbina funcionando dentro das especificações. É necessário especificar que as turbinas que possuem a região de transição $II^{1/2}$ podem regular o torque (T) em diferentes valores para uma mesma velocidade do rotor (Ω), como observado na Figura 5, o valor do Torque (T) varia na região em questão, porém a velocidade do rotor permanece constante, comportamento não observado na Figura 4.

2.2 CONTROLADORES PARA REGULAÇÃO

Os controladores empregados nas turbinas eólicas têm a função de manter algumas variáveis dentro dos valores especificados, especialmente a energia gerada o mais próximo possível do seu valor nominal, para tal, a velocidade do rotor (Ω) e o Torque do gerador (T), devem ser controlados, tendo em vista que a potência de saída é dada pelo

produto da velocidade e torque do gerador. Como apresentado anteriormente, essas grandezas variam de acordo com a velocidade do vento e para sua regulação utiliza-se o ângulo das pás (β) e/ou Torque do gerador (T). Usualmente a velocidade do vento é mensurada por um anemômetro, seja ele de copo ou ultrassom, inserido na turbina ou até na frente da mesma. Mesmo nos casos onde a velocidade do vento não pode ser medida de maneira adequada, o uso de observadores de estados pode fornecer informações necessárias para os controladores, esse tópico é discutido com detalhes em capítulos posteriores.

De acordo com as regiões apresentadas na subseção anterior e as variáveis de controle, é possível definir facilmente em qual região a turbina se encontra durante a operação e utilizar, na maior parte do tempo, apenas um controlador, seja ele para o Torque do gerador (T) ou ângulo das pás (β), sendo assim, um controlador do tipo SISO (*Single In Single Out* – Única Entrada e Única Saída) pode ser empregado para cada variável de controle, facilitando assim o seu desenvolvimento e escolha de parâmetros. Grande parte de turbinas eólicas comerciais utilizam controladores do tipo PI (Proporcional e Integral) para realizar tal função, pois como a única função é rastrear a referência, a simplicidade e eficácia desse tipo de controlador o fazem adequado.

Controladores que possuem outros objetivos além do rastreamento da referência, são desenvolvidos para operarem em diferentes regimes de operação, ou seja, diferentes velocidades de ventos, o que leva a um conjunto de leis de controle (ou ganhos de realimentação) para diferentes cenários, sendo necessário algum parâmetro para que se defina qual controlador deve atuar, por padrão é utilizada a velocidade do vento. O principal problema desse tipo de estratégia é quando a turbina se encontra entre dois controladores, pois usualmente não são implementados algoritmos para extrapolação dos ganhos em diferentes regiões, e quando implementados, são, em sua maioria, extrapolações lineares para ganhos não-lineares, o que resulta em comportamentos inadequados nas variáveis de controle, principalmente o ângulo das pás (β).

Kraan; Bongers (1993) argumenta que as transições entre controladores torna o design dos controladores ainda mais complexo, especialmente entre as regiões de operação I e II, e ocasiona cargas excessivas nos componentes da torre, dessa forma se faz necessário utilização de técnicas de suavização para mudança entre os controladores.

2.2.1 RETROALIMENTAÇÃO COMPLETA DE ESTADOS

Considerando o controlador PI como uma técnica tradicional, temos a Retroalimentação de Estados (*State Feedback*) como uma técnica moderna de controle. Considere que um sistema mecânico pode ser descrito como sua representação em Espaço de Estados pela Eq. 2.1.

$$\begin{cases} \dot{x} = \mathbf{A}x + \mathbf{B}u \\ y = \mathbf{C}x + \mathbf{D}u \end{cases} \quad 2.1$$

Onde x são as variáveis de estado do sistema, u é a entrada(s) do sistema, \mathbf{A} é a matriz de estados, \mathbf{B} é a matriz de entrada(s), \mathbf{C} é a matriz de saída(s), \mathbf{D} é a matriz de transição direta e, por fim, y é a saída(s) do sistema. Esse modelo representa um sistema linear e, apesar da turbina eólica ser um sistema não-linear, sua linearização resulta nessa forma de representação com diversas variáveis de estado, podendo assim aplicar técnicas de controladores lineares em seu design.

Uma das técnicas utilizadas em sistemas representados por variáveis de estado é a retroalimentação completa dessas variáveis, ou seja, o sistema tem conhecimento de todas as variáveis de estado (x), na prática significa que todas elas são medidas e essas informações disponíveis para o controlador. O ganho da realimentação usualmente é definido em função da posição dos polos em malha fechada, porém a técnica mais empregada para cálculo do ganho da realimentação é a LQR (Regulador Linear Quadrático – *Linear Quadratic Regulator*), abordado com detalhes posteriormente.

Na Figura 6 é exibido um diagrama de blocos representando o modelo de espaço de estados em malha aberta e na Figura 7 pode-se observar o mesmo modelo, porém com malha fechada, sendo o ganho de retroalimentação definido por \mathbf{K} , de modo que a equação de espaço de estados fica da forma representada na Eq. (2.2).

$$\begin{cases} \dot{x} = (\mathbf{A} \pm \mathbf{B} \cdot \mathbf{K})x + \mathbf{B}u \\ y = \mathbf{C}x + \mathbf{D}u \end{cases} \quad 2.2$$

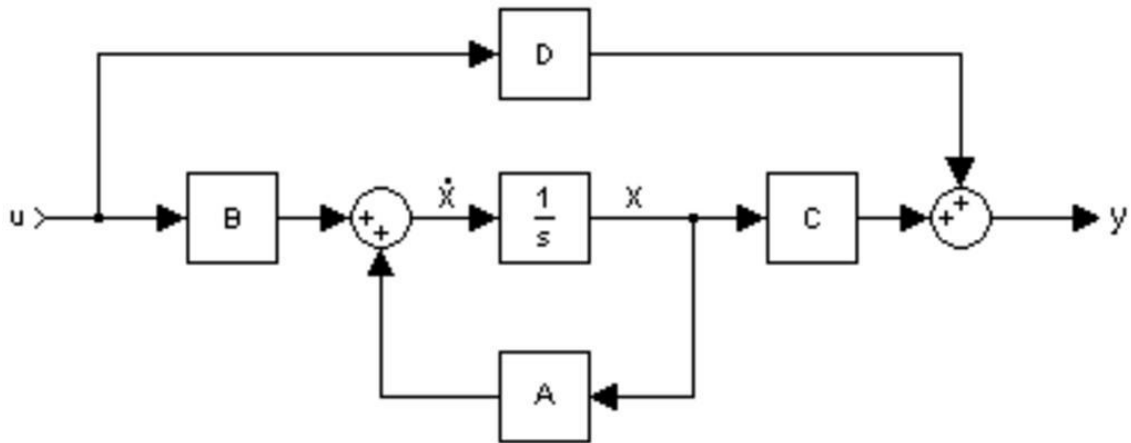


Figura 6 Espaço de Estados - Malha Aberta

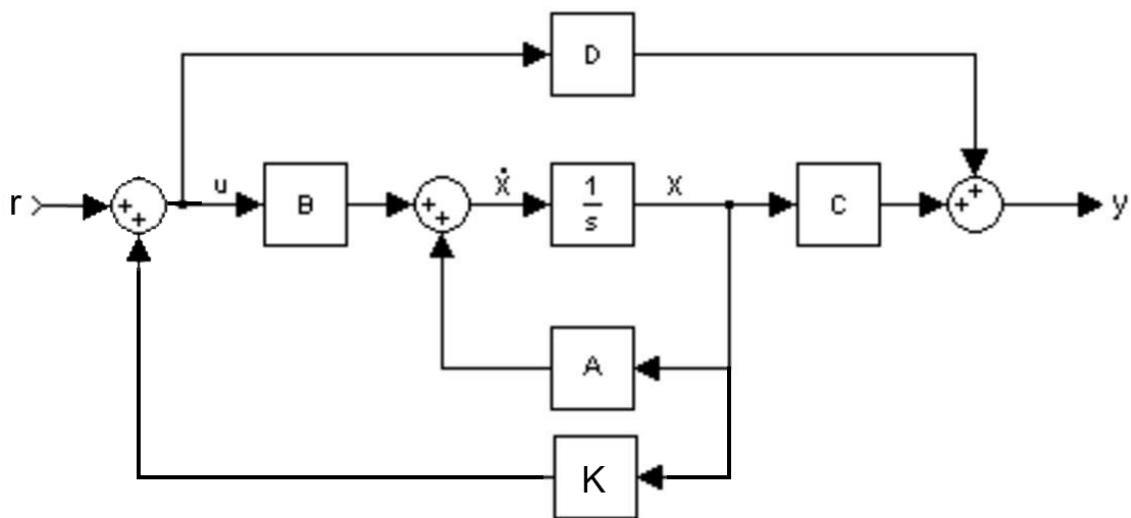


Figura 7 Espaço de Estados - Malha Fechada

2.2.2 OBSERVADOR DE ESTADOS

Apesar do método da retroalimentação completa de estados ser a mais adequada, uma vez que o controlador tem conhecimento de todas as variáveis de estados do sistema, tornando seu design mais adequado e confiável, não é comum encontrar um sistema em que todas as variáveis de estados sejam medidas, ou até mesmo mensuráveis. Porém ainda se faz necessário o mínimo conhecimento de todas as variáveis do sistema, mesmo que não sejam os valores exatos, mas aproximações dos mesmos promovem um comportamento mais adequado do controlador e do sistema como um todo. Por isso, quando possível, é empregada uma técnica capaz de estimar os estados desconhecidos através daqueles medidos, isso é possível através da equação de espaço de estados e se o

sistema for observável, pode-se elaborar um estimador de estados, sendo o mais conhecido dos estimadores o Filtro de Kalman.

A realização do estimador só é possível se o sistema for detectável (ou observável), para tal a matriz de observabilidade (\mathbf{Q}_{obs}) deve ter *rank* completo, sendo a matriz \mathbf{Q}_{obs} dada pela Eq. (2.3), onde p é a dimensão da matriz quadrada A .

$$\mathbf{Q}_{obs} = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^{p-1} \end{bmatrix} \quad 2.3$$

Na Figura 8 é exibido uma ilustração de como é utilizado o estimador de estados, como há estados não disponíveis na saída do sistema, o estimador é responsável por fornecer valores aproximados dessas variáveis, denominados \hat{x} , para que se possa usar o mesmo ganho K mencionado anteriormente.

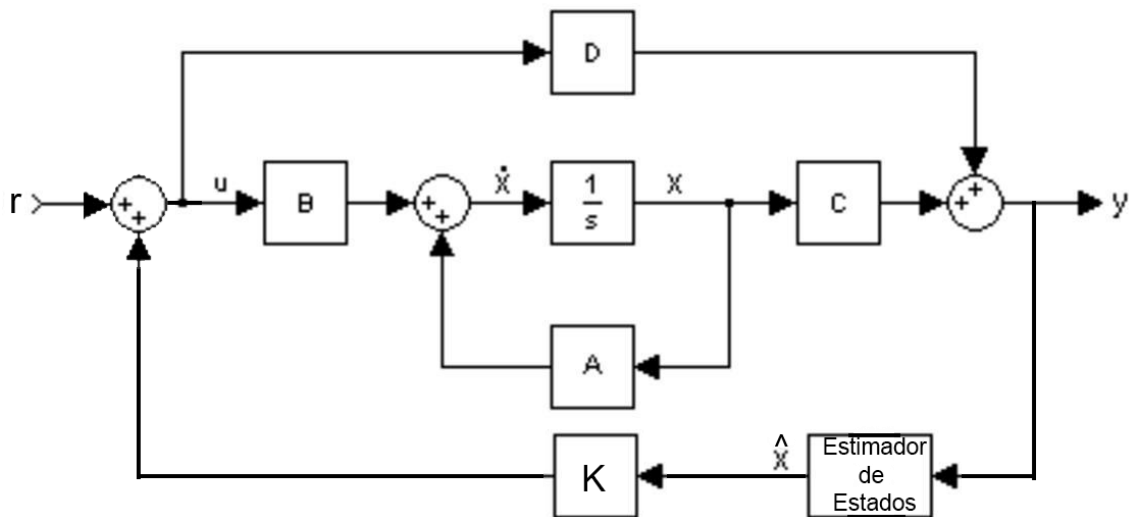


Figura 8 Diagrama - Espaço de Estados e Estimador de Estados

2.3 GANHO PROGRAMADO (GAIN SCHEDULING)

As técnicas mencionadas anteriormente são utilizadas a partir de modelos lineares, por sua vez obtidos de uma linearização numérica, que representam a turbina eólica em um único ponto de operação (ou velocidade média V_m do vento), dessa forma, as técnicas empregadas para realizar os controladores só apresentam comportamento satisfatório quando a turbina opera no mesmo ponto de operação para a qual foi linearizada. Isso

ocorre porque o acoplamento entre os graus de liberdade varia de acordo com a força e/ou torque aerodinâmico exercido pelo vento.

Com o objetivo de controlar a turbina em diferentes pontos de operação, são criados diversos modelos lineares cada um em um ponto de operação diferente, e então o sistema de controle deve decidir qual controlador, ou ganhos, utilizar, essa abordagem leva o nome de Ganho Programado (*Gain Scheduling*). Algumas técnicas são empregadas para que o sistema de controle possa alternar entre os ganhos, a escolha do controlador depende do ponto de operação em que a turbina se encontra, porém, nem sempre a medida da velocidade do vento está disponível ou, no caso de rajadas de vento, pode fazer com que o sistema de controle altere bruscamente os ganhos e leve a turbina à instabilidade. Em suma, o que se faz necessário para utilizar técnicas de Ganho Programado é uma faixa de operação para cada modelo linear criado, as medidas empregadas na distinção entre os pontos de operação (chamadas de variáveis de programação de ganho), e a programação do ganho propriamente dita, ou seja, os ganhos a serem passados ao sistema de controle.

Algumas das técnicas mais utilizadas são brevemente apresentadas a seguir.

2.3.1 Ganho Programado Clássico (*Classic Gain Scheduling*)

De acordo com Ilka (2015), o ganho programado clássico é realizado a partir da escolha de uma variável de programação de ganho, que está intrinsecamente ligada aos modelos lineares, para que essa variável possa ser utilizada na seleção do ganho (ou controlador) adequado. Para isso é necessário que essa variável esteja bem definida e seja mensurável em todos pontos de operação do sistema. A partir das mudanças na variável de programação de ganho. Em geral, a técnica de ganho programado pode ser determinar o ganho de forma estática ou pode ser realizada a interpolação entre os controladores ou ganhos, é importante ressaltar que os ganhos dos controladores podem ser não-lineares, para tal a extrapolação linear pode resultar em comportamentos indesejados no sistema.

2.3.2 LPV *Gain Scheduling*

Ainda de acordo com Ilka (2015), outra técnica empregada para ganho programado é baseada em LPV (*Linear Parameter-Varying*) que consiste em um modelo de sistema que é variante no tempo, especificamente onde um parâmetro linear rege essa variação, dessa

forma um sistema não-linear é modelado em função de uma variável linear, que será utilizada como variável de programação de ganho.

Considerando um sistema representado por uma equação de espaço de estados, quando podendo ser modelado na forma de LPV, a equação é representada na forma da Eq. 2.4.

$$\begin{cases} \dot{x} = \mathbf{A}(w(t))x + \mathbf{B}(w(t))u \\ y = \mathbf{C}(w(t))x + \mathbf{D}(w(t))u \end{cases} \quad 2.4$$

Onde w é o parâmetro do qual o sistema é dependente e que varia linearmente, sendo assim utilizado para percorrer os modelos lineares e ganhos de controladores. Em turbinas eólicas, a velocidade do vento pode ser utilizada como parâmetro.

2.3.3 Fuzzy Gain Scheduling

A lógica Fuzzy também é empregada para programação de ganho, nesse caso as entradas para lógica Fuzzy são as usuais, o erro e a variação do erro, o que leva ao uso da velocidade do rotor (Ω) como parâmetro para programação do ganho, conforme reportado por Badihi et al. (2014). Em turbinas eólicas, os trabalhos que empregam a lógica fuzzy como *gain scheduling* se concentram no sistema de conversão de energia da turbina eólica, quando aplicada ao controle de velocidade do rotor, é comum encontrar controladores PI (Proporcional e Integral) com ganhos ajustados pela lógica fuzzy.

CAPÍTULO 3.

METODOLOGIA

3.1 MODELO DE TURBINA EÓLICA

O modelo de turbina eólica utilizado nesse trabalho foi desenvolvido pelo Laboratório de Energias Renováveis do Departamento de Defesa dos Estados Unidos da América, conhecido por sua sigla em inglês NREL (*National Renewable Energy Laboratory*), com o objetivo de ser um modelo de base bem próximo ao real para que as simulações se aproximem o máximo dos resultados experimentais. A turbina em questão foi nomeada de “NREL *offshore* 5-MW *baseline* wind turbine”, que define a turbina com uma potência de 5-MW e *offshore*, porém apesar do nome *offshore* indicar o seu uso em águas profundas, o modelo contempla também instalações em terra firme. Todas as definições da turbina são apresentadas no relatório técnico do NREL por Jonkman et al. (2009), onde os autores explicam que esse modelo de turbina foi baseada em dois modelos reais de 5-MW, a Multibrid M5000 e a REpower 5M, porém como as informações dos fabricantes não são detalhadas a ponto de permitir um modelo fiel, as informações necessárias foram extraídas de estudos públicos de 3 projetos, WindPACT (*Wind Partnerships for Advanced Component Technology*), RECOFF (*Recommendations for Design of Offshore Wind Turbines*), e DOWEC (*Dutch Offshore Wind Energy Converter*).

As configuração básicas da turbina NREL 5MW Baseline estão exibidas na Tabela 1 e uma representação gráfica da mesma é exibida na Figura 9.

Tabela 1 Propriedades Básicas da NREL 5MW Baseline

Potência	5 MW
Orientação do Rotor, Configuração	Contra o vento (<i>upwind</i>), 3 Pás
Controle	Velocidade Variável, ângulo coletivo
Sistema de Transmissão	Alta-Velocidade; Caixa de Engrenagem de múltiplos estágios

Diâmetro do Rotor, Cubo	126m, 3m
Altura do Cubo	90m
Velocidade do vento Mínima, Nominal e Máxima	3m/s, 11.4 m/s, 25 m/s
Velocidade do Rotor Mínima e Nominal	6.9 rpm, 12.1 rpm
Velocidade de Ponta (TSR) nominal	80 m/s
Massa do Rotor	110.000 kg
Massa da Nacele	240.000 kg
Massa da Torre	347.460 kg
Coordenadas Locais do Centro de Massa	-0.2m,0m,64m
Gerador	DFIG – Gerador de indução duplamente alimentado

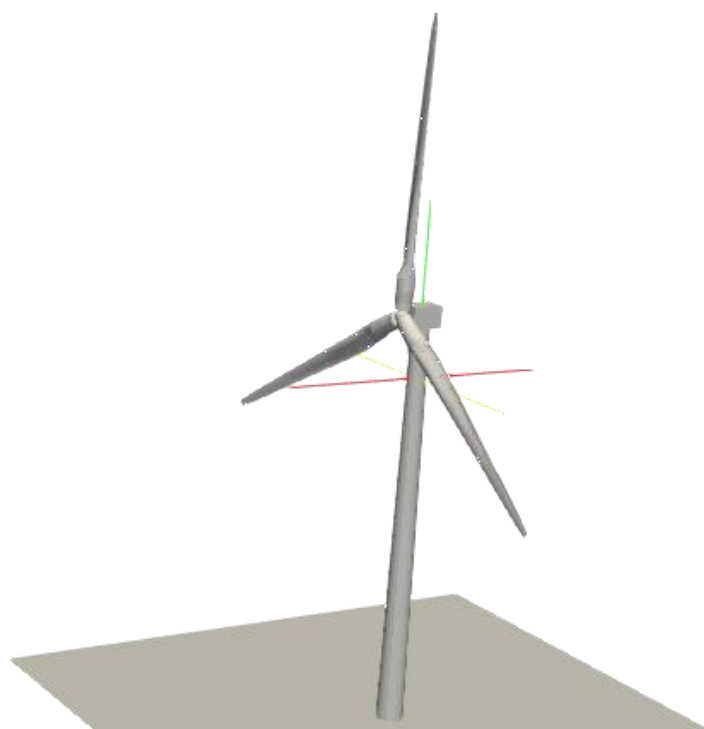


Figura 9 Representação da Turbina NREL 5MW Baseline

Como o modelo da turbina escolhido foi realizado pelo NREL, o software de simulação do mesmo órgão foi utilizado. O FAST é um software CAE (*Computer-Aided Engineering*) aeroelástico para turbinas eólicas de eixo horizontal, descrito e apresentado de forma detalhada no seu guia de utilização em Jonkman, B. J.; Jonkman (2016). FAST (*Fatigue, Aerodynamics, Structures, and Turbulence* – Fadiga, Aerodinâmica, Estruturas

e Turbulência) permite que o usuário defina as características da turbina eólica, assim como cargas e controladores. Em relação aos controladores, o software possui o módulo chamado de ServoDyn que disponibiliza controladores para o ângulo das pás, chamado *Pitch Control*, o controle do Torque e Gerador (*VSControl*), Freio do Eixo de Alta Rotação (*HSSBrake*) e o controle do Yaw (*Yaw Control*), ou ângulo da nacela.

Apesar do software usar DLLs (*Dynamic-Link Library*) para implementar os controladores, é possível utilizar o Matlab/Simulink da Mathworks para simular os controladores da mesma forma, facilitando a prototipagem de estratégias de controle para turbinas eólicas. Essa interface é exibida na Figura 10.

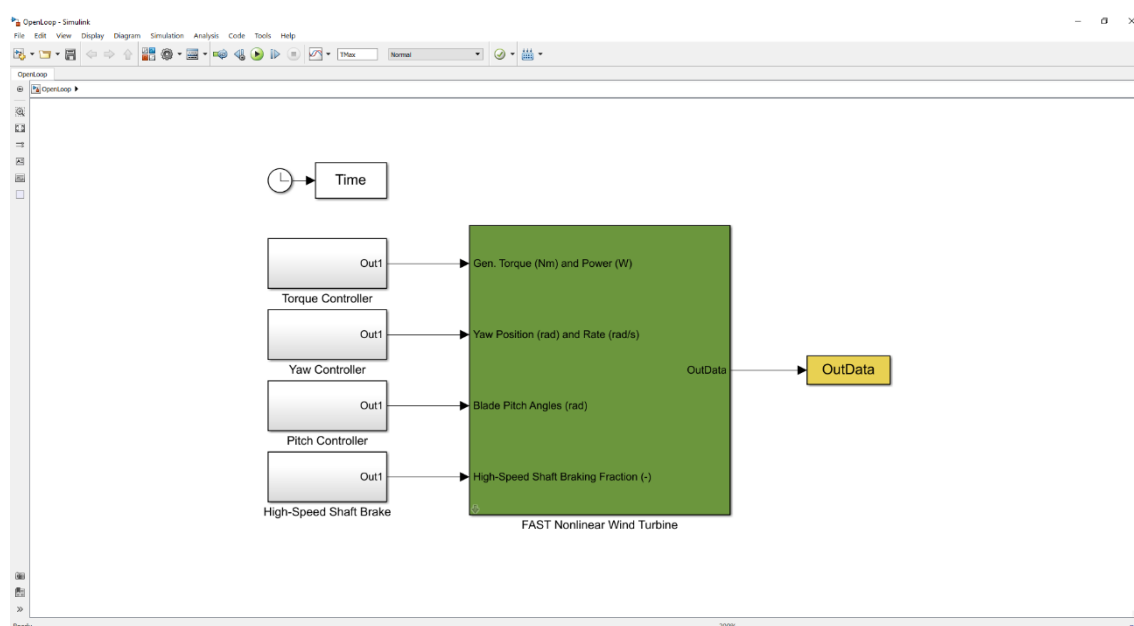


Figura 10 Matlab/Simulink interface com FAST

3.1.1 Graus de Liberdade (DOFs)

O programa de simulação, FAST, divide as turbinas em 16 Graus de Liberdade (DOF – *Degrees of Freedom*) que estão dinamicamente acoplados, onde 4 deles representam o movimento da torre, 9 para as pás (3 para cada pá), 1 para o Yaw da nacela, 1 para a inclinação da nacela, 1 para o rotor e 1 para o sistema de transmissão.

Os DOFs da torre são chamados de *First fore-aft tower bending-mode*, que significa o primeiro modo de vibração da torre no sentido frente-trás, também há o *Second fore-aft mode*, que representa o segundo modo de vibração no mesmo sentido. Os outros dois

DOFs da torre representam os dois modos de vibração lado-lado, chamados de *First side-to-side tower bending-mode* e *Second side-to-side tower bending-mode*.

Para as pás, torre e yaw, os *bending modes* ou modos de flexão são exibidos na Figura 11, como mencionado anteriormente o primeiro e segundo modo de vibração são DOFs distintos, exibidos a título ilustrativo na Figura 13. A Figura 12 exibe um esquema detalhado do movimento *flapwise* e *edgewise*.

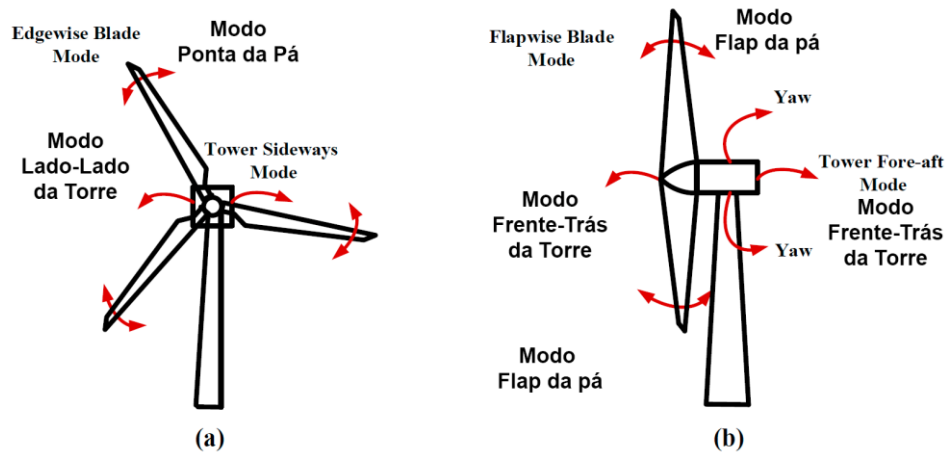


Figura 11 Modos Fletores das pás e torre, adaptado de Moghadasi et al. (2016)

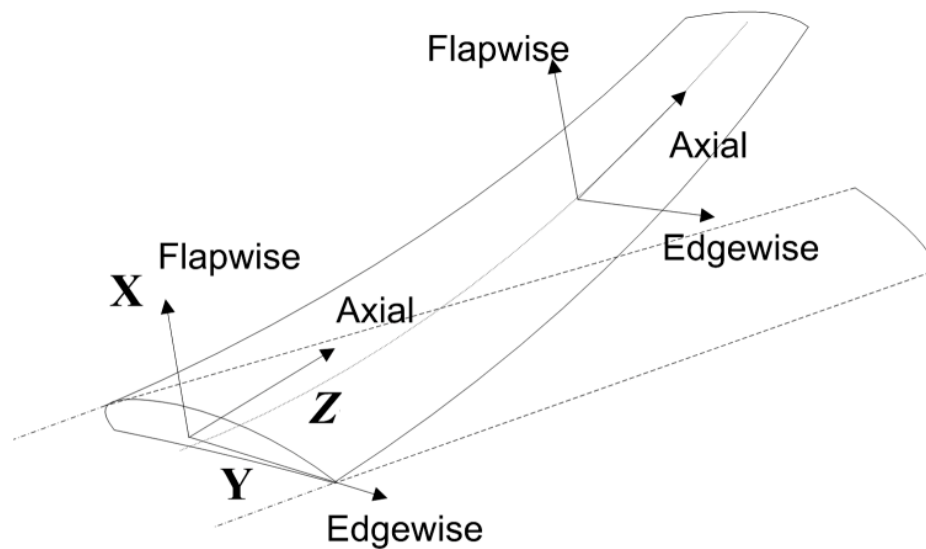


Figura 12 Flapwise e Edgewise detalhado

Os DOFs que representam o rotor e o sistema de transmissão fornecem o ângulo do rotor e sua derivada, que equivale a velocidade de rotação, e, quanto ao sistema de transmissão, o DOF modela a torsão no eixo.

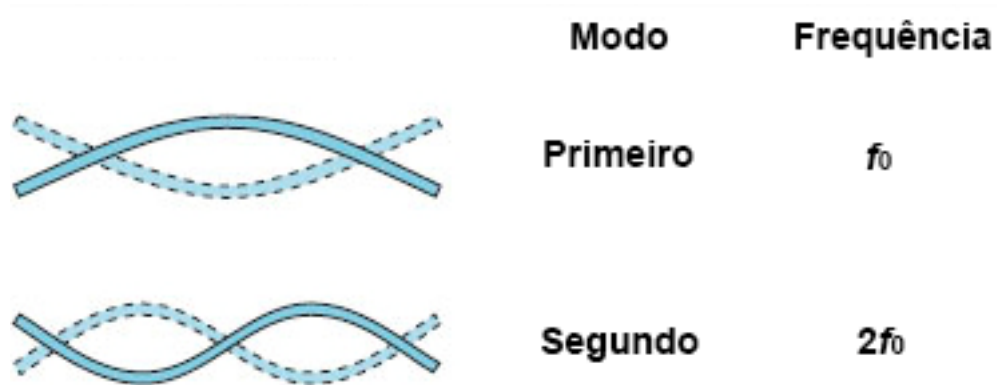


Figura 13 Primeiro e Segundo Modo de Vibração

3.1.2 Linearização do Modelo

De acordo com Wright (2004a), as equações de movimento utilizadas no software FAST são obtidas a partir do método Kane (KANE; LEVINSON, 1985) e são resolvidas numericamente durante a simulação. De acordo com Jonkman (2007), um sistema holonômico simples com P coordenadas generalizadas (DOFs, nesse caso) pode ser representado da forma na Eq. 3.1 utilizando o método de Kane.

$$F_i + F_i^* = 0 \quad (i = 1, 2 \dots P) \quad 3.1$$

Onde F_i representa as forças ativas e F_i^* são as forças inerciais. Uma vez derivado, as equações de movimento do sistema não-linear completo no domínio do tempo são representadas como na Eq. 3.2

$$M_{ij}(q, u, t)\ddot{q}_j = f_i(q, \dot{q}, u, t) \quad 3.2$$

Onde M_{ij} é o componente (i, j) da matriz inercial, que depende não-linearmente dos DOFs (q), entradas de controle (u) e tempo (t), já \ddot{q}_j é a segunda derivada (aceleração) do

DOF j , e f_i é a função de força relativa ao DOF i , não-linearmente dependente dos DOFs e suas derivadas, além das entradas e tempo.

O modelo obtido é não-linear, conforme discutido anteriormente, porém as técnicas para elaboração de controladores são, em sua maioria, baseadas em sistemas lineares. De forma que se faz necessário possuir um modelo que permita o emprego de técnicas validadas e conhecidas, uma maneira de obtenção de um modelo linear, o mais prático, é baseado na linearização jacobiana, que consiste em encontrar um ponto de operação e em seguida perturbar o sistema para encontrar uma região no qual os DOFs se comportam de maneira linear, de forma que o modelo linear só vale para pequenas variações próximas ao ponto de operação.

A forma que o software FAST emprega para linearizar o sistema é descrita em Jonkman, J. M.; Jonkman (2016), onde os DOFs desejados são selecionados, além das variáveis de controle, como ângulo das pás individual ou coletivo, torque do gerador, yaw da nacelle, além disso, perturbações em relação ao vento também podem ser adicionadas ao modelo.

Os DOFs são representados por q e as entradas do sistema por u . Considerando que o modelo linear é baseado em perturbações próximas do ponto de operação (OP – *Operational Point*), temos que:

$$\begin{cases} q = q_{op} + \Delta q \\ u = u_{op} + \Delta u \end{cases} \quad 3.3$$

O software, então, encontra o ponto de operação para os DOFs selecionados e em seguida calcula as matrizes de massa, amortecimento e rigidez, dessas matrizes são derivadas as matrizes para representação do sistema na forma da Eq.3.4

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + B\Delta u + B_d\Delta u_d \\ y = Cx + D\Delta u + D_d\Delta u_d \end{cases} \quad 3.4$$

Onde, além dos termos descritos em 292.2.1, tem-se u_d como entrada de perturbação, B_d como matriz de perturbação do vento e D_d a matriz de transmissão de perturbação da entrada.

Como a representação do sistema se dá na forma de perturbação é importante destacar que os vetores \dot{x} , x e y são compostos da forma da Eq. 3.5, os valores de y também são expressos em forma de perturbações.

$$x = \begin{Bmatrix} \Delta q \\ \Delta \dot{q} \end{Bmatrix}; \quad \dot{x} = \begin{Bmatrix} \Delta \dot{q} \\ \Delta \ddot{q} \end{Bmatrix} \quad 3.5$$

CAPÍTULO 4.

MÉTODOS PARA PROJETO DE CONTROLADORES

4.1 REALIMENTAÇÃO DE ESTADOS

Como brevemente apresentado em 2.2, a representação de sistemas em espaços de estados permite a realimentação dos estados como forma de regular ou controlar essas mesmas variáveis, a forma geral do sistema com retroalimentação de estados é exibida em 2.2, aqui são detalhadas as equações dos métodos.

4.1.1 ALOCAÇÃO ARBITRÁRIA DE POLOS

Considerando um sistema representado na forma de espaço de estados, como na Eq.4.1, em que as variáveis de estados são perturbações do ponto de operação (OP).

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx + Du \end{cases} \quad 4.1$$

Os polos do sistema podem ser alocados a partir da realimentação de estados. A realimentação dos estados por um ganho (G) leva a entrada (u) do sistema à $u = G \cdot x$ e o sistema a ser representado da forma da Eq.4.2 e, reorganizada na Eq.4.3 que representa o sistema em malhada fechada.

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + B(G \cdot x) \\ y = Cx + Du \end{cases} \quad 4.2$$

Ou

$$\begin{cases} \dot{x} = (A + BG)x \\ y = Cx + Du \end{cases} \quad 4.3$$

Diferente de realimentação para rastreamento de referência, onde existe um valor de referência r , a realimentação de estados para regulação tem como objetivo a manutenção do valor das variáveis de estado, o que é intuitivo em um sistema representado por perturbações.

Para a alocação dos polos do sistema em malha fechada é necessário que (\mathbf{A}, \mathbf{B}) seja controlável, ou seja $\text{Rank}[\mathbf{B}: \mathbf{AB}: \mathbf{A}^2\mathbf{B}: \dots \mathbf{A}^{N-1}\mathbf{B}] = N$, sendo o posto (ou *Rank*) de uma matriz é o número de linhas (ou colunas) linearmente independentes

Essa é uma técnica interessante no design de controladores, em especial para turbinas eólicas, pois é possível aumentar amortecimento nos modos de vibração ao alocar os respectivos polos mais para esquerda no plano complexo.

