



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TECNOLÓGICO
DEPARTAMENTO DE AUTOMAÇÃO E SISTEMAS
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO

Pedro Slaviero de Vargas

Controle Preditivo aplicado a um emulador de turbina eólica

Florianópolis
2024

Pedro Slaviero de Vargas

Controle Preditivo aplicado a um emulador de turbina eólica

Relatório final da disciplina DAS5511 (Projeto de Fim de Curso) como Trabalho de Conclusão do Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação da Universidade Federal de Santa Catarina em Florianópolis.

Orientador: Prof. Júlio Elias Normey-Rico, Dr.

Supervisor: Júlio Elias Normey-Rico, Eng.

Florianópolis

2024

Ficha catalográfica gerada por meio de sistema automatizado gerenciado pela BU/UFSC.
Dados inseridos pelo próprio autor.

De Vargas, Pedro Slaviero
Controle Preditivo aplicado a um emulador de turbina
eólica / Pedro Slaviero De Vargas ; orientador, Júlio Elias
Normey-Rico, 2024.
64 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -
Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico,
Graduação em Engenharia de Controle e Automação,
Florianópolis, 2024.

Inclui referências.

1. Engenharia de Controle e Automação. 2. Sistemas de
controle. 3. Aerogeradores. 4. Energia renovável. 5.
Controle preditivo. I. Normey-Rico, Júlio Elias. II.
Universidade Federal de Santa Catarina. Graduação em
Engenharia de Controle e Automação. III. Título.

Pedro Slaviero de Vargas

Controle Preditivo aplicado a um emulador de turbina eólica

Esta monografia foi julgada no contexto da disciplina DAS5511 (Projeto de Fim de Curso) e aprovada em sua forma final pelo Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação

Florianópolis, 08 de Julho de 2024.

Prof. Marcelo de Lellis Costa de Oliveira, Dr.
Coordenador do Curso

Banca Examinadora:

Prof. Júlio Elias Normey-Rico, Dr.
Orientador
UFSC/CTC/DAS

Júlio Elias Normey-Rico, Eng.
Supervisor
Universidade UFSC

Prof. Adriano Silva Martins Brandão, Dr.
Avaliador
Instituição UFSC

Prof. Hector Bessa Silveira, Dr.
Presidente da Banca
UFSC/CTC/DAS

Este trabalho é dedicado aos meus amigos, pais e
professores.

AGRADECIMENTOS

Deixo aqui meus agradecimentos a todos os meus amigos, pois sem eles eu não teria conseguido chegar até o final do curso, e aos meus companheiros da banda Malha Fechada. Agradeço aos meus pais, por terem me dado todo o apoio que eu precisei durante toda minha vida, e sempre me incentivarem em tudo que eu faço (ou quase tudo). Agradeço também a minha namorada Marina, que esteve comigo nos melhores e piores momentos da minha graduação, sempre me apoiando e tornando tudo mais leve. Por último,mas não menos importante, agradeço aos meus professores, em especial ao meu orientador Júlio e os professores Hector, Marcelo Menezes e Rodolfo. Agradeço pelo apoio financeiro oferecido pelo Programa de Recursos Humanos da Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis – PRH-ANP, suportado com recursos provenientes do investimento de empresas petrolíferas qualificadas na Cláusula de P, DI da Resolução ANP nº 50/2015.

*“A teoria sem a prática de nada vale, a prática sem a teoria é cega.”
(Lênin, 1918)*

DECLARAÇÃO DE PUBLICIDADE

Florianópolis, 01 de julho de 2024.

Na condição de representante da Universidade Federal de Santa Catarina na qual o presente trabalho foi realizado, declaro não haver ressalvas quanto ao aspecto de sigilo ou propriedade intelectual sobre as informações contidas neste documento, que impeçam a sua publicação por parte da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) para acesso pelo público em geral, incluindo a sua disponibilização *online* no Repositório Institucional da Biblioteca Universitária da UFSC. Além disso, declaro ciência de que <o/a> autor<a>, na condição de estudante da UFSC, é obrigado a depositar este documento, por se tratar de um Trabalho de Conclusão de Curso, no referido Repositório Institucional, em atendimento à Resolução Normativa n° 126/2019/CUn.

Por estar de acordo com esses termos, subscrevo-me abaixo.

Júlio Elias Normey-Rico
Universidade Federal de Santa Catarina

RESUMO

No contexto da transição para uma matriz energética menos poluente, são necessárias pesquisas que buscam otimizar a geração de energia limpa. Os aerogeradores estão inseridos nesse contexto, sendo sistemas não-lineares complexos e de múltiplas variáveis. Para otimizar esses sistemas de energia renovável, técnicas de controle avançado podem ser uma boa opção, aumentando a vida útil do sistema como um todo, e aumentando a geração de energia, tornando a energia eólica mais atrativa financeiramente. Portanto, o presente trabalho busca aplicar técnicas de *Model Predictive Control* (MPC) em ambiente de simulação, e em um emulador de turbina eólica montado em laboratório, utilizando conceitos de *hardware-in-the-loop* (HIL). Toda a implementação será feita em LABVIEW, gerando uma interface gráfica com todos os dados das simulações/emulações.

Palavras-chave: Aerogeradores. MPC. LABVIEW.

ABSTRACT

In the context of transitioning to a less polluting energy matrix, research aimed at optimizing clean energy generation is necessary. Wind turbines are part of this context, being complex nonlinear and multivariable systems. To optimize these renewable energy systems, advanced control techniques can be a good option, increasing the overall system's lifespan and energy generation, making wind energy more financially attractive. Therefore, the present work seeks to apply Model Predictive Control (MPC) techniques in a simulation environment and in a wind turbine emulator set up in the laboratory, using hardware-in-the-loop (HIL) concepts. All implementation will be done in LABVIEW, generating a graphical interface with all simulation/emulation data.

Keywords: Wind turbines. MPC. LABVIEW.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Tipos de turbina eólica.	20
Figura 2 – Componentes internos de uma turbina de eixo horizontal.	21
Figura 3 – Dinâmica do rotor.	23
Figura 4 – Enter Caption	25
Figura 5 – <i>Hardware</i> do emulador.	30
Figura 6 – Diagrama do processamento HIL	33
Figura 7 – Regiões de operação.	34
Figura 8 – OTC.	35
Figura 9 – Ganhos do controlador.	36
Figura 10 – Cálculos feitos pelo controlador.	37
Figura 11 – Diagrama do controlador.	38
Figura 12 – Horizonte de predição $N = Nu = 10$	40
Figura 13 – Horizonte de predição $N = Nu = 100$	40
Figura 14 – Simulação do controlador básico com velocidade do vento de 15 a 18 m/s.	44
Figura 15 – Simulação do controlador básico com velocidade do vento de 20 a 22 m/s.	44
Figura 16 – Indicadores de desempenho do controlador base (15-18 m/s)	45
Figura 17 – Indicadores de desempenho do controlador base (20-22 m/s)	45
Figura 18 – Simulação do controlador MPC com velocidade do vento de 15 a 18 m/s.	46
Figura 19 – Simulação do controlador MPC com velocidade do vento de 20 a 22 m/s.	46
Figura 20 – Indicadores de desempenho do MPC (15-18 m/s).	47
Figura 21 – Indicadores de desempenho do MPC (20-22 m/s).	47
Figura 22 – Transição da Região II para a III (MPC).	48
Figura 23 – Transição da Região II para a III (Controlador básico) Fonte: Autor .	49
Figura 24 – Indicadores de desempenho - Transição da Região II para a III(MPC). .	49
Figura 25 – Indicadores de desempenho - Transição da Região II para a III(Controlador básico).	50
Figura 26 – Diagrama do emulador completo	52
Figura 27 – Inversor	52
Figura 28 – Variável utilizada para controle.	53
Figura 29 – Ensaio A do controlador básico no emulador.	54
Figura 30 – Indicadores de desempenho do controlador básico no emulador (Ensaio A).	54
Figura 31 – Ensaio B do controlador básico no emulador.	55

Figura 32 – Ensaio A do controlador MPC no emulador.	56
Figura 33 – Indicadores de desempenho do controlador MPC no emulador (Ensaio A).	56
Figura 34 – Ensaio B do controlador MPC no emulador.	57
Figura 35 – Indicadores de desempenho do controlador MPC no emulador (Ensaio B).	57
Figura 36 – Transição da Região II pra III no emulador (MPC).	58
Figura 37 – Indicadores de desempenho - Transição Região II pra III (MPC). . .	58
Figura 38 – Transição da Região II pra III no emulador (controlador básico). . . .	59
Figura 39 – Indicadores de desempenho - Transição Região II pra III (controlador básico).	59
Figura 40 – Fonte: Autor	62
Figura 41 – Fonte: Autor	63
Figura 42 – Fonte: Autor	63
Figura 43 – Fonte: Autor	64
Figura 44 – Fonte: Autor	64

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Parâmetros da turbina.	22
Tabela 2 – Valores máximos e mínimos dos parâmetros Tg , θ e ω , e suas variações.	43

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	ENERGIA EÓLICA	15
1.1.1	Energia eólica offshore	15
1.2	AEROGERADORES	16
1.3	MPC E AEROGERADORES	18
1.4	OBJETIVOS	18
1.4.1	Objetivos gerais	18
1.4.2	Objetivos específicos	19
2	MATERIAIS E MÉTODOS	20
2.1	MODELAGEM DO AEROGERADOR	20
2.1.1	Tipos de turbina eólica	20
2.1.2	Componentes de uma turbina de eixo horizontal	21
2.1.3	Modelo da Turbina	21
2.2	CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO (MPC)	23
2.2.1	Modelo do Processo	25
2.2.2	Previsão das Saídas e Estados Futuros	26
2.2.3	Função de Custo	28
2.2.4	Problema de Otimização Quadrática	28
2.2.4.1	Construção da Matriz Quadrática H_q	28
2.2.4.2	Construção do Vetor Linear f_q	29
2.2.5	Formulação Final do Problema de Otimização	29
2.3	HARDWARE DO EMULADOR	29
2.4	<i>HARDWARE-IN-THE-LOOP</i>	32
2.5	LABVIEW	32
3	DESENVOLVIMENTO	34
3.1	FORMULAÇÃO DO CONTROLADOR BÁSICO	34
3.1.1	<i>Optimum Torque Controller</i> (Controlador de torque ótimo)	35
3.1.2	<i>Blade-Pitch Controller</i> (Controlador de ângulo de passo)	36
3.2	FORMULAÇÃO DO MPC	36
3.2.1	Escolha dos parâmetros	38
3.2.1.1	Matrizes Q e R	38
3.2.1.2	Horizontes N e N_u	39
3.2.1.3	Restrições	40
3.3	SIMULAÇÕES	43
3.3.1	Controlador Básico	43
3.3.2	MPC	43
3.4	TRANSIÇÃO DA REGIÃO II PRA REGIÃO III DE OPERAÇÃO	44

3.4.1	Região II pra Região III	48
4	RESULTADOS NO EMULADOR	51
4.1	ENSAIOS NO EMULADOR	51
4.2	EMULADOR COMPLETO	51
4.2.1	Inversor	51
4.2.2	Resultados do controlador básico no emulador	53
4.2.3	Resultados do MPC no emulador	53
4.2.4	Transição da Região II pra Região III no emulador.	55
4.3	COMPARAÇÃO DOS CONTROLADORES	55
5	CONCLUSÃO	60
	APÊNDICE A – CÓDIGOS	62

1 INTRODUÇÃO

Este primeiro capítulo apresenta uma contextualização sobre energia eólica, aerogeradores, microrredes e as técnicas de controle que serão utilizadas.

1.1 ENERGIA EÓLICA

A história da energia eólica remonta a milênios atrás, quando as civilizações antigas começaram a aproveitar o poder do vento para diversas finalidades, como moer grãos, bombear água e navegar navios. No entanto, a utilização do vento como fonte de energia para gerar eletricidade em larga escala é um desenvolvimento relativamente recente.