4.1.2 REGULADOR LINEAR QUADRÁTICO

De acordo com Ogata (2010), considerando a entrada $u = -G \cdot x$ sem restrições, pode-se determinar um ganho G que minimize o índice de performance apresentado por Eq. 4.4.

$$J = \int_0^{\infty} (x^T \cdot \mathbf{Q} \cdot x + u^T \cdot \mathbf{R} \cdot u) dt \quad 4.4$$

Onde \mathbf{Q} e \mathbf{R} são matrizes definidas positiva hermitianas ou reais simétricas. O segundo termo da equação representa o gasto de energia das entradas. As matrizes \mathbf{Q} e \mathbf{R} determinam a importância relativa do erro e do gasto dessa energia. Dessa forma, o ganho G é obtido a partir da resolução do problema de otimização. Considerando a primeira equação da Eq. 4.2, o problema de otimização fica da forma da Eq. 4.5 ou rearranjando da forma da Eq. 4.6.

$$J = \int_0^{\infty} (x^T \cdot \mathbf{Q} \cdot x + x^T \cdot G^T \cdot \mathbf{R} \cdot G \cdot x) dt \quad 4.5$$

Ou

$$J = \int_0^{\infty} x^T (\mathbf{Q} + G^T \mathbf{R} G) x dt \quad 4.6$$

Definindo $x^T (\mathbf{Q} + G^T \mathbf{R} G) x = -\frac{d}{dt} (x^T \mathbf{P} x)$, onde \mathbf{P} também é uma matrix Hermitiana definida positiva, obtém-se:

$$x^T(\mathbf{Q} + \mathbf{G}^T \mathbf{R} \mathbf{G})x = -\dot{x}^T \mathbf{P}x - x^T \mathbf{P}\dot{x} = -x^T[(\mathbf{A} - \mathbf{B}\mathbf{G})^T \mathbf{P} + \mathbf{P}(\mathbf{A} - \mathbf{B}\mathbf{G})]x \quad 4.7$$

Comparando os dois lados da equação e considerando que a igualdade é verdadeira para todo x , temos que:

$$(\mathbf{A} - \mathbf{B}\mathbf{G})^T \mathbf{P} + \mathbf{P}(\mathbf{A} - \mathbf{B}\mathbf{G}) = -(\mathbf{Q} + \mathbf{G}^T \mathbf{R} \mathbf{G}) \quad 4.8$$

Sendo assim, o objetivo é determinar os elementos da matriz \mathbf{P} e verificar se é uma matriz positiva-definida. Dessa forma o índice de performance pode ser avaliado da forma da Eq. 4.9.

$$J = \int_0^{\infty} x^T (\mathbf{Q} + \mathbf{G}^T \mathbf{R} \mathbf{G})x dt = -x^T \mathbf{P}x|_0^{\infty} = -x^T(\infty) + \mathbf{P}x(\infty) + x^T(0) + \mathbf{P}x(0) \quad 4.9$$

Levando em conta que os autovalores de $(\mathbf{A} - \mathbf{B}\mathbf{G})$ possuem suas partes reais negativas, podemos assumir que $x(\infty) \rightarrow 0$. Sendo assim, temos:

$$J = x^T(0)\mathbf{P}(0) \quad 4.10$$

Então, é possível observar que o índice de performance J pode ser obtido em função dos estados iniciais e da matriz \mathbf{P} . E para obter a solução para o controle ótimo quadrático procede como segue:

Partindo do princípio que \mathbf{R} é uma matriz Hermitiana positivamente definida, podemos representá-la da forma:

$$\mathbf{R} = \mathbf{T}^T \mathbf{T} \quad 4.11$$

Onde \mathbf{T} é uma matriz não singular (ou invertível), de forma que a Eq.4.9 fica da forma:

$$(\mathbf{A}^T - \mathbf{G}^T \mathbf{B}^T)\mathbf{P} + \mathbf{P}(\mathbf{A} - \mathbf{B}\mathbf{G}) + \mathbf{Q} + \mathbf{G}^T \mathbf{T}^T \mathbf{T} \mathbf{G} = \mathbf{0} \quad 4.12$$

Que, por sua vez, pode ser reescrita como:

$$A^T P + PA + [TG - (T^T)^{-1}B^T P]^T [TG - (T^T)^{-1}B^T P] - PBR^{-1}B^T P + Q = 0 \quad 4.13$$

Pode-se observar que a minimização de J em relação à G requer a minimização da Eq. 4.14

$$x^T [TG - (T^T)^{-1}B^T P] [TG - (T^T)^{-1}B^T P] x \quad 4.14$$

Como a Eq. 4.14 é não-negativa, o mínimo ocorre quando ela é zero ou em:

$$TG = (T^T)^{-1}B^T P \quad 4.15$$

Disso, temos que:

$$G = T^{-1}(T^T)^{-1}B^T P = R^{-1}B^T P \quad 4.16$$

A Eq. 4.17 fornece a matriz ótima G . De forma que a lei de controle ótima para o problema do controle ótimo quadrático, quando o índice de performance é dado por Eq. 4.4, é linear e dado por:

$$u(t) = -Gx(t) = -R^{-1}B^T Px(t) \quad 4.17$$

A matriz P em Eq. 4.16 deve satisfazer a Eq. 4.8 ou a redução:

$$A^T P + PA - PBR^{-1}B^T P + = 0 \quad 4.18$$

A Eq. 4.19 é chamada de Equação da matriz reduzida de Riccati. A sua solução fornece a matriz P (caso seja positiva definida, o sistema é estável), que deve ser substituída em Eq. 4.16 para resultar na matriz G .

4.1.3 OBSERVADOR DE ESTADOS

Até o presente momento, foi-se assumido a realimentação completa dos estados, o que significa que todos os estados são mensurados e retroalimentados ao sistema, porém nem sempre é possível realizar a medição de todos os estados, seja por viabilidade técnica ou econômica, de forma que se faz necessário a estimação de seus valores.

A estimação de estados é feita por um Observador de Estados, ou apenas observador. Se um observador é capaz de observar todas as variáveis de estados, independente delas estarem disponíveis para medição, ele é chamado de Observador de Estados de ordem completa. Usualmente, os estados observados são apenas aqueles não disponíveis por medições. Para elaboração de um observador de estados é necessário que o sistema seja observável, ou seja:

$$\text{Rank} \begin{bmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{CA} \\ \mathbf{CA}^2 \\ \vdots \\ \mathbf{CA}^{N-1} \end{bmatrix}$$

De acordo com Ogata (2010), o observador é um subsistema projetador para reconstruir o vetor de estados da planta e o seu modelo matemático é basicamente o mesmo da planta, exceto pelo termo de estimação do erro para compensar as imprecisões nas matrizes \mathbf{A} e \mathbf{B} e a ausência do erro inicial. O modelo é apresentado na Eq. 4.20.

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = \mathbf{A}\hat{x} + \mathbf{B}u + \mathbf{K}_e(y - \hat{y}) \\ \hat{y} = \mathbf{C}\hat{x} + \mathbf{D}u; \hat{x}(0) = 0 \end{cases} \quad 4.19$$

Considerando a retroalimentação do sistema $u = \mathbf{G}x$, temos que:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = \mathbf{A}\hat{x} + \mathbf{B}\mathbf{G}\hat{x} + \mathbf{K}_e(y - \hat{y}) \\ \hat{y} = \mathbf{C}\hat{x} + \mathbf{D}\mathbf{G}\hat{x} = (\mathbf{C} + \mathbf{D}\mathbf{G})\hat{x} \end{cases} \quad 4.20$$

Rearranjando, temos:

$$\dot{\hat{x}} = \mathbf{A}\hat{x} + \mathbf{B}\mathbf{G}\hat{x} + \mathbf{K}_e(y - \hat{y}) \quad 4.21$$

Ou:

$$\dot{\hat{x}} = (\mathbf{A} + \mathbf{B}\mathbf{G} - \mathbf{K}_e\mathbf{C} - \mathbf{K}_e\mathbf{D}\mathbf{G})\hat{x} + \mathbf{K}_ey \quad 4.22$$

De forma que o sistema final, representando o observador de estados e o ganho pela realimentação de estados é dado na Eq. 4.23.

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = \mathbf{L}\hat{x} + \mathbf{K}_ey \\ u = \mathbf{G}\hat{x} \end{cases} \quad 4.23$$

Onde, $\mathbf{L} = (\mathbf{A} + \mathbf{B}\mathbf{G} - \mathbf{K}_e\mathbf{C} - \mathbf{K}_e\mathbf{D}\mathbf{G})$.

É possível observar que a entrada desse sistema é a saída y do sistema original, ou seja, os estados mensuráveis, e a saída é a entrada u .

4.2 CONTROLE PARA ACOMODAÇÃO DE PERTURBAÇÃO

Os sistemas podem operar em cenários com perturbações, no caso das turbinas eólicas, de acordo com Wright (2004b), o aspecto turbulento do vento causa flutuações nas forças aerodinâmicas nas pás, que influenciam a potência, o torque e as cargas cíclicas da turbina. Por essa razão, o projeto de controladores que possam lidar com essas perturbações ao mesmo tempo que permita empregar as técnicas de retroalimentação e observação de estados é de suma importância. A teoria foi apresentada por Johnson (1986) e aplicada por Balas et al. (1998). De acordo com Wright (2004b), a técnica de Controle para Acomodação de Perturbação (DAC – *Disturbance Accomodating Control*) consiste no aumento dos estados no método de estimação e retroalimentação de estados para incluir os estados de perturbação baseado em modelos com forma de onda definida. Esses estados são utilizados na retroalimentação para reduzir (acomodar) ou contra atuar sobre qualquer perturbação persistente.

Considerando a representação em espaço de estados (Eq. 4.1) e definindo as entradas de perturbações pertinentes como u_d , com dimensão M_D , temos o gerador de forma de onda de distúrbio na Eq. 4.24.

$$\begin{cases} u_D = \boldsymbol{\theta} z_D \\ \dot{z}_D = \mathbf{F} z_D; \end{cases} \quad 4.24$$

Onde z_D são os estados das perturbações, dimensão N_D e as matrizes $\boldsymbol{\theta}$ e \mathbf{F} são conhecidas, mas não o estado inicial das perturbações z_D^0 . Johnson (1986) define como as perturbações possuem forma de onda conhecida, mas não sua amplitude.

Exemplos de perturbações são degrau ($\boldsymbol{\theta} = 1; \mathbf{F} = 0$) e rampa ($\boldsymbol{\theta} = [1 \ 0]; \mathbf{F} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$).

A estimação dos estados de perturbações é dada pela saída y do sistema, realizada a partir do aumento dos estados do estimador apresentado anteriormente.

A representação em espaço de estados do estimador das perturbações é da forma da Eq. 4.25.

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = \mathbf{A}\hat{x} + \mathbf{B}u + \mathbf{B}_d\hat{u}_d + \mathbf{K}_e(y - \hat{y}) \\ \hat{y} = \mathbf{C}\hat{x}; \hat{x}(0) = 0 \end{cases} \quad 4.25$$

Aplicando a estimação das perturbações, como na Eq. 4.26:

$$\begin{cases} \hat{u}_d = \boldsymbol{\theta} \hat{z}_D \\ \dot{\hat{z}}_D = \mathbf{F} \hat{z}_D + \mathbf{K}_D (y - \hat{y}); \end{cases} \quad 4.26$$

De forma que o ganho dos estimadores (K_D e K_e) caracteriza o ganho do sistema, chamado de \bar{K} , as novas matrizes \bar{A} e \bar{C} do sistema, ficam da forma:

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} A & B_d \boldsymbol{\theta} \\ \mathbf{0} & F \end{bmatrix}, \bar{C} = [C \quad \mathbf{0}] \text{ e } \bar{K} = \begin{bmatrix} K_e \\ K_D \end{bmatrix}$$

E o sistema do observador de estados em malha fechada tem a nova matriz A como na Eq 4.27.

$$\bar{A} - \bar{K} \bar{C} = \begin{bmatrix} A - K_e C & B_d \boldsymbol{\theta} \\ -K_D C & F \end{bmatrix} \quad 4.27$$

Sendo (\bar{A}, \bar{C}) observável, os ganhos do observador (K_e e K_D) podem ser escolhidos para se obter taxas arbitrárias de convergência para os estados (\hat{x}) e para as perturbações (\hat{z}_D).

Tendo apresentado a estimação dos estados das perturbações, pode-se incluí-las nos controladores, usualmente utilizando retroalimentação de estados. A retroalimentação leva a entrada do sistema a ser da forma da Eq. 4.28.

$$u = \mathbf{G} \hat{x} + \mathbf{G}_D \hat{z}_D \quad 4.28$$

Aplicando a Eq. 4.29 na realimentação de estados, leva à Eq. 4.29.

$$\dot{x} = (\mathbf{A} + \mathbf{B}\mathbf{G})x + (\mathbf{B}\mathbf{G}_D + \mathbf{B}_d \boldsymbol{\theta})z_D \quad 4.29$$

Onde o ganho \mathbf{G}_D é o ganho da retroalimentação do controlador para acomodação de perturbações. E sendo (A, B) controlável, o ganho \mathbf{G} , conforme discutido anteriormente, é destinado ao comportamento transiente e o ganho \mathbf{G}_D , que pode ser definido de forma

independente, é voltado para mitigação dos efeitos das entradas das perturbações. Ainda de acordo com Wright (2004b), caso se deseje neutralizar os efeitos das perturbações, o ganho \mathbf{G}_D deve satisfazer a equação 4.30.

$$\mathbf{B}\mathbf{G}_D + \mathbf{B}_d\boldsymbol{\theta} = \mathbf{0} \quad 4.30$$

E, com isso, o sistema em malha-fechada se tornaria livre de perturbações, entretanto, usualmente o valor de \mathbf{G}_D não é capaz de satisfazer a Eq. 4.30 e cancelar completamente as perturbações, ainda promove satisfatória redução dos efeitos das perturbações.

Se as entradas das perturbações não são mensuráveis, emprega-se o estimador apresentado anteriormente, de forma que a retroalimentação fica da forma da Eq. 4.31.

$$u = \mathbf{G}\hat{x} + \mathbf{G}_D\hat{z}_d \quad 4.31$$

Ao definir $\bar{\mathbf{K}} = [\mathbf{K}_e \ \mathbf{K}_d]$ e $\bar{\mathbf{G}} = [\mathbf{G} \ \mathbf{G}_D]$ e aplicarmos o mesmo princípio que permitiu integrar o estimador e a retroalimentação de estados em um mesmo sistema, temos que as matrizes aumentadas $\bar{\mathbf{A}}, \bar{\mathbf{B}}, \bar{\mathbf{C}}, \bar{\mathbf{K}}$ e $\bar{\mathbf{G}}$ são dadas por Eq. 4.32.

$$\left\{ \begin{array}{l} \bar{\mathbf{A}} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B}_d\boldsymbol{\theta} \\ \mathbf{0} & \mathbf{F} \end{bmatrix} \\ \bar{\mathbf{B}} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \\ \bar{\mathbf{C}} = [\mathbf{C} \ \mathbf{0}] \\ \bar{\mathbf{K}} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_e \\ \mathbf{K}_D \end{bmatrix} \\ \bar{\mathbf{G}} = [\mathbf{G} \ \mathbf{G}_D] \end{array} \right. \quad 4.32$$

Com o objetivo de simplificar a implementação do estimador e controlador por realimentação de estados é desejado que seja utilizado uma única representação de espaço estados. Então, para a simplificação do sistema assumimos que o sistema é da forma da Eq. 4.33, onde sua estimação se dá na forma 4.25, e a entrada é da forma da Eq. 4.31 e a perturbação da forma da Eq. 4.26, o termo \hat{x} fica da forma da Eq. 4.34.

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x} = \mathbf{A}x + \mathbf{B}u + \mathbf{B}_d u_d \\ y = \mathbf{C}x \end{array} \right. \quad 4.33$$

$$\hat{\dot{x}} = \mathbf{A}\hat{x} + \mathbf{B}(\mathbf{G}_D\hat{z}_d + \mathbf{G}\hat{x}) + \mathbf{K}_e(y - \mathbf{C}\hat{x}) + \mathbf{B}_d\theta\hat{z}_d \quad 4.34$$

Aplicando a estimação de \hat{z}_d , conforme apresentado na Eq. 4.26:

$$\hat{\dot{x}} = \mathbf{A}\hat{x} + \mathbf{B}(\mathbf{G}_D(\mathbf{F}\hat{z}_d + \mathbf{K}_D(y - \mathbf{C}\hat{x})) + \mathbf{G}\hat{x}) + \mathbf{K}_e(y - \mathbf{C}\hat{x}) + \mathbf{B}_d\theta\mathbf{F}\hat{z}_d \quad 4.35$$

Realizando o mesmo procedimento da seção anterior, pode-se representar a matriz $\bar{\mathbf{L}}$ como na Eq. 4.36.

$$\bar{\mathbf{L}} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} + \mathbf{B}\mathbf{G} - \mathbf{C}\mathbf{K}_e & \mathbf{B}_d\theta + \mathbf{B}\mathbf{G}_d \\ -\mathbf{C}\mathbf{K}_d & \mathbf{F} \end{bmatrix} \quad 4.36$$

E, seguindo o mesmo padrão do estimador de estados e controlador por realimentação de estados da seção anterior, chega-se a um sistema único que inclui ambas estimações e realimentações de estados e perturbações. Esse sistema tem matrizes:

$$\begin{cases} \mathbf{A} = \bar{\mathbf{L}} \\ \mathbf{C} = \bar{\mathbf{G}} \\ \mathbf{B} = \bar{\mathbf{K}} \end{cases}$$

4.3 GAIN SCHEDULING

A teoria para desenvolvimento de controladores robustos é bem estabelecida para sistemas lineares, porém a maior parte dos sistemas reais são não-lineares, o que resulta em elaboração de controladores lineares para operação em sistemas não-lineares. Como explicitado anteriormente, as técnicas para controle são aplicadas em sistemas lineares e, para tal, exige-se uma modelagem linear do sistema a ser controlado, essa modelagem (ou linearização) é realizada em um ponto de operação (OP) especificado e o controlador desenvolvido para esse caso específico. Entretanto, um único ponto de operação só contempla uma pequena porção da região de operação do sistema, de maneira que a performance do controlador e até mesmo a estabilidade do sistema não são garantidas quando o sistema opera fora do OP.

De acordo com Ilka (2015), uma solução que surgiu inicialmente nos anos 1960 considera um conjunto de ganhos para realimentação previamente estabelecidos e a seleção de um desses ganhos a partir da região de operação do sistema. A partir do

emprego desse tipo de controle de ganhos, foi possível empregar as técnicas de controladores lineares aos sistemas não-lineares.

Inicialmente empregado no controle de voo, o método *Gain Scheduling* (GS) foi ganhando importância, principalmente após a introdução dos sistemas LPV (*Linear Parameter Varying*), que facilitou a escolha do parâmetro do GS (Ilka,2015). Outro ponto importante no desenvolvimento das técnicas de GS foi a adoção da lógica *fuzzy* para seleção dos ganhos, e mais recentemente, o uso de redes neurais. Ambas as técnicas permitem uma seleção mais fina dos ganhos, que demonstra uma evolução considerável às técnicas tradicionais que empregavam seletores de ganhos do tipo *switch* ou extrapolações lineares dos ganhos.

Uma vantagem do método GS é que ele pode ser empregado mesmo quando não há um modelo analítico LPV do sistema, a técnica pode ser empregada a partir de linearizações ou *blackbox* e obtidas de dados experimentais. Uma representação da técnica de GS para múltiplos modelos (sejam linearizações ou estimações) é exibido na Figura 14.

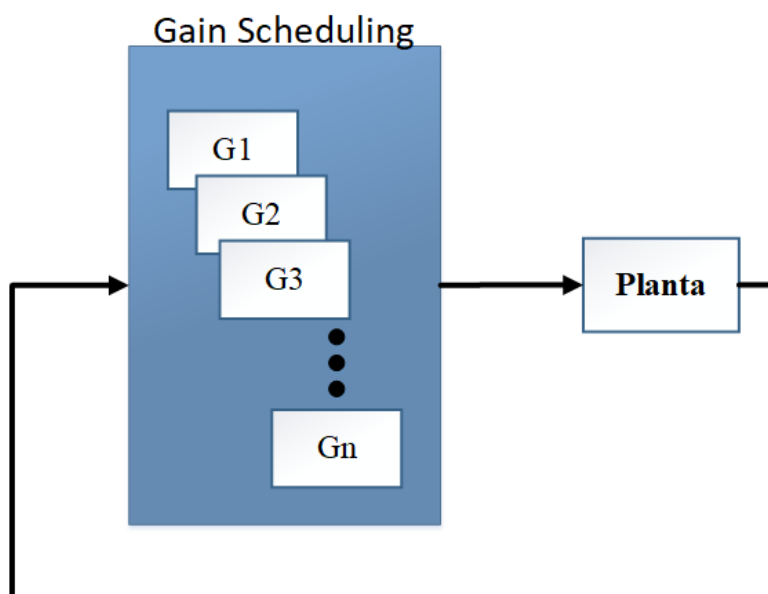


Figura 14 Representação da técnica *Gain Scheduling*

4.3.1 Rede Neural com Função de Base Radial

A seleção dos ganhos do controlador depende de ao menos uma variável chamada de programação de ganho e, partindo dos controladores lineares, previamente elaborados

para cada OP, a extrapolação dos ganhos pode ser realizada de maneira linear ou empregando técnicas de seleção de ganho, como a lógica *fuzzy* ou redes neurais.

De acordo com Ji et al. (2015), a utilização de redes neurais mais comuns requer uma quantidade significativa de recursos de hardware, porém em sistemas de controle (usualmente embarcados) há uma limitação desses recursos, por essa razão as funções de ativação para os neurônios empregadas nesses casos são Funções de Base Radial (*Radial Basis Function* - RBF). RBFs são funções cujos resultados são em função das distâncias entre 2 pontos, sendo a função gaussiana a mais comum, definida na Eq. 4.37.

$$h(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}\|) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}-\mathbf{c}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad 4.37$$

Onde σ é um número real e positivo definido como parâmetro de escalonamento, o termo $\|\cdot\|$ denota a norma euclidiana, o termo \mathbf{x} representa o vetor de entrada da função (ponto do qual se deseja saber a distância) do vetor \mathbf{c} , que é a origem para cálculo da distância.

Broomhead, D. S. and Lowe (1988) define a rede neural artificial com função de base radial (RBF NN) como sendo composta por três camadas, sendo a primeira camada dos neurônios de entrada (*input layer*), a segunda camada é a camada oculta (*hidden layer*) que contém os neurônios ativados pela RBF e a terceira camada é de saída (*output layer*) que, através de uma combinação linear dos resultados da camada anterior, calculam a saída da rede neural. Redes Neurais RBF podem ser utilizadas como aproximadoras de equações não-lineares e também como classificadoras. A representação simplificada de uma rede neural RBF é exibida na Figura 15, constando apenas uma saída, e a equação representando sua saída é dada pela Eq. 4.38.

$$O_i(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{K_N} w_{ij} h(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|) + w_{0i}, i = 1, \dots, L \quad 4.38$$

Onde O_i é sua i -ésima saída, w representa os pesos lineares e w_0 é o viés (*bias*), K_N é número de neurônios na camada oculta (*hidden layer*), ou seja, o número de RBFs. Vale salientar que \mathbf{x} e \mathbf{c} são vetores de mesma dimensão do número de entradas da rede.

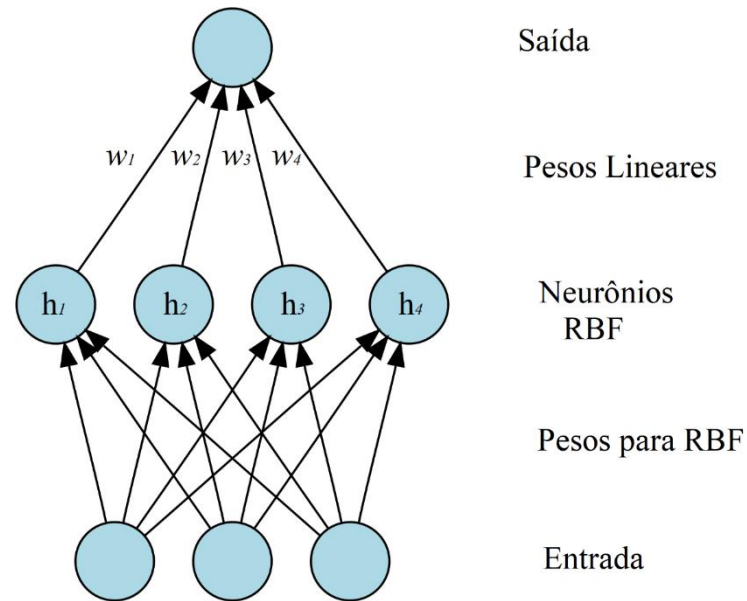


Figura 15 Representação de uma Rede Neural RBF com 4 neurônios, 3 entradas e 1 saída

A função de base radial gaussiana apresenta o comportamento exibido na Figura 16, onde o máximo valor que pode ser assumido é 1. É possível descrever essa função radial na rede neural como sendo ativadora do neurônio, quando a entrada (x) e o centro (c) do neurônio são iguais, a saída é igual a 1, significando que esse neurônio está completamente ativo, e à medida que a distância aumenta, o valor da função vai a zero, desativando o neurônio. A variável σ (Eq. 4.38) permite definir o alcance do centro do neurônio, que pode ser interpretado como uma espécie de raio de alcance. No que diz respeito à interface entre a *hidden layer* e a saída, ela é regida pelos pesos w , de forma que a saída da Rede Neural é uma combinação linear da ativação via RBF e os pesos w .

O que nos leva a concluir que a elaboração de uma Rede Neural Artificial de Função de Base Radial (RBF NN) consiste em definir o número de neurônios da *hidden layer*, seus centros e os pesos w .

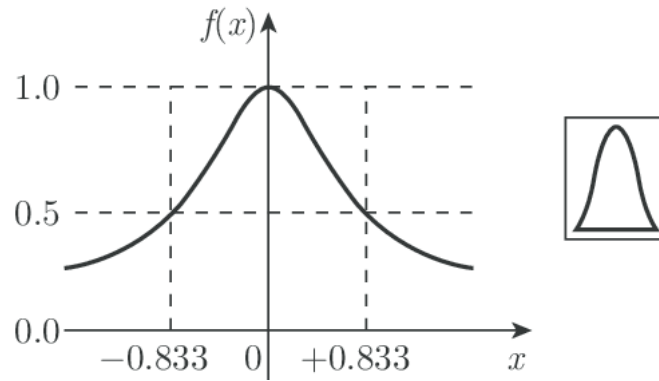


Figura 16 Comportamento da Função de base radial gaussiana

4.3.1.1 Treinamento da Rede Neural

As técnicas empregadas para treinamento de uma RBF NN são exploradas em Schwenker et al. (2001) de forma detalhada, entretanto as técnicas escolhidas para o presente trabalho são as únicas apresentadas.

O treinamento dessa RBF NN é realizado em 2 fases, sendo a primeira fase a determinação dos centros das funções (c) e seus raios de alcance (σ). A função é determinar um pequeno conjunto de centros a partir de um grande conjunto de dados para que possa representar todo o universo dos dados da entrada.

Algumas técnicas são capazes de realizar essa tarefa, porém uma das mais empregadas é chamada de *k-means clustering*, que permite agrupar os dados que são próximos (curta distância entre eles), e a sua média corresponde ao centro do grupo. Idealmente, o erro de quantização empírico do algoritmo na Eq. 4.39 é zero se para ponto existir um centro para cada ponto de entrada.

$$E(\mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_k) = \sum_{j=1}^K \sum_{\mathbf{x} \in c_j} \|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|^2 \quad 4.39$$

Entretanto, a utilização de um centro para cada ponto torna o algoritmo inutilizável na maior parte dos casos, o que leva ao agrupamento dos dados e cálculo do centro, dado na Eq. 4.40.

$$\mathbf{c}_j = \frac{1}{c_{jt}} \sum_{j=1}^{c_{jt}} \mathbf{x}_j \quad 4.40$$

Onde c_{j_t} é o número total de elementos do conjunto (*cluster*).

Esse algoritmo agrupa os dados mais próximos em um mesmo conjunto e calcula o centro do *cluster* como a média dos elementos. Esse algoritmo é executado em *loop* até que se esgotem os pontos a serem classificados ou quando os *clusters* não forem alterados em 2 épocas de aprendizado.

O raio de alcance (σ) é definido como a média das distâncias entre os pontos do referido *cluster*, Eq. 4.41.

$$\sigma_j = \frac{1}{c_{j_t}} \sum_{x \in c_j} \|x - c_j\| \quad 4.41$$

Tendo finalizado a primeira fase, a segunda fase se dá de forma relativamente simples. A partir dos centros e raios de alcance, os pesos w são calculados através da solução de uma pseudo-inversa da matriz ao minimizar a função na Eq. 4.42.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{\mu=1}^{M_T} \sum_{p=1}^{L_N} (y_p^\mu - F_p^\mu) \quad 4.42$$

Onde M_T é a quantidade de dados no treinamento, L_N é a quantidade de saídas da RBF NN, y é a saída nos dados do treinamento e F , conforme descrito anteriormente, é a saída da RBF NN.

CAPÍTULO 5.

DESENVOLVIMENTO DE CONTROLADORES

5.1 CONTROLE DA ROTAÇÃO DO ROTOR ATRAVÉS DO ÂNGULO COLETIVO DAS PÁS

Conforme discutido anteriormente, o ângulo das pás é uma das variáveis de entrada para controle da turbina eólica, em que a sua atuação se dá quase exclusivamente quando a turbina se encontra operando na região III (velocidade do vento entre 11.4 m/s e 25 m/s), e a sua função é manter a velocidade de rotação do rotor no seu valor nominal (12.1 RPM) para garantir o funcionamento de acordo com as especificações. O perfil da velocidade do vento utilizado nas simulações é exibido na Figura 17.

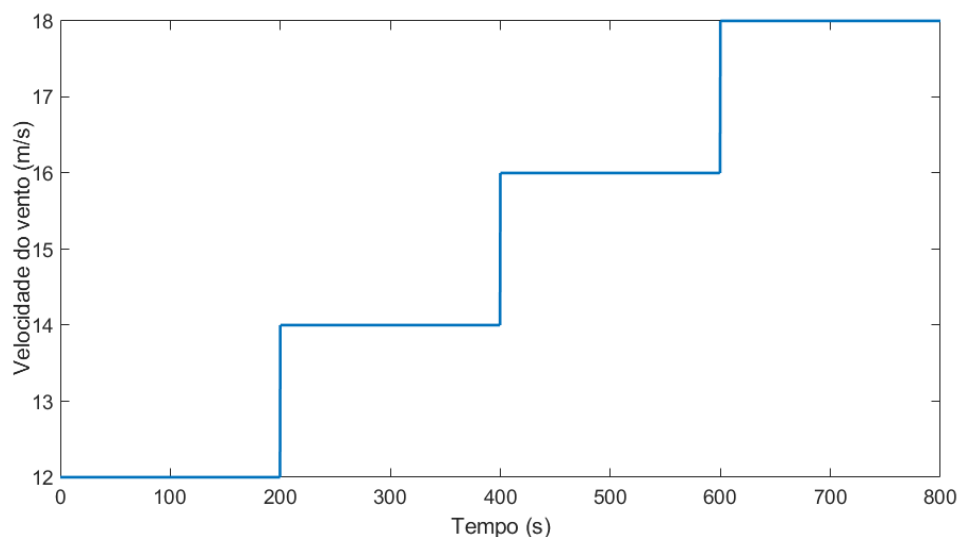


Figura 17 Perfil dos degraus da velocidade do vento

A turbina utilizada é a NREL 5MW Baseline, constituída por 3 pás defasadas entre si de 120° que podem ser comandadas de forma independente. Os graus de liberdade (DOFs)

foram descritos anteriormente, porém o grau de complexidade do controlador será apresentado de forma crescente, de modo que o modelo linear e seu referido controlador serão incrementados DOFs e soluções para mitigação de seus efeitos/cargas serão propostas.

5.1.1 Realimentação de Estados para Modelo de 1 Estado

O primeiro controlador a ser apresentado é realizado utilizando apenas o modelo linear da turbina eólica contendo apenas um estado, a rotação do rotor, de forma que a realimentação desse único estado caracteriza o controle como realimentação completa dos estados.

O único DOF habilitado nessa simulação é o referente ao movimento do eixo do rotor, chamado *GenDOF* no software FAST, e o arquivo contendo as configurações para essa simulação estão no Anexo B.

A linearização do sistema ocorre com as seguintes características:

$$\begin{cases} v_0 = 12m/s \\ \beta_0 = 4,04^\circ \\ \Omega_0 = 12,1 RPM \end{cases}$$

A velocidade do vento (v_0) de 12m/s é utilizada por ser acima da velocidade nominal (11,4 m/s), o ângulo das pás (β_0) e a velocidade rotor (Ω_0) são os valores encontrados pelo software quando em estado estacionário com comportamento linear. Qualquer outra velocidade média do vento pode ser utilizada para linearização do sistema, desde que ele possa encontrar um ponto de equilíbrio para operação da turbina.

O modelo linearizado da turbina é dado na Eq. 5.1.

$$\begin{cases} \dot{x} = -0,370 \cdot x - 0,394 \cdot u \\ y = x \end{cases} \quad 5.1$$

Esse modelo representa a turbina em uma pequena região próxima do ponto de operação (OP - $v_0 = 12 m/s$). O modelo possui um único polo localizado no semi-plano esquerdo em $-0,37034$, ou seja sistema é de primeira ordem e apresenta a resposta como $y(t) = K_{DC} \left(1 - e^{-\frac{t}{\tau}} \right) u(t)$, onde K_{DC} é chamado ganho DC ou *Direct Current*, que corresponde ao ganho no estado estacionário, definido como $K_{DC} = -\mathbf{B}/\mathbf{A}$, e τ é a

constante de tempo do sistema, definida por $\tau = -1/\mathbf{A}$, considerando a representação por espaço de estados.

Com a técnica de alocação de polos é possível colocar o polo do sistema em qualquer posição do semi-plano esquerdo através do ganho \mathbf{G} , com isso serão alterados o ganho K_{DC} e a constante de tempo τ . Quanto mais à esquerda do eixo imaginário, mais rápida será a resposta, pois menor será o τ , da mesma forma o ganho K_{DC} será menor ao mover o polo em \mathbf{A} mais para esquerda.

A implementação do controlador é realizada no Simulink/MATLAB exibida no Apêndice A e o diagrama de blocos é exibido na Figura 18, é importante salientar que na prototipagem no Simulink é necessário calcular as perturbações $\delta\Omega$ e $\delta\beta$ a partir dos valores da simulação e aqueles da linearização do sistema.

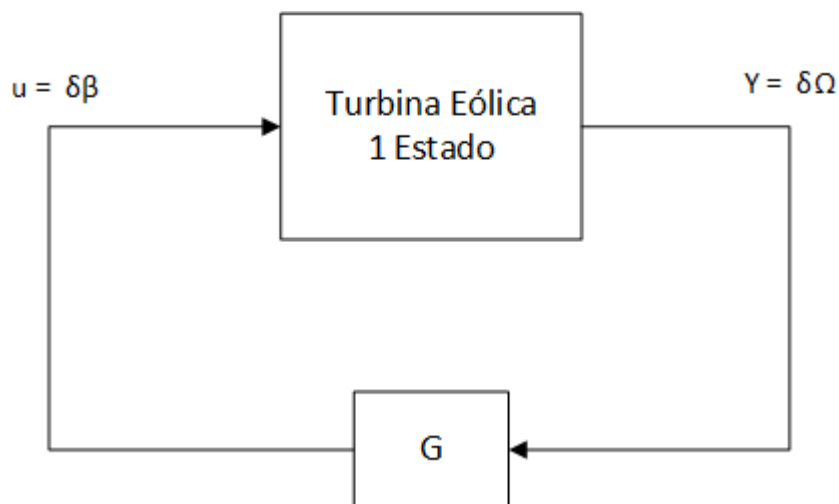


Figura 18 Diagrama de Blocos – Controlador 1 Estado

O ganho G é calculado a partir da alocação dos polos, ao colocar o polo em -1 , o ganho $G = 1.5951$ e ao alocar o polo em -4 , o ganho $G = 9,1956$. A simulação se dá com apenas um DOF habilitado, ou seja, trata-se de uma turbina com torre rígida

Ambos resultados são exibidos na Figura 19 e os ângulos das pás são exibidos na Figura 20.

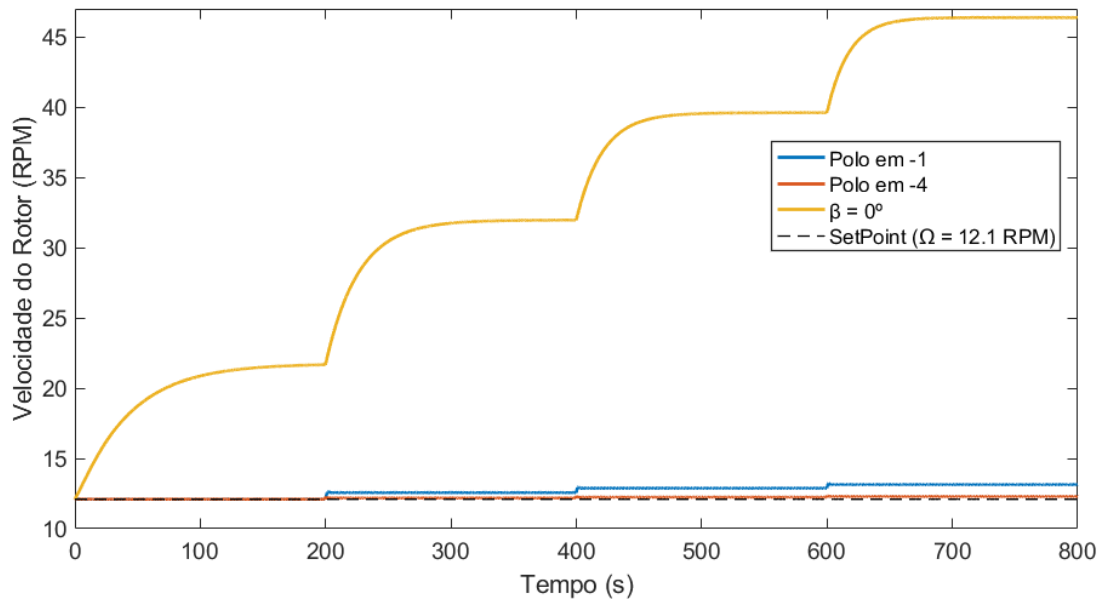


Figura 19 Resposta da turbina eólica modelada como 1ª Ordem. Polos em -1 e -4

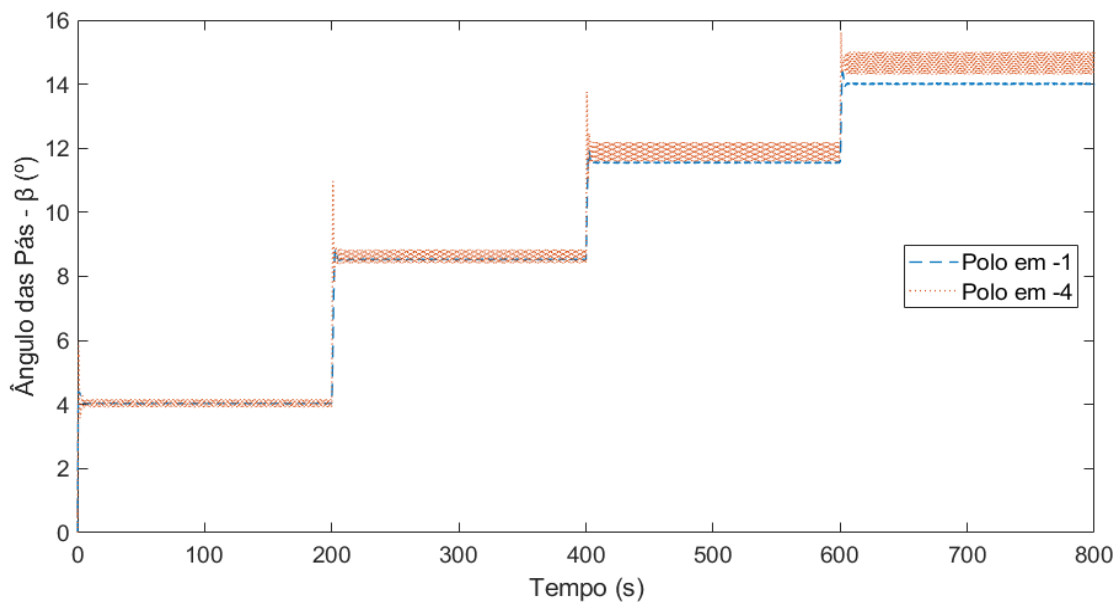


Figura 20 Ângulo das pás (β) para os Polos em -1 e -4 – Sistema de 1ª Ordem

É possível observar que a velocidade se distancia do valor desejado (*Setpoint* de 12.1 RPM) à medida que a velocidade do vento aumenta, isso ocorre porque a linearização do modelo ocorreu na velocidade do vento de 12m/s, e qualquer alteração da velocidade do vento não é considerada no modelo. Pode-se notar que o valor do ângulo das pás (β) é igual à 4° quando a velocidade do vento é de 12m/s, que é o mesmo da linearização.