O uso moderno da energia eólica para geração de eletricidade teve início no final do século XIX, com o desenvolvimento dos primeiros moinhos de vento elétricos. No entanto, foi apenas durante o século XX que a energia eólica começou a ser considerada como uma fonte de energia viável em grande escala.

Durante a crise do petróleo na década de 1970, houve um renovado interesse na energia eólica como uma alternativa aos combustíveis fósseis. Nessa época, vários países, incluindo os Estados Unidos e a Dinamarca, começaram a investir em pesquisas e desenvolvimento de turbinas eólicas mais eficientes e econômicas.

Na década de 1980, os avanços tecnológicos na fabricação de turbinas eólicas, juntamente com políticas de incentivo à energia renovável, levaram a um rápido crescimento da indústria eólica em muitos países ao redor do mundo. A Dinamarca emergiu como líder na produção de turbinas eólicas, seguida por outros países europeus.

Desde então, a energia eólica tem continuado a se expandir globalmente, impulsionada por avanços na tecnologia das turbinas eólicas, redução de custos de produção e preocupações crescentes com as mudanças climáticas e a segurança energética. Parques eólicos *offshore* também se tornaram uma fonte significativa de energia em muitas regiões costeiras.

1.1.1 Energia eólica *offshore*

Os parques eólicos *offshore*, também conhecidos como parques eólicos marítimos, são instalações de geração de energia eólica localizadas no mar, geralmente em águas rasas próximas à costa ou em alto mar. Eles têm se tornado uma parte cada vez mais importante da matriz energética em muitos países devido às vantagens que oferecem em comparação com os parques eólicos terrestres.

Uma das principais vantagens dos parques eólicos *offshore* é o potencial para ventos mais fortes e consistentes em comparação com os parques terrestres. Isso resulta em uma maior produção de energia ao longo do ano e uma utilização mais

eficiente das turbinas eólicas. Além disso, os parques offshore tendem a ocupar menos espaço em terra, o que é especialmente importante em regiões densamente povoadas.

Outra vantagem é que os parques eólicos offshore têm um impacto visual menor do que os parques terrestres, o que pode ajudar a mitigar preocupações com o impacto ambiental e a aceitação pública. Além disso, eles também podem ser localizados mais próximos de áreas urbanas densamente povoadas, reduzindo as perdas de transmissão e aumentando a eficiência do fornecimento de energia.

No entanto, os parques eólicos offshore também enfrentam desafios únicos. A instalação e a manutenção de turbinas eólicas em ambientes marítimos são mais complexas e custosas do que em terra firme. As condições ambientais adversas, como ventos fortes, ondas e corrosão, também aumentam os custos operacionais e de manutenção.

Apesar desses desafios, o setor de parques eólicos offshore tem crescido rapidamente em todo o mundo, especialmente na Europa, onde países como Reino Unido, Alemanha e Dinamarca lideram o desenvolvimento desses projetos. Tecnologias avançadas, como turbinas eólicas flutuantes, estão sendo desenvolvidas para permitir a instalação de parques eólicos em águas mais profundas, abrindo novas oportunidades para expansão *offshore* em regiões onde o potencial eólico é significativo, mas as águas são profundas demais para instalações fixas. Espera-se que os parques eólicos *offshore* desempenhem um papel cada vez mais importante na transição para uma matriz energética mais limpa e sustentável.

Recentemente, a Petrobras tem anunciado projetos de parques eólicos *offshore* na costa brasileira. Um desses projetos fica a 42km de Cabo Frio (Rio de Janeiro) e terá 3,2 GW de capacidade instalada, distribuídos por 178 aerogeradores de 18 MW cada. Esse e outros projetos (de empresas nacionais e internacionais), evidenciam o potencial brasileiro de geração de energia eólico *offshore*, que se dá (não unicamente) pela grande faixa litorânea.

1.2 AEROGERADORES

Os aerogeradores são essenciais para a conversão da energia cinética do vento em eletricidade utilizável. Com o avanço da tecnologia e o crescente interesse na energia eólica como fonte de energia renovável, houve um desenvolvimento significativo na capacidade e no tamanho desses equipamentos ao longo das décadas.

Inicialmente, os aerogeradores eram relativamente pequenos, com potências nominais na faixa de alguns quilowatts (kW). Eles eram comumente usados em aplicações de geração distribuída, como sistemas isolados ou pequenas comunidades que buscavam uma fonte de energia autossustentável e limpa.

Entretanto, com o passar do tempo, houve um aumento gradual na potência nominal dos aerogeradores. Atualmente, existem unidades com capacidades impres-

sionantes, na faixa de vários megawatts (MW). Esses aerogeradores de alta potência são frequentemente empregados em parques eólicos, onde várias dessas turbinas são instaladas em conjunto para formar uma planta de geração centralizada de energia elétrica.

O aumento da potência nominal dos aerogeradores está diretamente relacionado ao aumento de seu tamanho físico. Turbinas eólicas maiores são capazes de capturar mais energia do vento devido à maior área de varredura das pás e à altura da torre, onde os ventos são mais fortes e consistentes. Esse aumento de tamanho permite que os aerogeradores gerem mais eletricidade de forma mais eficiente, contribuindo para a viabilidade econômica e ambiental da energia eólica em larga escala.

Assim, os aerogeradores desempenham um papel crucial na transição para uma matriz energética mais sustentável, fornecendo uma fonte de energia limpa e renovável para atender às crescentes demandas energéticas globais.

Os aerogeradores vêm em uma variedade de designs e configurações, cada um adequado para diferentes condições de vento e aplicações específicas.

Os aerogeradores de eixo vertical são uma opção alternativa aos aerogeradores de eixo horizontal mais comuns. Eles são frequentemente usados em aplicações urbanas de baixa potência, onde o vento pode ser turbulento e mudar de direção rapidamente. Sua disposição vertical permite que capturem o vento de qualquer direção, tornando-os mais versáteis em ambientes urbanos ou locais com padrões de vento complexos.

Por outro lado, os aerogeradores de eixo horizontal são os mais comuns em parques eólicos de geração centralizada. Esses aerogeradores possuem duas ou três pás e são projetados para operar eficientemente em condições de vento mais estáveis. Eles geralmente são orientados upwind, o que significa que eles enfrentam diretamente o vento predominante e usam um sistema de controle ativo de yaw para ajustar sua posição e maximizar a captura de vento.

Há também os aerogeradores downwind, que são posicionados atrás da torre e não requerem controle ativo de yaw, pois o próprio vento faz com que eles se alinhem na direção correta. Esses aerogeradores são menos comuns, mas têm suas vantagens em certas situações, como redução de custos de manutenção.

Apesar das variações de design, os aerogeradores de eixo horizontal com três pás são os mais predominantes no mercado de energia eólica, especialmente em parques eólicos de grande escala. Eles oferecem um equilíbrio ideal entre eficiência, confiabilidade e custo, sendo capazes de capturar eficientemente a energia do vento e convertê-la em eletricidade de forma consistente e econômica. Essa configuração é amplamente adotada devido à sua comprovada eficácia e desempenho em uma variedade de condições de vento.

1.3 MPC E AEROGERADORES

Aerogeradores são sistemas multivariáveis, não-lineares e com diversas restrições (nos próximos capítulos será apresentada a modelagem do problema e isso ficará evidente). Para lidar com esse tipo de sistema, técnicas de controle avançado tendem a ser as mais indicadas, em particular o MPC é uma boa alternativa.

Existem diversos trabalhos que analisaram o desempenho de um controlador MPC em aerogeradores. Em (SOLIMAN, M.; MALIK, O. P.; WESTWICK, D. T., 2010), foi desenvolvido um MPC de múltiplos modelos lineares, afim de lidar com as não-linearidades típicas desse tipo de sistema.

Outra técnica para tratar de sistemas não lineares é o *Practical Nonlinear Model Predictive Control* (PNMPC) (PLUCENIO, 2010). Essa abordagem busca lidar com sistemas não lineares fazendo um balanço entre eficiência e custo computacional, usando respostas lineares e não lineares para fazer as previsões. Também existe a abordagem do *Nonlinear Model Predictive Control* (NMPC), que é um campo de pesquisa em aberto e promissor (GRUNE, 2011), principalmente com os avanços computacionais que estamos tendo atualmente, e teremos nos próximos anos.

Existem diversos estudos referentes a otimização da operação de aerogeradores utilizando MPC, feitos via simulação. Em (SOLIMAN; MALIK; WESTWICK, 2010), um controlador MPC é desenvolvido utilizando múltiplos modelos lineares, obtendo bons resultados nas simulações. Em (LOPEZ, 2010), é utilizada uma abordagem de PNMPC, onde as matrizes de resposta livre e forçada são atualizadas frequentemente com base no ponto de operação atual, buscando otimizar a geração de energia e mitigar o desgaste da torre do aerogerador.

1.4 OBJETIVOS

Este trabalho busca fazer um estudo mais prático e experimental das vantagens do MPC em aerogeradores, utilizando *hardware-in-the-loop* (HIL). Testar controladores com HIL é crucial para garantir a segurança, eficiência e robustez dos sistemas de controle, permitindo a verificação e validação em um ambiente simulado realista antes da implementação no sistema físico. Isso reduz riscos de danos, acelera o desenvolvimento, possibilita a análise de desempenho detalhada e permite a simulação de condições extremas de forma segura e econômica, garantindo que o controlador funcione corretamente e de maneira integrada com outros componentes do sistema.

1.4.1 Objetivos gerais

O objetivo geral do presente trabalho é implementar um sistema de controle MPC no emulador presente no laboratório do INCT-CAPE (Instituto Nacional de Ciência e Tecnologia Controle e Automação de Processos de Energia).

1.4.2 Objetivos específicos

- Implementar um controlador básico para comparar seu desempenho com o MPC.
- Desenvolver o MPC em Labview, com uma interface para controle do usuário.
- Incluir restrições na formulação do MPC de modo a diminuir desgaste de componentes de um aerogerador.

2 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo serão abordados os princípios teóricos e materiais utilizados no presente trabalho. Primeiro teremos uma seção sobre aerogeradores e sua modelagem, depois será exibida uma seção tratando de controle preditivo e, por último, uma seção sobre o *hardware* utilizado.

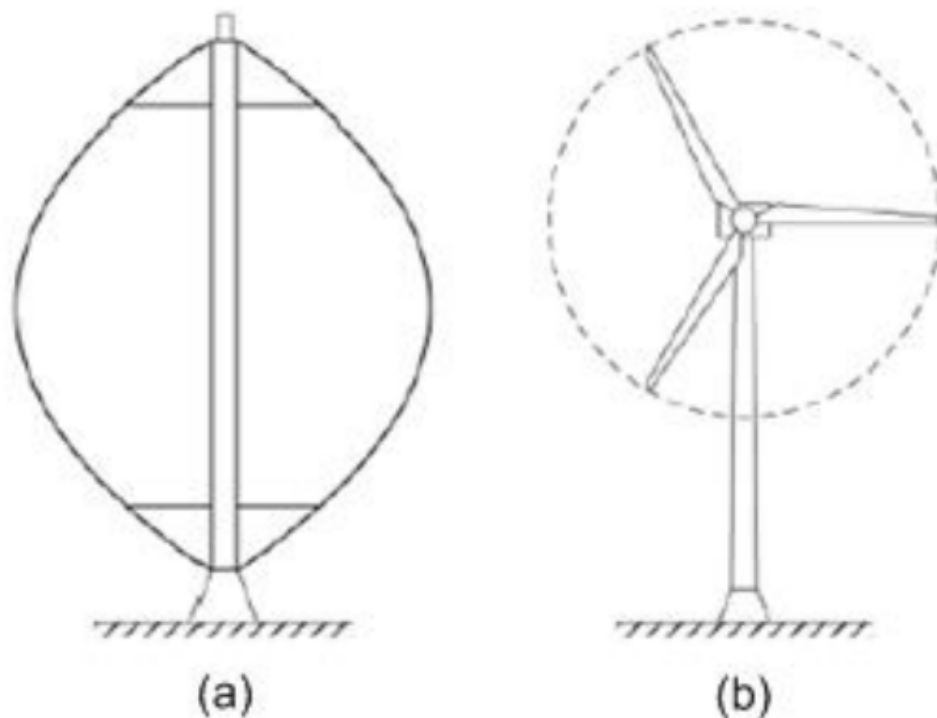
2.1 MODELAGEM DO AEROGERADOR

Nesta seção, será feita uma breve explicação do funcionamento e dos componentes de um aerogerador, e depois será apresentada a modelagem utilizada no desenvolvimento do trabalho.