5.1.2 Modelo de 3 Estados

Para se obter um modelo mais complexo, o DOF referentes ao *drive-train* ou sistema de transmissão é habilitado, esse DOF modela todo o sistema de transmissão, que inclui o eixo de baixa rotação (eixo do rotor), a caixa de transmissão, o eixo de alta rotação (eixo do gerador) e o gerador. Esse DOF adiciona 2 estados ao sistema, a torsão no sistema de transmissão e sua derivada, ambos relativos ao eixo de baixa rotação.

Nesse modelo linear as perturbações da velocidade do rotor ($\delta\Omega$), da torsão do sistema de transmissão ($\delta DrTr$) e da sua derivada ($\delta \dot{DrTr}$) são adicionados ao sistema, o seu diagrama de blocos é exibido na Figura 21 e , novamente, a sua implementação se encontra no Apêndice A.

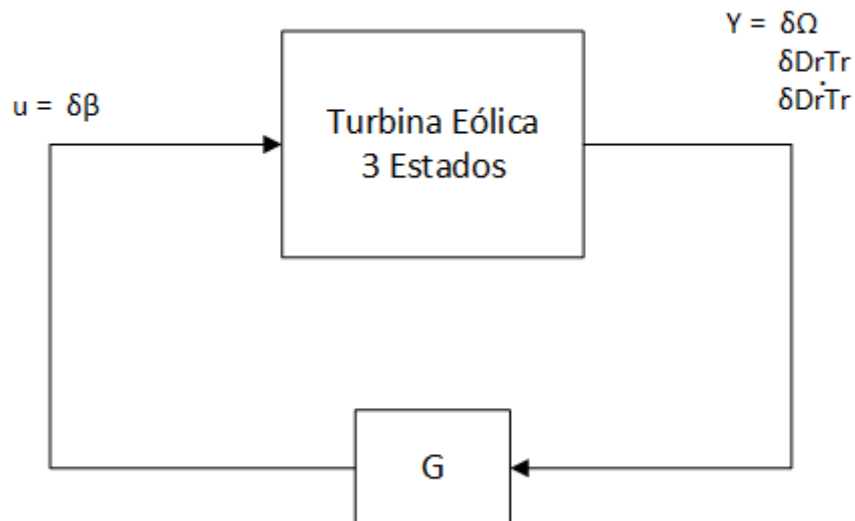


Figura 21 Diagrama de Blocos – Controlador 3 Estados

A linearização do sistema, com as mesmas características do modelo anterior, resulta a representação em espaço de estados da Eq. 5.2.

$$\begin{cases} \dot{x} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -195,21 & -1,466 & 2,637 \\ 172,83 & 1,238 & -2,705 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} 0 \\ -0,445 \\ 0 \end{bmatrix} u \\ y = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x \end{cases} \quad 5.2$$

O sistema apresenta os autovalores:

$$\begin{vmatrix} -0,372 \\ -1,9 + 1,38i \\ -1,9 - 1,38i \end{vmatrix}$$

O valor puramente real faz referência à velocidade do rotor (Ω), já o par de complexos conjugados são referentes ao DOF da torsão do sistema de transmissão ($DrTr$). Os polos mostram que o sistema é levemente amortecido, portanto, para induzir um amortecimento maior são escolhidos valores mais à esquerda no semi-plano esquerdo, porém preservando o termo imaginário. Os polos escolhidos são

$$\begin{vmatrix} -1 \\ -4+1,38i \\ -4-1,38i \end{vmatrix} \quad \begin{vmatrix} -1 \\ -6+1,38i \\ -6-1,38i \end{vmatrix}$$

Os resultados obtidos com esses polos são exibidos nas Figura 22 e Figura 23., onde são exibidos a velocidade do rotor e a torsão do sistema de transmissão, respectivamente.

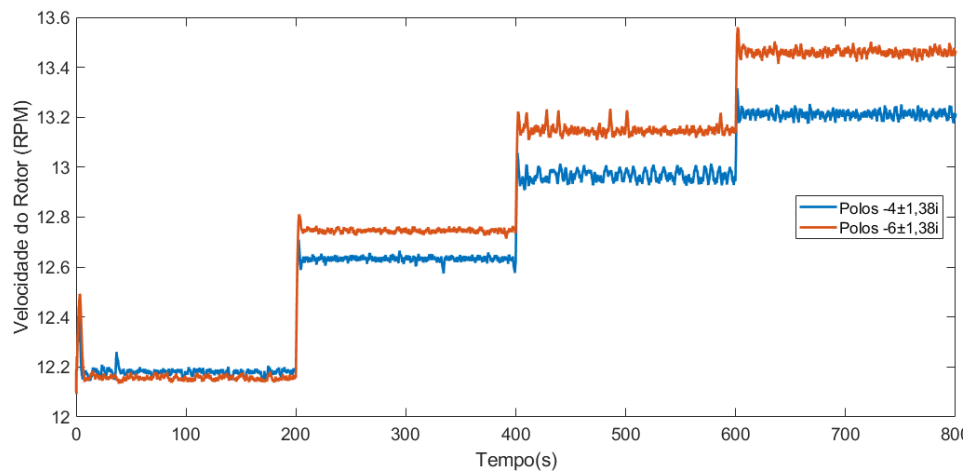


Figura 22 Resposta Velocidade do Rotor - Sistema com 3 estados e Alocação de polos

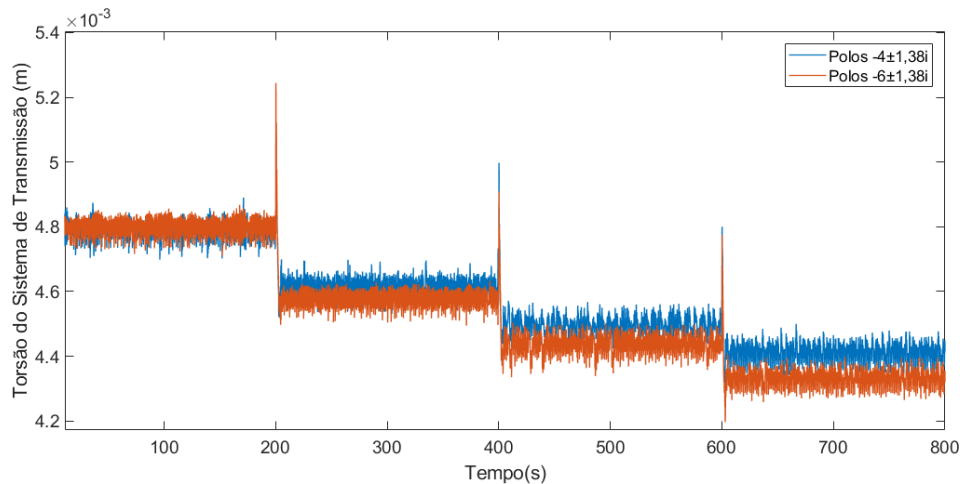


Figura 23 Resposta Torsão $DrTr$ - Sistema com 3 estados e Alocação de polos

5.1.2.1 Regulador Linear Quadrático para realimentação de Estados para Modelo de 3 Estados

Como apresentado anteriormente, outra técnica capaz de realizar a realimentação de estados por alocação de polos é a de Regulador Linear Quadrático, cujo ganho K é calculado pela minimização da função custo.

Nessa técnica há um compromisso entre os estados e os sinais de controle através das matrizes Q e R , de forma que usualmente a matriz R é mantida como matriz identidade e o ajuste é realizado a partir da matriz Q . Quanto maior os valores de Q , mais esforço fará o controlador para controlar aquele estado.

As matrizes Q e R utilizadas para cálculo do ganho nesse aplicação foram:

$$Q = \begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 100 \end{bmatrix} \text{ e } R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Os valores de cada linha correspondem aos estados, de forma que nesse caso a regulação do estado referente à velocidade do rotor será mais importante

O ganho G nesse caso é $G = [-30,73 \quad 10,73 \quad 8,62]$, os polos do sistema em malha fechada $(A + B \cdot G)$ estão localizados em:

$$\begin{cases} -3,72 \\ -2,61 + 14,17i \\ -2,61 - 14,17i \end{cases}$$

As respostas da velocidade do rotor e da torsão no sistema de transmissão para esses ganhos são exibidas nas Figura 24 e Figura 25 juntamente com os resultados anteriores para fins de comparação da performance da técnica LQR.

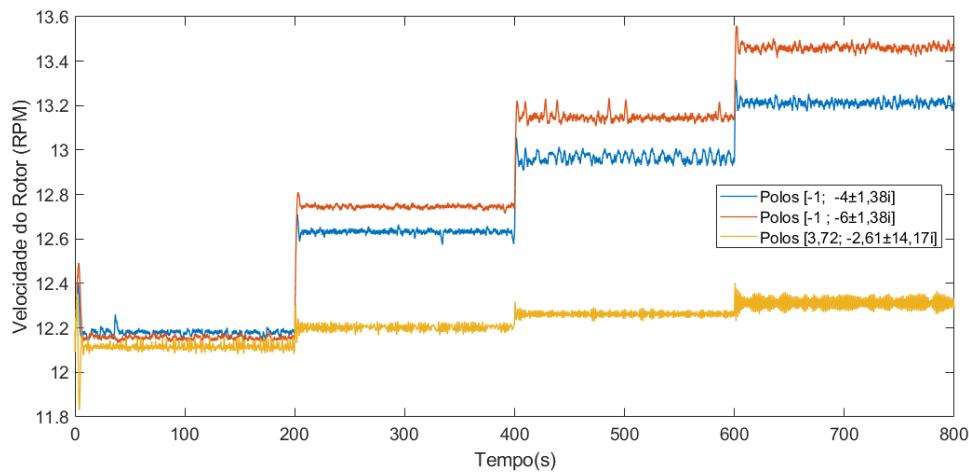


Figura 24 Velocidade do Rotor – Sistema com 3 estados – LQR e Alocação de Polos

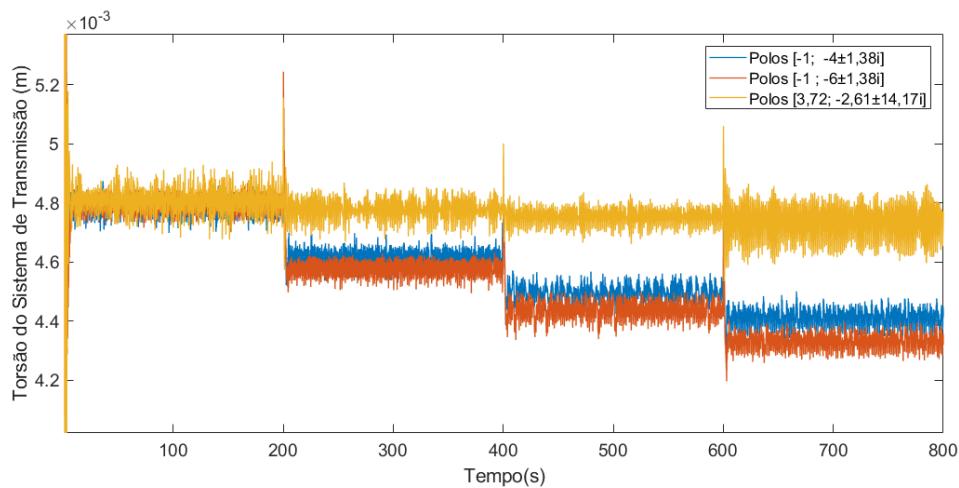


Figura 25 Resposta Torsão $DrTr$ - Sistema com 3 estados – LQR e Alocação de Polos

As oscilações acentuadas tanto da velocidade do rotor quanto da torsão no sistema de transmissão são notadas quando o regime de operação da turbina se distancia do OP para o qual o controlador foi projetado, pois a não-linearidade do sistema leva a diferentes acoplamentos entre os DOFs.

5.1.2.2 Estimação de Estados para Modelo de 3 Estados

Conforme discutido anteriormente, alguns estados podem não ser mensurados, sendo necessário sua estimação para tornar o controlador por retroalimentação realizável. Assumindo que o sistema é observável, pode-se desenvolver um observador de estados baseado nas medidas disponíveis.

No caso do modelo de 3 Estados, a única variável de estado que pode ser mensurada é a velocidade do rotor, o observador de estado, por sua vez, necessita fornecer a estimação das outras 2 variáveis de estados. O diagrama de blocos que representa o estimador de estados e o ganho para realimentação de estados é exibido na Figura 26. A implementação do estimador de estados e do controlador no ambiente do Simulink se encontra no (Apêndice A).

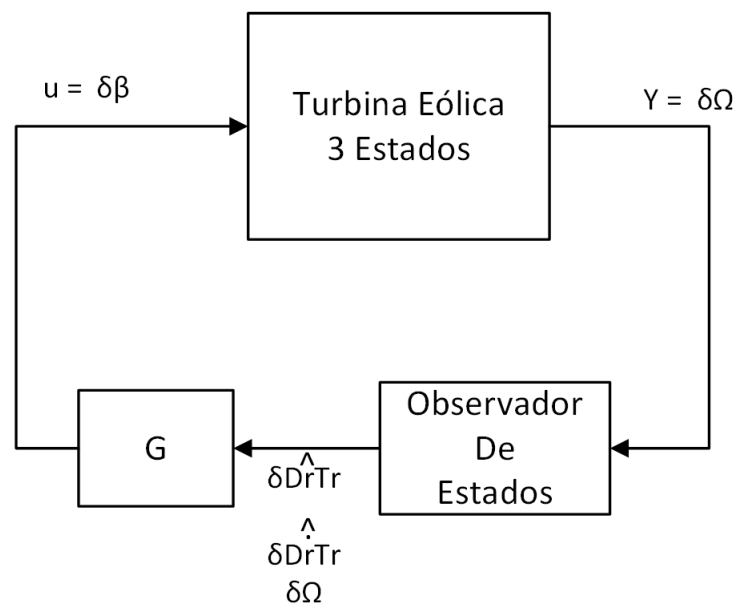


Figura 26 Diagrama de Bloco – Estimador de Estados e Controlador para 3 Estados

Conforme discutido anteriormente, alguns estados podem não ser mensurados, sendo necessário sua estimação para tornar o controlador por retroalimentação realizável. Assumindo que o sistema é observável, pode-se desenvolver um observador de estados baseado nas medidas disponíveis.

O ganho K do observador de estados pode ser calculado utilizando as mesmas técnicas apresentadas anteriormente. A alocação de polos e a técnica LQR são empregadas e comparadas.

No método de alocação de polos, os polos escolhidos do observador de estados são:

$$\begin{cases} -0,6 \\ -20 + 120i \\ -20 - 120i \end{cases}$$

Que resulta no ganho $\mathbf{K} = [643,2 \quad 552,8 \quad 36,4]$.

Já para o observador empregando a técnica LQR, as matrizes \mathbf{Q} e \mathbf{R} são:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 4E5 & 0 & 0 \\ 0 & 1E8 & 0 \\ 0 & 0 & 1E10 \end{bmatrix} \text{ e } \mathbf{R} = 1$$

Resultando no ganhos $\mathbf{K} = [427,7 \quad 414,5 \quad 1E5]$.

Na Figura 27 e Figura 28 são exibidas, respectivamente, a velocidade do rotor utilizando em ambos os observadores de estados, o controlador de retroalimentação de estados por LQR.

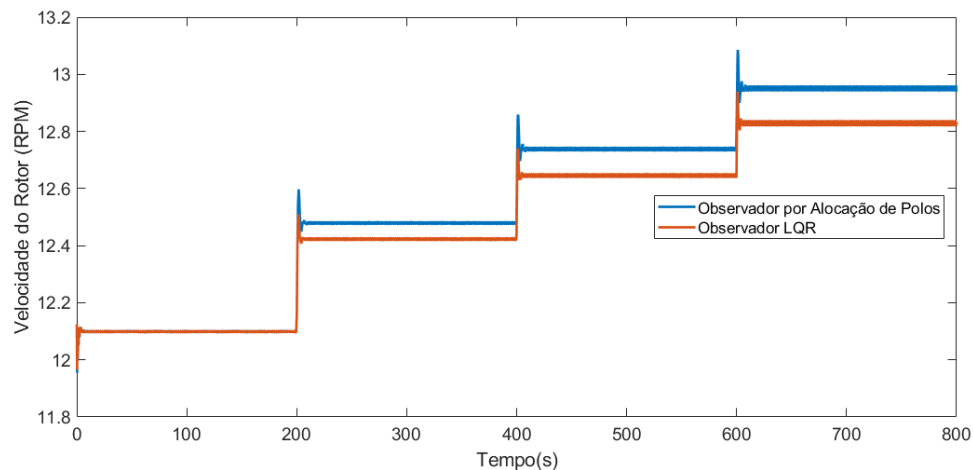


Figura 27 Velocidade do Rotor – Sistema com 3 estados – Observador de Estados

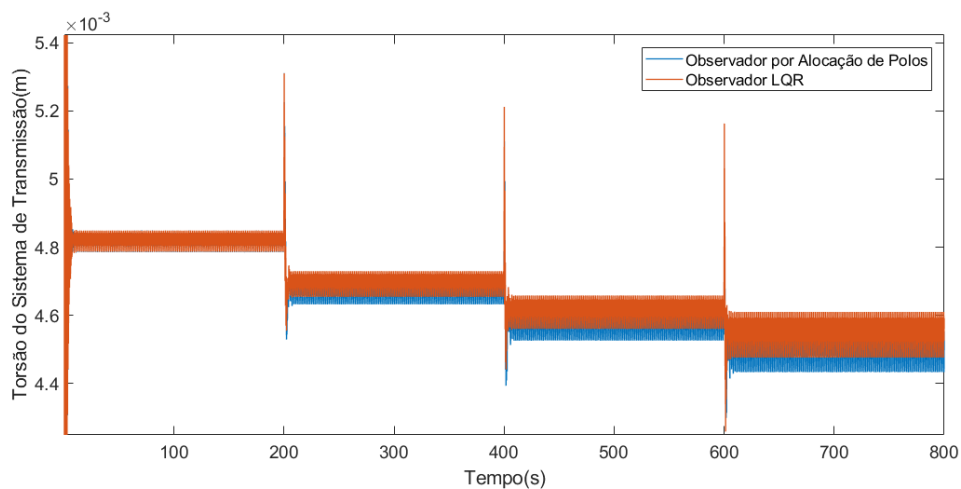


Figura 28 Torsão $D_r T_r$ – Sistema com 3 estados – Observador de Estados

O observador de estados apresenta resultado satisfatório, pois mesmo atuando fora do OP para o qual foi projetado, ele é capaz de controlar de forma satisfatória a velocidade do rotor e a torsão $DrTr$.

5.1.2.3 Acomodação de Perturbação para Modelo de 3 Estados

A abordagem de acomodação de perturbação permite ao controlador contra agir quando o sistema é perturbado, idealmente levando o sistema o mais próximo do seu OP.

A matriz B_d para o perturbação da velocidade do vento na altura da nacela no modelo de 3 estados apresenta os valores $B_d = \begin{bmatrix} 0 \\ 0,25 \\ 0 \end{bmatrix}$, com $\theta = 1$ (perturbação em degrau),

resolve-se a Eq. 4.31 e obtém-se ganho $G_d = 0,056$. O aumento do ganho G da realimentação de estados é realizado com a inserção do ganho G_d para formar o ganho $\bar{G} = [G \ G_d]$. As matrizes A, B, C e D são aumentadas para $\bar{A}, \bar{B}, \bar{C}$ e \bar{D} , onde são incluídas as perturbações (Eq. 4.33), o ganho do observador (\bar{K}) também inclui a observação da perturbação.

Os ganhos \bar{G} e \bar{K} utilizados nessa simulação são:

$$\begin{cases} \bar{G} = [41,1 & 19,8 & 1,3 & 0,04] \\ \bar{K} = [19 & 111,4 & 324,2 & 1E5] \end{cases}$$

Pode-se observar que o erro referente à velocidade do rotor foi atenuado satisfatoriamente, ainda apresentando oscilações acentuadas quando acima do OP para o qual foi projetado, porém a torsão $DrTr$ apresentou uma oscilação significativa. Wright (2004b) aplica a mesma técnica e afirma que a estimação da perturbação, ou seja, a velocidade do vento, se desvia do valor esperado a medida que se distancia do OP, o que leva a um desvio no valor da velocidade do rotor.

5.1.3 Modelo de 5 Estados

No modelo de 5 estados outro DOF é adicionado ao sistema, esse DOF representa o primeiro modo de vibração *flapwise* das pás (*1st flapwise blade mode*), o que resulta na adição de 2 estados para cada pá, no caso da turbina NREL 5MW totaliza 6 estados, que são

$$\left\{ \begin{array}{l} fp_1 = 1^\circ \text{ modo de flexão flapwise da pá 1} \\ fp_2 = 1^\circ \text{ modo de flexão flapwise da pá 2} \\ fp_3 = 1^\circ \text{ modo de flexão flapwise da pá 3} \\ f\dot{p}_1 = 1^\circ \text{ modo da velocidade de flexão flapwise da pá 1} \\ f\dot{p}_2 = 1^\circ \text{ modo da velocidade de flexão flapwise da pá 2} \\ f\dot{p}_3 = 1^\circ \text{ modo da velocidade de flapwise flexão da pá 3} \end{array} \right.$$

Ou, em inglês:

$$\left\{ \begin{array}{l} fp_1 = 1st \text{ flapwise bending deflection mode of blade 1} \\ fp_2 = 1st \text{ flapwise bending deflection mode of blade 2} \\ fp_3 = 1st \text{ flapwise bending deflection mode of blade 3} \\ f\dot{p}_1 = 1st \text{ flapwise bending velocity mode of blade 1} \\ f\dot{p}_2 = 1st \text{ flapwise bending velocity mode of blade 2} \\ f\dot{p}_3 = 1st \text{ flapwise bending velocity mode of blade 3} \end{array} \right.$$

Ao adicionar esses estados ao modelo da turbina eólica, a representação em espaço de estados resulta em um sistema não-controlável e não-observável. Wright (2004b) e Wang et al. (2016) apresentam soluções para tornar o sistema controlável.

A primeira solução proposta explora os efeitos simétrico e assimétricos das flexões das pás sobre o rotor. De forma que os estados precisam ser transformados nos primeiros modos simétrico e assimétricos de flexão *flap* do rotor. No uso do ângulo coletivo das pás, o modo assimétrico não é empregado, pois só é controlável quando utilizando o ângulo individual das pás.

Dessa forma, as variáveis de estados do modelo proposto passam a ser:

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 = \frac{1}{3}(\delta fp_1 + \delta fp_2 + \delta fp_3) \\ x_2 = \frac{1}{3}(\delta f\dot{p}_1 + \delta f\dot{p}_2 + \delta f\dot{p}_3) \\ x_3 = \delta\Omega \\ x_4 = \delta DrTr \\ x_5 = \delta D\dot{r}Tr \end{array} \right.$$

As variáveis de estados x_1 e x_2 representam o primeiro modo do descolamento *flap* do rotor e sua derivada. Com esse conjunto de variáveis de estados, o sistema passa a ser controlável e observável.

Ao manipular as variáveis de estados, a representação de estados fica da forma da Eq. 5.3.

$$\begin{cases} \dot{x} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ -7,1 & -1,3 & 24,7 & 542 & 31,3 \\ 0 & 0 & -2,7 & 172 & 1,2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0,01 & 1E-4 & 2,5 & -195 & -1,5 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} 0 \\ -512 \\ 0 \\ 0 \\ 0,4 \end{bmatrix} u \\ y = [0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0]x \end{cases} \quad 5.3$$

O diagrama de blocos do sistema com retroalimentação dos estados é exibido na Figura 29, enquanto o diagrama de blocos com o observador de estados é exibido na Figura 30.

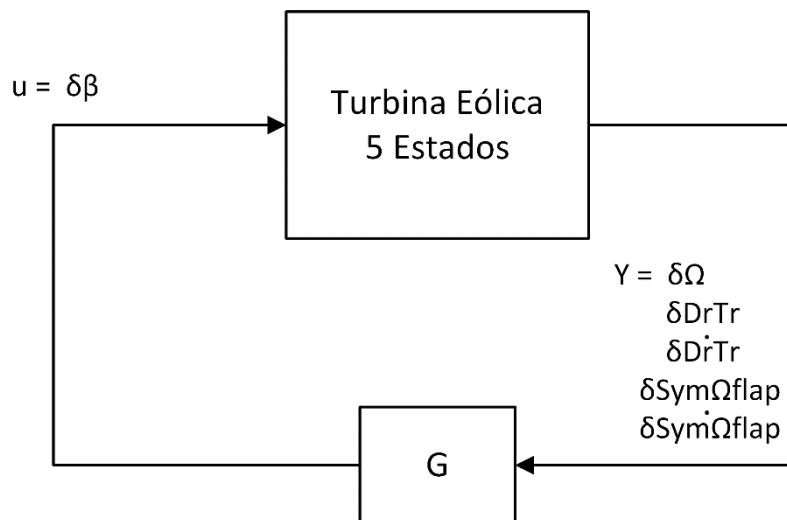


Figura 29 Diagrama de Blocos – Sistema 5 Estados – Retroalimentação completa

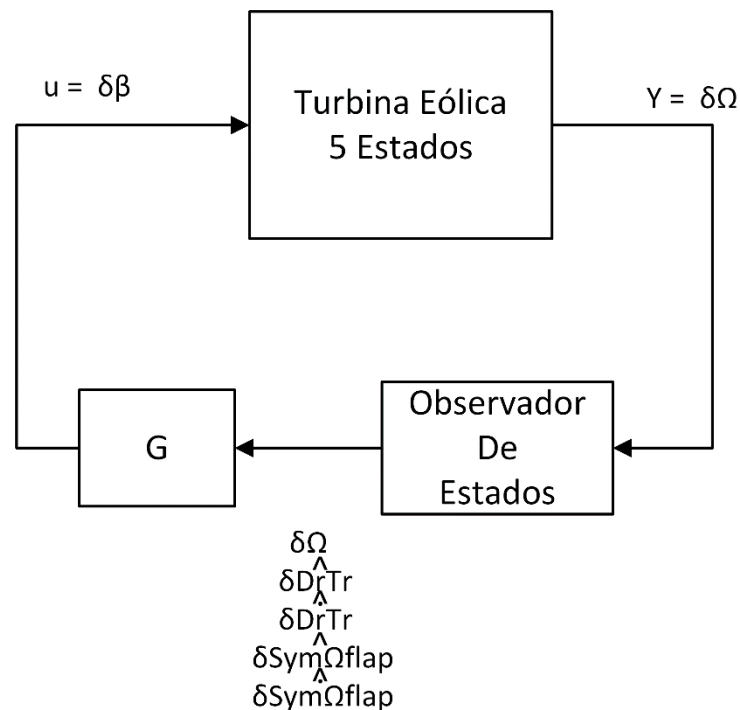


Figura 30 Diagrama de Blocos – Sistema 5 Estados – Observador de Estados

Os resultados da retroalimentação completa (*fullstate feedback*) de estados utilizando LQR e Observador de Estados em conjunto com DAC para velocidade do rotor, deslocamento *flap* do rotor e a torsão no sistema de transmissão são exibidos nas Figura 32, Figura 33 e Figura 34, respectivamente. As matrizes R e Q utilizadas para minimização via LQR foram:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{Q}_{cont} = \begin{bmatrix} 0,1 & & & & \\ & 0 & & & \\ & & 1000 & & \\ & & & 0,1 & \\ & & & & 0 \end{bmatrix} \\ \mathbf{Q}_{obs} = \begin{bmatrix} 1 & & & & \\ & 0 & & & \\ & & 100 & & \\ & & & 10 & \\ & & & & 0 \\ & & & & & 1E7 \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad \mathbf{R} = 1$$

Onde cada linha das matrizes Q_{cont} e Q_{obs} refere-se a uma variável de estado para retroalimentação e estimação de estados, respectivamente. Os polos obtidos via LQR são comparados aos polos em malha aberta na .Figura 31 e os ganhos exibidos abaixo:

$$\left\{ \begin{array}{l} \bar{\mathbf{G}} = [0,34 \quad 0,05 \quad 16,7 \quad -225,7 \quad 16,8 \quad 0,03] \\ \bar{\mathbf{K}} = [370 \quad 6664 \quad 31,7 \quad 3,1 \quad -9,7 \quad 3162] \end{array} \right.$$

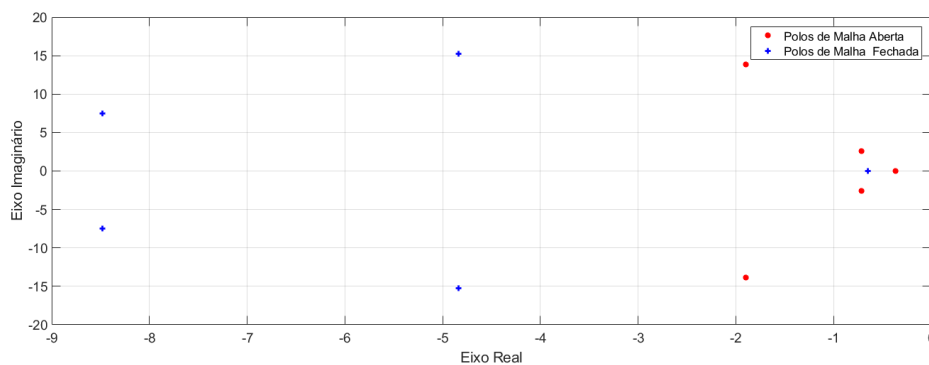


Figura 31 Polos em Malha Aberta e Fechada – Sistema 5 estados

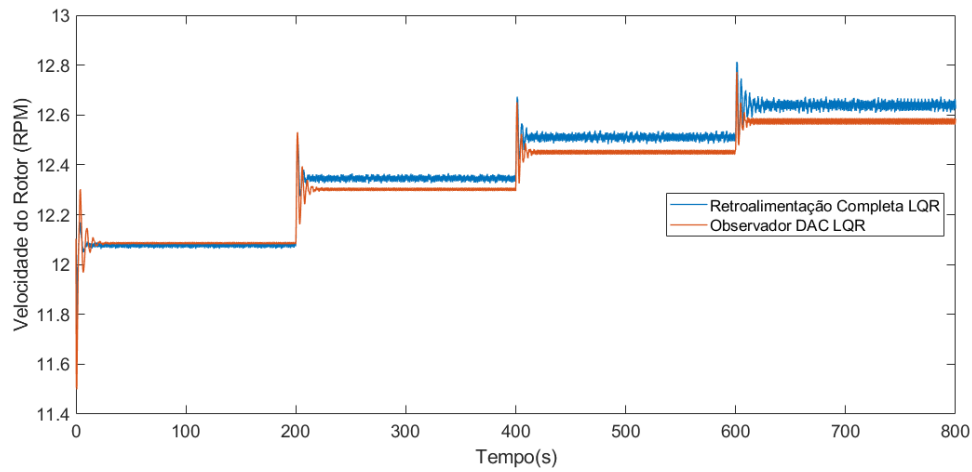


Figura 32 Velocidade do Rotor – Sistema 5 Estados

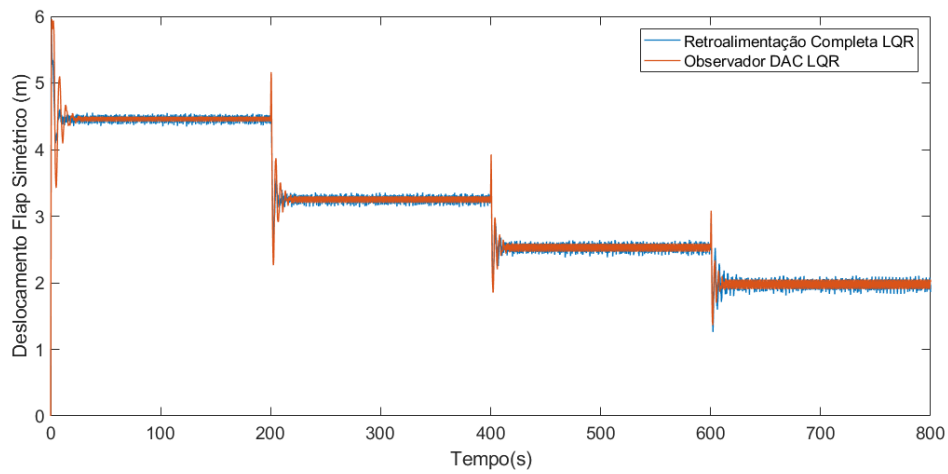


Figura 33 Deslocamento *flap* – Sistema 5 Estados

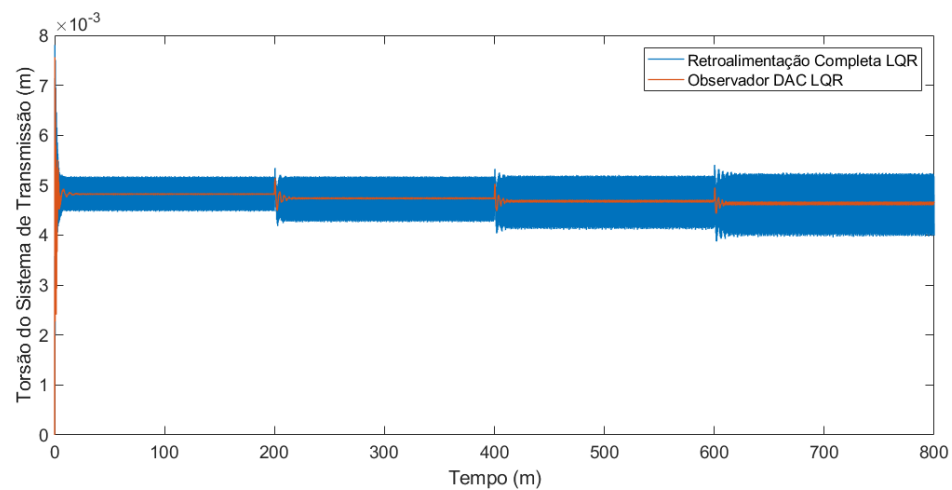


Figura 34 Torsão $DrTr$ – Sistema 5 Estados

O observador de estados com DAC apresenta bons resultados, porém não satisfatório o suficiente, visto que a velocidade do rotor apresenta erro de estado estacionário quando operando fora do OP para o qual o controlador foi elaborado.

5.1.4 Modelo de 9 Estados

5.1.4.1 Transformação MBC

Além do método da transformação linear, aplicado para encontrar o modelo de 5 estados, que é capaz de representar o deslocamento simétrico *flap* do rotor, existe outra solução apresentada e empregada por Bir (2010), Stol et al. (2009), Bir (2008), Wang et al. (2016) que trata da transformação do sistema de coordenadas de uma representação rotativa (*rotating frame*) para uma representação não-rotativa (*non-rotating frame*), chamada de *Multi-Blade Coordinate Transformation* (MBC), conhecida também como transformação de coordenadas de Fourier (*Fourier Coordinate Transformation*) ou Transformada de Coleman (*Coleman Transformation*).