2.1.1 Tipos de turbina eólica

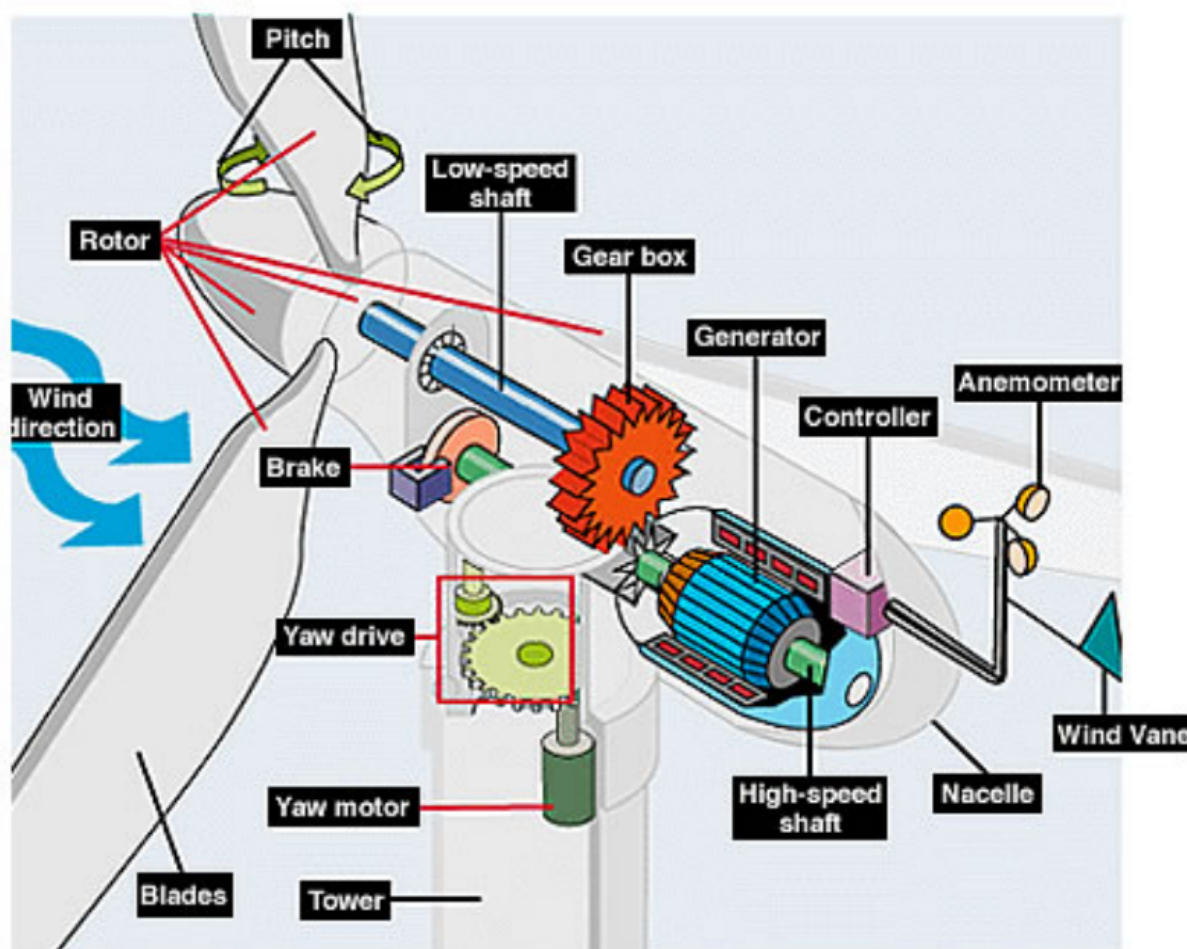
Segundo (MEYERS, 2013), as turbinas eólicas podem ser classificadas em dois tipos básicos com base no alinhamento rotacional: eixo horizontal e eixo vertical. As turbinas de eixo horizontal são mais caras e complexas de instalar em comparação com as de eixo vertical, mas oferecem maior eficiência, sendo, por isso, mais comumente utilizadas. Portanto, o presente trabalho tratará de uma turbina de eixo horizontal, como a turbina (b) da Figura 1.

Figura 1 – Tipos de turbina eólica.



Fonte: (RESEARCH HUBS, 2015)

Figura 2 – Componentes internos de uma turbina de eixo horizontal.



Fonte: (DARLING, 2016)

2.1.2 Componentes de uma turbina de eixo horizontal

A geração de energia eólica ocorre quando o vento atinge as pás do aerogerador, fazendo com que o eixo do rotor gire. Esse movimento é geralmente transmitido por meio de uma caixa de engrenagens, que aumenta a velocidade de rotação no gerador, resultando na produção de energia elétrica. As pás podem girar em torno de seu próprio eixo, um movimento conhecido como ajuste de ângulo ou "pitch". Aplicando um torque mecânico ao gerador, que age como um freio na velocidade de rotação, a corrente é gerada, permitindo a geração de energia elétrica. Na Figura 2 temos os componentes internos de uma turbina de eixo horizontal.

2.1.3 Modelo da Turbina

O modelo utilizado neste trabalho é o de uma turbina de 5 MW desenvolvido pela *National Renewable Energy Laboratory* (NREL) (JONKMAN et al., 2009) e o mesmo utilizado em (LOPEZ, 2018), e foi implementado no *software* LABVIEW. Os parâmetros

do modelo são vistos na Tabela 1.

Tabela 1 – Parâmetros da turbina.

Parâmetro	Símbolo	Unidade	Valor
Potência nominal	$P_{e, rated}$	MW	5
Velocidade do vento de partida	v_{in}	m/s	3
Velocidade do vento nominal	v_{rated}	m/s	11.4
Velocidade do vento de corte	v_{out}	m/s	25
Velocidade nominal do rotor	ω_{rated}	rad/s	1.24
Velocidade máxima do rotor	ω_{max}	rad/s	1.64723
Inércia do gerador no eixo de alta velocidade	J_g	kg.m ²	534.116
Inércia do cubo no eixo de baixa velocidade	J_H	kg.m ²	115926
Inércia da pá no eixo de baixa velocidade	J_B	kg.m ²	11776047
Raio do rotor	R_m	m	63
Relação de engrenagem	N_g	-	97
Ângulo de passo máximo	θ_{max}	graus	90
Ângulo de passo mínimo	θ_{min}	graus	0
Taxa de passo máxima	$\Delta\theta_{max}$	graus/s	8
Taxa de passo mínima	$\Delta\theta_{min}$	graus/s	-8
Torque máximo do gerador	$T_{g, max}$	N.m	47402.97
Torque mínimo do gerador	$T_{g, min}$	N.m	0
Taxa máxima de torque do gerador	$\Delta T_{g, max}$	N.m/s	15000
Taxa mínima de torque do gerador	$\Delta T_{g, min}$	N.m/s	-15000
Densidade do ar na altura do cubo	ρ	kg/m ³	1.225
Eficiência do gerador	η	%	94.4

Fonte:(JONKMAN et al., 2009)

Assumindo que a turbina é rígida (KORBER, 2014), o que significa que não há torção modelada no eixo, pode-se simplificar o modelo utilizando apenas um corpo inercial com a inércia equivalente J , como pode ser visto na Figura 3. A dinâmica matemática do rotor é descrita em 1:

$$J\dot{\omega}_r = T_a(\omega_r, \theta, v_{rel}) - T_g N_g \quad (1)$$

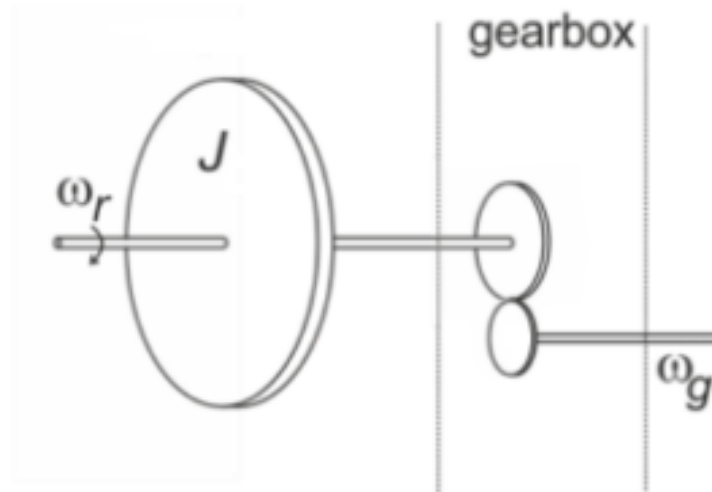
A soma dos momentos de inércia é dada em 2, T_a é o torque aerodinâmico que é uma função do ângulo de passo (θ), da velocidade do vento (v) e da velocidade do rotor (ω) como visto em 3, T_g é o torque elétrico no gerador, e N_g é a relação de engrenagem.

$$J = J_H + 3J_B + J_g N_g^2 \quad (2)$$

Onde J_H é a inércia do cubo, J_B é a inércia das pás e J_g é a inércia do gerador. O torque transmitido pelo vento é dado por

$$T_a = \frac{1}{2} \rho \pi R_m^3 C_q(\lambda, \theta) v^2 \quad (3)$$

Figura 3 – Dinâmica do rotor.



Fonte: (LOPEZ,2018)

Onde ρ é a densidade do ar, R_m é o raio do rotor, C_q é o coeficiente de torque, obtido a partir da velocidade de ponta (λ) e do coeficiente de potência:

$$\lambda = \frac{R_m \omega}{v_{rel}} \quad (4)$$

O coeficiente de potência pode ser calculado de várias formas, ou obtido de maneira experimental, e está fortemente ligado aos parâmetros de construção da turbina. Nesse trabalho, as equações que definem o coeficiente de potência são definidas em (SOLIMAN; MALIK; WESTWICK,2010):

$$C_p(\lambda, \theta) = 0.5176 \left(\frac{116}{\lambda_i} - 0.4\theta - 5 \right) e^{-21/\lambda_i} + 0.0068\lambda \quad (5)$$

$$\frac{1}{\lambda_i} = \frac{1}{\lambda + 0.08\beta} - \frac{0.035}{\beta^3 + 1} \quad (6)$$

$$C_q(\lambda, \theta) = \frac{C_p(\lambda, \theta)}{\lambda} \quad (7)$$

Por fim, calculamos a potência elétrica (uma das saídas que será controlada) a partir da equação 8:

$$P_e = T_g N g \eta \omega \quad (8)$$

2.2 CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO (MPC)

O Controle Preditivo baseado em Modelo (MPC) é uma técnica de controle avançada que usa um modelo matemático do sistema para prever seu comportamento futuro e ajustar as ações de controle de maneira otimizada. Essencialmente, o MPC calcula as ações necessárias para controlar um processo, levando em consideração

as restrições do sistema (como limites de operação) e buscando atingir os objetivos desejados (como minimizar o erro ou o consumo de energia). A cada passo de tempo, o MPC resolve um problema de otimização que considera o estado atual do sistema e a previsão futura, ajustando as ações conforme necessário, o que permite uma resposta eficiente e adaptativa a mudanças no ambiente ou no processo.

As principais estratégias lineares de MPC conhecidas atualmente são o Controle Dinâmico Matricial (DMC) e o Controle Preditivo Generalizado (GPC), bem detalhadas em (CAMACHO; BORDONS, 2007). Outra abordagem de MPC também muito utilizada é a por modelo de espaço de estados. Essa é a estratégia que será utilizada nesse trabalho, e será mais detalhada ainda neste capítulo.

O MPC apresenta algumas vantagens em comparação com outras técnicas de controle, conforme descrito em (CAMACHO; BORDONS, 2007):

- O conceito é muito intuitivo com ajuste relativamente fácil;
- Pode ser usado para uma grande variedade de processos;
- É facilmente aplicável a sistemas multivariáveis;
- Compensa intrinsecamente tempo morto ou atraso;
- Compensa perturbações mensuráveis aplicando naturalmente um controle de ação *feedforward*;
- É uma lei de controle de fácil implementação;
- Considera as restrições do sistema;
- É muito útil quando as referências futuras são conhecidas;
- É uma metodologia aberta que permite extensões futuras;

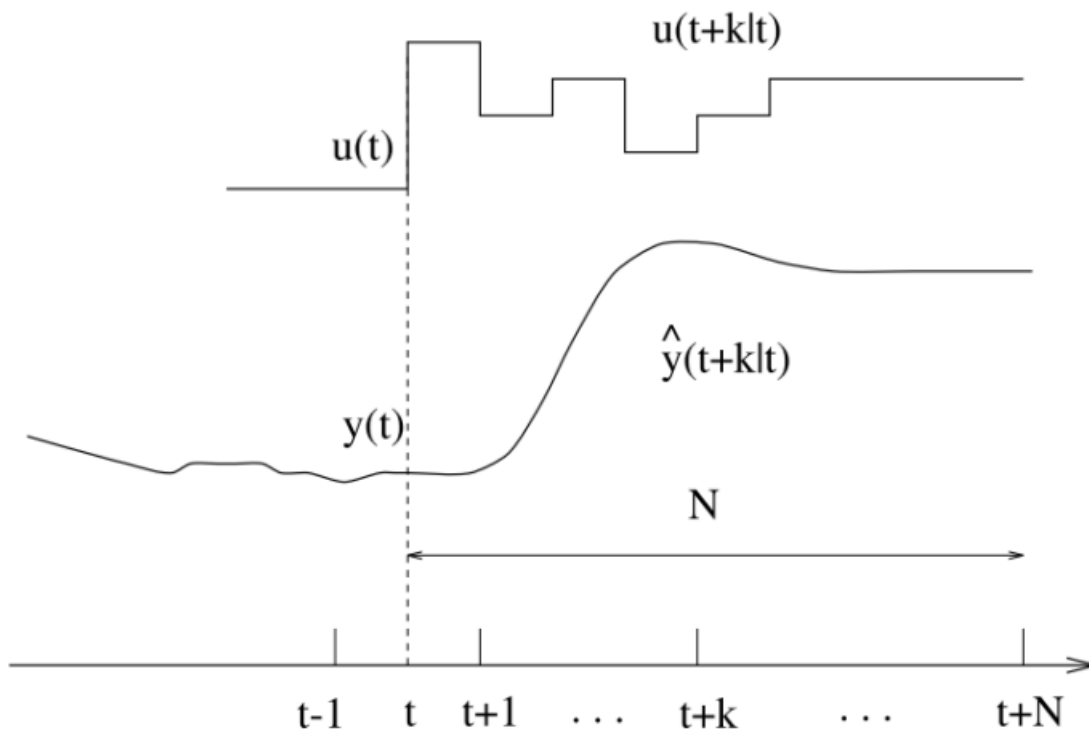
Infelizmente, existem duas principais desvantagens:

- O algoritmo é mais pesado computacionalmente do que um PID clássico, sendo um fator a ser considerado;
- O desempenho é altamente dependente da discrepância entre o modelo interno e o processo real;

De uma maneira mais generalizada, todas as estratégias de MPC têm uma abordagem comum: Primeiro, as saídas futuras do sistema são determinadas para um horizonte de predição N a cada instante t , resultando nas saídas preditas $\hat{y}(t+k|t)$ para $k = 1, \dots, N$ (lê-se: o valor predito da variável no instante $t+k$ calculado no instante t). A saída predita depende dos valores anteriores e conhecidos até o instante t para entradas e saídas e dos sinais de controle futuros $u(t+k|t)$ para $k = 0, \dots, N-1$ que

serão enviados ao sistema. Depois, o conjunto futuro de sinais de controle é calculado otimizando um critério que mantém as saídas o mais próximo possível da trajetória de referência $w(t + k)$. Por último, é aplicado no processo o primeiro sinal de controle do conjunto calculado, e o algoritmo volta pro começo. Na Figura 4, vemos de forma gráfica como o MPC se comporta ao longo do tempo.

Figura 4 – Enter Caption



Fonte: (CAMACHO; BORDONS, 2007)

2.2.1 Modelo do Processo

O modelo do processo utilizado no MPC deste trabalho, é um modelo em espaço de estados, que descreve a dinâmica do sistema na forma de equações diferenciais ou de equações a diferenças. O modelo discreto de espaço de estados pode ser representado como:

$$\mathbf{x}(k + 1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) \quad (9)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{D}\mathbf{u}(k) \quad (10)$$

sendo:

- $\mathbf{x}(k)$ é o vetor de estados no instante k .
- $\mathbf{u}(k)$ é o vetor de entradas de controle no instante k .

- $y(k)$ é o vetor de saídas no instante k .
- A , B , C e D são as matrizes que descrevem a dinâmica do sistema.

Porém, foram utilizadas entradas incrementais (Δu), de modo que o sistema seja representado da seguinte maneira:

$$\xi(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ u(k-1) \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\xi(k+1) = \begin{bmatrix} A & B \\ 0_{p \times n} & I_p \end{bmatrix} \xi(k) + \begin{bmatrix} B \\ I_p \end{bmatrix} \Delta u(k) \quad (12)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} C & 0_{q \times p} \end{bmatrix} \xi(k) \quad (13)$$

Novo modelo:

$$\xi(k+1) = \tilde{A}\xi(k) + \tilde{B}\Delta u(k), \quad y(k) = \tilde{C}\xi(k) \quad (14)$$

com:

$$\tilde{A} = \begin{bmatrix} A & B \\ 0_{p \times n} & I_p \end{bmatrix}, \quad \tilde{B} = \begin{bmatrix} B \\ I_p \end{bmatrix}, \quad \tilde{C} = \begin{bmatrix} C & 0_{q \times p} \end{bmatrix} \quad (15)$$

2.2.2 Previsão das Saídas e Estados Futuros

No MPC, a previsão das saídas futuras é realizada ao longo de um horizonte de predição N . As saídas previstas \hat{y} são calculadas com base no modelo do processo e nas entradas de controle e estados futuros.

Os estados futuros do sistema são calculados utilizando as equações de predição do modelo de espaço de estados.

As equações de predição para os estados futuros $\hat{x}(k+i|k)$ (predição de x no instante $k+i$, feita no instante k) são obtidas iterativamente a partir do estado atual $x(k)$ e das entradas previstas $\hat{u}(k+j|k)$ para $j = 0, 1, \dots, i-1$. A seguir, são apresentadas as equações de predição para os primeiros passos ao longo do horizonte de predição:

$$\begin{aligned} \hat{\xi}(k+1|k) &= \tilde{A}\xi(k) + \tilde{B}\hat{u}(k|k) \\ \hat{\xi}(k+2|k) &= \tilde{A}\hat{\xi}(k+1|k) + \tilde{B}\hat{u}(k+1|k) \\ &= \tilde{A}(\tilde{A}\xi(k) + \tilde{B}\hat{u}(k|k)) + \tilde{B}\hat{u}(k+1|k) \\ \hat{\xi}(k+3|k) &= \tilde{A}\hat{\xi}(k+2|k) + \tilde{B}\hat{u}(k+2|k) \\ &= \tilde{A}(\tilde{A}^2\xi(k) + \tilde{A}\tilde{B}\hat{u}(k|k) + \tilde{B}\hat{u}(k+1|k)) + \tilde{B}\hat{u}(k+2|k) \\ &= \tilde{A}^3\xi(k) + \tilde{A}^2\tilde{B}\hat{u}(k|k) + \tilde{A}\tilde{B}\hat{u}(k+1|k) + \tilde{B}\hat{u}(k+2|k) \\ &\vdots \\ \hat{\xi}(k+N|k) &= \tilde{A}^N\xi(k) + \tilde{A}^{N-1}\tilde{B}\hat{u}(k|k) + \tilde{A}^{N-2}\tilde{B}\hat{u}(k+1|k) + \dots + \tilde{B}\hat{u}(k+N-1|k) \end{aligned} \quad (16)$$

As saídas futuras são calculadas por:

$$\begin{aligned}
\hat{y}(k+1|k) &= \tilde{C}\tilde{A}\xi(k) + \tilde{C}\tilde{B}\hat{u}(k|k) \\
\hat{y}(k+2|k) &= \tilde{C}\tilde{A}^2\xi(k) + \tilde{C}\tilde{A}\tilde{B}\hat{u}(k|k) + \tilde{C}\tilde{B}\hat{u}(k+1|k) \\
\hat{y}(k+3|k) &= \tilde{C}\tilde{A}^3\xi(k) + \tilde{C}\tilde{A}^2\tilde{B}\hat{u}(k|k) + \tilde{C}\tilde{A}\tilde{B}\hat{u}(k+1|k) + \tilde{C}\tilde{B}\hat{u}(k+2|k) \\
&\vdots \\
\hat{y}(k+N|k) &= \tilde{C}\tilde{A}^N\xi(k) + \tilde{C}\tilde{A}^{N-1}\tilde{B}\hat{u}(k|k) + \tilde{C}\tilde{A}^{N-2}\tilde{B}\hat{u}(k+1|k) + \dots \\
&\quad + \tilde{C}\tilde{A}\tilde{B}\hat{u}(k+N-2|k) + \tilde{C}\tilde{B}\hat{u}(k+N-1|k)
\end{aligned} \tag{17}$$

Reorganizando o sistema de equações 16 e 17 na forma de matrizes, obtemos a seguinte equação:

$$\hat{y} = \mathbf{H}\Delta\mathbf{u} + \mathbf{f}_U \tag{18}$$

onde \mathbf{H} é a matriz de resposta forçada e \mathbf{f}_U é a resposta livre do sistema. A resposta livre é a evolução do sistema sem considerar ps incrementos de controle, enquanto a resposta forçada é a parte da resposta do sistema devida aos incrementos de controle. Essas matrizes são definidas abaixo:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \tilde{C}\tilde{B} & 0 & \dots & 0 \\ \tilde{C}\tilde{A}\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{B} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{C}\tilde{A}^{N-1}\tilde{B} & \tilde{C}\tilde{A}^{N-2}\tilde{B} & \dots & \tilde{C}\tilde{B} \end{bmatrix}_{qN \times pN} \tag{19}$$

$$\mathbf{f}_U = \Phi_U\xi(k), \quad \Phi_U = \begin{bmatrix} \tilde{C}\tilde{A} \\ \tilde{C}\tilde{A}^2 \\ \vdots \\ \tilde{C}\tilde{A}^N \end{bmatrix}_{qN \times n} \tag{20}$$

- $\Delta\mathbf{u}$ é o vetor de incrementos de controle futuros.
- \mathbf{H} é uma matriz bloco-Toeplitz que define a resposta do sistema aos incrementos de controle ao longo do horizonte de predição.
- Φ_U é a matriz que define a resposta livre do sistema, considerando o estado atual $\mathbf{x}(k)$.
- q, p, n são o número de saídas, o número de entradas e o número de estados, respectivamente.

Expandindo 18:

$$\hat{y} = \begin{bmatrix} CB & 0 & \dots & 0 \\ CAB & CB & \dots & 0 \\ CA^2B & CAB & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{N-1}B & CA^{N-2}B & \dots & CB \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{u}(k|k) \\ \hat{u}(k+1|k) \\ \hat{u}(k+2|k) \\ \vdots \\ \hat{u}(k+N-1|k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} CA \\ CA^2 \\ CA^3 \\ \vdots \\ CA^N \end{bmatrix} x(k) \quad (21)$$

2.2.3 Função de Custo

A função de custo no MPC é projetada para minimizar os desvios da saída do sistema em relação a uma trajetória de referência y_{ref} , bem como minimizar o esforço de controle. A função de custo típica é uma função quadrática, dada por:

$$J_{MPC} = \sum_{i=k}^{k+N-1} \left[(\hat{y}(i+1) - y_{\text{ref}}(i+1))^T Q (\hat{y}(i+1) - y_{\text{ref}}(i+1)) + u(i)^T R u(i+1) \right] \quad (22)$$

onde:

- $\hat{y}(i)$ é a saída prevista no instante i .
- $y_{\text{ref}}(i)$ é a trajetória de referência desejada no instante i .
- Q é a matriz de ponderação dos erros de rastreamento.
- R é a matriz de ponderação dos esforços de controle.