Essa transformada é utilizada para atenuar o problema causado pelo método de linearização empregado nas turbinas eólicas, usualmente as matrizes da representação de espaço de estados são calculadas várias vezes durante uma rotação do rotor, e então faz-se a média dessas matrizes para criar a representação de espaço de estados do sistema linearizado, porém o emprego direto da média das matrizes elimina os termos periódicos que contribuem para dinâmica do sistema. A técnica proposta é que a média seja aplicada após a transformada MBC. Bir (2008) afirma que as principais vantagens da transformada MBC são capturar as dinâmicas cumulativas da interação pás-rotor e a interação do subsistema torre-nacele ao condicionar bem as matrizes do sistema e eliminar periodicidades não-necessárias em conjunto com a operação de filtragem.

Considerando um rotor com N_b pás igualmente espaçadas acopladas ao rotor, a localização da b -ésima pá é dada pela Eq.5.4.

$$\psi_b = \psi + (b - 1) \frac{2\pi}{N_b} \quad 5.4$$

No entanto, quando controlado de forma coletiva, o ângulo de todas as pás é o mesmo.

Aplicando a transformação MBC no sistema com os DOFs do *flap* para cada pá obtemos um modelo com 9 variáveis de estados representado na Eq. 5.6.

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 = \delta q_0 \\ x_2 = \delta q_c \\ x_3 = \delta q_s \\ x_4 = \delta \Omega \\ x_5 = \delta DrTr \\ x_6 = \delta Dr\dot{Tr} \\ x_7 = \delta \dot{q}_0 \\ x_8 = \delta \dot{q}_c \\ x_9 = \delta \dot{q}_s \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -2,7 & 172 & 1,2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0,03 & -2E-4 & 1E-4 & 2,5 & -195 & -1,5 & 4E-4 & 1E-4 & 1E-4 \\ -21 & 0,12 & 0,04 & 27 & 542 & 31 & -4,1 & 0,03 & -0,03 \\ 0,16 & -19 & -5,2 & -2,1 & 6,2 & -2,1 & 0,09 & -4,1 & -2,5 \\ 0,08 & 5,2 & -19 & -2,4 & 1,1 & -2,4 & -0,06 & 2,5 & -4,1 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0,4 \\ -512 \\ 10 \\ 7,1 \end{bmatrix} u_{5.6} \\ y = [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]x \end{array} \right.$$

O seu diagrama de blocos é exibido na Figura 36, a implementação do controlador inclui desde o princípio o observador de estados, pois as medidas das variáveis obtidas da transformada MBC são impossíveis de serem realizadas.

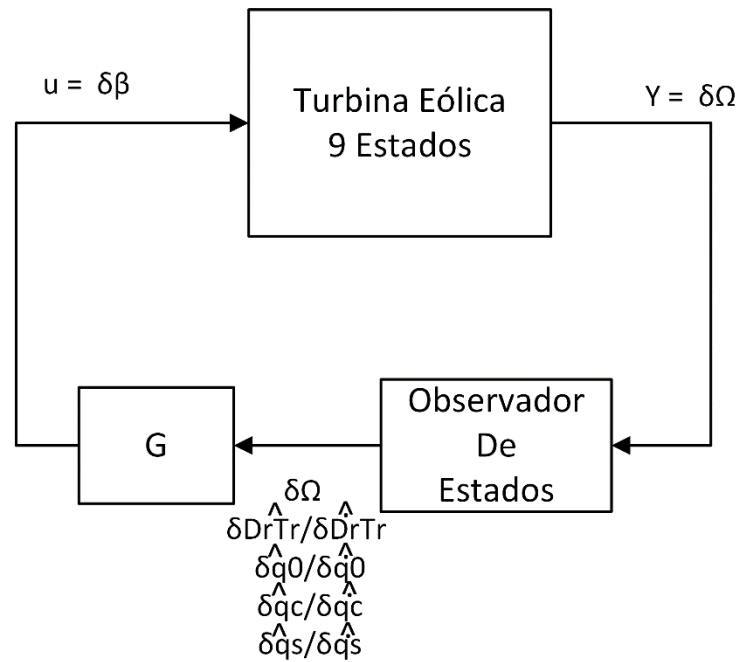


Figura 36 Diagrama de Bloco – 9 Estados – Transformada MBC

Os ganhos para retroalimentação de estados e observador de estados obtidos via LQR são exibidos abaixo e os polos em malha aberta e fechada na Figura 37.

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{G}} = [0,44 & -0,004 & 24 & -233 & 23,8 & 0,05 & 0,0006 & -5E-5 & 0,19] \\ \bar{\mathbf{K}} = [4E+5 & -6736 & 4402 & 31621 & 128 & 51,4 & 2E+5 & 2814 & 1E+6] \end{cases}$$

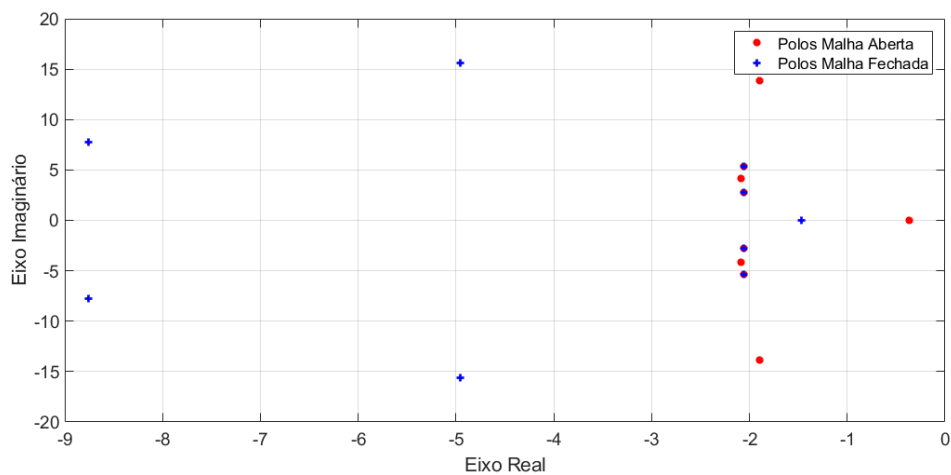


Figura 37 Polos de Malha Aberta e Fechada – Sistema 9 estados

Os resultados para a velocidade do rotor e a tosão $DrTr$ são exibidos nas Figura 38 e Figura 39.

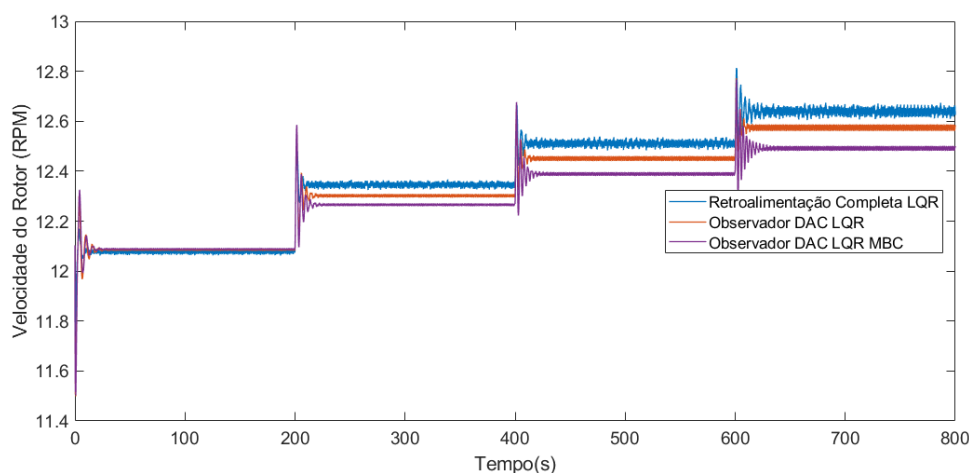


Figura 38 Resposta da velocidade do rotor – Sistema 9 Estados e Transformada MBC

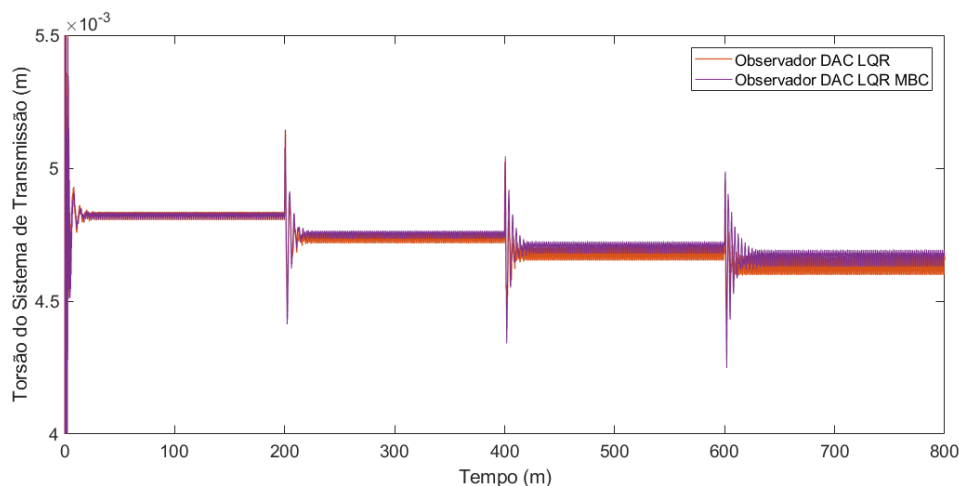


Figura 39 Resposta da torsão $DrTr$ – Sistema 9 Estados e Transformada MBC

5.1.5 Modelo de 11 Estados

Das estruturas principais da turbina eólica, a torre foi considerada rígida nos modelos anteriores. A inclusão do primeiro modo de vibração frente-atrás da torre adicionar 2 novas variáveis de estados, o primeiro modo de deslocamento da torre frente-atrás ($\delta TwFA1$) e sua velocidade ($\delta Tw\dot{FA}1$). Nesse modelo assume-se que o deslocamento da torre é mensurado, dessa forma a matriz C do modelo possui 2 linhas, uma para prover a saída da velocidade do rotor, enquanto a segunda linha refere-se ao deslocamento da torre.

As variáveis do modelo são exibidas abaixo e a representação em espaço de estados na Eq. 5.7.

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 = \delta q_0 \\ x_2 = \delta q_c \\ x_3 = \delta q_s \\ x_4 = \delta \Omega \\ x_5 = \delta DrTr \\ x_6 = \delta Dr\dot{Tr} \\ x_7 = \delta \dot{q}_0 \\ x_8 = \delta \dot{q}_c \\ x_9 = \delta \dot{q}_s \\ x_{10} = \delta TwFA1 \\ x_{11} = \delta Tw\dot{FA1} \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ -4,4 & -8,5 & 0,3 & 0,1 & -0,03 & -0,05 & -0,04 & -0,1 & 0,01 & 0,004 & 0 \\ 0 & 172 & 0 & 0 & 0 & 0 & -2,7 & 1,2 & 0 & 0 & 0 \\ -0,01 & -195 & -0,03 & 0 & 0 & -0,07 & 2,5 & -1,5 & 0 & 0 & 0 \\ 10 & 562 & -22 & -0,1 & 0,05 & -7,5 & 27 & 31 & -4,1 & 0,02 & -0,03 \\ 7,6 & 21 & -0,4 & -19,1 & -5,2 & -6,5 & -2,1 & -2 & 0,07 & -4,1 & -2,5 \\ -0,4 & 0,2 & 0,05 & 5,2 & -19 & 4,5 & -2,4 & -2,4 & -0,06 & 2,5 & -4,1 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0,13 \\ 0 \\ 0,42 \\ -512 \\ 10 \\ 6,12 \end{bmatrix} u \\ y = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} x \end{array} \right. \quad 5.7$$

Os ganhos empregados na retroalimentação de estados e no observador de estados foram calculados via LQR:

$$\left\{ \begin{array}{l} \bar{G} = [-0,6 \quad -1,1 \quad 0,07 \quad 0,02 \quad 1,1 \quad 0,3 \quad 0,2 \quad 0,01 \quad 0,004 \quad -0,001 \quad 0,007] \\ \bar{K} = \begin{bmatrix} 0,9 & 0,6 & 13 & -0,4 & -0,2 & -0,3 & 15 & -6,1 & 50 & 0,2 & -2,4 & 22 \\ -0,02 & -0,2 & 9,1 & -1,1 & 0,06 & 4,2 & -0,3 & 0,4 & 1,9 & -3,3 & 0,9 & 21,8 \end{bmatrix} \end{array} \right.$$

Na Figura 40 são exibidos os polos de malha aberta e malha fechada do sistema, nas Figura 41, Figura 42 e Figura 43 são exibidas as respostas do sistema para velocidade do rotor, torsão $DrTr$ e deslocamento da torre, respectivamente.

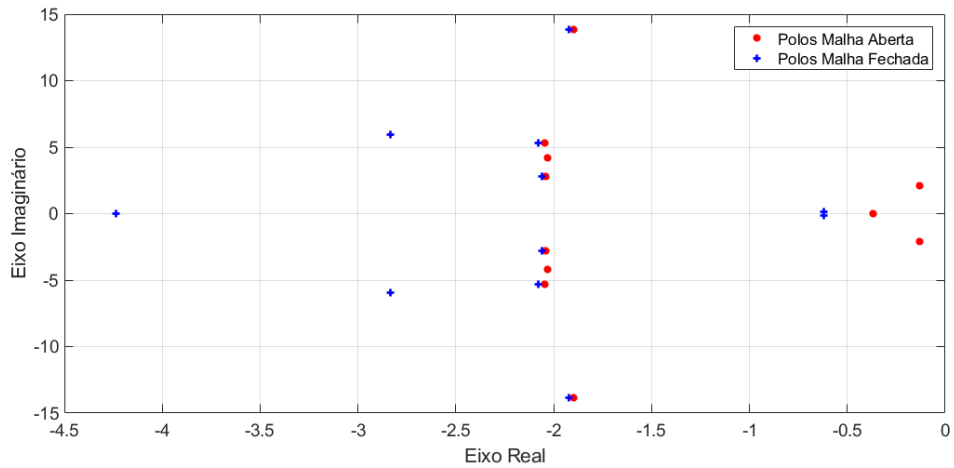


Figura 40 Polos do Sistema de 11 Estados – Malha Aberta e Fechada

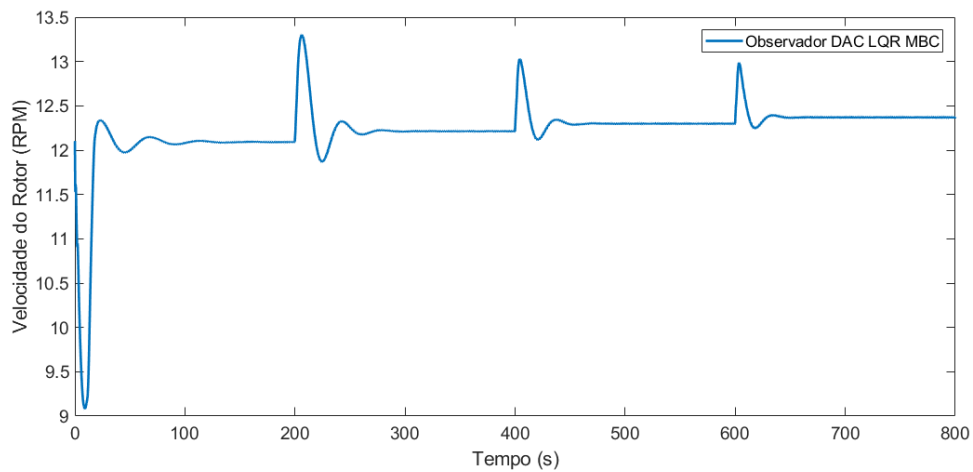


Figura 41 Velocidade do Rotor - – Sistema de 11 estados e transformada MBC

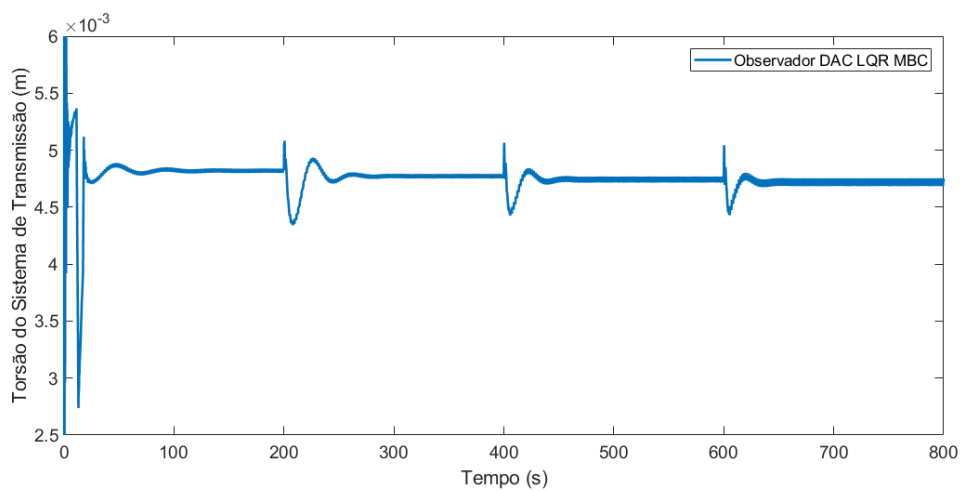


Figura 42 Torsão $DrTr$ – Sistema de 11 estados e transformada MBC

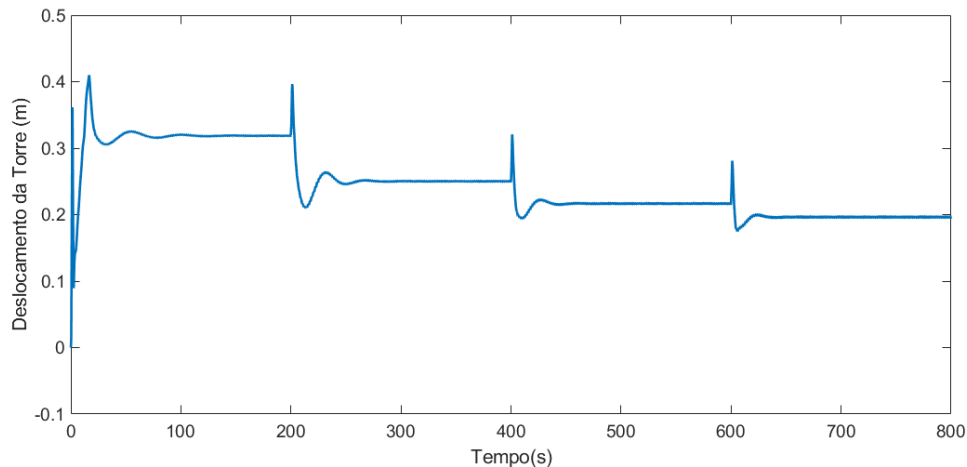


Figura 43 Deslocamento da Torre – Sistema de 11 estados e transformada MBC

Os resultados do modelo de 11 estados diferem no comportamento dos modelos anteriores, isso se deve pela inserção do observador de estados das duas variáveis mensuradas ($\delta\Omega$ e $\delta TwFA1$) que atuam de forma concorrente, ou seja, eles estimam as mesmas variáveis de estados através de entradas distintas.

5.2 CONTROLE DA ROTAÇÃO DO ROTOR ATRAVÉS DO ÂNGULO INDIVIDUAL DAS PÁS

Até o presente momento nesse trabalho, o controle foi realizado através do ângulo coletivo das pás, de forma que todas as pás apresentam o mesmo ângulo, entretanto, o uso de controle individual do ângulo das pás (IPC – *Individual Pitch Control*) é bastante empregado para mitigação das cargas nos elementos da turbina (VALI et al, 2016, MULDER, 2015, WANG et al., 2016, NAVALKAR, S. T. et al., 2014 e WILSON et al., 2009).

Duas diferentes abordagens são propostas na literatura, ambas previamente empregadas nesse trabalho. A primeira técnica consiste na Transformada Simétrica-Assimétrica (TSA) que utiliza uma transformação linear nas variáveis de estados pertinentes para que o sistema possa ser representado pelos componentes simétricos e assimétricos da flexão dos *flaps* das pás.

O segundo método consiste na transformação das variáveis de estados pertinentes para um novo sistema de coordenadas Não-Rotacional, chamada de transformada MBC (*Multi-Blade Coordinate*).

O que difere da aplicação dessas técnicas, quando utilizando ângulo individual das pás, é que quando a transformada é aplicada ao sistema, as entradas do modelo linearizado (β_1, β_2 e β_3) passam a ser as entradas transformadas, o que exige uma transformação inversa para que os ângulos de cada pá possam ser enviados à turbina eólica.

5.2.1 Modelo 9 Estados TSA IPC

Conforme discutido anteriormente, assume-se que as flexões nas pás não podem ser medidas, o que leva a necessidade de um observador de estados, porém o sistema as variáveis de estados que representam as flexões das pás não são observáveis. Como forma de solucionar o problema, as variáveis de estados são transformadas em novas variáveis que representam os seus efeitos simétricos e assimétricos sobre o rotor. Essa transformação é chamada de TSA, que é aplicada não só às variáveis de estados, mas às entradas também, tanto do sistema quanto das perturbações.

A TSA aplicada ao modelo de 11 variáveis de estados exibidas abaixo:

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 = \delta f p_1 \\ x_2 = \delta f p_2 \\ x_3 = \delta f p_3 \\ x_4 = \delta \Omega \\ x_5 = \delta D r T r \\ x_6 = \delta D \dot{r} T r \\ x_7 = \delta f \dot{p}_1 \\ x_8 = \delta f \dot{p}_2 \\ x_9 = \delta f \dot{p}_3 \\ x_{10} = \delta T w F A 1 \\ x_{11} = \delta T w \dot{F} A 1 \end{array} \right.$$

Possui como função a transformação dos estados da flexão do *flap* das pás para seus efeitos simétricos e assimétricos refletidos no rotor, ou seja, de $\delta f p_1, \delta f p_2$ e $\delta f p_3$ para $\delta S y m f l a p$ e $\delta A s y m f l a p$.

De modo que as variáveis de estados do sistema passam a ser:

$$\begin{cases} x_1 = \delta Symflap \\ x_2 = \delta Asymflap \\ x_3 = \delta \Omega \\ x_4 = \delta Sym\dot{flap} \\ x_5 = \delta Asym\dot{flap} \\ x_6 = \delta DrTr \\ x_7 = \delta Dr\dot{Tr} \\ x_8 = \delta TwFA1 \\ x_9 = \delta Tw\dot{FA1} \end{cases}$$

E a entrada, chamada u^{TSA} é dada por:

$$u^{TSA} = \begin{cases} \beta_c \\ \beta_d \end{cases}$$

Onde β_c é o elemento coletivo do ângulo das pás e β_d é o elemento assimétrico. Ambos precisam ser transformados de volta em β_1, β_2 e β_3 para comandarem os ângulos das pás de maneira individual.

A TSA é realizada a partir das matrizes de transformações em Eq. 5.8 e as matrizes A^{TSA} e B^{TSA} da representação em espaço de estados são calculada como na Eq. 5.9.

$$\left\{ \begin{array}{l} T_m = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{4}{3} & \frac{2}{3} \\ 1 & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{4}{3} & \frac{2}{3} \\ 1 & 1 & 1 \\ & 1 & 1 \\ & & 1 \\ & & & 1 \end{bmatrix} \\ T_\beta = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{4}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad 5.8$$

$$\begin{cases} A^{TSA} = T_m A T_m^{-1} \\ B^{TSA} = T_m B T_\beta^{-1} \end{cases} \quad 5.9$$

Como as variáveis de estados medidas no sistema não são alteradas pela TSA, a matriz C permanece a mesma. A representação em espaço de estados fica da forma da Eq. 5.10.

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x}^{TSA} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -2,7 & 0 & 0 & 172 & 1,2 & 0 & 0 \\ -22 & 0 & 27 & -4,1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -20 & 0 & 0 & -4,1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0,03 & 0 & 2,5 & 0 & 0 & -195 & -1,51 & -0,01 & -0,007 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0,3 & 0 & -0,04 & 0,01 & 0 & -8,5 & -0,1 & -4,4 & -0,05 \end{bmatrix} x^{TSA} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ -512 & 0 \\ 0,001 & -502 \\ 0 & 0 \\ 0,427 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0,139 & 0 \end{bmatrix} u^{TSA} \\ y = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} x^{TSA} \end{array} \right. \quad 5.10$$

Os ganhos do controlador e do observador de estados são calculados utilizando a técnica LQR, exibidos abaixo, e os polos de malha aberta e fechada são comparados na Figura 44. O diagrama de blocos do sistema de controle é exibido na Figura 45.

$$\left\{ \begin{array}{l} \bar{G} = \begin{bmatrix} 0,13 & 0 & 0,28 & 0,09 & 0 & 0,51 & 0,24 & -1,65 & 0,51 & 0,009 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,09 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ \bar{K} = \begin{bmatrix} -0,55 & 0 & 0,81 & 14,83 & 0 & 0,015 & 0,19 & 0,08 & 0,06 & 12,01 \\ 2,92 & 0 & -0,007 & 0,08 & 0 & 0 & 0,002 & 0,53 & 0,14 & 6,38 \end{bmatrix} \end{array} \right.$$

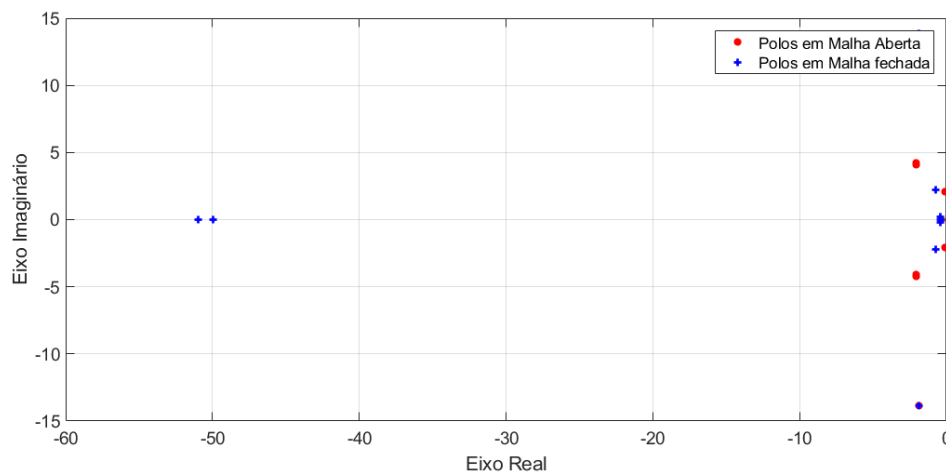


Figura 44 Polos Malha Aberta e Fechada Sistema 9 Estados TSA

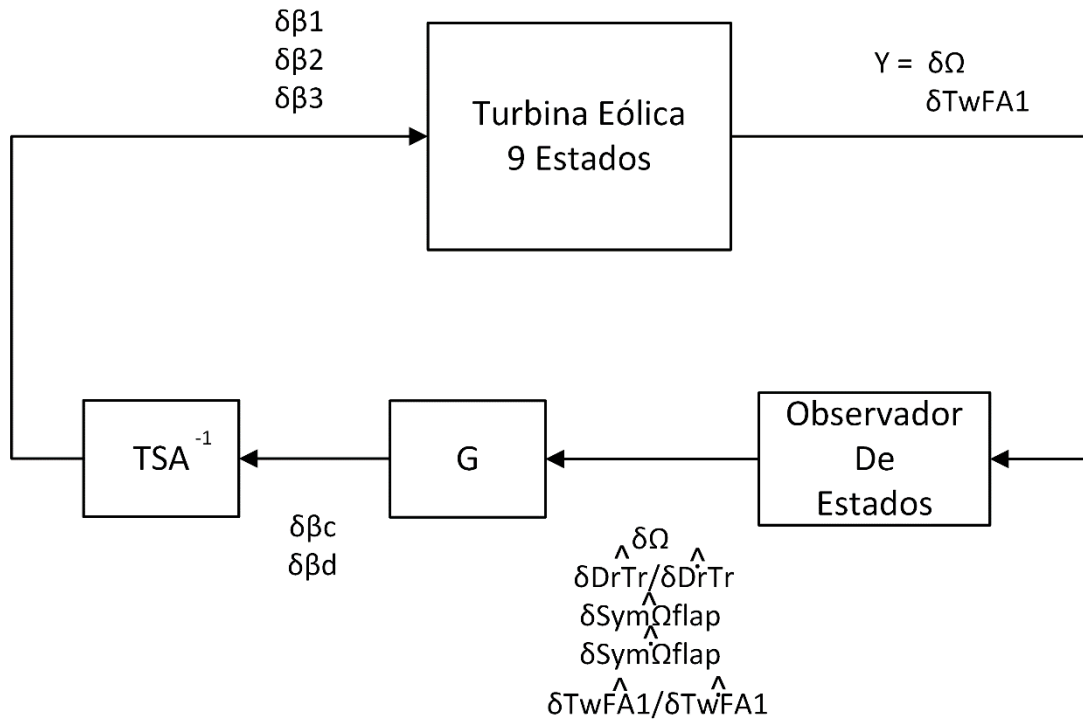


Figura 45 Diagrama de Blocos do Sistema 9 Estados – IPC com TSA

5.2.2 Modelo 11 Estados MBC IPC

A aplicação da transformada MBC é outra solução proposta para aplicação do Controle Individual das Pás (IPC), já apresentada anteriormente, essa técnica transforma as coordenadas de um sistema rotacional para um sistema não rotacional. Da mesma forma que a TSA, a transformada MBC pode ser realizada através da matriz de transformação:

$$T_{MBC} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} \cos(\psi) & \frac{2}{3} \cos(\psi + \frac{2\pi}{3}) & \frac{2}{3} \cos(\psi + \frac{4\pi}{3}) \\ \frac{2}{3} \sin(\psi) & \frac{2}{3} \sin(\psi + \frac{2\pi}{3}) & \frac{2}{3} \sin(\psi + \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix}$$

Onde ψ é o ângulo azimute ou da 1ª pá. A matriz T_{MBC} apresentada aqui é empregada para turbinas de 3 pás espaçadas de 120° ($2\pi/3$) com o objetivo de transformar as variáveis de estados das 3 pás em seus componentes uniforme e de inclinação vertical e

horizontal, válido também para as entradas do sistema linearizado que são transformadas de β_1, β_2 e β_3 para β_u, β_{nc} e β_{ns} .

Aplicando a transformada MBC no sistema de 11 estados, as novas variáveis de estado são as mesmas que no sistema de 11 estados anterior, porém aqui emprega-se o IPC.

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 = \delta TwFA1 \\ x_2 = \delta DrTr \\ x_3 = \delta q_0 \\ x_4 = \delta q_c \\ x_5 = \delta q_s \\ x_6 = \delta Tw\dot{F}A1 \\ x_7 = \delta \Omega \\ x_8 = \delta Dr\dot{Tr} \\ x_9 = \delta \dot{q}_0 \\ x_{10} = \delta \dot{q}_c \\ x_{11} = \delta \dot{q}_s \end{array} \right.$$

De forma que a representação de estados do sistema fica da forma da Eq. 5.11.

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ -4,4 & -8,5 & 0,3 & 0,1 & -0,03 & -0,05 & -0,04 & -0,1 & 0,01 & 0 & 0 \\ -0,01 & -1950,03 & 0 & 0 & -0,07 & -1,5 & 2,5 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 172 & 0 & 0 & 0 & 0 & -2,7 & 1,2 & 0 & 0 & 0 \\ 10 & 562 & -22 & -0,1 & 0,05 & -7,5 & 27 & 31 & -4,1 & 0,02 & -0,03 \\ 7,6 & 21 & -0,4 & -19,1 & -5,2 & -6,5 & -2,1 & -2 & 0,07 & -4,1 & -2,5 \\ -0,4 & 0,2 & 0,05 & 5,2 & -19 & 4,5 & -2,4 & -2,4 & -0,06 & 2,5 & -4,1 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0,13 & 0,03 & -0,2 \\ 0,4 & 0,01 & -0,8 \\ 0 & 0 & 0 \\ -512 & 3,8 & 3,9 \\ 10 & -502 & 0,6 \\ 6,12 & 0,08 & -502 \end{bmatrix} u \\ y = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} x \end{array} \right. \quad 5.11$$

Os ganhos para realimentação e observador de estados obtidos via LQR são exibidos

$$\left\{ \begin{array}{l} \bar{G} = \begin{bmatrix} -1,7 & -0,6 & 0,16 & 0,05 & -0,003 & 2,8 & -0,02 & 0,1 & 0,02 & 0,006 & -0,01 & 0,03 \\ -0,62 & -0,04 & 0,04 & 0,01 & -0,01 & 0,8 & -0,12 & -0,12 & 0,006 & 0,002 & 0 & 0 \\ 0,05 & -0,14 & 0,008 & 0,002 & 0 & 0,4 & 0,02 & 0,04 & 0 & 0 & 0 & 0,001 \end{bmatrix} \\ \bar{K} = \begin{bmatrix} 0,59 & 0,02 & 7,5 & -0,18 & -0,04 & 0,05 & -0,19 & 1,3 & 2,86 & -0,08 & 0,17 & 12,8 \\ -0,28 & 0 & 2,07 & -0,81 & 0,01 & 1,99 & 0,01 & 0,05 & 0,58 & -1,3 & 0,31 & 5,99 \end{bmatrix} \end{array} \right.$$

Os polos de malha aberta e fechada são exibidos na Figura 46 e o diagrama de blocos do sistema na Figura 47.

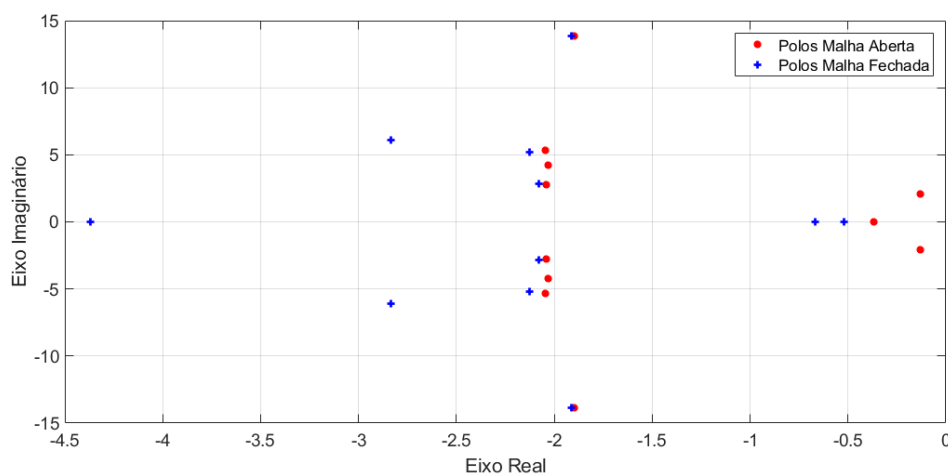


Figura 46 Polos em Malha Aberta e Fechada do sistema de 11 estados MBC

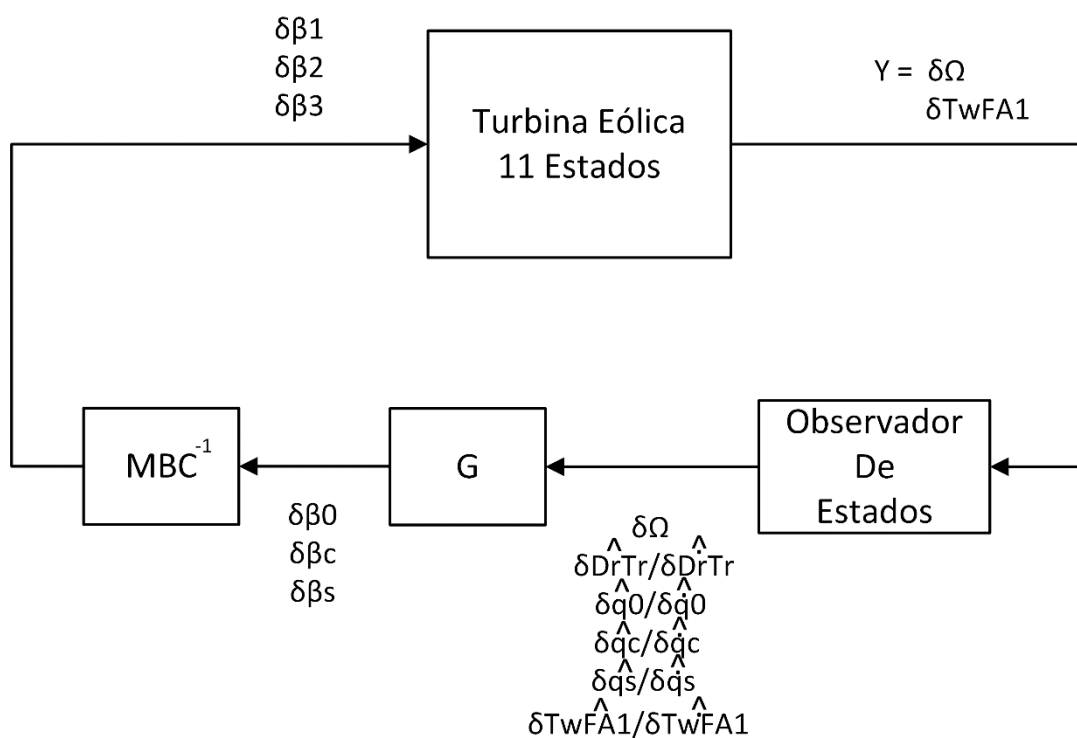


Figura 47 Diagrama de Blocos do Sistema 11 Estados – IPC e MBC

5.2.3 Resultados IPC e TSA

Os resultados das simulações do funcionamento da turbina eólica controladas pelos sistemas desenvolvidos empregando as técnicas TSA e MBC com controle individual das

pás (IPC) são exibidos nas Figura 48, Figura 49, Figura 50 e Figura 51, já na Figura 52 é apresentado o ângulo individual das pás, ou esforço do controlador.

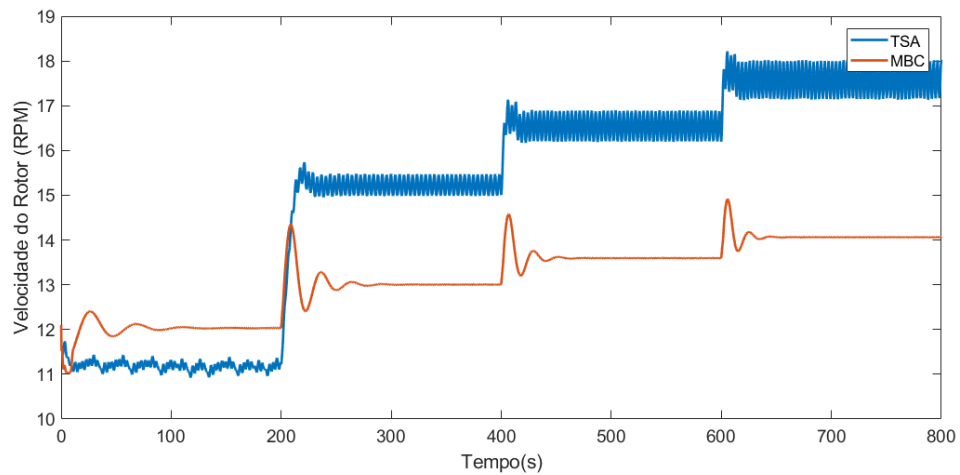


Figura 48 Velocidade do Rotor – Sistema 9 e 11 Estados – TSA e MBC

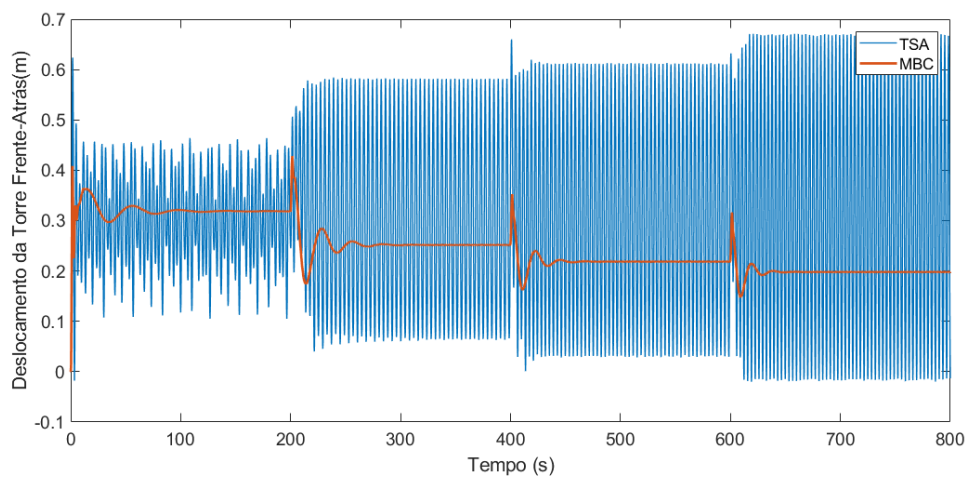


Figura 49 Deslocamento da Torre – Sistema 9 e 11 Estados – TSA e MBC

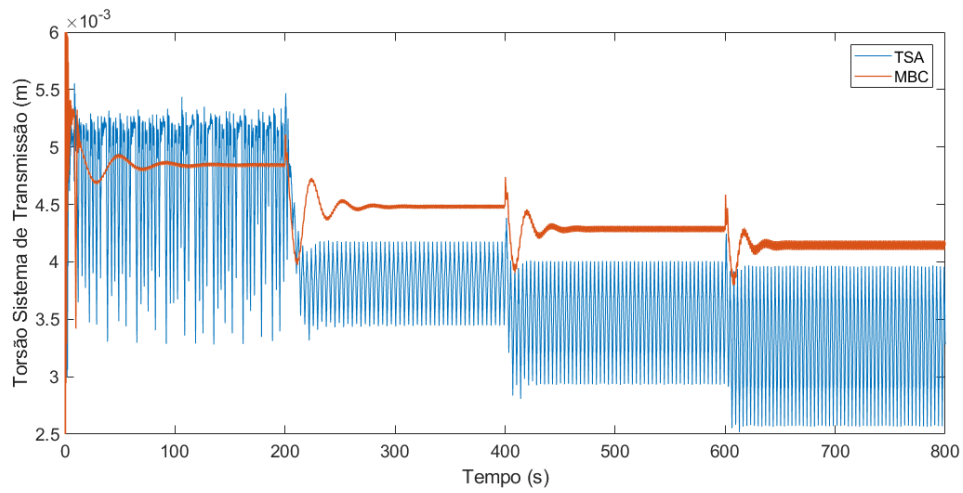


Figura 50 Torsão $DrTr$ Sistema 9 e 11 Estados – TSA e MBC

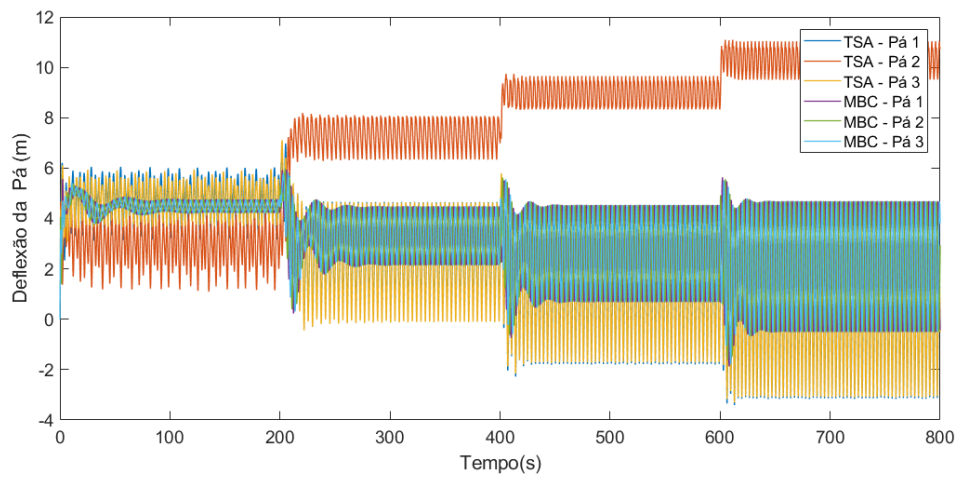


Figura 51 Deflexão das Pás - Sistema 9 e 11 Estados – TSA e MBC

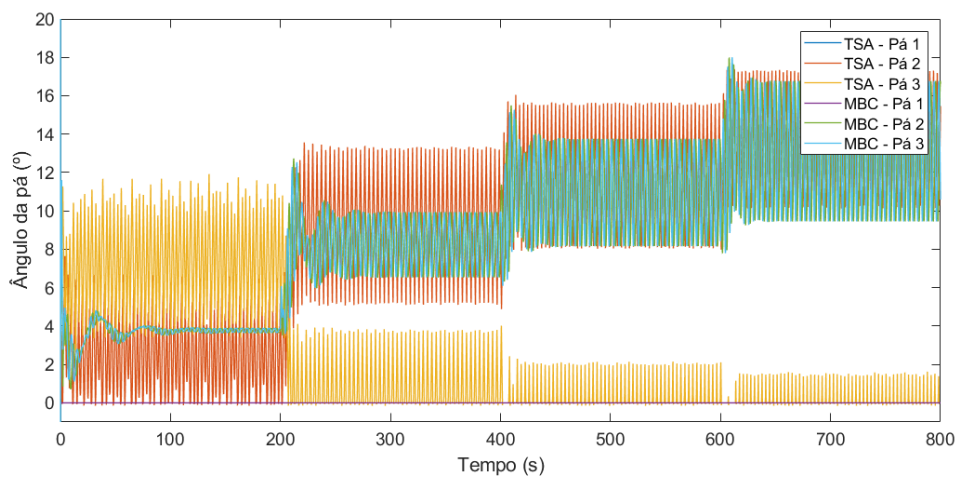


Figura 52 Ângulo das pás – Sistema 9 e 11 Estados – TSA e MBC

Os resultados apontam para um desempenho mais adequado quando se faz uso da transformada MBC

5.2.4 Medição da Aceleração da Torre

Os modelos anteriores consideram que exista um sensor para medir o deslocamento frente-trás da torre, e o observador de estados é projetado utilizando esse dado, porém em muitos casos, apesar de realizável, essa medida não é disponibilizada pelo fabricante da turbina, mas sim a aceleração da torre, portanto uma abordagem necessária é desenvolver um observador de estados que utilize a aceleração da torre para estimar as outras variáveis de estados.

A linearização do sistema disponibiliza a inserção da aceleração da torre como uma de suas saídas, o que fornece a representação do sistema em variáveis de estados como na Eq. 5.12 utilizando a técnica de transformação MBC, tendo em vista que os melhores resultados até o presente momento foram obtidos com seu uso.

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ -4,4 & -8,5 & 0,3 & 0,1 & -0,03 & -0,05 & -0,04 & -0,1 & 0,01 & 0 & 0 \\ -0,01 & -1950,03 & 0 & 0 & -0,07 & -1,5 & 2,5 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 172 & 0 & 0 & 0 & 0 & -2,7 & 1,2 & 0 & 0 & 0 \\ 10 & 562 & -22 & -0,1 & 0,05 & -7,5 & 27 & 31 & -4,1 & 0,02 & -0,03 \\ 7,6 & 21 & -0,4 & -19,1 & -5,2 & -6,5 & -2,1 & -2 & 0,07 & -4,1 & -2,5 \\ -0,4 & 0,2 & 0,05 & 5,2 & -19 & 4,5 & -2,4 & -2,4 & -0,06 & 2,5 & -4,1 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0,13 & 0,03 & -0,2 \\ 0,4 & 0,01 & -0,8 \\ 0 & 0 & 0 \\ -512 & 3,8 & 3,9 \\ 10 & -502 & 0,6 \\ 6,12 & 0,08 & -502 \end{bmatrix} u \\ y = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ -4,4 & -8,5 & 0,33 & 0,11 & -0,003 & -0,05 & -0,04 & -0,1 & 0,01 & 0,004 & 0 \end{bmatrix} x \end{array} \right. \quad 5.12$$

Os ganhos da retroalimentação (\bar{G}) são os mesmos do sistema anterior, porém, como a entrada agora passa a ser a aceleração da torre ($\delta Tw\ddot{FA}1$), então os ganhos para o observador de estados (\bar{K}) passam a ser:

$$\bar{K} = \begin{bmatrix} 0,94 & 0,02 & 11,3 & -0,3 & -0,02 & 0,14 & 1,35 & 0,01 & 2,81 & -0,2 & -0,19 & 21 \\ -0,05 & 0,004 & 7,91 & -1,08 & 0,04 & 2,62 & 0,14 & 0,005 & 5,31 & -2,2 & 0,38 & 18,9 \end{bmatrix}$$

Os resultados da velocidade do rotor, torsão do sistema de transmissão, deflexão das pás e deslocamento da torre são exibidos nas Figura 53, Figura 54, Figura 55 e Figura 56, já o ângulo das pás (ou esforço do controlador) é exibido na Figura 57.

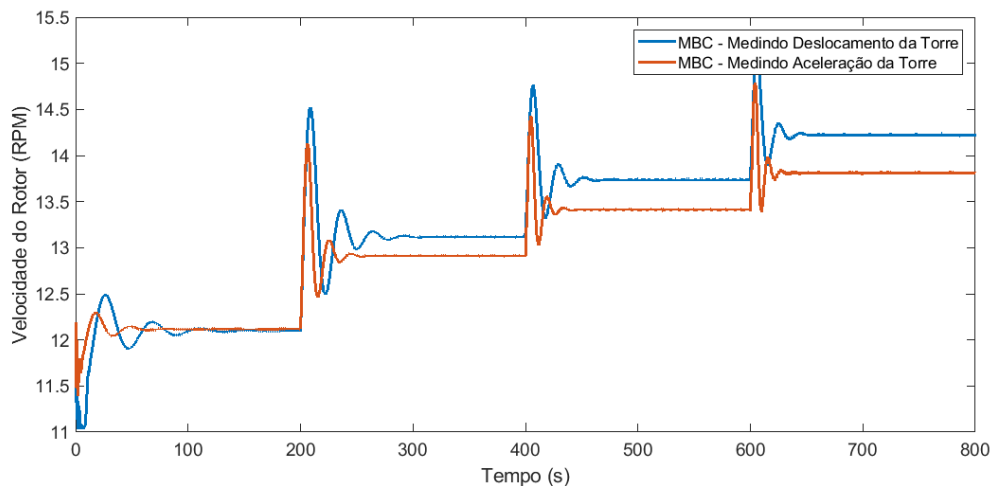


Figura 53 Velocidade do Rotor – Medição da Aceleração x Deslocamento da torre

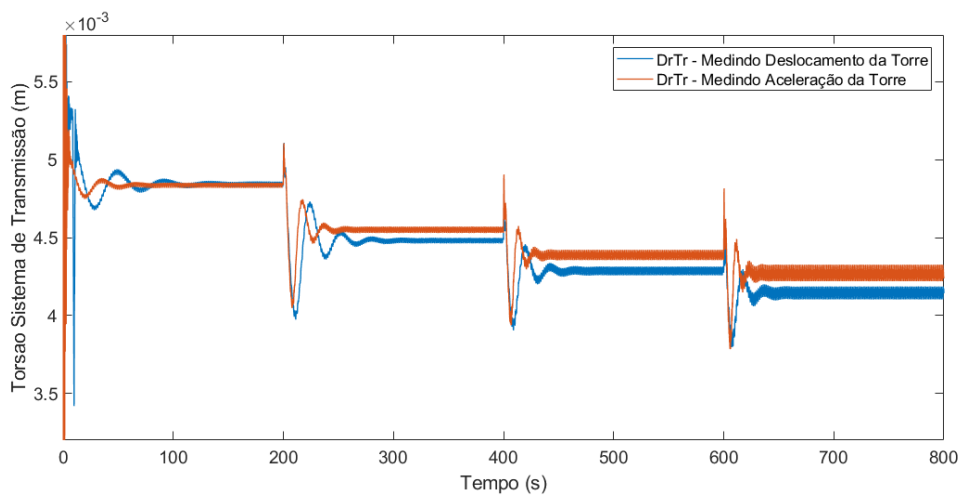


Figura 54 Torsão $DrTr$ – Medição da Aceleração x Deslocamento da torre

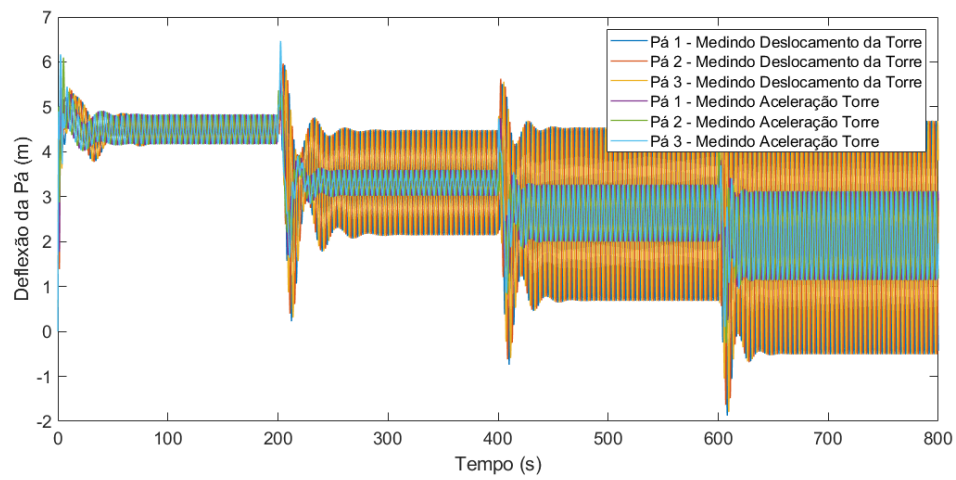


Figura 55 Deflexão da Pá – Medição da Aceleração x Deslocamento da torre

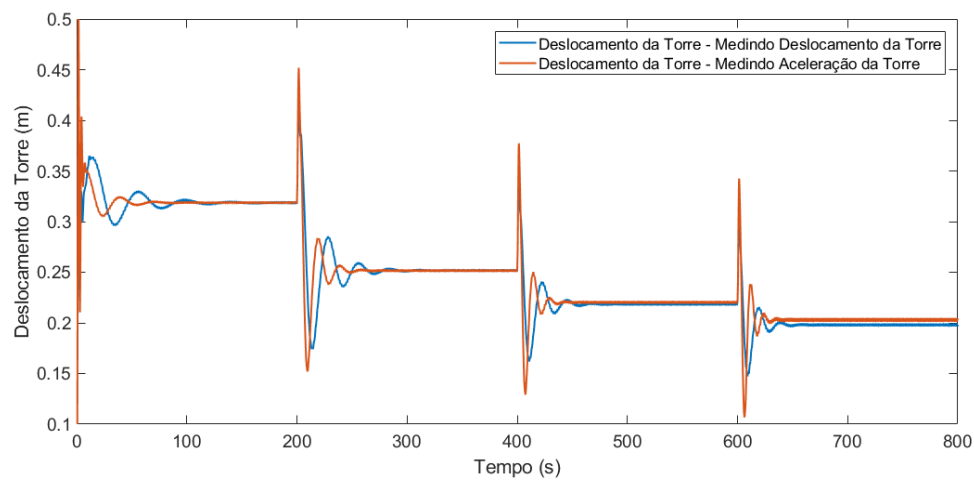


Figura 56 Deslocamento da torre – Medição da Aceleração x Deslocamento da torre

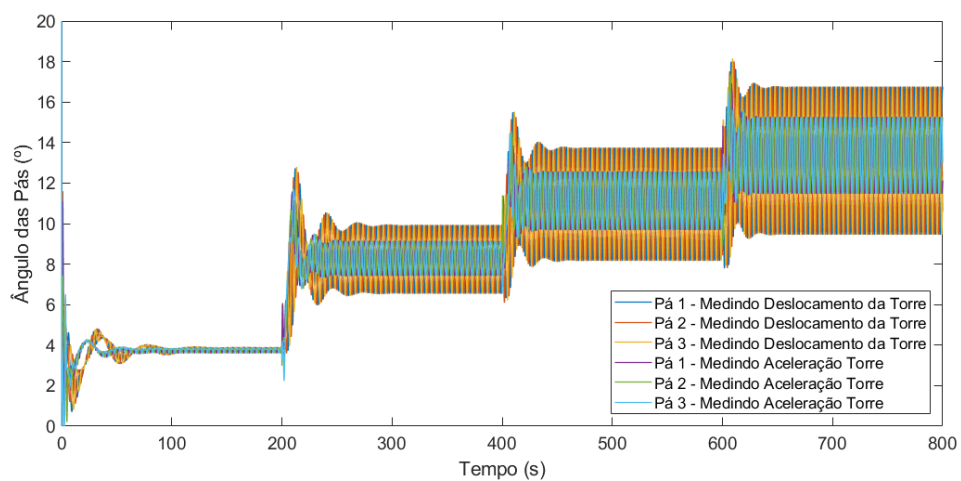


Figura 57 Ângulo das Pás – Medição da Aceleração x Deslocamento da torre

5.2.5 Adição do termo integral

A adição do Controle de Acomodação de Perturbações (DAC) não é capaz de manter a velocidade do rotor no valor desejado pois, conforme explicado anteriormente, os controladores apresentados aqui tratam de reguladores e não de seguidores de referência. Riboldi (2012) propõe a adição de uma nova variável de estado ao modelo, a integral da perturbação do rotor ($\delta\Omega$), ou seja, a nova variável de estado seria $\int \delta\Omega$. A sua adição ao sistema não requer nenhuma nova modelagem ou linearização nova, apenas a inserção do novo estado, de forma que as variáveis de estado passam a ser:

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 = \delta TwFA1 \\ x_2 = \delta DrTr \\ x_3 = \delta q_0 \\ x_4 = \delta q_c \\ x_5 = \delta q_s \\ x_6 = \delta Tw\dot{F}A1 \\ x_7 = \delta\Omega \\ x_8 = \delta Dr\dot{r}Tr \\ x_9 = \delta \dot{q}_0 \\ x_{10} = \delta \dot{q}_c \\ x_{11} = \delta \dot{q}_s \\ x_{12} = \int \delta\Omega \end{array} \right.$$

E a sua representação em espaço de estados se dá na forma da Eq. 5.13.

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ -4,4 & -8,5 & 0,3 & 0,1 & -0,03 & -0,05 & -0,04 & -0,1 & 0,01 & 0 & 0 & 0 \\ -0,01 & -1950,03 & 0 & 0 & -0,07 & -1,5 & 2,5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 172 & 0 & 0 & 0 & 0 & -2,7 & 1,2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 10 & 562 & -22 & -0,1 & 0,05 & -7,5 & 27 & 31 & -4,1 & 0,02 & -0,030 & 0 \\ 7,6 & 21 & -0,4 & -19,1 & -5,2 & -6,5 & -2,1 & -2 & 0,07 & -4,1 & -2,5 & 0 \\ -0,4 & 0,2 & 0,05 & 5,2 & -19 & 4,5 & -2,4 & -2,4 & 0,06 & 2,5 & -4,1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0,13 & 0,03 & -0,2 \\ 0,4 & 0,01 & -0,8 \\ 0 & 0 & 0 \\ -512 & 3,8 & 3,9 \\ 10 & -502 & 0,6 \\ 6,12 & 0,08 & -502 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} u \\ y = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -4,4 & -8,5 & 0,33 & 0,11 & -0,003 & -0,05 & -0,04 & -0,1 & 0,01 & 0,004 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x \end{array} \right. \quad 5.13$$

Novamente, a escolha dos ganhos \bar{G} e \bar{K} é feita através da técnica LQR. Os polos de malha aberta e fechada do sistema são exibidos na Figura 58 e seu diagrama de blocos na

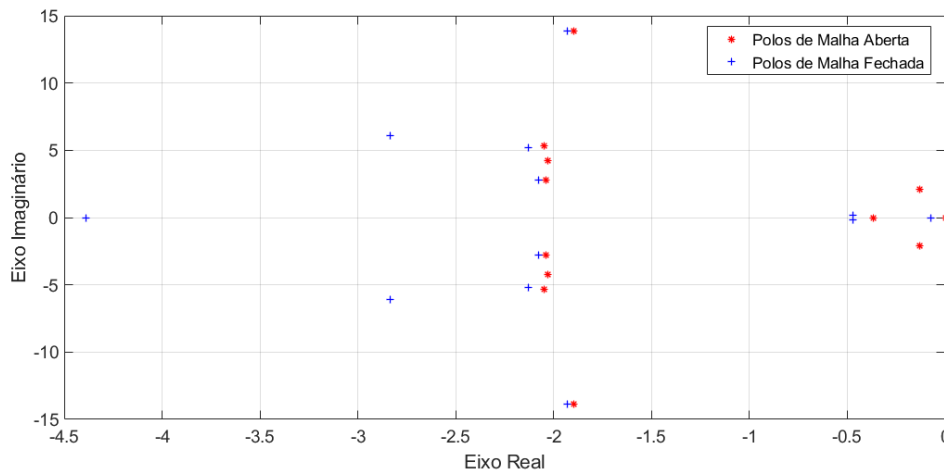


Figura 58 Polos Sistema 11 Estados + Integral

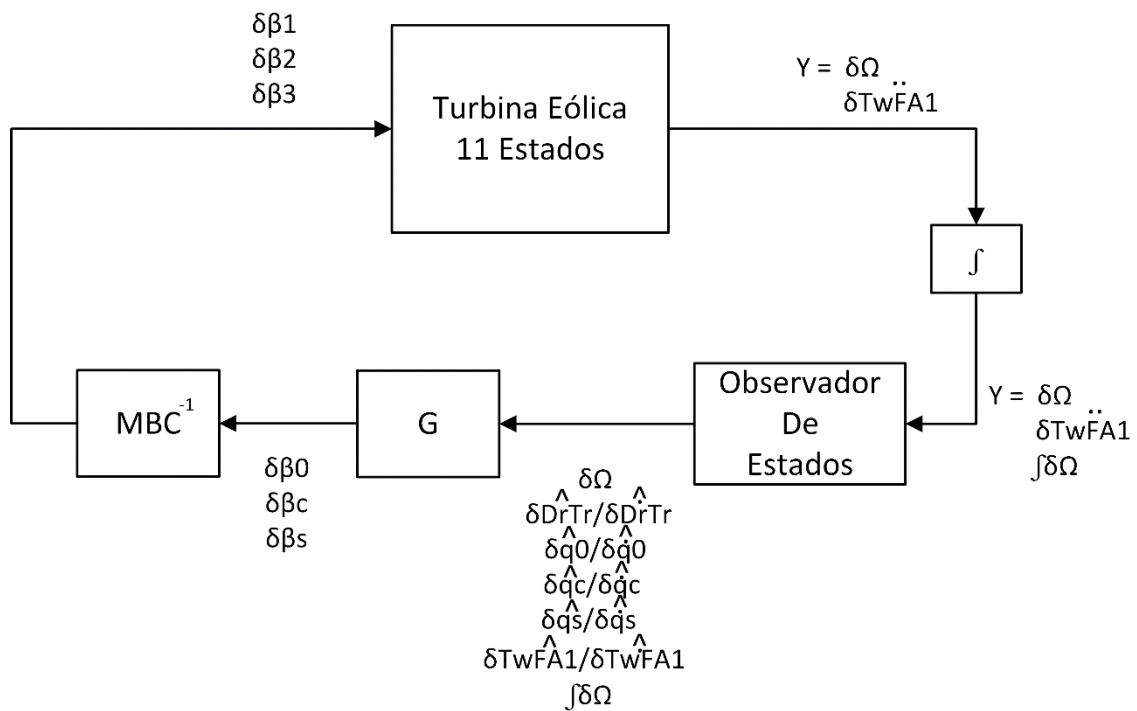


Figura 59 Diagrama de Blocos – Sistema 11 Estados MBC e Integral

Os resultados da velocidade do rotor, torsão do sistema de transmissão, deflexão das pás e deslocamento da torre são exibidos nas Figura 60, Figura 61, Figura 62 e Figura 63, já o ângulo das pás (ou esforço do controlador) é exibido na Figura 64.

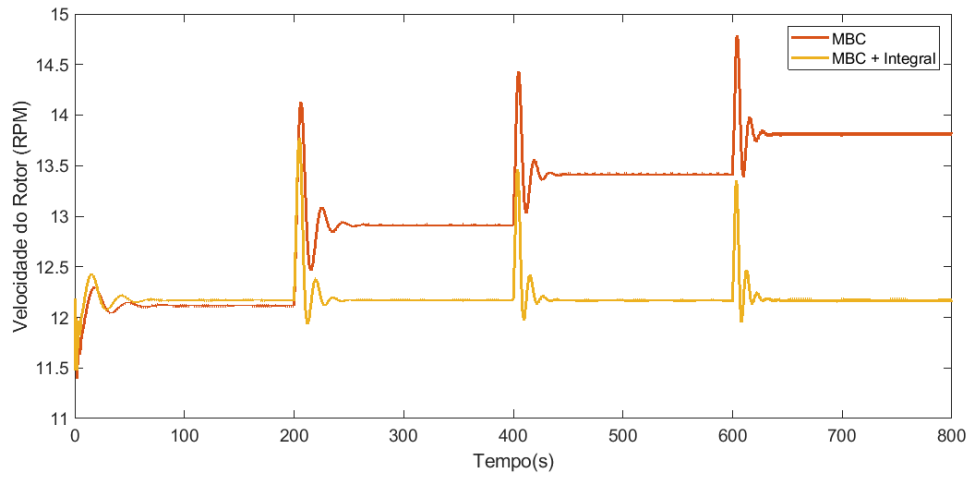


Figura 60 Velocidade do Rotor MBC e MBC + Integral

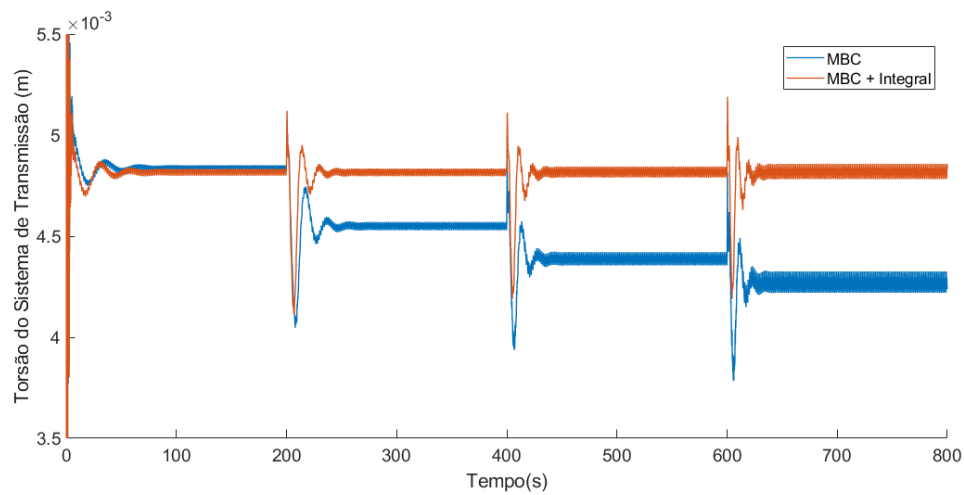


Figura 61 Torsão $DrTr$ – MBC e MBC + Integral

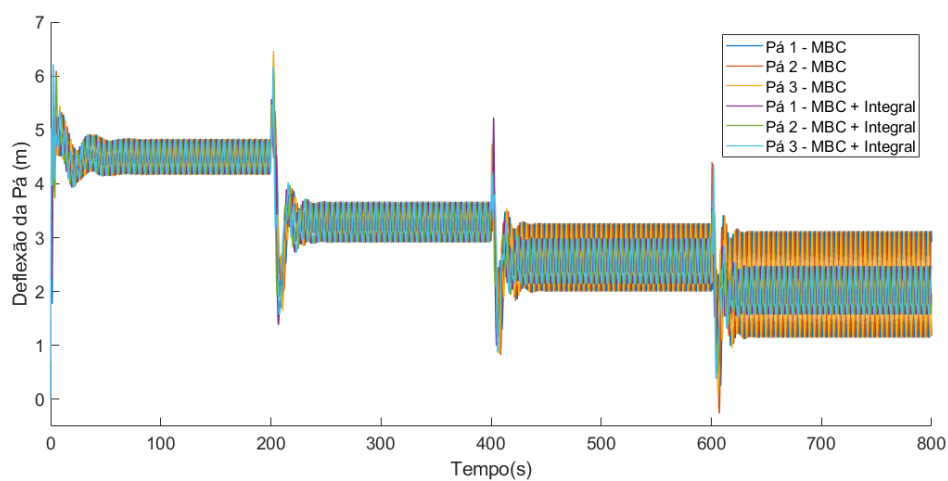


Figura 62 Deflexão da Pá – MBC e MBC + Integral

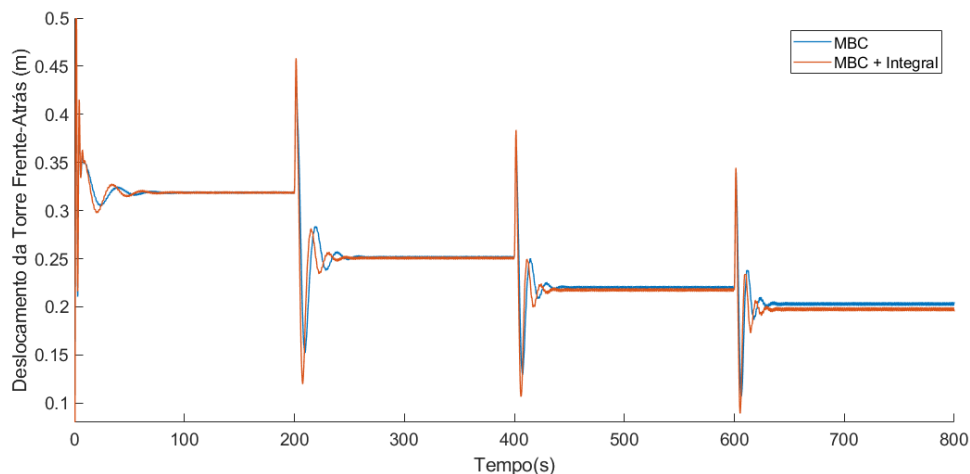


Figura 63 Deslocamento da Torre – MBC e MBC + Integral

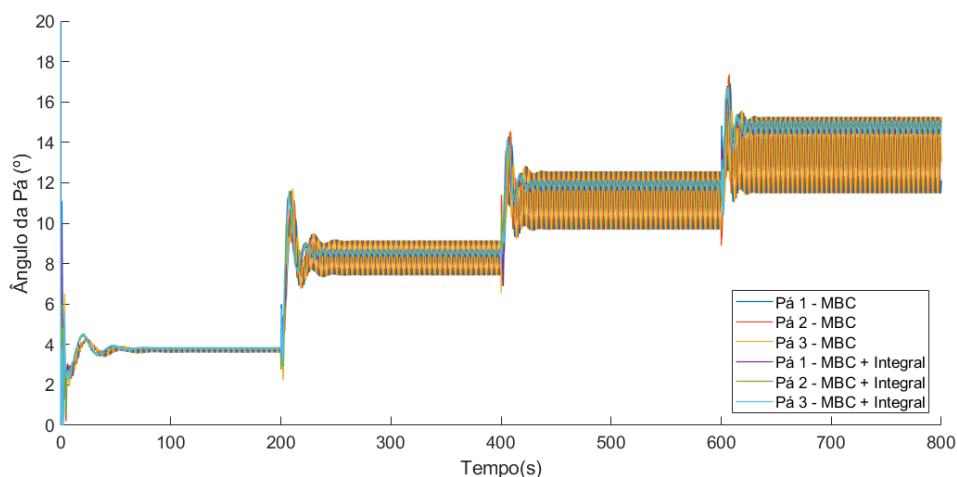


Figura 64 Ângulo das pás – MBC e MBC + Integral

A adição do termo integral incorpora a função do seguidor de referência (*reference tracking*) e permite que a velocidade do rotor seja mantida no valor desejado em estado estacionário, porém a dinâmica do sistema permanece sendo diferente daquela para a qual o controlador foi desenvolvido, o surgimento de picos maiores que dos controladores anteriores na velocidade do rotor, e conseqüentemente no deslocamento da torre, quando ocorrem os degraus na velocidade do vento, são indesejados pois provocam uma diminuição na vida útil dos componentes. De forma que é observável uma troca entre a eliminação do erro de estado estacionário pela adição do estado integral e os picos nas respostas do sistema.

Outro ponto favorável ao uso do estado integral é a diminuição do esforço do controlador, há uma menor oscilação no ângulo das pás quando comparado ao controlador do MBC.

5.3 TÉCNICA GAIN SCHEDULING UTILIZANDO UMA REDE NEURAL ARTIFICIAL

Apesar dos resultados satisfatórios do controlador realizado utilizando o observador de estados, transformada MBC e uma variável de estado integral para o rotor, o comportamento não linear do sistema operando fora do ponto de operação para o qual o controlador foi desenvolvido pode resultar em instabilidades indesejadas.

A técnica de *gain scheduling* permite que os ganhos sejam ajustados de acordo com o ponto de operação (OP) em que a turbina se encontra para que o controlador utilizado seja aquele adequado à dinâmica do sistema. De fato, o diagrama de Campbell apresentado por Matha (2010) evidencia que as frequências fundamentais dos graus de liberdade variam em função da velocidade do rotor e as linearizações apresentam polos de malha aberta diferentes para diferentes velocidades de vento.

Uma Rede Neural (NN – *Neural Network*) pode ser empregada na seleção dos ganhos adequados para o OP, conforme apresentado anteriormente, a função de ativação escolhida para esse caso é uma função de base radial (RBF – *Radial Basis Function*), especificamente a função gaussiana é utilizada.