2.2.4 Problema de Otimização Quadrática

No Controle Preditivo Baseado em Modelo (MPC), o problema de programação quadrática é formulado para minimizar uma função de custo quadrática que depende das variáveis de controle e das saídas previstas. O problema de otimização é geralmente expresso na forma:

$$\min_{\Delta \hat{u}} \left(\frac{1}{2} \Delta \hat{u}^T H_q \Delta \hat{u} + f_q^T \hat{u} \right) \quad (23)$$

Onde H_q é a matriz quadrática de ponderação e f_q é o vetor linear de ponderação.

2.2.4.1 Construção da Matriz Quadrática H_q

A matriz H_q é construída a partir das matrizes de ponderação das saídas Q e das entradas R , assim como da matriz H (resposta forçada). A matriz H_q é dada por:

$$H_q = H^T QH + R \quad (24)$$

Onde:

- Q é a matriz de ponderação das saídas, uma matriz diagonal positiva definida que penaliza as diferenças entre as saídas preditas e as saídas de referência.
- R é a matriz de ponderação das entradas, uma matriz diagonal positiva definida que penaliza os incrementos nas entradas de controle.

2.2.4.2 Construção do Vetor Linear f_q

O vetor f_q é construído a partir das matrizes de ponderação e de f_u (resposta livre). Ele é dado por:

$$f_q = H^T Q(f_u - y_{ref}) \quad (25)$$

Onde:

- y_{ref} é o vetor de referências das saídas, representando os valores desejados para as saídas ao longo do horizonte de predição.

2.2.5 Formulação Final do Problema de Otimização

A formulação final do problema de otimização quadrática é definida por:

$$\begin{aligned} \min_{\Delta \hat{u}} \quad & \Delta u^T (H^T QH + R) \Delta u + 2(f - r)^T QH \Delta u + (f - r)^T Q(f - r) \\ \text{sujeito a} \quad & A_r \hat{u} \leq b \end{aligned} \quad (26)$$

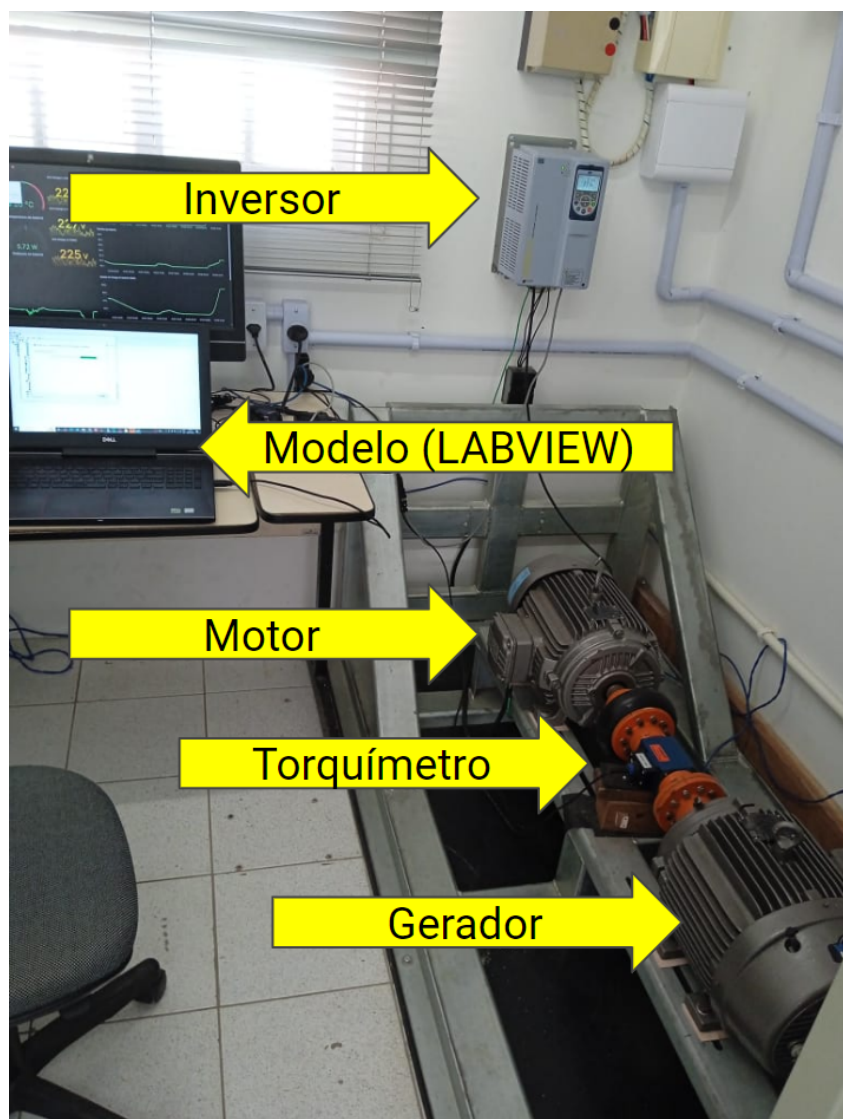
sendo A_r e b matrizes que definem as restrições impostas. Essas restrições podem ser referentes a limitações físicas da planta, a restrições operacionais, etc.

Após resolver o problema de otimização, o MPC aplica apenas o primeiro valor da sequência de incremento de controle $\Delta u(k)$ ao sistema real e descarta os demais. No instante de tempo seguinte, o problema de otimização é resolvido novamente com as novas medições do estado do sistema, formando um laço de controle em tempo real.

2.3 HARDWARE DO EMULADOR

A parte do *software* (comunicação entre os componentes, cálculo da velocidade de rotação do motor, etc) que emula o comportamento de uma turbina eólica, foi desenvolvida em (VARGAS,2024), portanto nesta seção será apresentada apenas uma visão geral dos componentes do emulador e seu funcionamento.

Figura 5 – Hardware do emulador.



Fonte: Autor

Na Figura 5 vemos a bancada e seus componentes (exceto o inversor de frequência). A seguir, uma descrição detalhada dos componentes:

- Motor de Ímãs Permanentes com fluxo radial
 - Tensão: 380 V;
 - Potência: 11 kW;
 - Velocidade máxima: 1800 RPM;
 - Torque máximo: 5,9 kg.f.m;
 - Peso: 50 kg;
 - Número de polos: 6;
- Gerador de Ímãs Permanentes com fluxo radial

- Tensão: 380 V;
 - Potência: 15 kW;
 - Velocidade máxima: 1800 RPM;
 - Torque máximo: 8,12 kg.f.m;
 - Peso: 80 kg;
 - Número de polos: 6;
- Inversor CFW 11 WEG
 - Tensão de entrada: 380 - 480 V;
 - Potência: 2 - 600 cv;
 - Interface: Interface de Operação Remota;
 - Protocolo para acionamento: Modbus-RTU;
 - Módulo de comunicação serial: Kit RS232-01
- Transdutor de Torque
 - Taxa de erro máximo: ± 0.1 ;
 - Tensão de alimentação: 12 a 28 V;
 - Corrente de alimentação: < 60 mA;
 - Tensão de saída: ± 5 V;
 - Sample rate: 200 amostras/segundo;
 - Conexão com o PC: USB;

O sistema é composto por parte física (componentes descritos acima), e parte virtual (modelo). O motor, juntamente com o modelo matemático implementado em LABVIEW, gera um torque de modo a emular o funcionamento de um aerogerador real, enquanto o gerador (igual a de uma turbina real) produz energia. Portanto, parâmetros como tamanho e ângulo das pás são todos emulados através do modelo matemático.

De forma detalhada, o funcionamento do sistema, que possui um controle de torque para emular o torque gerado em uma turbina real, pode ser descrito da seguinte maneira:

- 1 - O modelo matemático usa os parâmetros de construção da turbina, a velocidade de vento imposta (virtualmente) e a velocidade angular do motor (medida) para calcular um torque de referência.
- 2 - É calculado o erro entre o torque de referência e o torque medido pelo torquímetro no motor real.
- 3 - O erro do torque é usado para calcular uma velocidade de referência que será enviada para o inversor.

- 4 - O inversor aciona o motor, gerando um novo torque e uma nova velocidade angular no motor.

2.4 *HARDWARE-IN-THE-LOOP*

Como visto em (VARGAS,2024) o *Hardware-in-the-Loop* (HIL) é uma técnica amplamente utilizada no campo da engenharia e da automação, desempenhando um papel essencial no desenvolvimento e teste de sistemas complexos, como veículos autônomos, aeronaves, equipamentos industriais e, como neste trabalho, aerogeradores. Essa abordagem envolve a integração de hardware real em ambientes de simulação, permitindo a avaliação e validação de sistemas em um ambiente controlado e seguro. O princípio básico do HIL é simular o comportamento de um sistema real utilizando modelos matemáticos e softwares de simulação, enquanto interage diretamente com o hardware físico.

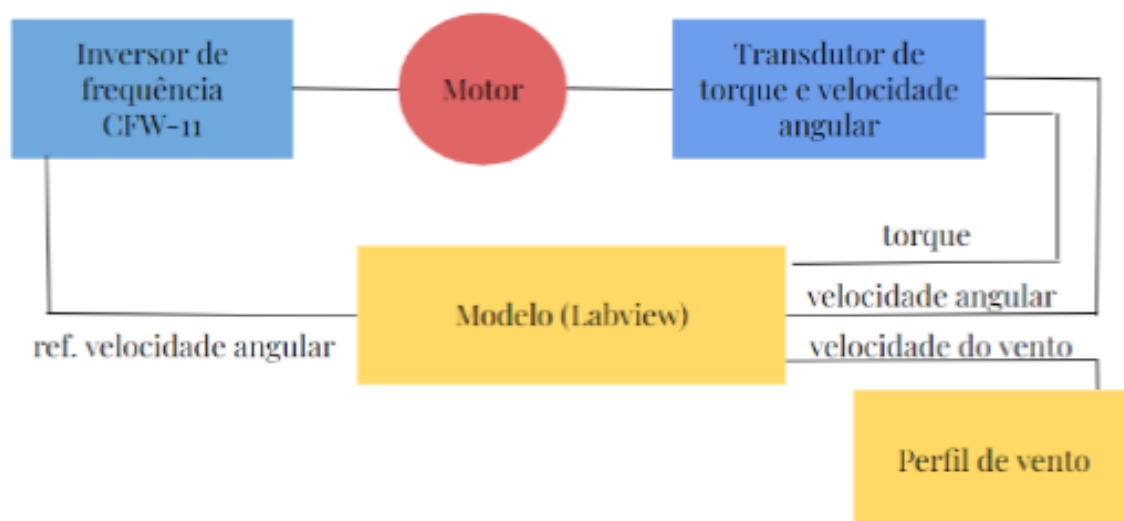
O HIL é amplamente adotado em setores como a indústria automobilística, onde é utilizado para testar sistemas de controle de veículos e sistemas de assistência ao condutor. No setor aeroespacial, é empregado para validar sistemas de controle de aeronaves e satélites. Além disso, o HIL também é usado em aplicações industriais, como testes de sistemas de automação e controle de processos.