O sistema é linearizado em diferentes OPs:

$$\left\{ \begin{array}{l} v_1 = 12 \text{ m/s} \\ v_2 = 13 \text{ m/s} \\ v_3 = 14 \text{ m/s} \\ v_4 = 15 \text{ m/s} \\ v_5 = 16 \text{ m/s} \\ v_6 = 17 \text{ m/s} \\ v_8 = 18 \text{ m/s} \end{array} \right.$$

Os polos de malha aberta do sistema nos diferentes OPs são exibidos na Figura 65, já seus polos de malha fechada são exibidos na Figura 66.

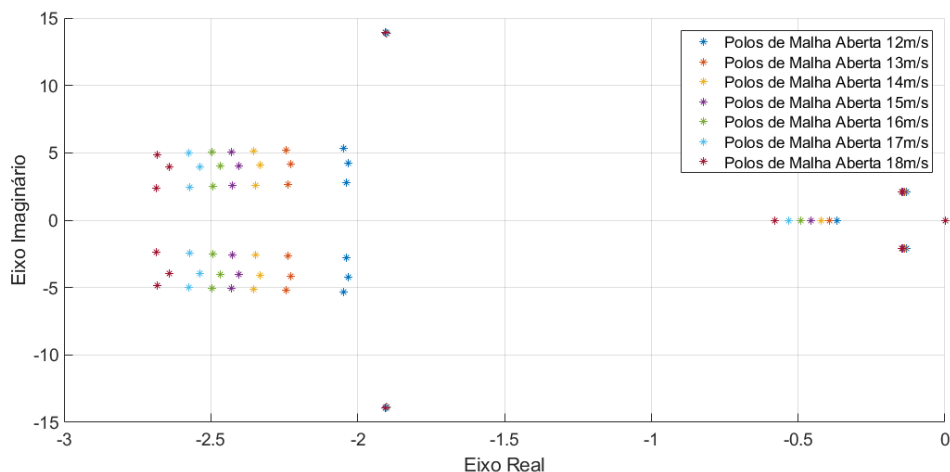


Figura 65 Polos de Malha Aberta para diferentes OPs

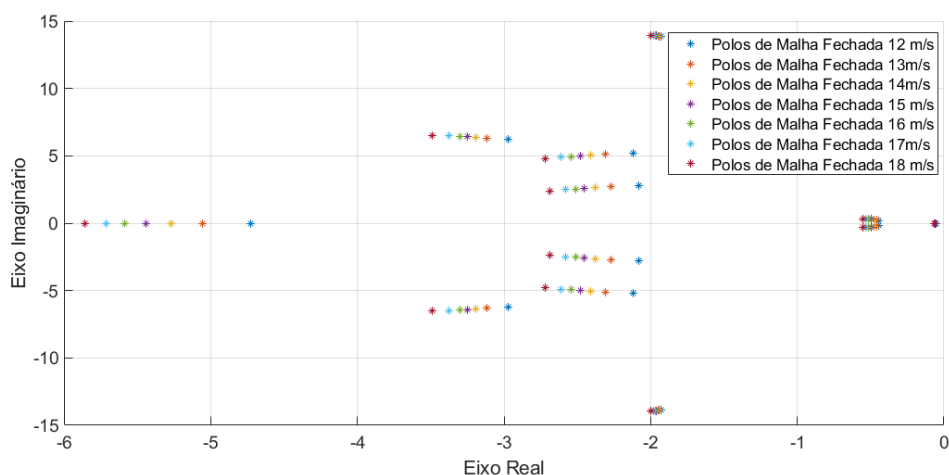


Figura 66 Polos de Malha Fechada para diferentes OPs

Utilizando as mesmas técnicas anteriores, 8 (oito) controladores (retroalimentação e observador de estados) foram desenvolvidos para cobrir parte significativa da Região III da turbina utilizada.

A RBF NN foi treinada utilizando como entrada o ângulo coletivo das pás (β_0) e a deflexão da torre, pois ambos são proporcionais à velocidade do vento, e como saída foram utilizados os ganhos dos controladores para cada OP diferente. Ambas medidas utilizadas para o treinamento da rede são disponíveis no software FAST e são variáveis disponíveis em turbinas reais. O deslocamento da torre pode ser obtido a partir da sua aceleração e o ângulo das pás é comandado pelo controlador.

A linearização do sistema fornece os dados para o treinamento da RBF NN:

$$x_{RBF} = \begin{cases} \beta_0 \\ T_{wFA1} \end{cases} = \begin{cases} 3,96 & 6,53 & 8,52 & 10,24 & 11,8 & 13,23 & 14,57 \\ 0,307 & 0,264 & 0,237 & 0,217 & 0,201 & 0,189 & 0,178 \end{cases}$$

A sua saída y_{RBF} são os ganhos \bar{G} e \bar{K} obtidos utilizando a técnica LQR, em todos os OPs, as matrizes Q e R utilizadas são idênticas.

O treinamento da rede neural RBF segue o fluxograma apresentado na Figura 68, que exhibe como são calculados os centros e os ganhos da camada de saída. O diagrama de blocos desse controlador é exibido na Figura 67.

Os resultados utilizando a RBF NN são exibidos nas Figura 69, Figura 70, Figura 71, Figura 72 e o ângulo das pás, ou esforço do controlador, na Figura 73.

É possível observar que o tempo de estabilização para as variáveis de estados é maior que no controlador anterior, porém isso leva a uma diminuição dos deslocamentos, que por sua vez, atenua os efeitos das cargas aerodinâmicas sobre os componentes da turbina eólica, isso será discutido com detalhes na análise dos resultados.

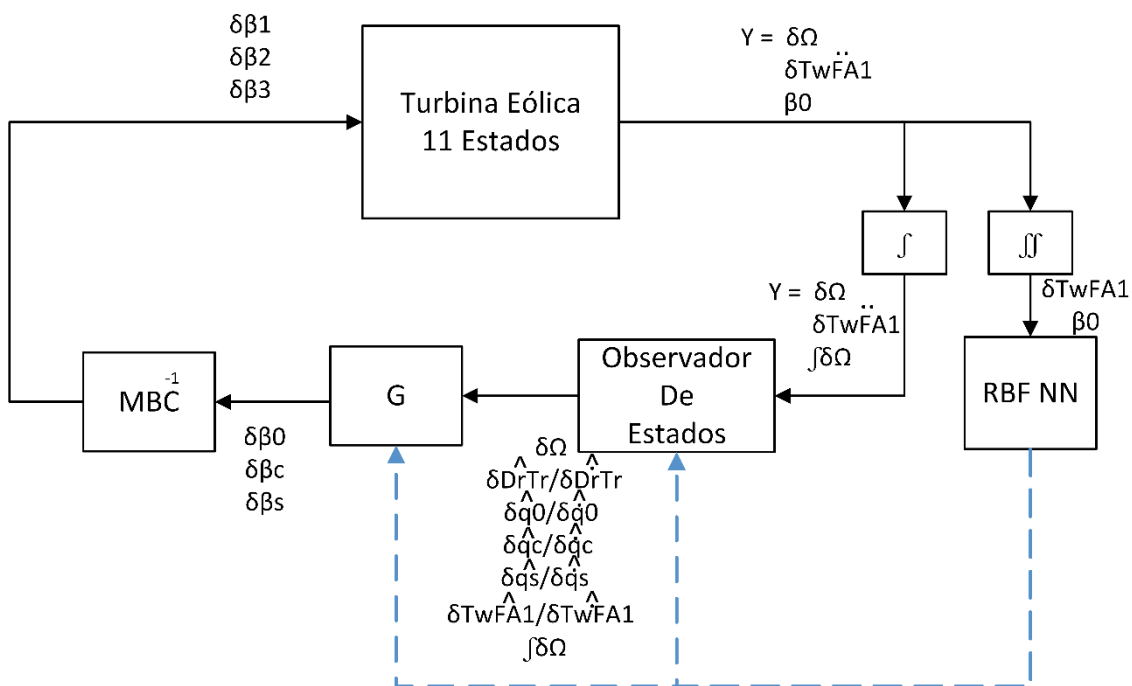


Figura 67 Diagrama de Blocos – RBF NN

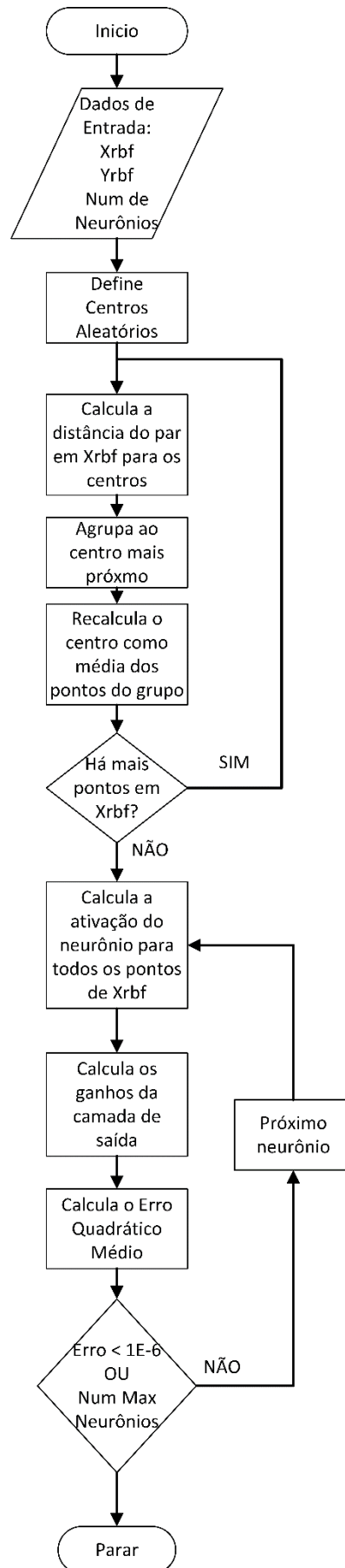


Figura 68 Fluxograma do treinamento da RBF NN

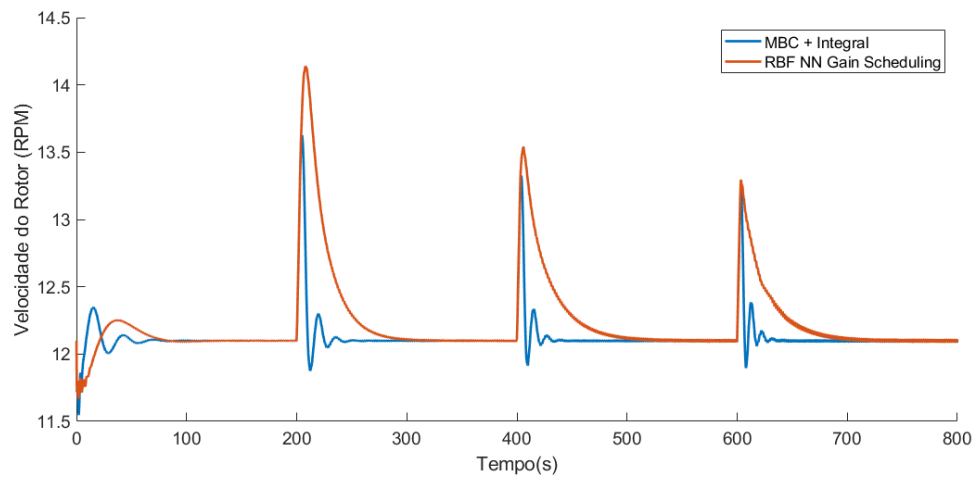


Figura 69 Velocidade do Rotor – RBF NN

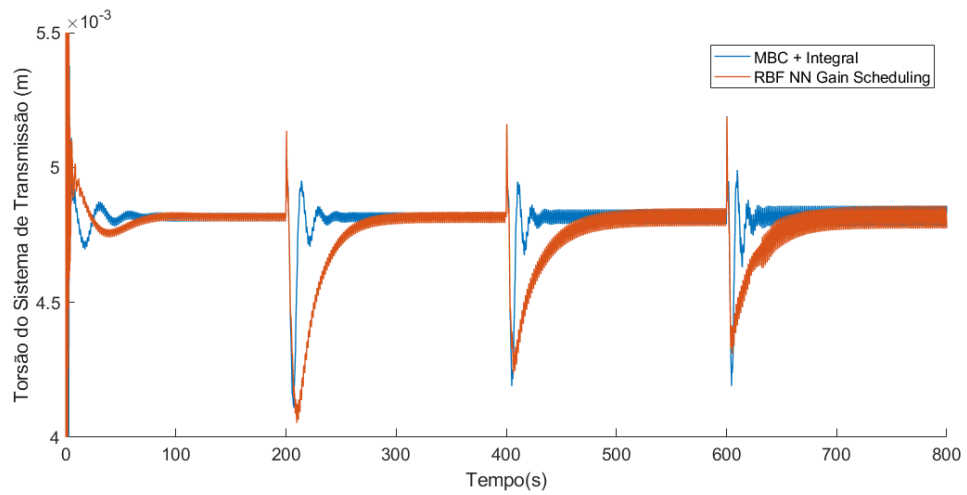


Figura 70 Torsão $DrTr$ – RBF NN

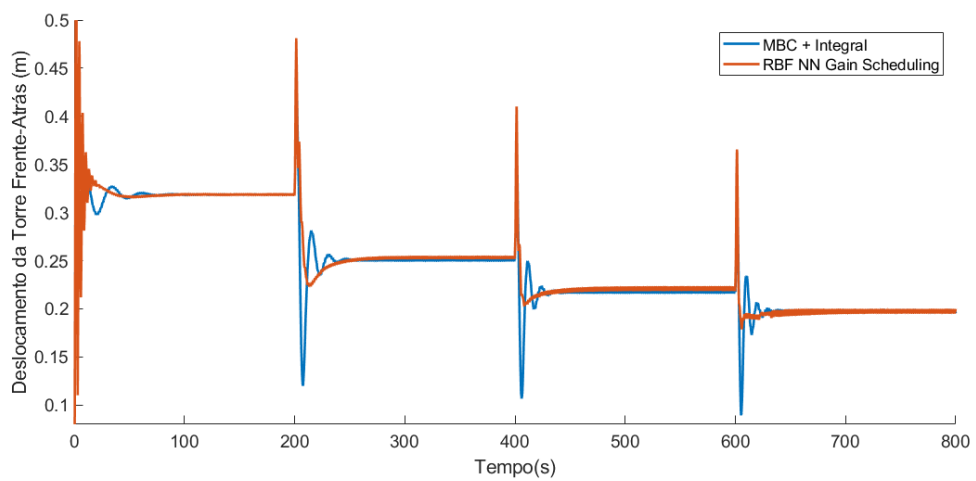


Figura 71 Deslocamento da Torre – RBF NN

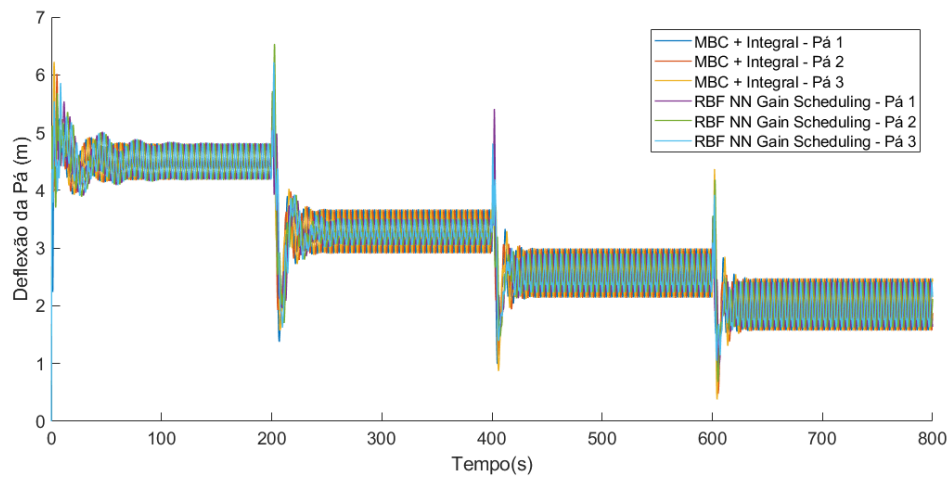


Figura 72 Deflexão das Pás – RBF NN

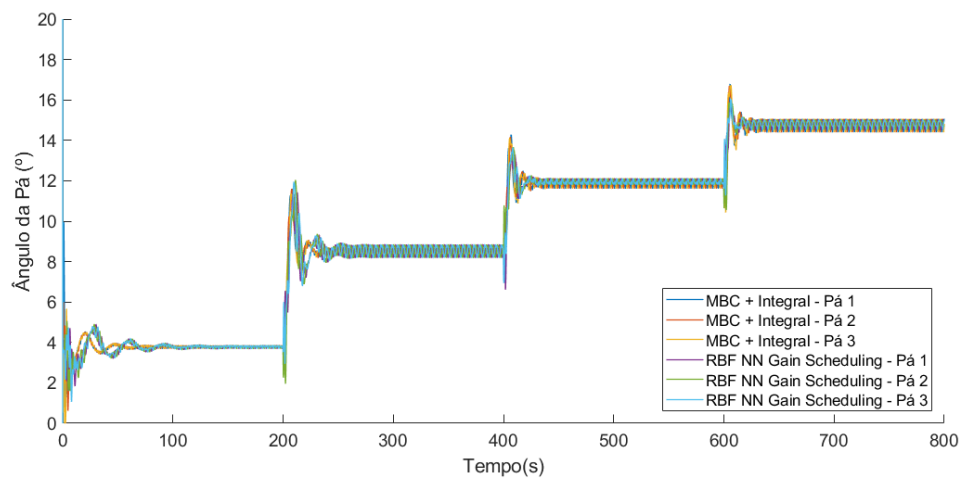


Figura 73 Ângulo das Pás – RBF NN

CAPÍTULO 6.

ANÁLISE DE RESULTADOS

No capítulo anterior foram apresentados os controladores desenvolvidos com objetivo principal de regulação da velocidade do rotor, mas ao considerar as outras variáveis de estados, o regulador pode agir para atenuar as cargas na turbina eólica.

A análise dos resultados concentra-se na avaliação do emprego do controlador na redução de cargas na turbina eólica, para tal, a norma IEC (*International Electrotechnical Commission*) 61400 (International Electrotechnical Commission (2005) e International Electrotechnical Commission (2006)) é utilizada como referência em relação aos cenários necessários para avaliação do sistema. Dentre os quais se destaca os DLC (*Design Load Cases*) que consideram a turbina eólica operando na Região III, onde são requisitados testes com vento turbulento e com rajadas de vento para avaliação das cargas máximas e fadiga por cargas equivalentes (DEL – *Damage Equivalent Load*). Essas análises são realizadas por um software também desenvolvido pelo NREL, o *MLife*.

A DEL é uma medida da fadiga equivalente causada pelas cargas levando em consideração as propriedades dos materiais, chamado de curva S-N ou coeficiente Wöhler.

A fadiga é calculada pelo método de Fadiga por Cargas Equivalentes (DEL) que realiza uma contagem *rainflow*, como definido pelo padrão ASTM E1049 – 85, que consiste na contagem de ciclos irregulares de stress (ou cargas) aplicadas ao material, considerando sua curva S-N ou curva de Wöhler. Os coeficientes das curvas S-N (m) empregados são $m = 10$, $m = 6$ e $m = 4$ para as pás, sistema de transmissão e torre, respectivamente.

6.1 MODELO DE TURBULÊNCIA NORMAL (NTM)

A norma IEC 61400-3 define o perfil de “vento turbulento” como variações estocásticas na velocidade do vento em uma média de 10 minutos. O modelo NTM

(*Normal Turbulence Mode*) deve incluir mudanças na velocidade do vento e na direção. De forma que a densidade espectral de potência do campo vetorial randômico da velocidade do vento deve satisfazer os requerimentos:

- a) O valor característico do desvio padrão do componente longitudinal da velocidade do vento deve ser da dada pela Eq. 6.1.

$$\sigma_1 = I_{15}(15 + 2V_{hub})/3 \quad 6.1$$

Onde I_{15} é um valor tabelado que representa a intensidade de turbulência em 15m/s, (18% para esse modelo) V_{hub} é a velocidade na altura da nacele.

- b) Para a extremidade de alta frequência do subfaixa inercial, a densidade espectral de potência do componente longitudinal da turbulência, $S_1(f)$, deve aproximar assintoticamente a forma da Eq. 6.2.

$$S_1(f) = 0,005(\sigma_1)^2(\Lambda_1/V_{hub})^{-2/3}f^{-5/3} \quad 6.2$$

Onde f é a frequência e o parâmetro de turbulência nessa turbina é $\Lambda_1 = 21m$.

A norma IEC 61400 apresenta o cálculo dos componentes x , y e z do vento com um modelo estocástico de forma detalhada.

A IEC 61400 define esse perfil de vento como sendo O DLC (*Design Load Case*) 1.1, onde a turbina opera em modo de produção de energia ($V > V_{min}$) e é utilizado para avaliar a fadiga causada nos componentes.

O perfil do vento gerado pelo software Turbsim (também desenvolvido pelo NREL) para esse caso possui componentes nas três dimensões com intensidade de turbulência (σ_1/V_{hub}) de 18% e $\sigma_1 = 2,58$ é exibido na Figura 74.

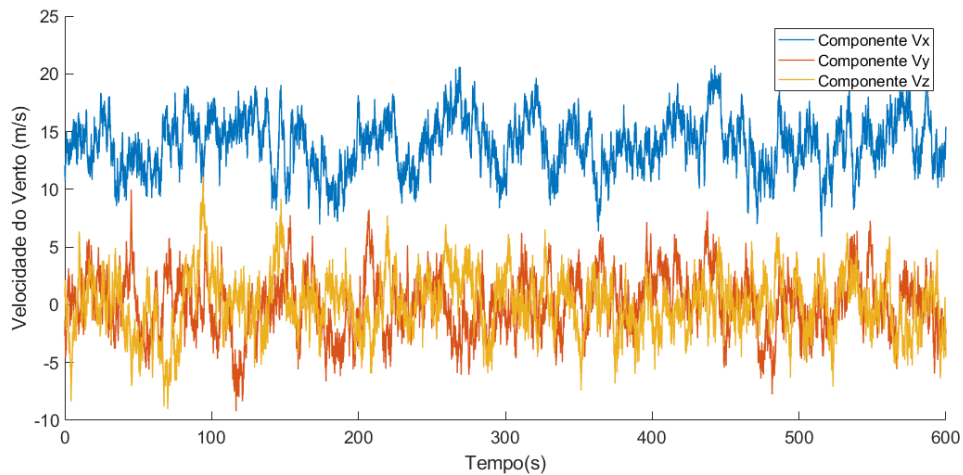


Figura 74 Perfil Vento Turbulento Normal (NTM)

O controlador utilizado é o *Gain Scheduling* com a RBF NN em comparação com o controlador de base (*Baseline Controller*), que consiste em um controlador PID, descrito em Jonkman et al. (2009).

Os resultados obtidos são exibidos nas Figura 75, Figura 76, Figura 77 e Figura 78, já o ângulo das pás é exibido na Figura 79.

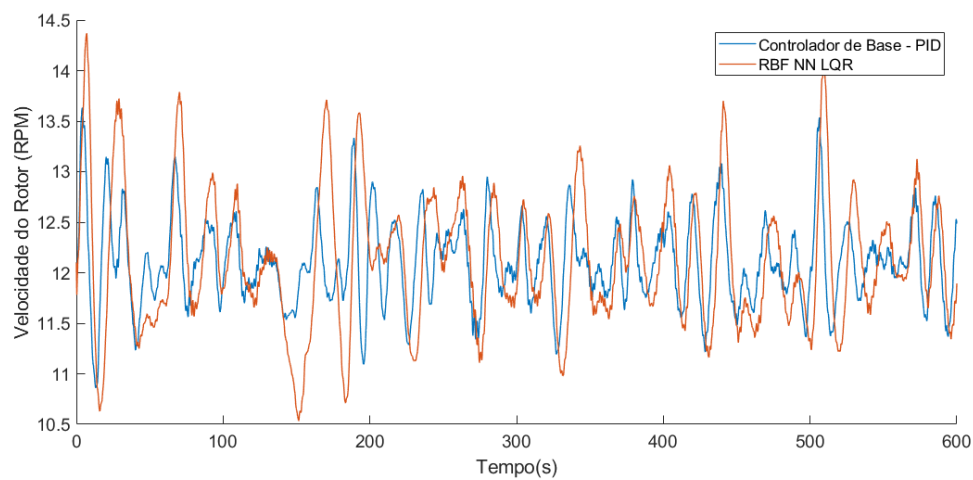


Figura 75 Velocidade do Rotor – PID *Baseline* x RBF NN MBC - NTM

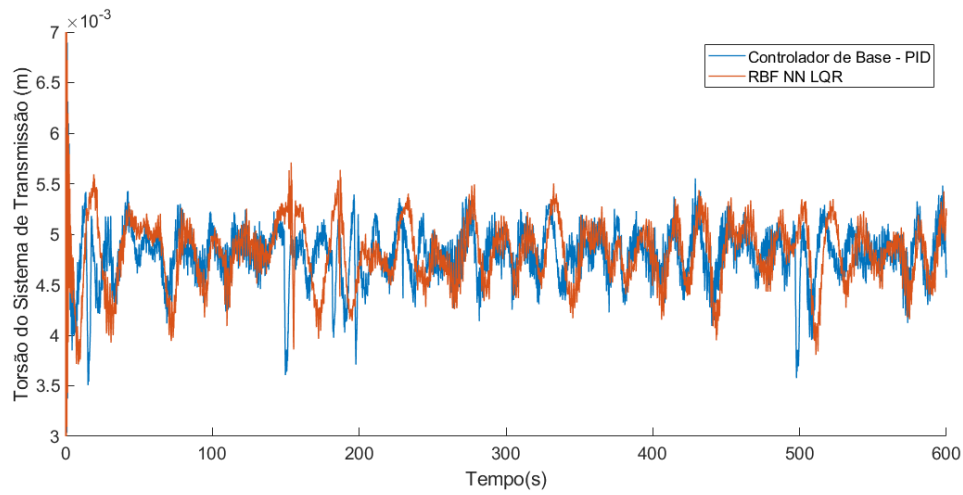


Figura 76 *DrTr* – PID *Baseline* x RBF NN MBC - NTM

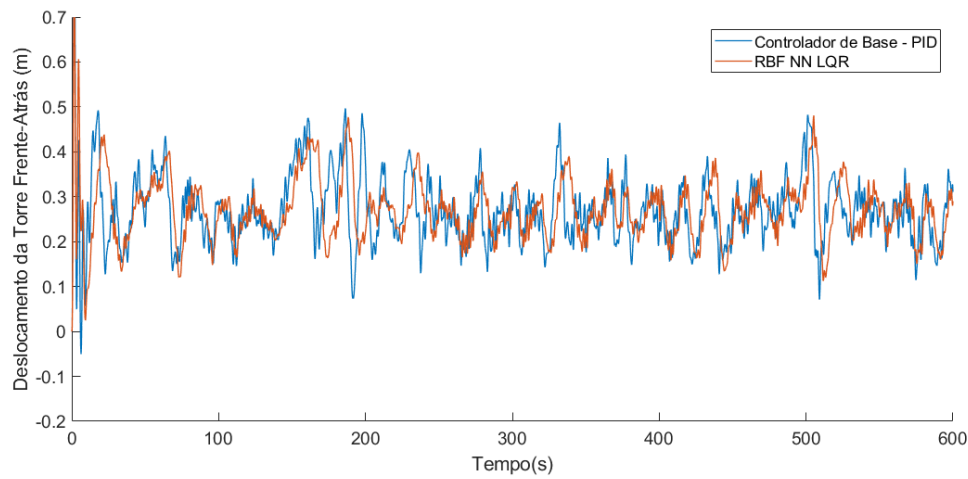


Figura 77 Deslocamento da Torre – PID *Baseline* x RBF NN MBC - NTM

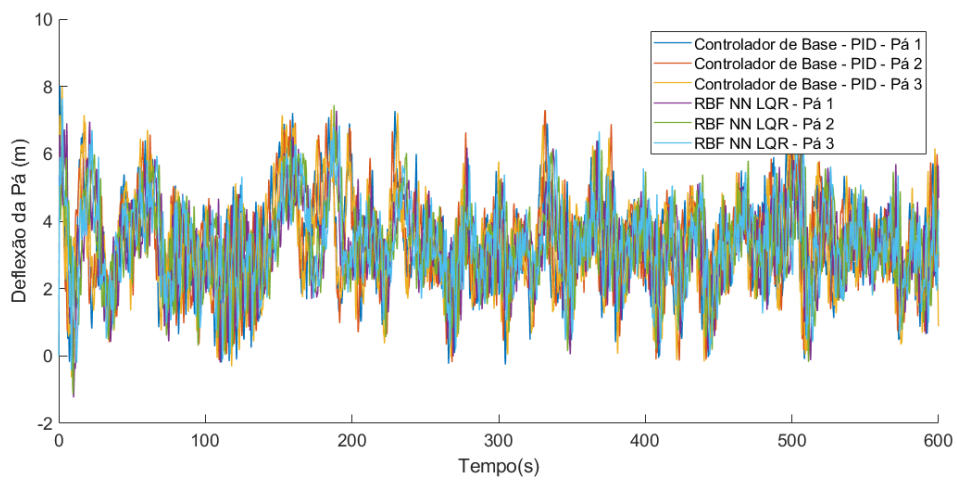


Figura 78 Deflexão das Pás – PID *Baseline* x RBF NN MBC - NTM

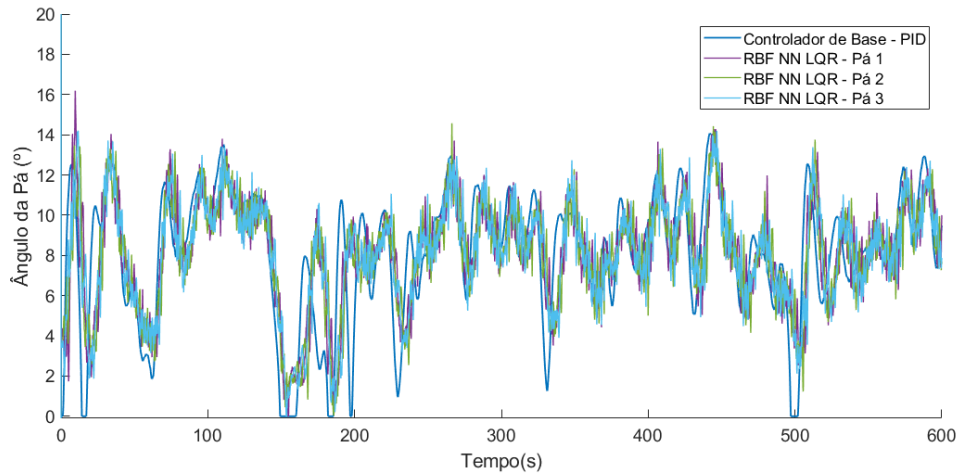


Figura 79 Ângulo das pás – PID *Baseline* x RBF NN MBC - NTM

Apesar do DLC 1.1 analisar a fadiga sobre os componentes, um parâmetro importante de se avaliar é a velocidade do rotor, pois ainda consiste na variável a ser controlada primariamente. Outro ponto de grande interesse é a geração de energia, pois se a turbina está operando sob velocidade do vento maior que a mínima (V_{min}), a geração de energia deve ser o seu valor nominal (5 MW), a resposta do gerador é exibida na Figura 80.

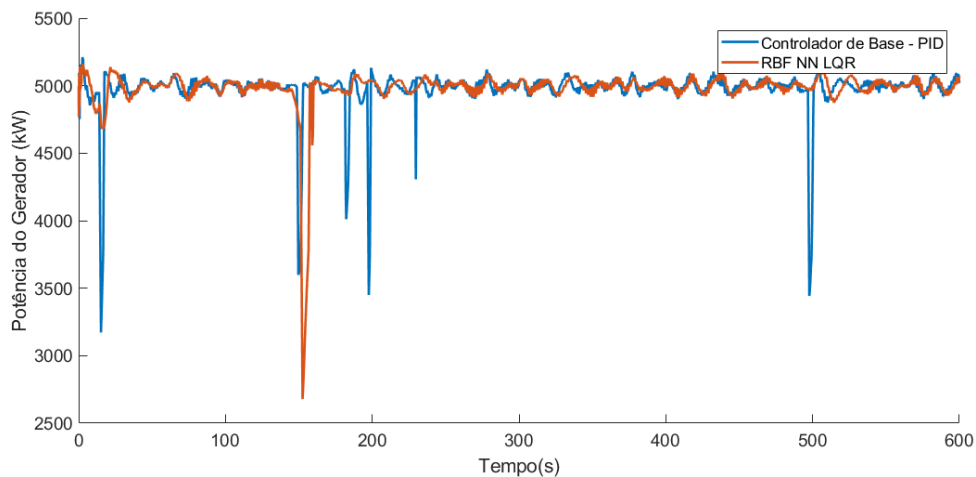


Figura 80 Potência do gerador - PID *Baseline* x RBF NN MBC - NTM

Os resultados da análise da fadiga (DEL) e dos erros médios quadráticos da velocidade do rotor e da potência gerada são exibidos na Tabela 2 comparados aos resultados do controlador PID de base (*Baseline Controller*).

Tabela 2 Resultados para Perfil Turbulento Normal

	PID <i>Baseline</i>	RBF NN MBC	Δ
Rotor (Erro Médio Quadrático)	0,0010765	0,0048406	0,0037641
Potência (Erro Médio Quadrático)	14061	6253,8	-55,52%
DEL Pás	1,39E+04	1,11E+04	-20,11%
DEL Torre	5,52E+03	5,14e+03	-6,88%
DEL Sistema de Transmissão	3,52E+04	2,88e+04	-18,18%

Apesar do aumento do Erro Médio Quadrático na Velocidade do Rotor (Ω) de 3E-3, a potência do gerador apresentou uma diminuição importante. As atenuações nas cargas, representadas pelos DELs, em todos os elementos avaliados, indicam uma melhor performance, pois a vida útil dos componentes da turbina eólica pode ser estendida.

6.2 MODELO DE RAJADA DE VENTO EXTREMA OPERACIONAL (EOG)

O perfil EOG (*Extreme Operating Gust*) é definido na IEC 61400 como um perfil de vento constante na região de operação da turbina eólica contendo uma rajada de vento extrema. A magnitude da rajada de vento na altura da nacela V_{gustN} para um período de recorrência de N anos deve ser dada pela Eq. 6.3.

$$V_{gustN} = \rho \left(\frac{\sigma_1}{1+0,1\left(\frac{D}{\Lambda_1}\right)} \right) \quad 6.3$$

Onde D é o diâmetro do rotor e $\rho = 4,8$ para $N_{Gust} = 1$ ou $\rho = 6,4$ para $N_{Gust} = 50$.

A velocidade do vento, por sua vez, deve ser definida para um período de recorrência de N_{Gust} anos conforme a Eq. 6.4.

$$V(t) = \begin{cases} V(z) - 0,37V_{gustN} \sin(3\pi t/T_{Gust})(1 - \cos(2\pi t/T_{Gust})) & \text{para } 0 \leq t \leq T_{Gust} \\ V(z) & \text{para } t < 0 \text{ e } t > T_{Gust} \end{cases}$$

Sendo $V(z) = V_{hub}(z/z_{hub})^{0,2}$, que define o perfil do vento seguindo a lei de potência, $T_{Gust} = 10,5s$ para $N_{Gust} = 1$ e $T_{Gust} = 14s$ para $N_{Gust} = 50$. O perfil do vento gerado para esse cenário considera $N = 50$ e representa o DLC 1.3 da IEC 61400, ele é da forma apresentada na Figura 81.

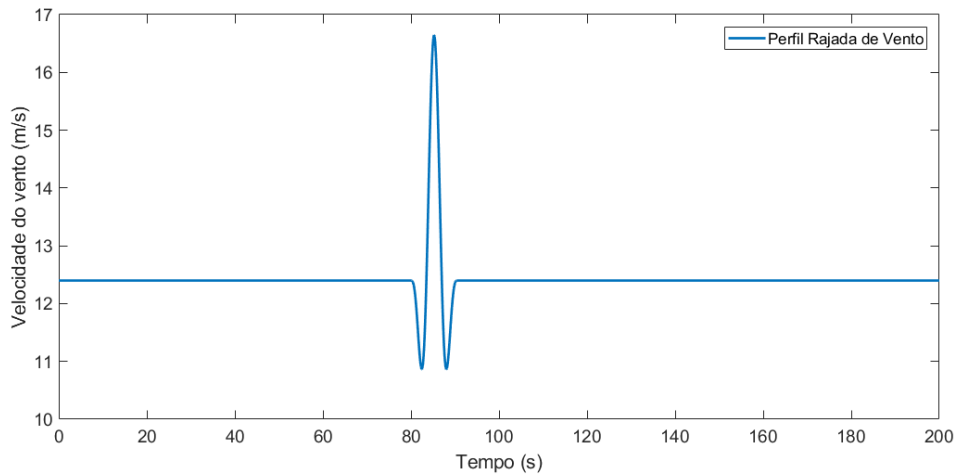


Figura 81 Perfil Rajada de Vento Operacional

Os resultados para essa simulação com Rajada de Vento são exibidos nas Figura 82, Figura 83, Figura 84 e Figura 85, já o ângulo das pás, ou esforço do controlador, é exibido na Figura 86.

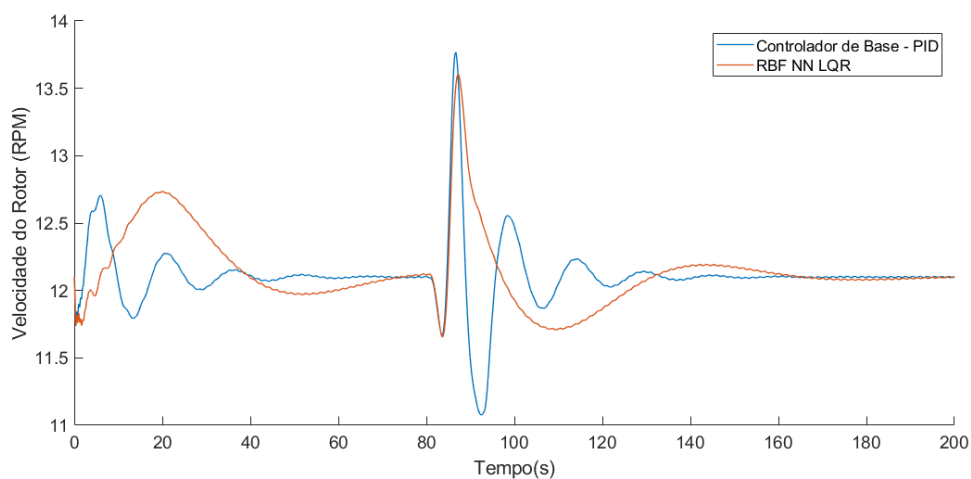


Figura 82 Velocidade do Rotor – PID *Baseline* x RBF NN MBC - EOG

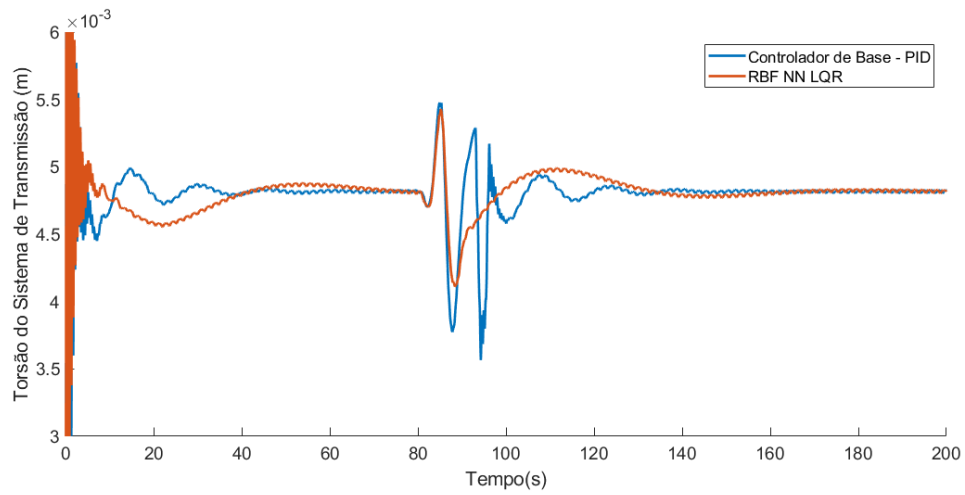


Figura 83 $DrTr$ – PID *Baseline* x RBF NN MBC - EOG

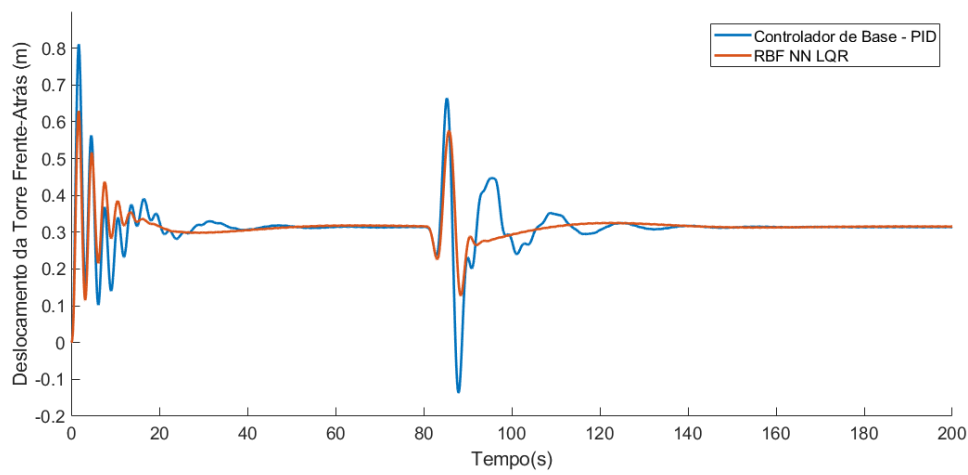


Figura 84 Deslocamento da Torre – PID *Baseline* x RBF NN MBC - EOG

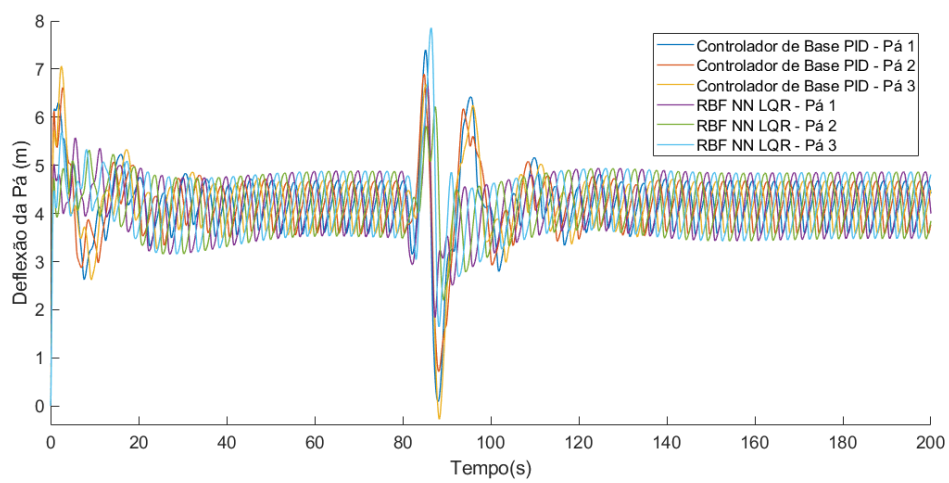


Figura 85 Deflexão das Pás – PID *Baseline* x RBF NN MBC - EOG

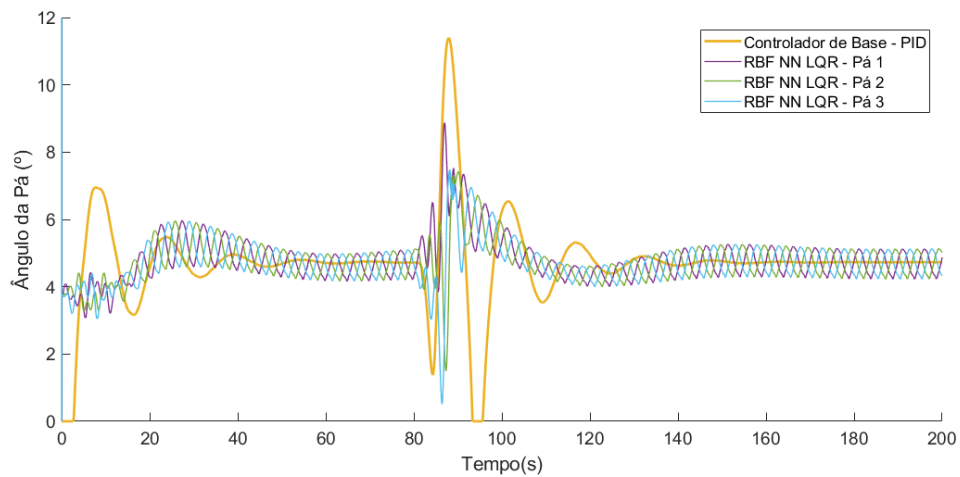


Figura 86 Ângulo das Pás – PID *Baseline* x RBF NN MBC – EOG

A observação na atenuação das oscilações é visível, o que indica uma melhoria na resposta do sistema frente a uma rajada de vento quando utilizando o controlador RBF NN LQR e com IPC (*Independent Pitch Control*). A potência do gerador, apresentada na Figura 87

Os resultados dos Erros Médios Quadráticos e da fadiga por cargas equivalente (DEL) são exibidos na Tabela 3.

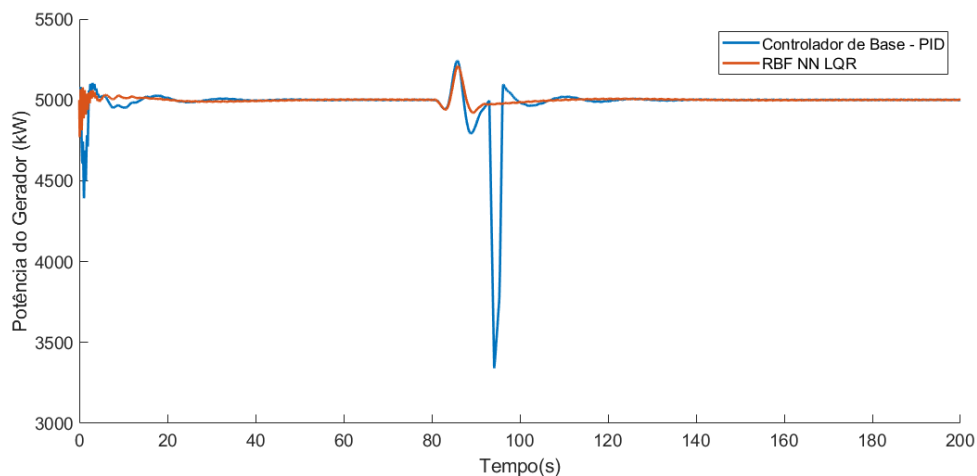


Figura 87 Potência do Gerador – PID *Baseline* x RBF NN MBC – EOG

Tabela 3 Resultados para Perfil Rajada de Vento Extrema

	PID <i>Baseline</i>	RBF NN MBC	Δ
Rotor (Erro Médio Quadrático)	0,061468	0,081735	+0.0202
Potência (Erro Médio Quadrático)	21064	501,61	-97,61%
DEL Pás	6,63E+03	2,86E+03	-56,86%
DEL Torre	8,08E+04	1,33E+04	-83,54%
DEL Sistema de Transmissão	119	105	-11,76%

Um aumento discreto no Erro Médio Quadrático na velocidade do rotor é apresentado, porém as atenuações das cargas, em especial na torre, foram significativas, e o erro médio quadrático do gerador exibe uma diminuição acentuada.

CAPÍTULO 7.

CONCLUSÕES E SUGESTÕES

7.1 CONCLUSÕES

Os controladores foram desenvolvidos da mesma forma que são apresentados no trabalho, com dificuldade crescente, até atingir o objetivo de controlar a velocidade do rotor e diminuir as cargas sobre seus elementos paralelamente sem prejudicar a geração de energia.

Para a elaboração dos controladores, é assumido que a turbina está operando na Região III, onde a produção de energia é máxima e o objetivo principal do controlador é a regulação da velocidade do rotor para sua velocidade nominal, nessa região, as variáveis de controle utilizadas são os ângulos das pás, tanto de forma coletiva (CPC – *Collective Pitch Controller*), onde todas as pás possuem o mesmo ângulo, ou de forma individual (IPC – *Individual Pitch Controller*), onde as pás possuem ângulos diferentes entre si.

A técnica mais utilizada para desenvolvimento de IPCs é a transformada MBC ou de Coleman, onde os ângulos são representados como ângulo coletivo, senoidal e cossenoide (β_u, β_{ns} e β_{nc}). A transformada inversa é requerida, pois apesar do controlador utilizar as variáveis transformadas, a turbina eólica exige os ângulos das três pás (β_1, β_2 e β_3).

O sistema da turbina eólica é não-linear, por isso uma linearização é necessária para que possam ser desenvolvidos os controladores, a linearização jacobiana é empregada para encontrar um modelo linear em um determinado ponto de operação (OP – *Operational Point*). A partir da equação, é possível aplicar as técnicas tradicionais e modernas de controle, como LQR (*Linear Quadratic Regulator*) e *Gain Scheduling*, tanto para o projeto de controladores por retroalimentação de estados quanto para observadores de estados.

O controlador que apresentou melhores resultados consiste em um *Gain Scheduling* através de uma Rede Neural com Função de Base Radial (RBF NN – *Radial Basis Function Neural Network*) utilizando IPC e com ganhos obtidos via LQR. Esse controlador exibiu um comportamento satisfatório quando aplicado degraus na

velocidade do vento e também nas situações de vento turbulento e rajada de vento operacional.

A atenuação das cargas é um fator de extrema importância no projeto de controladores, especialmente durante ventos turbulentos e rajadas de vento. Durante ventos turbulentos, todos os elementos estão sujeitos a cargas similares, e durante rajadas de ventos, os elementos mais afetados durante uma rajada são a torre e o sistema de transmissão, devido ao aumento instantâneo na força do vento exercida sobre a torre e à mudança brusca da velocidade do rotor para o sistema de transmissão, portanto, a diminuição dessas oscilações é de extrema importância, conforme apontado por Matha (2010) e Stewart et al. (2013) nas análises das cargas no modelo *onshore* da mesma turbina.

Os controladores apresentados no trabalho consideram todos os aspectos sugeridos e foram capazes de reduzir as cargas e controlar a velocidade do rotor simultaneamente, conforme a análise do seu desempenho nos perfis de vento turbulento e rajada de vento operacional.

A atenuação das cargas nos componentes estruturais da turbina é de extrema importância para prolongar seu tempo de vida, de acordo com Dunne (2016), para os compósitos empregados nas pás (Coeficiente da Curva S-N, $m, =10$), uma redução de 7% no dano por fadiga, leva a duplicar a quantidade de ciclos necessário para atingir a falha.

As análises do controlador proposto seguem as recomendações da norma IEC 61400, onde foram apresentadas reduções da fadiga por cargas equivalente (DEL). Em ambos os casos que envolvem o funcionamento da turbina em produção de energia, DLC 1.1 e 1.3, houve uma redução das cargas sobre as torres e pás.

No DLC 1.1, o perfil de vento é turbulento e o controlador apresentou uma redução de 20% para as pás, 6% para a torre e 18% para o sistema de transmissão quando comparado ao controlador de base (PI).

Outro caso a ser considerado é quando ocorre uma rajada de vento dentro dos limites de operação da turbina, definido como DLC 1.3, o controlador proposto alcança uma redução de 83% sob o DEL da torre, o qual é o elemento crítico nesse DLC.

Conforme apontado por Bottasso et al. (2014), os controladores do tipo IPC não alteram as oscilações médias dos componentes, conseqüentemente suas cargas médias, porém são eficazes nas reduções de oscilações em transientes extremos.

Stol et al. (2006) compara controladores CPC e IPC e conclui que o controlador IPC possui capacidades de redução da fadiga sobre o sistema de transmissão, pás e torre em

até 50%, e mesmo a atuação do controlador (ângulo das pás ou *pitch*) sendo mais ativa, ainda há uma redução no consumo de corrente graças a sua característica cíclica, Bossanyi (2003) enfatiza que a atividade elevada das pás no IPC deve ser levada em consideração quando projetando uma turbina eólica para evitar que ocorram falhas no controle do ângulo das pás.

O controlador proposto nesse trabalho é do tipo IPC, considerado o mais adequado na literatura, e foi capaz de regular a velocidade do rotor de forma satisfatória nos cenários simulados (degraus de vento constante, vento turbulento e rajada de vento) e atenuou a fadiga sobre as pás, sistema de transmissão e torre.

7.2 SUGESTÕES

O presente trabalho considerou apenas a operação da turbina eólica na Região III, onde o controlador atuante é o do ângulo das pás (*pitch controller*), de forma que a energia gerada, ou potência do gerador, permanece constante, de maneira que a Região II permaneceu fora do escopo do trabalho, porém existe a possibilidade de desenvolver um controlador que seja capaz de controlar tanto o ângulo das pás, quanto o gerador, ou seja, aja nas Regiões II e III, permitindo que as cargas possam ser atenuadas em ambas as regiões de operação.

O desempenho dos controladores e observadores de estados dependem fortemente da escolha de seus ganhos durante o projeto, nesse trabalho, como em toda a revisão da literatura do tema em turbinas eólicas, a seleção é feita de forma manual, o que pode consumir demasiado tempo dos desenvolvedores de controladores. Alguns trabalhos correlatos apresentam a possibilidade de selecionar os ganhos de forma automática, tais métodos poderiam ser aplicados ao projeto de controladores para turbinas eólicas.

REFERÊNCIAS

BADIHI, H.; ZHANG, Y.; HONG, H. Fuzzy gain-scheduled active fault-tolerant control of a wind turbine. *Journal of the Franklin Institute*, v. 351, n. 7, p. 3677–3706, 2014. Elsevier. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jfranklin.2013.05.007>>. .

BALAS, M. J.; JAE, Y.; LEWIS, L. Disturbance Tracking Control Theory with Application to Horizontal Axis Wind Turbines. , , n. 0, p. 95–99, 1998.

BAO, N.; YE, Z. Active Pitch Control in Larger Scale Fixed Speed Horizontal Axis Wind Turbine Systems Part II: Non-linear Controller Design. *Wind Engineering*, v. 26, n. 1, p. 27–38, 2002.

BIANCHI, F. D.; MANTZ, R. J.; CHRISTIANSEN, C. F. Control of variable-speed wind turbines by LPV gain scheduling. *Wind Energy*, v. 7, n. 1, p. 1–8, 2004.

BIR, G. Multi-Blade Coordinate Transformation and its Application to Wind Turbine Analysis. 46th AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, , n. January, 2008. Disponível em: <<http://arc.aiaa.org/doi/10.2514/6.2008-1300>>. .

BIR, G. S. User ' s Guide to MBC3 : Multi-Blade Coordinate Transformation Code for 3-Bladed Wind Turbines User ' s Guide to MBC3 : Multi- Blade Coordinate Transformation Code for 3-Bladed Wind Turbines. , v. 3, n. September, 2010.

BOSSANYI, E. A. The Design of closed loop controllers for wind turbines. *Wind Energy*, v. 3, n. 3, p. 149–163, 2000. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1002/we.34>>. .

BOSSANYI, E. A. Individual blade pitch control for load reduction. *Wind Energy*, v. 6, n. 2, p. 119–128, 2003.

BOSSANYI, E. A. Further load reductions with individual pitch control. *Wind Energy*, v. 8, n. 4, p. 481–485, 2005.

BOTTASSO, C.; CROCE, A. Advanced control laws for variable-speed wind turbines and supporting enabling technologies. Scientific Report DIA-SR, p. 1–41, 2009. Disponível em: <http://www.aero.polimi.it/bottasso/downloads/CLBottasso_ACroce_2009a.pdf>. .

BOTTASSO, C. L.; CROCE, A.; NAM, Y.; RIBOLDI, C. E. D. Power curve tracking in the presence of a tip speed constraint. *Renewable Energy*, v. 40, n. 1, p. 1–12, 2012. Elsevier Ltd. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.renene.2011.07.045>>. .

BOTTASSO, C. L.; CROCE, A.; RIBOLDI, C. E. D.; SALVETTI, M. Cyclic pitch control for the reduction of ultimate loads on wind turbines. *Journal of Physics: Conference Series*, v. 524, n. 1, 2014.

BROOMHEAD, D. S. AND LOWE, D. Multivariable Functional Interpolation and Adaptive Networks. *Complex Systems*, v. 2, p. 321–355, 1988.

DUNNE, F. *Optimizing Blade Pitch Control of Wind Turbines with Preview Measurements of the Wind*, 2016. University of Colorado.

GORBAN', A. N.; GORLOV, A. M.; SILANTYEV, V. M. Limits of the Turbine Efficiency for Free Fluid Flow. *Journal of Energy Resources Technology*, v. 123, n. 4, p. 311, 2001. Disponível em: <<http://energyresources.asmedigitalcollection.asme.org/article.aspx?articleid=1414069>>

..

GRILLO, S.; MARINELLI, M.; SILVESTRO, F.; et al. Transient Support to Frequency Control From Wind Turbine With Synchronous Generator and Full Converter. *45th Universities Power Engineering Conference (UPEC)*, n. October 2010, p. 1–6, 2010.

HAN, Y.; LEITHEAD, W. E. Combined wind turbine fatigue and ultimate load reduction by individual blade control. *Journal of Physics: Conference Series*, v. 524, n. 1, 2014.

HAU, E. *Wind Turbines*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2006.

HINRICHSEN, E. N. Controls for Variable Pitch Wind Turbine Generators. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, v. 103, n. 4, p. 886–892, 1984.

HINRICHSEN, E. N.; NOLAN, P. J. Dynamics and Stability of Wind Turbine Generators. *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, v. PAS-101, n. 8, p. 2640–2648, 1982. Disponível em: <[10.1109/TPAS.1982.317633](http://dx.doi.org/10.1109/TPAS.1982.317633)>.

HONG, C. M.; HUANG, C. H.; CHENG, F. S. Sliding mode control for variable-speed wind turbine generation systems using artificial neural network. *Energy Procedia*, v. 61, p. 1626–1629, 2014. Elsevier B.V. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.egypro.2014.12.310>>.

ILKA, A. *Gain-Scheduled Controller Design*, 2015. Slovak University of Technology in Bratislava. Disponível em: <<http://www.mate.tue.nl/mate/pdfs/11022.pdf>>.

INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMMISSION. *IEC 61400 Wind turbines – Part 1: Design requirements*. International Standard, 2005.

INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMMISSION. *IEC 61400 Wind turbines — Part 2: Design requirements for small wind turbines*. , 2006.

JI, Y.; RAN, F.; MA, C.; LILJA, D. J. A Hardware Implementation of a Radial Basis Function Neural Network Using Stochastic Logic. *Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE)*, 2015, , n. 13111104600, p. 880–883, 2015. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?arnumber=7092509>>. .

JOHNSON, C. D. Disturbance-Accommodating Control; An Overview. 1986 American Control Conference. *Anais...* . p.526–536, 1986. IEEE. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/4788997/>>. .

JONKMAN, B. J.; JONKMAN, J. M. FAST v8.16.00a-bjj User's Guide. , p. 58, 2016.

JONKMAN, J.; BUTTERFIELD, S.; MUSIAL, W.; SCOTT, G. Definition of a 5-MW Reference Wind Turbine for Offshore System Development. 2009.

JONKMAN, J. M. Dynamics modeling and loads analysis of an offshore floating wind turbine. 2007.

JONKMAN, J. M.; JONKMAN, B. J. FAST modularization framework for wind turbine simulation: Full-system linearization. *TORQUE* 2016. *Anais...* . v. 753, p.082010, 2016. Disponível em: <<http://stacks.iop.org/1742-6596/753/i=8/a=082010?key=crossref.3bed2fb512b3d00a68218a6ddc9bc8d0>>. .

KANE, T. R.; LEVINSON, D. A. *Dynamics, Theory and Applications*. 1985.

KANG, M.; KIM, H. Neural Network Based Pitch Controller. , , n. 140, p. 1–6, 2015.

KRAAN, I.; BONGERS, P. M. M. Control of a wind turbine using several linear robust controllers. *Proceedings of 32nd IEEE Conference on Decision and Control*. *Anais...* . p.1928–1929, 1993. IEEE. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/325530/>>. .

LASHEEN, A.; ELSHAFEI, A. L. Wind-turbine collective-pitch control via a fuzzy predictive algorithm. *Renewable Energy*, v. 87, p. 298–306, 2016. Elsevier Ltd. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.renene.2015.10.030>>. .

LEITH, D. J.; LEITHEAD, W. E. Implementation of wind turbine controllers. *International Journal of Control*, v. 66, n. 3, p. 349–380, 1997.

LEITHEAD, W. E.; CONNOR, B. Control of variable speed wind turbines: Design task. *International Journal of Control*, v. 73, n. 13, p. 1189–1212, 2000.

MATHA, D. Model Development and Loads Analysis of a Wind Turbine on a Floating Offshore Tension Leg Platform. *European Offshore Wind Conference*, , n. February, p. 129, 2010. Disponível em: <<http://www.nrel.gov/docs/fy10osti/46725.pdf>>. .

MJABBER, E. K. EL; HAJJAJI, A. EL; KHAMLICHI, A. Analysis of a RBF Neural Network Based Controller for Pitch Angle of Variable-Speed Wind Turbines. *Procedia Engineering*, v. 181, p. 552–559, 2017.

MOGHADASI, A.; SARWAT, A.; GUERRERO, J. M. Multiobjective optimization in combinatorial wind farms system integration and resistive SFCL using analytical hierarchy process. *Renewable Energy*, v. 94, p. 366–382, 2016. Elsevier Ltd. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.renene.2016.03.073>>. .

MULDERS, S. P. Iterative feedback tuning of feed- forward IPC for two-bladed wind turbines. , p. 96, 2015. Disponível em: <<http://repository.tudelft.nl/islandora/object/uuid:fd5dd6bf-1178-48a0-9bf2-744d0dad2046/datastream/OBJ/download>>. .

NAVALKAR, S. T.; VAN WINGERDEN, J.-W.; OOMEN, T. Subspace Predictive Repetitive Control with Lifted Domain Identification for Wind Turbine Individual Pitch Control. *IFAC*, 2014.

NAVALKAR, S. T.; VAN WINGERDEN, J. W.; VAN SOLINGEN, E.; et al. Subspace predictive repetitive control to mitigate periodic loads on large scale wind turbines. *Mechatronics*, v. 24, n. 8, p. 916–925, 2014. Elsevier Ltd. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.mechatronics.2014.01.005>>. .

OGATA, K. *Modern Control Engineering*. 5th ed. Prentice Hall, 2010.

ØSTERGAARD, K. Z.; BRATH, P.; STOUSTRUP, J. Estimation of effective wind speed. *Journal of Physics: Conference Series*, v. 75, n. 1, 2007.

PLUMLEY, C.; LEITHEAD, W.; JAMIESON, P.; BOSSANYI, E.; GRAHAM, M. Comparison of individual pitch and smart rotor control strategies for load reduction. *Journal of Physics: Conference Series*, v. 524, n. 1, p. 012054, 2014. Disponível em: <<http://stacks.iop.org/1742-6596/524/i=1/a=012054?key=crossref.aef1b20fff51552e3743076e267fb2d1>>. .

POULTANGARI, I.; SHAHNAZI, R.; SHEIKHAN, M. RBF neural network based PI pitch controller for a class of 5-MW wind turbines using particle swarm optimization algorithm. *ISA Transactions*, v. 51, n. 5, p. 641–648, 2012. Elsevier. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.isatra.2012.06.001>>. .

RIBOLDI, C. *Advanced Control Laws for Variable-Speed Wind Turbines and Supporting Enabling Technologies*, 2012. Politecnico di Milano.

RUBIO, J. O. M.; AGUILAR, L. T. Maximizing the performance of variable speed wind turbine with nonlinear output feedback control. *Procedia Engineering*, v. 35, p. 31–40, 2012.

SALLE, S. A. D. LA; REARDON, D.; LEITHEAD, W. E.; GRIMBLE, M. J. Review of wind turbine control. *International Journal of Control*, v. 52, n. 6, p. 1295–

1310, 1990. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207179008953597>>. .

SCHWENKER, F.; KESTLER, H. A.; PALM, G. Three learning phases for radial-basis-function networks. *Neural Networks*, v. 14, n. 4–5, p. 439–458, 2001.

SELVAM, K. Individual Pitch Control for Large Scale Wind Turbines: A multivariable control approach. *ECN Wind Energy*, p. 43, 2007.

SELVAM, K.; KANEV, S.; VAN WINGERDEN, J. W.; VAN ENGELEN, T.; VERHAEGEN, M. Feedback-feedforward individual pitch control for wind turbine load reduction. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, v. 19, n. 1, p. 72–91, 2009. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1709.01050>>. .

SHARIFIAN, M. B. B.; MIRLO, A.; TAVOOSI, J.; SABAHI, M. Self-adaptive RBF neural network PID controller in linear elevator. 2011 International Conference on Electrical Machines and Systems, ICEMS 2011, p. 3–6, 2011.

STEWART, G.; LACKNER, M. A.; HAID, L.; et al. Assessing Fatigue and Ultimate Load Uncertainty in Floating Offshore Wind Turbines Due to Varying Simulation Length. 11th International Conference on Structural Safety and Reliability, , n. NREL/CP-5000-58518, p. 239–246, 2013.

STOL, K. A. Disturbance Tracking Control and Blade Load Mitigation for Variable-Speed Wind Turbines. *Journal of Solar Energy Engineering*, v. 125, n. January, p. 396, 2003.

STOL, K. A.; MOLL, H.-G.; BIR, G.; NAMIK, H. A Comparison of Multi-Blade Coordinate Transformation and Direct Periodic Techniques for Wind Turbine Control Design. , , n. January, p. 2009–479, 2009.

STOL, K. A.; ZHAO, W.; WRIGHT, A. D. Individual Blade Pitch Control for the Controls Advanced Research Turbine (CART). *Journal of Solar Energy Engineering*, v. 128, n. 4, p. 498, 2006.

VALI, M.; VAN WINGERDEN, J.-W.; KÜHN, M. Optimal multivariable individual pitch control for load reduction of large wind turbines. 2016 American Control Conference (ACC), p. 3163–3169, 2016. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=7525404>>. .

WANG, N.; WRIGHT, A. D.; JOHNSON, K. E. Independent blade pitch controller design for a three-bladed turbine using disturbance accommodating control. *Proceedings of the American Control Conference*, v. 2016–July, n. July, p. 2301–2306, 2016.

WILSON, D. G.; BERG, D. E.; RESOR, B. R.; BARONE, M. F.; BERG, J. C. Combined individual pitch control and active aerodynamic load controller investigation for the 5mw upwind turbine. *AWEA Wind Power Conference & Exhibition*, p. 1–12,

2009. Disponível em: <<http://energy.sandia.gov/wp/wp-content/gallery/uploads/AWEA-092875C.pdf>>. .

WRIGHT, A. D. Modern Control Design for Flexible Wind Turbines. Golden, 2004a.

WRIGHT, A. D. Modern Control Design for Flexible Wind Turbines. National Renewable Energy Laboratory report, , n. July, 2004b.

WRIGHT, A. D.; FINGERSH, L. J.; BALAS, M. J. Testing State-Space Controls for the Controls Advanced Research Turbine. Journal of Solar Energy Engineering, v. 128, n. 4, p. 506, 2006. Disponível em: <<http://solarenergyengineering.asmedigitalcollection.asme.org/article.aspx?articleid=1457819>>. .

WRIGHT, A.; STOL, K.; FINGERSH, L. Progress In Implementing and Testing State-Space Controls for the Controls Advanced Research Turbine. 43rd AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit. Anais... . v. 128, p.506, 2005. Reston, Virigina: American Institute of Aeronautics and Astronautics. Disponível em: <<http://arc.aiaa.org/doi/10.2514/6.2005-395>>. .

WWEA. The World Wind Energy Association 2011 Report. World Wind Energy Association, p. 1–21, 2011.

YANG, F.; SONG, Q.; WANG, L.; ZUO, S.; LI, S. Wind and Wave Disturbances Compensation to Floating Offshore Wind Turbine Using Improved Individual Pitch Control Based on Fuzzy Control Strategy. Abstract and Applied Analysis, v. 2014, p. 1–10, 2014. Disponível em: <<http://www.hindawi.com/journals/aaa/2014/968384/>>. .

YILMAZ, A. S.; ÖZER, Z. Pitch angle control in wind turbines above the rated wind speed by multi-layer perceptron and radial basis function neural networks. Expert Systems with Applications, v. 36, n. 6, p. 9767–9775, 2009. Elsevier Ltd. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2009.02.014>>. .

YINZHU, Z. H. U.; MI, Y. The Study of Variable Speed Variable Pitch Controller for Wind Power Generation Systems Based on Sliding Mode Control. , , n. 1, p. 415–420, 2016.