Neste trabalho, a vantagem de usar HIL para emular a turbina eólica está principalmente no fato de que, no contexto da microrrede montada em laboratório, é interessante poder impor diferentes condições de teste na turbina, o que não seria possível com um aerogerador real. Por exemplo, podemos simular dias com muito ou pouco vento para testar o comportamento da microrrede diante dos diferentes perfis de geração de energia eólica. Outra vantagem é a possibilidade de alterar parâmetros do modelo (como o raio da turbina) para adaptar a emulação conforme a demanda de geração, dentro dos limites físicos do sistema. Na Figura 6 temos um diagrama que representa o HIL utilizado neste trabalho.

2.5 LABVIEW

O LabVIEW é uma poderosa plataforma de desenvolvimento de software e um ambiente de programação gráfica criado pela National Instruments (agora conhecida como NI). Amplamente utilizado em diversas áreas da engenharia, ciências e automação, o LabVIEW é ideal para projetar, testar e controlar sistemas e dispositivos complexos. É conhecido por sua flexibilidade e capacidade de integração com hardware de medição e automação, suportando uma ampla variedade de dispositivos e interfaces, o que o torna uma escolha popular para aplicações que envolvem instrumentação, sensores, aquisição de dados e controle de sistemas complexos.

Figura 6 – Diagrama do processamento HIL



Fonte: (VARGAS,2024).

Além disso, o LabVIEW oferece recursos de comunicação e conectividade com uma variedade de protocolos, facilitando a integração com outros sistemas e equipamentos. Esse software é amplamente empregado em campos como engenharia elétrica, eletrônica, automação industrial, pesquisa científica e desenvolvimento de sistemas de controle. É especialmente popular em laboratórios de pesquisa e desenvolvimento, onde a aquisição precisa de dados e o controle de experimentos são essenciais.

O LabVIEW também possui uma comunidade ativa de desenvolvedores e uma extensa biblioteca de VIs e add-ons que expandem sua funcionalidade. Isso torna o desenvolvimento de aplicativos mais eficiente, permitindo que os desenvolvedores aproveitem soluções existentes e compartilhem seu trabalho com outros membros da comunidade. A existência dessas várias bibliotecas facilitou o desenvolvimento da aplicação e a integração dos diferentes componentes do sistema, principalmente devido à disponibilidade de bibliotecas para diferentes protocolos de comunicação.

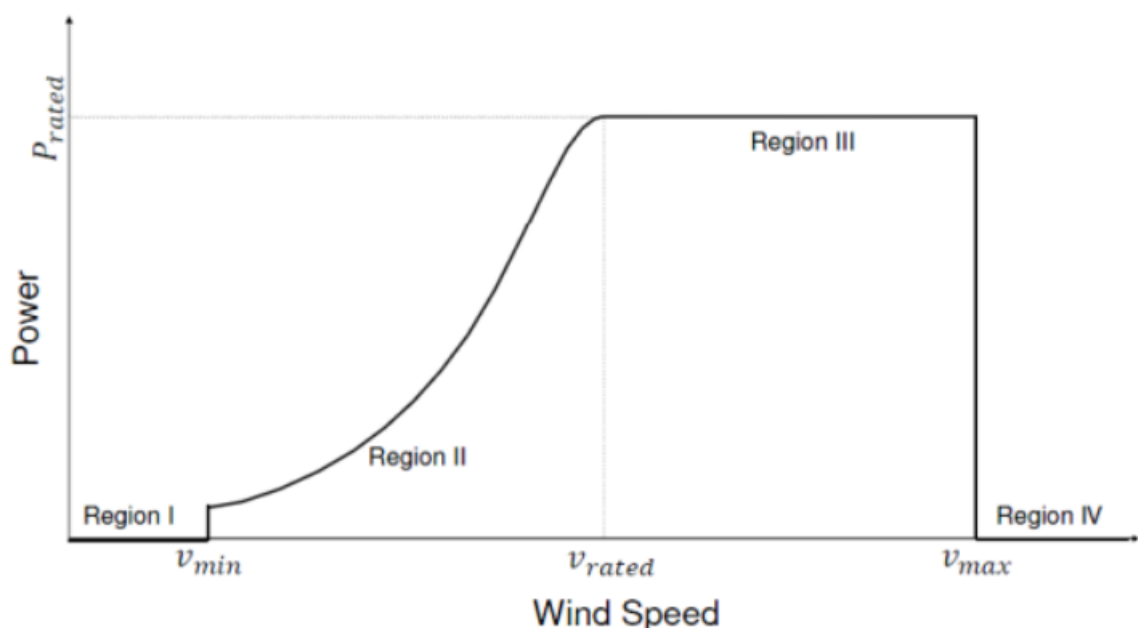
Para o desenvolvimento deste trabalho, foi utilizada a biblioteca *Control and Simulation* do LABVIEW, que adiciona recursos especiais para o desenvolvimento de sistemas de controle e simulações. Também foi utilizada uma integração com MATLAB dentro do próprio LABVIEW, permitindo o uso de código MATLAB .m dentro de um VI do LABVIEW.

3 DESENVOLVIMENTO

O controle das turbinas eólicas é comumente dividido em diferentes regiões operacionais (Figura 7). Na Região I, o vento é muito fraco para iniciar a geração de energia. Na Região II, a produção de energia fica abaixo da capacidade nominal. Na Região III, é necessário manter a saída de potência da turbina em seu valor nominal, enquanto na Região IV, o vento é tão forte que operar a turbina com segurança se torna inviável.

Neste capítulo, será detalhado como foram projetados os controladores e serão exibidos os resultados em simulação. O objetivo principal de controle é manter a potência e a velocidade do rotor em seus valores nominais (JONKMAN et al., 2009), enquanto operando na Região III da Figura 7. Já na Região II, o objetivo é controlar apenas a velocidade do rotor, de modo a obter um λ ótimo (valor de lambda que resultará num maior coeficiente de potência), segundo as equações 4, 6 e 5. Em resumo, as entradas de controle θ e Tg são usadas para controlar as saídas P_g e ω , mantendo-as em seus valores nominais apesar da velocidade do vento (perturbação).

Figura 7 – Regiões de operação.



Fonte:Lio, Alan Wai Hou Jones, Bryn Rossiter, John. (2014)

3.1 FORMULAÇÃO DO CONTROLADOR BÁSICO

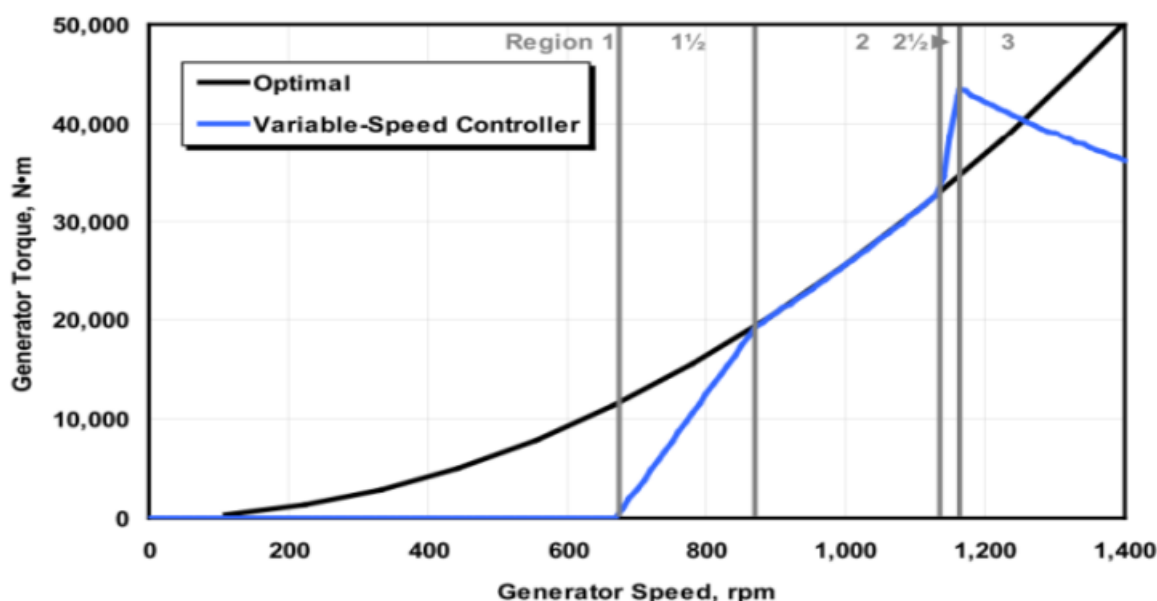
O controlador básico para turbinas eólicas desacopla os controladores de torque e ângulo de passo com base nas regiões da Figura 7. Na Região I, tanto o torque quanto o ângulo de passo devem permanecer em zero até que haja vento suficiente.

Na Região II, o ângulo de passo é mantido em zero e o torque é ajustado para maximizar a geração de energia, esta estratégia de controle é conhecida como OTC (Optimum torque controller). Quando o vento atinge uma intensidade suficiente, a turbina entra na Região III, onde o torque é controlado de forma inversamente proporcional à velocidade do gerador, e um controlador proporcional-integral (PI) do ângulo de passo, com ganho variável, é utilizado para manter a velocidade do rotor constante, garantindo a potência nominal. Na Região IV, os freios de emergência são acionados para interromper completamente a operação da turbina. A variável medida e controlada pelo controlador básico é a velocidade do gerador.

3.1.1 Optimum Torque Controller (Controlador de torque ótimo)

O controlador de torque ótimo é uma função tabulada da velocidade do gerador na qual cada velocidade possui uma entrada de torque do gerador predefinida. Este controlador opera em cinco regiões distintas: I, I 1/2, II, II 1/2 e III. A primeira região é utilizada para acelerar o rotor até o início da geração, enquanto a segunda tem como objetivo aumentar a velocidade do rotor até os valores nominais. Conforme o limite de Betz, a porcentagem máxima de energia cinética do vento que pode ser aproveitada para girar a turbina é de 59.3% (BETZ, 1966). No entanto, isso é inalcançável devido a outras perdas não consideradas. Portanto, a curva de coeficiente de potência para a turbina eólica de 5 MW da NREL alcança seu valor máximo de 0.482 com um TSR (Tip Speed Ratio) de 7.55 e ângulo de passo zerado. Portanto, o objetivo do OTC é manter a velocidade do rotor em valores que correspondem ao TSR ótimo (7.55). Na Figura 8 vemos a curva de Torque x Velocidade do gerador, do OTC.

Figura 8 – OTC.



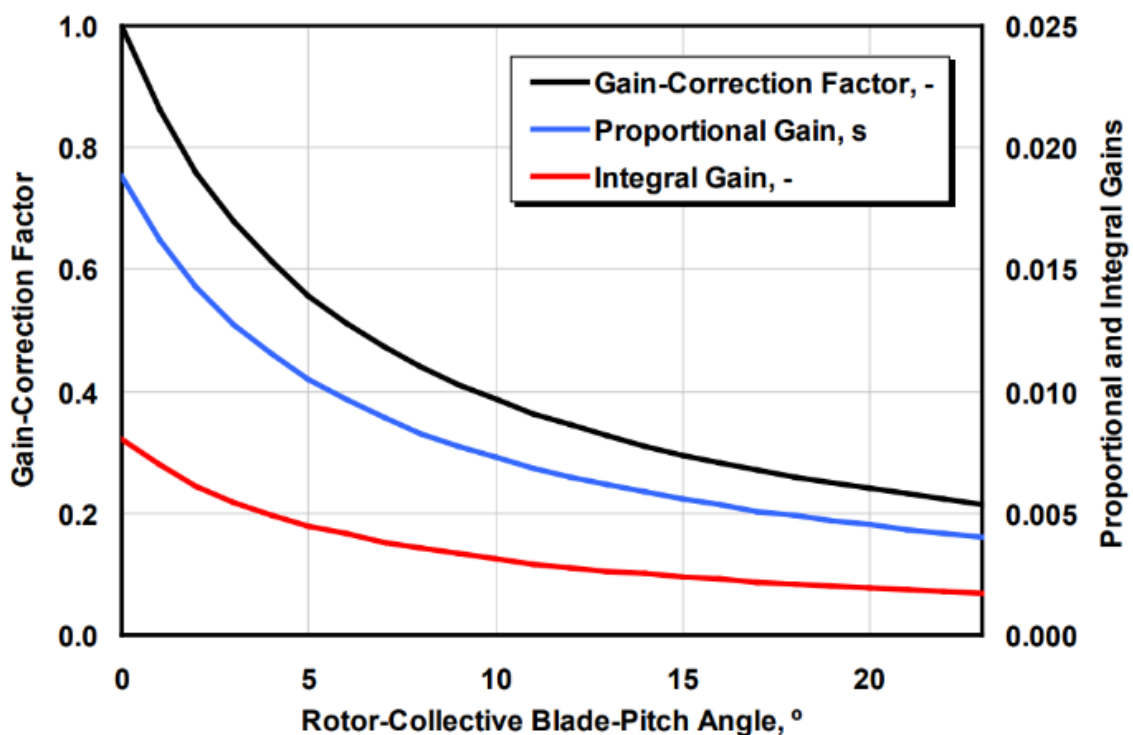
Fonte:(JONKMAN et al., 2009)

3.1.2 Blade-Pitch Controller (Controlador de ângulo de passo)

Devido às não linearidades do processo, especialmente na Região 3 (definida na subseção anterior), o controlador de ângulo de passo é um PI com ganhos adaptativos, que tem como entrada o erro entre a velocidade nominal do gerador (1173,7) , e a velocidade atual do gerador. Na Figura 9 , vemos como os ganhos variam de acordo com o ângulo, e em 27 temos como é calculada a referência (velocidades em RPM).

$$\omega_{g,rated} = \omega_{rated} N_g \quad (27)$$

Figura 9 – Ganhos do controlador.