Apêndice A

Códigos Fontes dos controladores

A.1 - Realimentação de Estados para Modelo de 1 Estado

Código fonte do Script do Matlab para realocação do polo:

```
FAST_InputFileName = '..\..\CertTest\Control_1_state.fst';
TMax = 800;
DT = 0.01;

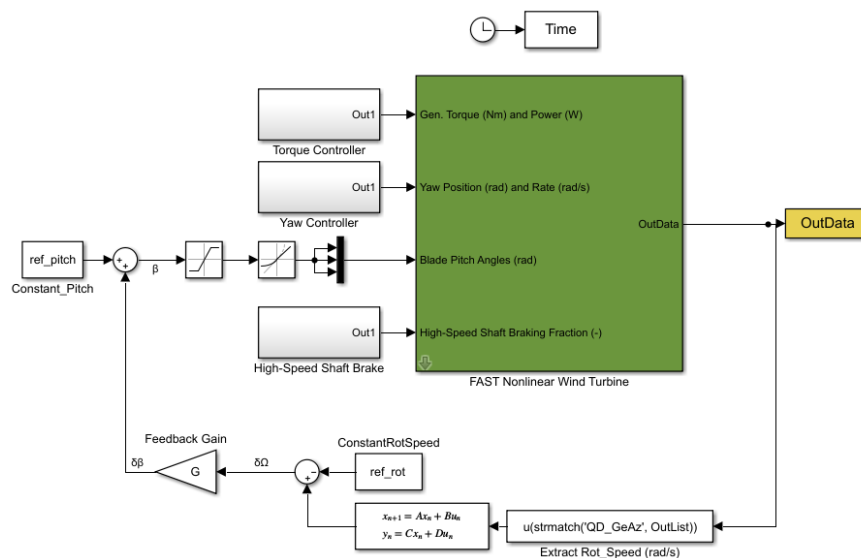
%paramètres de la 5MW turbine NREL

CornerFreq = 1.570796325; %Frequence pour le filtre
fc = 0.25;
alpha = exp(-2*pi*DT*fc); %filtre

%fin de paramètres
ref_rot = 1.2671090354999999;
ref_pitch = 7.06205E-02 ; %(rad)
%pole
A = AvgAMat(2,2);
B = AvgBMat(2);
C = 1; %that means rot speed is measured in rad/sec
D = 0;
sys1 = ss(A,B,C,D);
pole = -1;
G = -place(A,B,pole);

%démarrage de la simulation
```

Implementação do controlador no Simulink:



A.2 - Realimentação de Estados para Modelo de 3 Estados

Código fonte do Script do Matlab para realocação do polo e LQR:

```
FAST_InputFileName = '..\..\CertTest\Control_3_states.fst';
TMax = 800;
DT = 0.01;

%paramètres de la 5MW turbine NREL

CornerFreq = 1.570796325; %Frequence pour le filtre
fc = 0.25;
alpha = exp(-2*pi*DT*fc); %filtre

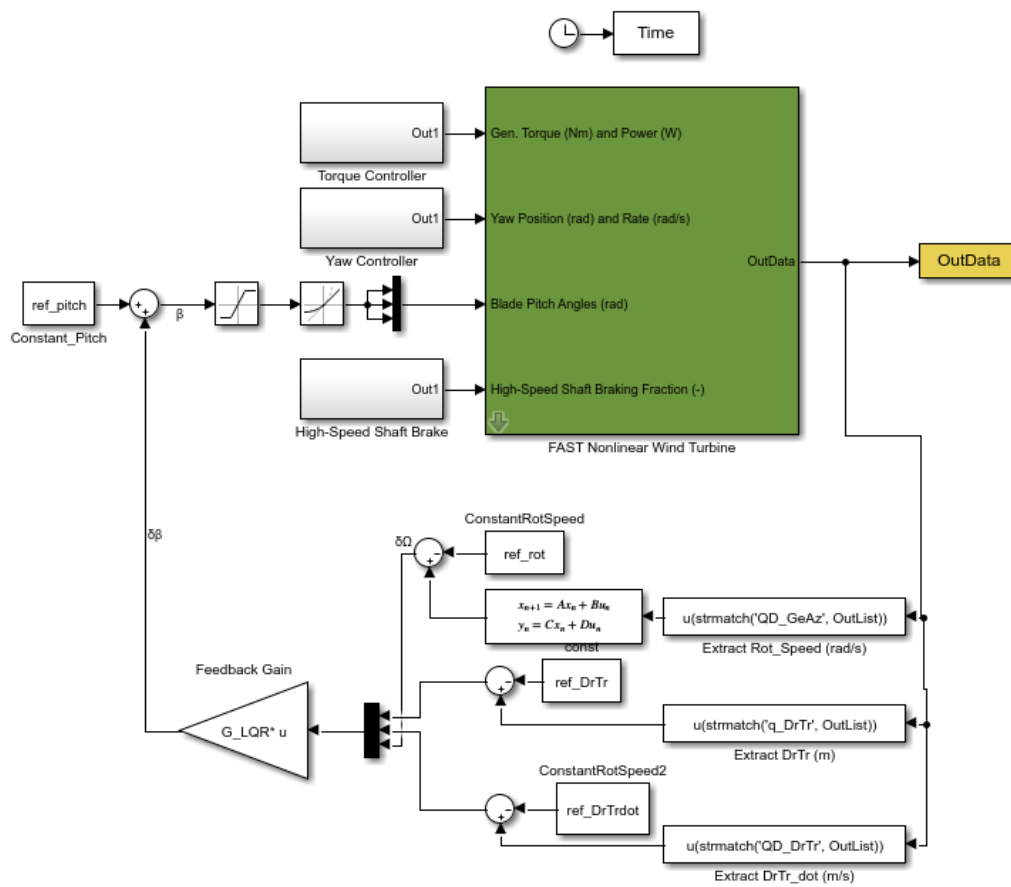
%States:
% x1 = DrTr
% x2 = Drtrdot
% x3 = rot
ref_DrTr = 0.004818;
ref_DrTrdot = 0;
ref_rot = 1.2671090354999999;
ref_pitch = 7.06205E-02 ; %(rad)

A = AvgAMat([2 4 3], [2 4 3]);
B = AvgBMat([2 4 3]);
C = eye(3); %that means you're measuring in rad/sec
D = 0;
sys3 = ss(A,B,C,D);

poles = [-1 -6+13.816i -6-13.816i];
%Poles placement
G = -place(A,B,poles);

%LQR
R=eye(size(B,2));
Q = diag([1 0 10]);
[G_LQR,S,e] = lqr(A,B,Q,R);
G_LQR = -G_LQR;
```

Implementação do controlador no Simulink:



A.3 – Observador e Realimentação de Estados para Modelo de 3 Estados

Código fonte do Script do Matlab :

```

FAST_InputFileName = '..\..\CertTest\Control_3_states.fst';
TMax = 800;
DT = 0.01;

%paramètres de la 5MW turbine NREL

CornerFreq = 1.570796325; %Frequence pour le filtre
fc = 0.25;
alpha = exp(-2*pi*DT*fc); %filtre

%States:
% x1 = DrTr
% x2 = Drtrdot
% x3 = rot

%fin de paramètres
ref_DrTr = 0.004818;
ref_DrTrdot = 0;
ref_rot = 1.2671090354999999;
ref_pitch = 7.06205E-02 ; %(rad)
%démarrage de la simulation

A = AvgAMat([2 4 3], [2 4 3]);
B = AvgBMat([2 4 3]);
C = eye(3); %that means you're measuring in rad/sec
D = 0;
sys3 = ss(A,B,C,D);

poles = [-1 -6+13.816i -6-13.816i];
G = -place(A,B,poles);

%LQR
R=eye(size(B,2));
Q = diag([10 1 10]);
[G_LQR,S,e] = lqr(A,B,Q,R);
G_LQR = -G_LQR;

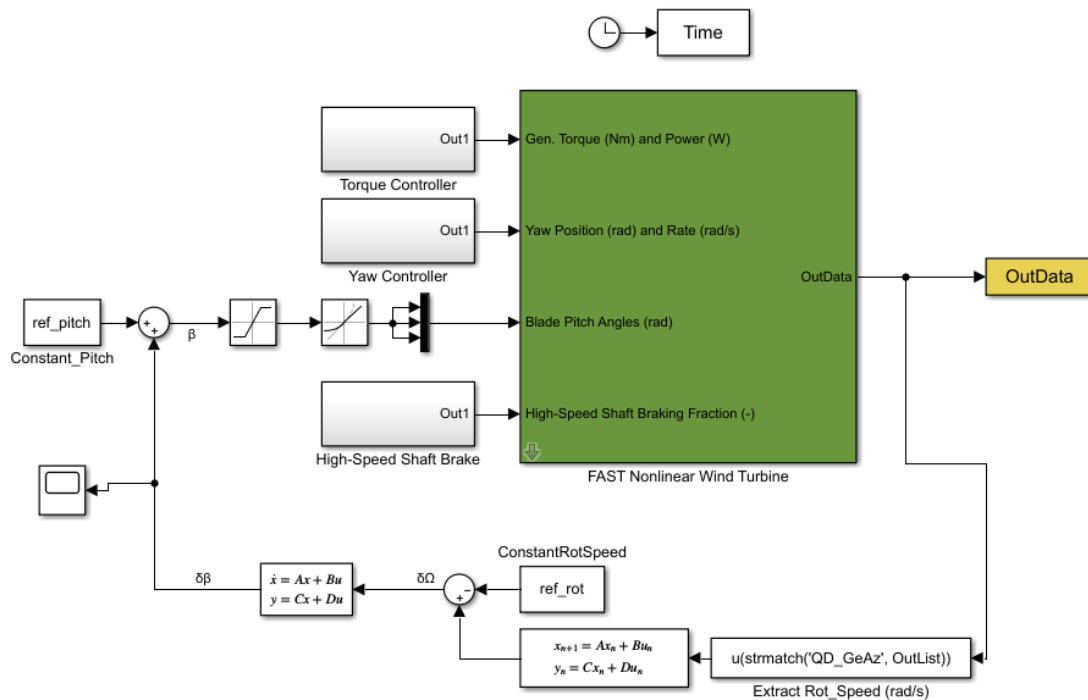
%State Estimator
Ce = [0 0 1]
Re=eye(size(Ce,1));
Qe = diag([4E5 1E8 1E10]);
[Ge_LQR,Se,ee] = lqr(A',Ce',Qe,Re);
K = Ge_LQR

poles_est = [-0.6 -20+120i -20-120i];
K = place(A,Ce',poles_est);

L = (A+B*G_LQR-K'*Ce)
sys3_esti = ss(L,K',G_LQR,0)
step(sys3_esti)

```

Implementação do observador e controlador no Simulink:



A.4 – Observador e Realimentação de Estados para Modelo de 5 Estados

Código fonte do Script do Matlab:

```
FAST_InputFileName = '..\..\CertTest\Control_5_states.fst';
TMax = 800;
DT = 0.01;

%paramètres de la 5MW turbine NREL

CornerFreq = 1.570796325; %Frequence pour le filtre
fc = 0.25;
alpha = exp(-2*pi*DT*fc); %filtre

%Original States:
% x1 = azimuth
% x2 = DrTr
% x3 = fp1
% x4 = fp2
% x5 = fp3
% x6 = rot
% x7 = Drtrdot
% x8 = fp1dot
% x9 = fp2dot
% x10 = fp3dot
```

```

%Desired States (a priori)
% x1 = fp1
% x2 = fp2
% x3 = fp3
% x4 = rot
% x5 = DrTr
% x6 = DrTrdot
% x7 = fp1dot
% x8 = fp2dot
% x9 = fp3dot

%Reference values for perturbations setpoint

ref_DrTr = 0.004818000000000;
ref_DrTrdot = 0;
ref_symfp = 4.3534;
ref_symfpdot = 8.0806e-07;
ref_rot = 1.2669999999999998;
ref_pitch = 7.16347E-02 ; %(rad)

%démarrage de la simulation
list = [3 4 5 6 2 7 8 9 10];
A = AvgAMat(list, list);
B = AvgBMat(list);
C = [0 0 1 0 0 ]; %only the rotor is available
D = 0;
Bd = AvgBdMat(list);

%Truly desired states:

% x1 = symfp
% x2 = symfpdot
% x3 = rot
% x4 = DrTr
% x5 = DrTrdot

%where: symfp = 1/3(fp1+fp2+fp3)
%and symfp_dot = 1/3(fp1dot+...)

A_new = [0 1 0 0 0
;
(1/3)*((1/3)*(A(7,1)+A(7,2)+A(7,3)))+(1/3)*(A(8,1)+A(8,2)+A(8,3))+(1
/3)*(A(9,1)+A(9,2)+A(9,3))
(1/3)*((1/3)*(A(7,7)+A(7,8)+A(7,9)))+(1/3)*(A(8,7)+A(8,8)+A(8,9))+(1
/3)*(A(9,7)+A(9,8)+A(9,9)) (1/3)*(A(7,4)+A(8,4)+A(9,4))
(1/3)*(A(7,5)+A(8,5)+A(9,5)) (1/3)*(A(7,6)+A(8,6)+A(9,6))
; (1/3)*(A(4,1)+A(4,2)+A(4,3)) (1/3)*(A(4,7)+A(4,8)+A(4,9))
A(4,4) A(4,5) A(4,6)
; (1/3)*(A(5,1)+A(5,2)+A(5,3)) (1/3)*(A(5,7)+A(5,8)+A(5,9))
A(5,4) A(5,5) A(5,6)
; (1/3)*(A(6,1)+A(6,2)+A(6,3)) (1/3)*(A(6,7)+A(6,8)+A(6,9))
A(6,4) A(6,5) A(6,6)
];

```

```

B_new = [ (1/3)*(sum(B(1:3)))
          ; (1/3)*(sum(B(7:9)))
          ; B(4)
          ; B(5)
          ; B(6)
          ]
C_new = [0 0 1 0 0];
D_new = 0;
Bd_new = [ (1/3)*(sum(Bd(1:3)))
            ; (1/3)*(sum(Bd(7:9)))
            ; Bd(4)
            ; Bd(5)
            ; Bd(6)
            ]

sys5 = ss(A_new,B_new,C_new,D_new);

%LQR
R=eye(size(B_new,2));
Q = diag([0.1 0 1E3 20 0]);
[G_LQR,S,e] = lqr(A_new,B_new,Q,R);
G_LQR = -G_LQR;
newA = A_new+B_new*G_LQR;

%DAC Design

Bseudoin = inv((B_new')*B_new)*(B_new')
Gd = -Bseudoin*(Bd_new)

Gbar = [G_LQR 2*Gd];
Cbar = [C_new [0]];
theta = 1;
F = 0;

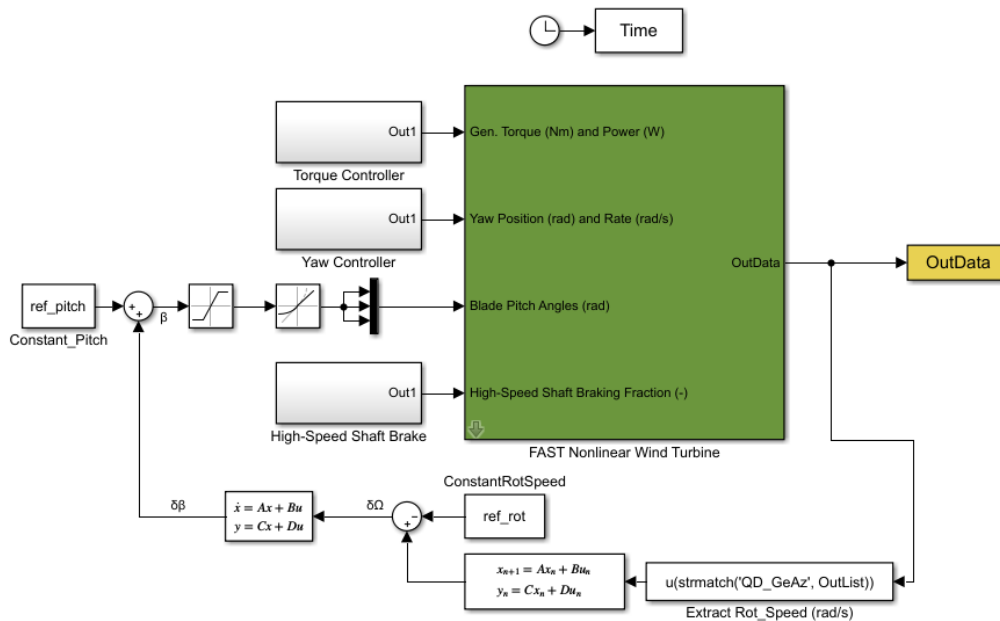
Abar = [A_new Bd_new*theta; zeros(1,size(A_new,2)) F];
Bbar = [B_new;zeros(1,size(B_new,2))];
Re=eye(size(Cbar,1));
Qe = diag([1E0 0 1E2 1E1 0 1E7]);
% Qe = diag([10 1 10000 10 1 1E8]);
[Ge_bar,Se,ee] = lqr(Abar',Cbar',Qe,Re);
Kbar = Ge_bar
Lbar = (Abar + Bbar*Gbar - Kbar'*Cbar);

Dbar = zeros(size(Gbar,1),size(Kbar',2));

sys_est = ss(Lbar,Kbar',Gbar,Dbar);
step(sys_est);

```

Implementação do observador e controlador no Simulink:



A.4 – Observador e Realimentação de Estados para Modelo de 9 Estados TSA

Código fonte do Script do Matlab:

CONTROLADOR IPC

```
FAST_InputFileName = '..\..\CertTest\Control_9_states.fst';
TMax = 800;
DT = 0.01;

%paramètres de la 5MW turbine NREL

CornerFreq = 1.570796325; %Frequence pour le filtre
fc = 0.25;
alpha = exp(-2*pi*DT*fc); %filtre

%Original States:
% x1 = twr
% x2 = azimuth
% x3 = DrTr
% x4 = fp1
% x5 = fp2
% x6 = fp3
% x7 = twr_dot
% x8 = rot
% x9 = Drtrdot
% x10 = fp1dot
% x11 = fp2dot
% x12 = fp3dot
```

```

%Desired States (a priori)
% x1 = Symfp
% x2 = Asymfp
% x3 = rot
% x4 = Symfp_dot
% x5 = Asymfp_dot
% x6 = DrTr
% x6 = DrTr_dot
% x8 = twr
% x9 = twr_dot
    %Reference values for perturbations setpoint

ref_DrTr = 0.0048180000000000;
ref_DrTrdot = 0;
ref_rot = 1.2669999999999998;
ref_pitch = 7.13162E-02 ; %(rad)
ref_twr = 0;

twr = 1;
DrTr = 3;
fp1 = 4;
fp2 = 5;
fp3 = 6;
twr_speed = 7;
rot = 8;
DrTrdot = 9;
fp1_speed = 10;
fp2_speed = 11;
fp3_speed = 12;

% list = [fp1 fp2 fp3 rot fp1_speed fp2_speed fp3_speed DrTr
DrTrdot twr twr_speed];
list = [fp1 fp2 fp3 rot fp1_speed fp2_speed fp3_speed DrTr DrTrdot
twr twr_speed];

A = AvgAMat(list,list);

Tm = [
    1/3 1/3 1/3 0 0 0 0 0 0 0 0;
    2/3 -4/3 2/3 0 0 0 0 0 0 0 0;
    0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0;
    0 0 0 0 1/3 1/3 1/3 0 0 0 0;
    0 0 0 0 2/3 -4/3 2/3 0 0 0 0;
    0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0;
    0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0;
    0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0;
    0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1;
];

Tv = [2/3 -4/3 2/3;1/3 1/3 1/3];

A_lin = Tm*A*pinv(Tm); %As suggest by Wang et al, 2016

Tbeta = [1/3 1/3 1/3; 2/3 -4/3 2/3];
B = AvgBMat(list,:);
Bd = AvgBdMat(list,1);
B_lin = Tm*B*pinv(Tbeta);

```

```

Bd_lin = Tm*Bd;
C_lin = [0 0 0 1 0 0 0 0 0 ;0 0 0 0 0 0 0 0 1 0];

D = 0;

sys11 = ss(A_lin,B_lin,C_lin,D);

%LQR
R=eye(size(B_lin,2));
Q = diag([0 0 2 .01 .01 0 0.01 0 1]);
[G_LQR,S,e] = lqr(A_lin,B_lin,Q,R);
G_LQR = -G_LQR;
newA = A_lin+B_lin*G_LQR;

%DAC Design

Bseudoin = inv((B_lin')*B_lin)*(B_lin');
Gd = -Bseudoin*(Bd_lin)

Gbar = [G_LQR Gd/2];
Cbar = [C_lin [0;0]];
theta = 1;
F = [0];

Abar = [A_lin Bd_lin*theta; zeros(1,size(A_lin,2)) F];
Bbar = [B_lin;zeros(1,size(B_lin,2))];
Re=eye(size(Cbar,1));
Qe = diag([10 10 10 10 1 0 0 0 .1 185]);
[Ge_bar,Se,ee] = lqr(Abar',Cbar',Qe,Re);
Kbar = Ge_bar;

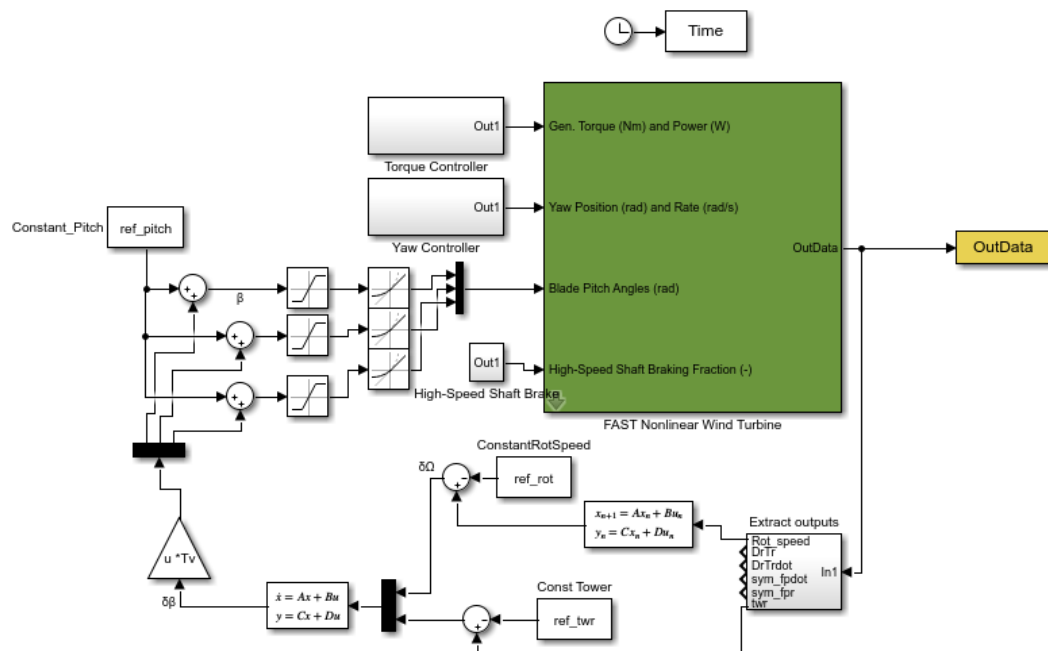
Lbar = (Abar + Bbar*Gbar - Kbar'*Cbar);

Dbar = zeros(size(Gbar,1),size(Kbar',2));

sys_est = ss(Lbar,Kbar',Gbar,Dbar);
step(sys_est);

```

Implementação do observador e controlador no Simulink:



A.5 – Observador e Realimentação de Estados para Modelo de 11 Estados MBC – Aceleração da Torre e Controlador IPC

Código fonte do Script do Matlab:

```
FAST_InputFileName = '..\..\CertTest\Control_11_states.fst';
TMax = 800;
DT = 0.01;

%paramètres de la 5MW turbine NREL

CornerFreq = 1.570796325; %Frequence pour le filtre
fc = 0.25;
alpha = exp(-2*pi*DT*fc); %filtre

%Original States:
% x1 = twr
% x2 = azimuth
% x3 = DrTr
% x4 = fp1
% x5 = fp2
% x6 = fp3
% x7 = twr_dot
% x8 = rot
% x9 = Drtrdot
% x10 = fp1dot
% x11 = fp2dot
% x12 = fp3dot
```

```

%Desired States (a priori)
% x1 = twr
% x2 = fp1
% x3 = fp2
% x4 = fp3
% x5 = rot
% x5 = DrTr
% x6 = DrTrdot
% x7 = fp1dot
% x8 = fp2dot
% x9 = fp3dot

%Reference values for perturbations setpoint

ref_DrTr = 0.004818000000000;
ref_DrTrdot = 0;
% ref_symfp = 4.3534;
% ref_symfpdot = 8.0806e-07;
ref_rot = 1.2669999999999998;
ref_pitch = 7.13162E-02 ; %(rad)

ref_twr = 0.3070133333333333;

twr = 1;
DrTr = 3;
fp1 = 4;
fp2 = 5;
fp3 = 6;
twr_speed = 7;
rot = 8;
DrTrdot = 9;
fp1_speed = 10;
fp2_speed = 11;
fp3_speed = 12;

list = [twr DrTr fp1 fp2 fp3 twr_speed rot DrTrdot fp1_speed
fp2_speed fp3_speed];

A = MBC_AvgA(list,list);

MBC_AvgB = mean(MBC_B,3);
B = MBC_AvgB(list,:);

MBC_AvgBd = mean(MBC_Bd,3);
Bd = MBC_AvgBd(list);

MBC_AvgC = mean(MBC_C,3);
C = [0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0;MBC_AvgC(7,list)]; %measuring rot and
twr accel

D = 0;

sys11 = ss(A,B,C,D);

```

```

%LQR
R=eye(size(B,2));
Q = diag([0.4 0 0 0 0 1.4 2 0 0 0 0]);
[G_LQR,S,e] = lqr(A,B,Q,R);
G_LQR = -G_LQR;
newA = A+B*G_LQR;

%DAC Design

% Gd = linsolve(B_new,-Bd_new);
Bseudoin = inv((B')*B)*(B');
Gd = -Bseudoin*(Bd);

Gbar = [G_LQR Gd/2];
Cbar = [C [0;0]];
theta = 1;
F = 0;

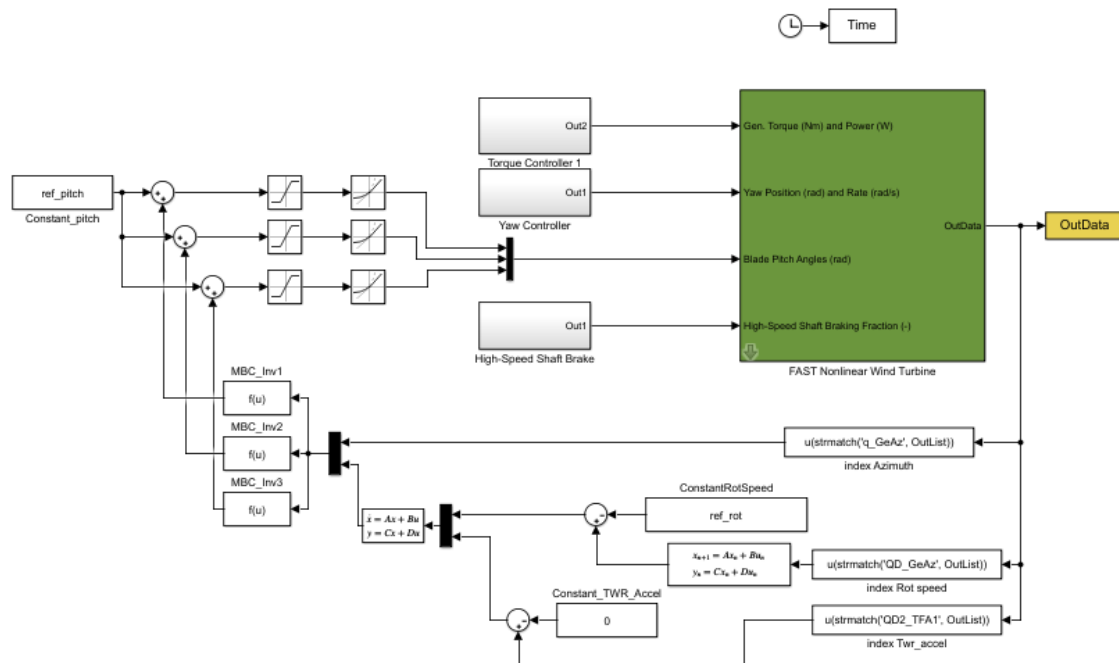
Abar = [A Bd*theta; zeros(1,size(A,2)) F];
Bbar = [B;zeros(1,size(B,2))];
Re=eye(size(Cbar,1));
Qe = diag([1 1 0 0 0 10 100 0 0 0 0 1E3]);
% Qe = diag([10 1 10000 10 1 1E8]);
[Ge_bar,Se,ee] = lqr(Abar',Cbar',Qe,Re);
Kbar = Ge_bar;
Lbar = (Abar + Bbar*Gbar - Kbar'*Cbar);

Dbar = zeros(size(Gbar,1),size(Kbar',2));

sys_est = ss(Lbar,Kbar',Gbar,Dbar);
step(sys_est);

```

Implementação do observador e controlador no Simulink:



A.6 – Observador e Realimentação de Estados para Modelo de 11 Estados MBC – Aceleração da Torre e Controlador IPC

Código fonte do Script do Matlab:

```
FAST_InputFileName = '..\..\CertTest\Control_11_states.fst';
TMax = 800;
DT = 0.01;

%paramètres de la 5MW turbine NREL

CornerFreq = 1.570796325; %Frequence pour le filtre
fc = 0.25;
alpha = exp(-2*pi*DT*fc); %filtre
%Original States:
% x1 = twr
% x2 = azimuth
% x3 = DrTr
% x4 = fp1
% x5 = fp2
% x6 = fp3
% x7 = twr_dot
% x8 = rot
% x9 = Drtrdot
% x10 = fp1dot
% x11 = fp2dot
% x12 = fp3dot
```

```

%Desired States (a priori)
% x1 = twr
% x2 = fp1
% x3 = fp2
% x4 = fp3
% x5 = rot
% x5 = DrTr
% x6 = DrTrdot
% x7 = fp1dot
% x8 = fp2dot
% x9 = fp3dot

%Reference values for perturbations setpoint

ref_DrTr = 0.0048180000000000;
ref_DrTrdot = 0;
% ref_symfp = 4.3534;
% ref_symfpdot = 8.0806e-07;
ref_rot = 1.2669999999999998;
ref_pitch = 7.13162E-02 ; %(rad)

ref_twr = 0.3070133333333333;

twr = 1;
DrTr = 3;
fp1 = 4;
fp2 = 5;
fp3 = 6;
twr_speed = 7;
rot = 8;
DrTrdot = 9;
fp1_speed = 10;
fp2_speed = 11;
fp3_speed = 12;

list = [twr DrTr fp1 fp2 fp3 twr_speed rot DrTrdot fp1_speed
fp2_speed fp3_speed];

A1 = MBC_AvgA(list,list);
A = [A1 zeros(size(A1,2),1); 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0];%add integral
state here

MBC_AvgB = mean(MBC_B,3);
B1 = MBC_AvgB(list,:);
B = [B1;zeros(1,size(B1,2))];

MBC_AvgBd = mean(MBC_Bd,3);
Bd1 = MBC_AvgBd(list);
Bd = [Bd1;zeros(1,size(Bd1,2))];

MBC_AvgC = mean(MBC_C,3);
C = [0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0;MBC_AvgC(7,list) 0; 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 1]; %measuring rot and twr accel

```

```

D = 0;

sys11 = ss(A,B,C,D);

%LQR
R=eye(size(B,2));
Q = diag([0.4 0 0 0 0 10 0 1 0 0 0 0.01]);
[K,S,e] = lqr(A,B,Q,R);
G_LQR = -K;
newA = A+B*G_LQR;

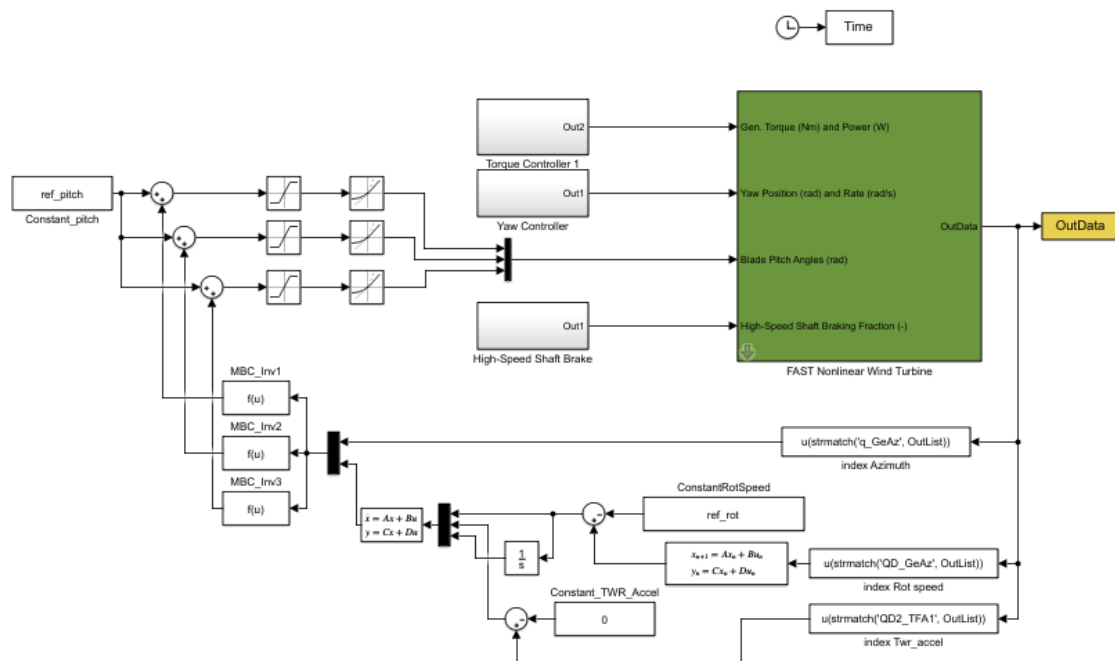
%DAC Design
% Gd = linsolve(B_new,-Bd_new);
Bseudoin = inv((B')*B)*(B');
Gd = -Bseudoin*(Bd)
Gbar = [G_LQR 2*Gd];
Cbar = [C [0;0;0]];
theta = 1;
F = 0;
Abar = [A Bd*theta; zeros(1,size(A,2)) F];

Bbar = [B;zeros(1,size(B,2))];

Re=eye(size(Cbar,1));
Qe= diag([1 0 0 0 2 0 2 0 0 0 0 0.01 1000]);
[Ke,Se,ee] = lqr(Abar',Cbar',Qe,Re);
Kbar = Ke;
Lbar = (Abar + Bbar*Kbar - Kbar'*Cbar);
Dbar = zeros(size(Gbar,1),size(Kbar',2));
sys_est = ss(Lbar,Kbar',Gbar,Dbar);
step(sys_est);

```

Implementação do observador e controlador no Simulink:



A.6 – Rede Neural de Função de Base Radial com Observador e Realimentação de Estados para Modelo de 11 Estados MBC – Aceleração da Torre e Controlador IPC

Código fonte do Script do Matlab para projeto dos ganhos do observador e realimentação de estados:

```
%Script to take all .lin files and store them a in single matrix
global RootName
clear A B C D Bd G Gd Gd_teste Gbar Cbar Abar Bbar Kbar Lbar Dbar
DescCtrlnIpt Bseudoin;

twr = 1;
DrTr = 3;
fp1 = 4;
fp2 = 5;
fp3 = 6;
twr_speed = 7;
rot = 8;
DrTrdot = 9;
fp1_speed = 10;
fp2_speed = 11;
fp3_speed = 12
```

```

list = [twr DrTr fp1 fp2 fp3 twr_speed rot DrTrdot fp1_speed
fp2_speed fp3_speed];

files = ["lqr_12ms"; "lqr_13ms";"lqr_14ms"; "lqr_15ms";
"lqr_16ms";"lqr_17ms";"lqr_18ms"]

for i=1 :length(files)
RootName = (char(files(i)));
Get_mat;
mbc3;
temp = strsplit(DescCntrlInpt{1});

Pitch_ref(i) = str2num(temp{10});
twr_accel_ref(i) = Avgyop(7);
twr_ref(i) = Avgyop(9);

%find A
A1(:, :, i) = MBC_AvgA(list, list);
A(:, :, i) = [A1(:, :, i) zeros(size(A1(:, :, i), 2), 1); 0 0 0 0 0 0 1 0 0
0 0 0];

%find B
MBC_AvgB = mean(MBC_B, 3);
B1(:, :, i) = MBC_AvgB(list, :);
B(:, :, i) = [B1(:, :, i); zeros(1, size(B1(:, :, i), 2))];

%find C
MBC_AvgC = mean(MBC_C, 3);
C(:, :, i) = [0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0; MBC_AvgC(7, list) 0; 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 1];
% C(:, :, i) = [0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0; MBC_AvgC(7, list)];

D(i) = 0;

%Bd now:

MBC_AvgBd = mean(MBC_Bd, 3);
Bd1(:, :, i) = MBC_AvgBd(list);
Bd(:, :, i) = [Bd1(:, :, i); zeros(1, size(Bd1(:, :, i), 2))];

R=eye(size(B, 2));
Q = diag([0.4 0.01 0 0 0 1.4 1 0.01 0 0 0 1E-3]);
[K, ~, ~] = lqr(A(:, :, i), B(:, :, i), Q, R);
G(:, :, i) = -K;

Gd(:, :, i) = linsolve(B(:, :, i), -Bd(:, :, i));
Gbar = [G Gd_teste/2];
Gbar(:, :, i) = [G(:, :, i) Gd(:, :, i)/4];
Cbar(:, :, i) = [C(:, :, i) [0;0;0]]; %integral

```

```

theta = 1;
F = 0;

Abar(:,:,i) = [A(:,:,i) Bd(:,:,i)*theta; zeros(1,size(A,2)) F];
Bbar(:,:,i) = [B(:,:,i);zeros(1,size(B,2))];

Re=eye(size(Cbar,1));
% Qe= diag([2 0 0 0 0 2 2 0 0 0 0 0.8 800]);
% Qe= diag([1 0 0 0 2 0 2 0 0 0 0 0 1000]);
% Qe= diag([1 0 0 0 2 0 2 0 0 0 0 0 1000]); %no-integral
Qe= diag([1 0 0 0 2 0 5 0 0 0 0 0 1000]); %integral
[Ke,Se,ee] = lqr(Abar(:,:,i)',Cbar(:,:,i)',Qe,Re);
Kbar(:,:,i) = Ke;

Lbar(:,:,i) = (Abar(:,:,i) + Bbar(:,:,i)*Gbar(:,:,i) -
Kbar(:,:,i)'*Cbar(:,:,i));
Dbar(:,:,i) = zeros(size(Gbar,1),size(Kbar(:,:,i)',2));

sys_est = ss(Lbar(:,:,i),Kbar(:,:,i)',Gbar(:,:,i),Dbar(:,:,i));
figure;
step(sys_est);

clear K S e MBC_AvgA MBC_AvgB AvgAMat AvgBMat MBC_A MBC_B Ke
DescCtrlnpt temp Avgyop;

end

```

Código fonte do Script do Matlab para treinamento da RBF NN:

```

j = 50; %max neurons
input =1 ;
output = 1;
goal =1E-6;

xt = [rad2deg(Pitch_ref2);twr_ref] ;
yt = [1 2 3 4 5 6 7];
indx = size(xt,1);

sp = 1.8; %spread
b = sqrt(-log(.5))/sp;

c = [];
t = length(xt);
k = round(t*1); %take half of input points to train the network
if(j>k) j = k;end %if number of neurons is higher than data points,
chose data points
data_centers= randperm(k,j);
c = xt([1 2],[data_centers]);

```

```

R = [];
w2 = [];

%calculating clusters centers (or prototypes) and spread
sigma = [];
R=c';
dists = [];
indices=[];
ctemp = c;
for n=1:k
    for i=1:length(c)
        dists(n,i)=dist(c([1 2],i)',xt([1 2],n));
    end
    [distancia1,index1] = min(dists(n, :, :));
    distancia = distancia1(1);
    index = index1(1);
    indices = [indices;index];
    R(index, :,n+1) = xt(:,n);
    for ind=1:indx
        if(sum(R(index,ind,:)) == 0)
            c(ind,index) = 0;
        else
            c(ind,index) =
squeeze(sum(R(index,ind,:))/(nnz(R(index,ind,:))));
        end
    end

%     if(sum(R(index,[1 2],:)) == 0)
%         c(index,index) =0;
%     else
%         c([1 2], index) = squeeze(sum(R(index,[1
2],:))/(nnz(R(index,1,:))))
%     end
    sigma(index,n) = distancia^2;

%
%     if(n>2)
%         if((ctemp-c)<1E-6)
%             break;
%         else
%             ctemp=c;
%         end
%     end

end

h=[];
a1 = [];

w2 = [];
error = [];
%here we add 1 neuron at the time and
c_original = c;
for i=1:length(c)

    a1(i,:) = radbas(dist(c([1 2],i)',xt([1 2],1:k))*b);

    w2 = yt(1:k)/a1;

```

```
    a2 = w2*a1;
    error(i) = mse(yt(1:k)-a2);
    if(i>2)
%       if((error(i) < goal) | ((error(i-2)-error(i))/error(i-
2))< 1E-5)
        if((error(i) < goal))
            break,
        end
    end
end

end

a1_total = radbas(dist(c',xt)*b);
ynn = w2*a1_total;
plot(yt)
hold
plot(ynn)
```