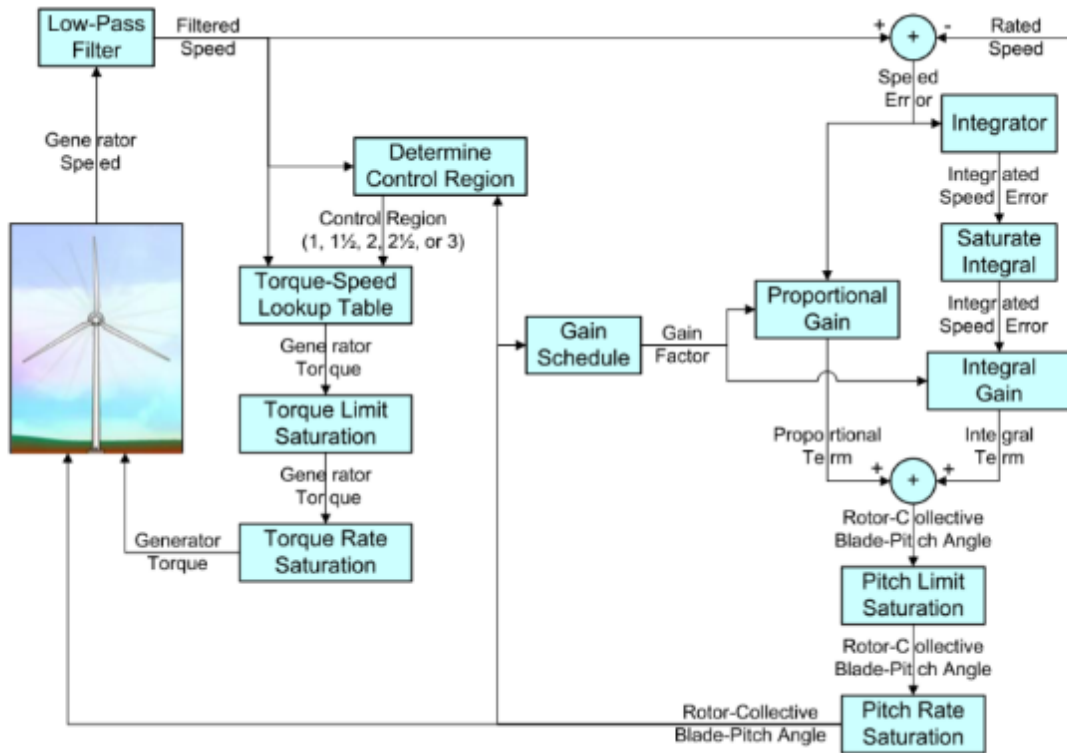
Fonte:(JONKMAN et al., 2009)

Na Figura 10, vemos como são feitos os cálculos pelos controladores (OTC + controlador de ângulo de passo).

3.2 FORMULAÇÃO DO MPC

A ideia principal do MPC projetado neste trabalho é calcular um modelo linear a cada instante de amostragem, e calcular os incrementos de controle com base nisso. Portanto, as matrizes A , B , C são atualizadas com base no ponto de operação atual. Essa estratégia visa lidar com as não-linearidades do processo, de maneira simples e sem demandar um grande esforço computacional. No controlador básico, são utilizadas as entradas θ e T_g para controlar a velocidade ω de maneira direta, P_g

Figura 10 – Cálculos feitos pelo controlador.



Fonte:(JONKMAN et al., 2009)

de maneira indireta e rejeitar as perturbações do vento (v). Já no MPC, as entradas θ e T_g controlam diretamente as saídas ω e P_g (que é calculada através de 8, rejeitando as perturbações do vento).

O modelo não-linear é descrito por :

$$\begin{aligned} \dot{\omega} &= \frac{T_a(\omega, \theta, v)}{J} - \frac{T_g N_g}{J} = f_1 \\ \dot{\theta} &= \frac{1}{\tau_\theta} \theta - \frac{1}{\tau_\theta} \theta_r = f_2 \\ \dot{T}_g &= \frac{1}{\tau_{T_g}} T_g - \frac{1}{\tau_{T_g}} T_{g_r} = f_3 \end{aligned} \tag{28}$$

Os vetores de estado x , de entrada u , e de saída y são definidos como:

$$x = \begin{pmatrix} \omega \\ \theta \\ T_g \end{pmatrix} \quad u = \begin{pmatrix} \theta_r \\ T_{g_r} \end{pmatrix} \quad y = \begin{pmatrix} \omega \\ P_g \end{pmatrix} \tag{29}$$

A saída ω é medida e P_g é calculada através de 8 . Portanto, as matrizes A, B, C linearizadas são:

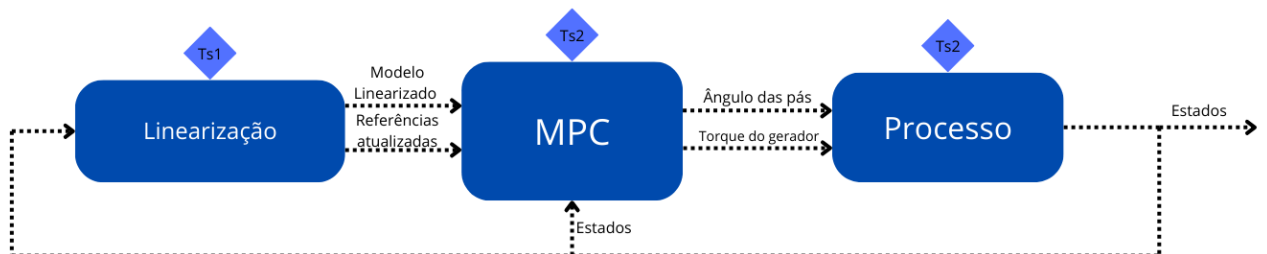
$$A_{Lin} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial \omega} & \frac{\partial f_1}{\partial \theta} & \frac{\partial f_1}{\partial Tg} \\ \frac{\partial f_2}{\partial \omega} & \frac{\partial f_2}{\partial \theta} & \frac{\partial f_2}{\partial Tg} \\ \frac{\partial f_3}{\partial \omega} & \frac{\partial f_3}{\partial \theta} & \frac{\partial f_3}{\partial Tg} \end{pmatrix} \bigg|_{\substack{\omega=\bar{\omega} \\ \theta=\bar{\theta} \\ Tg=\bar{Tg}}} \quad B_{Lin} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ \frac{1}{\tau_\theta} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\tau Tg} \end{pmatrix}, \quad C_{Lin} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{Pg}{\bar{\theta}} & 0 \end{pmatrix} \quad (30)$$

As referências agora são: $r_1 = R_1 - \bar{\omega}$ e $r_2 = R_2 - \bar{P}g$, sendo r_1 e r_2 as referências "atualizadas" e R_1 e R_2 as referências absolutas.

Com A_{Lin} , B_{Lin} , C_{Lin} , são montadas as matrizes G (resposta forçada) e F (resposta livre), como visto em (equações do capítulo 2). A linearização acontece em um tempo de amostragem Ts_1 , mas o algoritmo do MPC, juntamente com a simulação/emulação do processo, roda em um tempo de amostragem Ts_2 menor. Através das simulações, foi encontrado que a relação entre os tempos de amostragem deve ser (preferencialmente): $Ts_1 = 10.Ts_2$. Na Figura 11 temos um diagrama que mostra o funcionamento do controlador.

Em resumo, a cada instante Ts_1 é calculado um MPC linear novo, com novas referências, e sempre partindo da origem (que é o ponto em que foi linearizado) .

Figura 11 – Diagrama do controlador.



Fonte: Autor

3.2.1 Escolha dos parâmetros

Assim como os tempos de amostragem, os parâmetros do controlador também foram definidos através de simulações, e com base no conhecimento do modelo e na implementação utilizada.

3.2.1.1 Matrizes Q e R

As matrizes de ponderação foram definidas de maneira experimental e com base nos modelos utilizados. A matriz Q foi definida puramente de maneira experimental (as saídas foram normalizadas para facilitar a escolha de Q), e a matriz R foi definida

levando em conta a equação 8 usada para o cálculo da potência. Nessa equação vemos que a potência depende, entre outras coisas, da entrada T_g . Portanto, R foi escolhida de modo que T_g atue mais, pois tem influência direta no valor da saída y_2 (potência elétrica). Portanto, Q e R são definidas por:

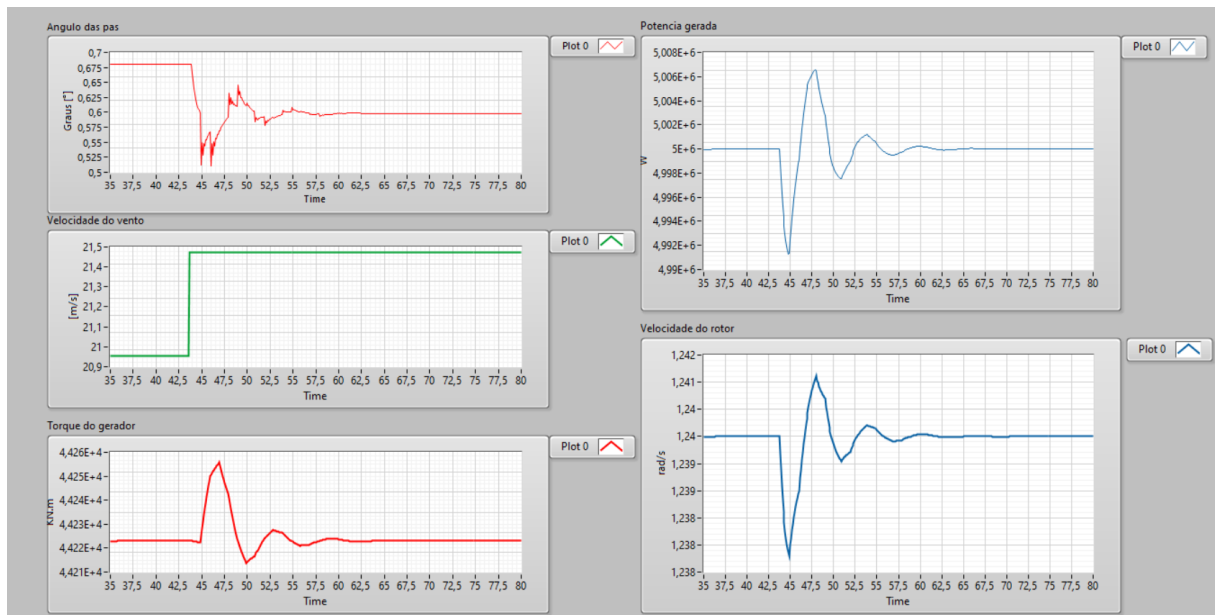
$$Q = \begin{pmatrix} 100000I_N & 0 \\ 0 & 1000I_N \end{pmatrix}, \quad R = \begin{pmatrix} 10I_N & 0 \\ 0 & 0.0001I_N \end{pmatrix} \quad (31)$$

3.2.1.2 Horizontes N e Nu

A escolha dos horizontes de predição está fortemente ligada aos tempos de amostragem e a relação entre eles. Como dito anteriormente, a relação entre T_{s1} e T_{s2} que foi utilizada é $T_{s1} = 10 \cdot T_{s2}$. Ou seja, a cada 10 amostras o modelo é atualizado, e o máximo de predições que o MPC pode fazer com o mesmo modelo linearizado, é 10. Isso não significa que um horizonte de predições maior vai diminuir o desempenho do controlador ou instabilizar o processo, pois um modelo no instante n será próximo do modelo do instante $n+1$. Porém, quanto maior o horizonte, maior tende a ser o erro de predição. Além disso, foi preciso levar em conta o custo computacional (quanto maior o valor de N , maior o custo).

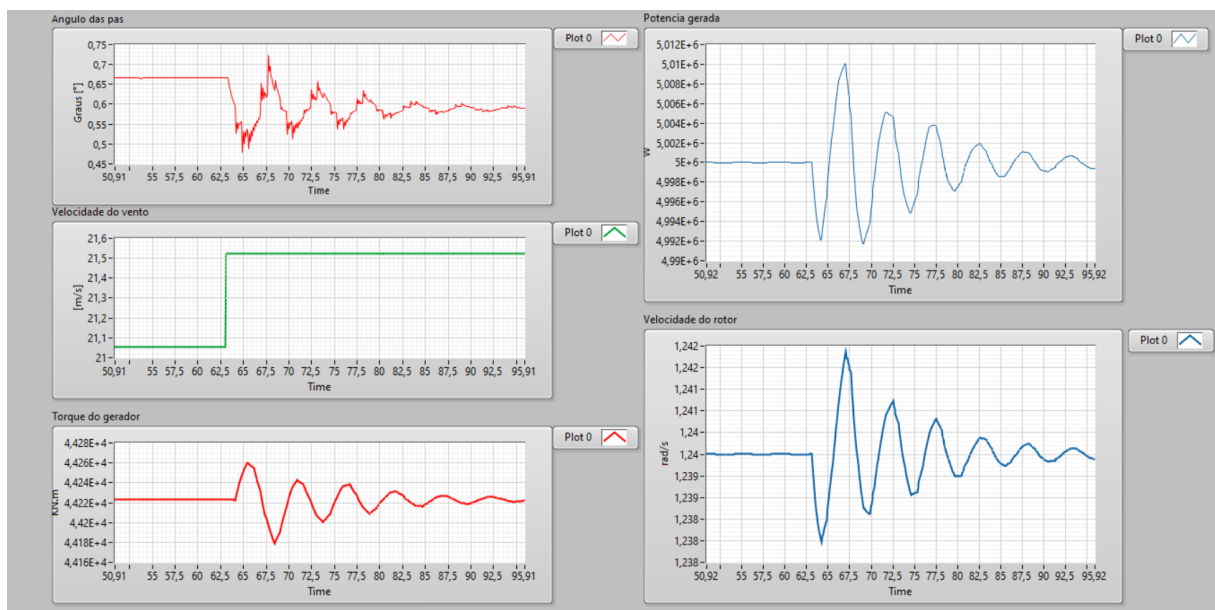
Afim de ver a influência dos horizontes de predição na resposta do controlador, alguns testes em malha fechada foram feitos. Nas Figuras 12 e 13, vemos a resposta do MPC a um degrau de 0.5 m/s na velocidade do vento, com horizontes de predição iguais a $N = 10$ e $N = 100$ respectivamente. Fica nitido como a resposta fica mais oscilatória com um horizonte de predição grande. Para valores intermediários de N e Nu (50, por exemplo), a resposta é muito semelhante a de $N = Nu = 10$, não trazendo benefícios que justifiquem o aumento do custo computacional. Portanto, os horizontes utilizados no controlador desenvolvido neste trabalho são ambos iguais a 10.

Figura 12 – Horizonte de predição $N = Nu = 10$.



Fonte: Autor

Figura 13 – Horizonte de predição $N = Nu = 100$.



Fonte: Autor

3.2.1.3 Restrições

As restrições foram definidas de acordo com (LOPEZ, 2018), que utiliza as restrições físicas do sistema como restrições do controlador. A montagem das matrizes de restrição (de desigualdade) é vista a seguir:

$$A = \begin{pmatrix} I_{Nu} & 0_{Nu} \\ 0_{Nu} & I_{Nu} \\ -I_{Nu} & 0_{Nu} \\ 0_{Nu} & -I_{Nu} \\ T_{Nu} & 0_{Nu} \\ 0_{Nu} & T_{Nu} \\ -T_{Nu} & 0_{Nu} \\ 0_{Nu} & -T_{Nu} \\ G_{\theta \rightarrow \omega} & G_{Tg \rightarrow \omega} \\ -G_{\theta \rightarrow \omega} & -G_{Tg \rightarrow \omega} \end{pmatrix} \quad (32)$$

sendo que:

- o horizonte N_u é igual a N
- I_{Nu} é a matriz identidade de dimensão N_u .
- 0_{Nu} é a matriz nula de dimensão N_u .
- T_{Nu} é uma matriz triangular inferior (de uns) de dimensão N_u .
- $G_{\theta \rightarrow \omega}$ e $G_{Tg \rightarrow \omega}$ são matrizes que representam o efeito das entradas na velocidade do rotor.

A matriz b é definida como:

$$b = \begin{pmatrix} 1_{Nu} \Delta \theta_{\max} T s_2 \\ 1_{Nu} \Delta T g_{\max} T s_2 \\ -1_{Nu} \Delta \theta_{\min} T s_2 \\ -1_{Nu} \Delta T g_{\min} T s_2 \\ 1_{Nu} \theta_{\max, -1_{Nu} \theta(k-1)} \\ 1_{Nu} T g_{\max} - 1_{Nu} T g(k-1) \\ -1_{Nu} \theta_{\min, +1_{Nu} \theta(k-1)} \\ -1_{Nu} T g_{\min} + 1_{Nu} T g(k-1) \\ 1_{Nu} \omega_{\max} - F \omega \\ -1_{Nu} \omega_{\min} + F \omega \end{pmatrix} \quad (33)$$

sendo que:

- 1_{Nu} é um vetor de uns de dimensão N_u .
- $\Delta \theta_{\max}$ e $\Delta \theta_{\min}$ são as variações máximas e mínimas de θ , respectivamente.
- $\Delta T g_{\max}$ e $\Delta T g_{\min}$ são as variações máximas e mínimas de Tg , respectivamente.

- Ts_2 é o período de amostragem.
- θ_{\max} , e θ_{\min} , são os limites de θ para o PNMPC.
- $\theta(k-1)$ e $Tg(k-1)$ são os valores anteriores de θ e Tg , respectivamente.
- Tg_{\max} e Tg_{\min} são os limites de Tg .
- ω_{\max} e ω_{\min} são os limites de ω .
- $F\omega$ é a resposta livre do sistema em relação a ω .

A tabela 2 mostra os valores máximos e mínimos de Tg , θ , ω , e suas variações máximas e mínimas:

Tabela 2 – Valores máximos e mínimos dos parâmetros Tg , θ e ω , e suas variações.

Parâmetro	Máximo	Mínimo
θ	30°	0°
$\Delta\theta$	+8°	-8°
Tg	47000 kN.m	0 kN.m
ΔTg	+15000 kN.m	-15000 kN.m
ω	1.64 rad/s	0 rad/s

Fonte: Autor

3.3 SIMULAÇÕES

Para validar os controladores desenvolvidos antes de partir para os testes no emulador, foram feitas simulações com diferentes perfis de vento. Nesta seção, os resultados das simulações serão apresentados e analisados. Para fins de comparação, serão exibidos dois testes em cada controlador, sendo um com um perfil de vento de 15 a 18 m/s, e o outro com um perfil de vento de 20 a 22 m/s. Os gráficos são referentes ao ângulo θ das pás (em graus), à velocidade do vento (em m/s), ao torque do gerador (em kN.m), à potência gerada (em W) e à velocidade do rotor (em rad/s).

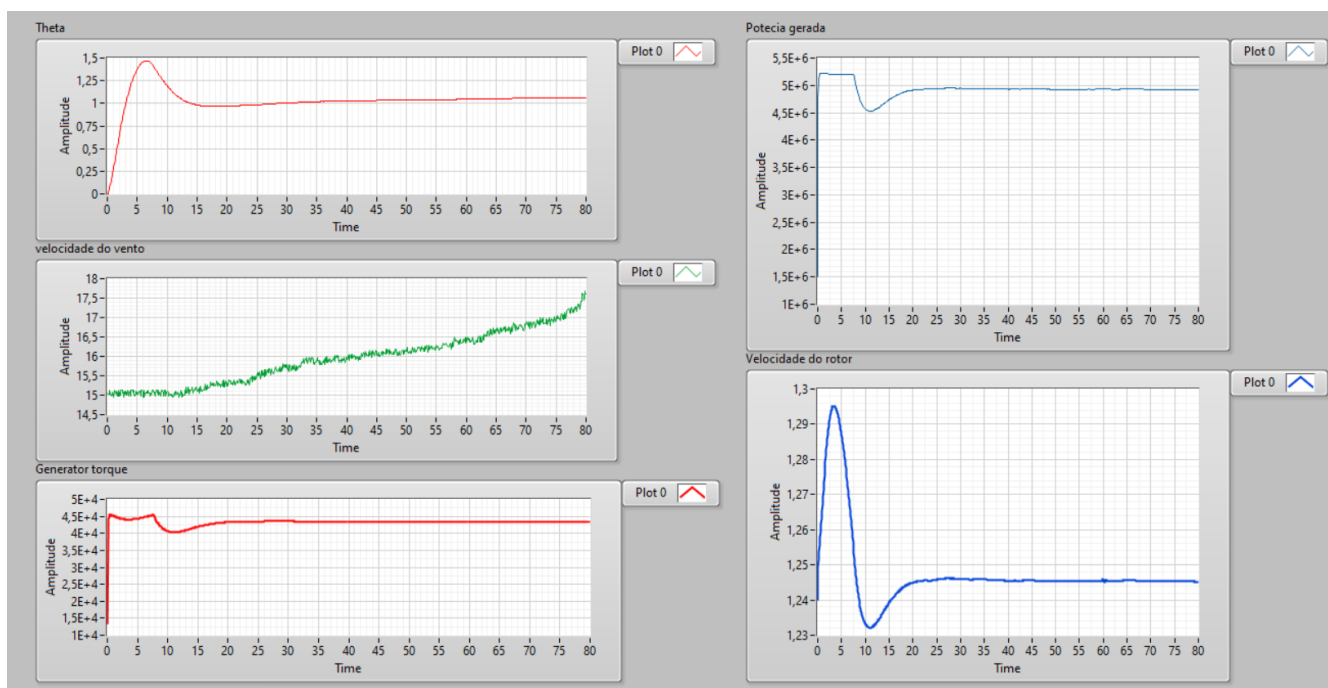
3.3.1 Controlador Básico

Na Figura 14, vemos o desempenho do controlador básico para o primeiro perfil de vento. É possível ver que a potência fica um pouco abaixo da nominal durante toda a simulação. Para o segundo perfil de vento (Figura 15), a mesma coisa acontece. A velocidade do rotor é mantida em seu valor de referência (1,24 rad/s), mas a potência não atinge o valor nominal de 5MW. Nas Figuras 16 e 17, temos indicadores de desempenhos do controlador para o primeiro e o segundo perfil de vento, respectivamente.

3.3.2 MPC

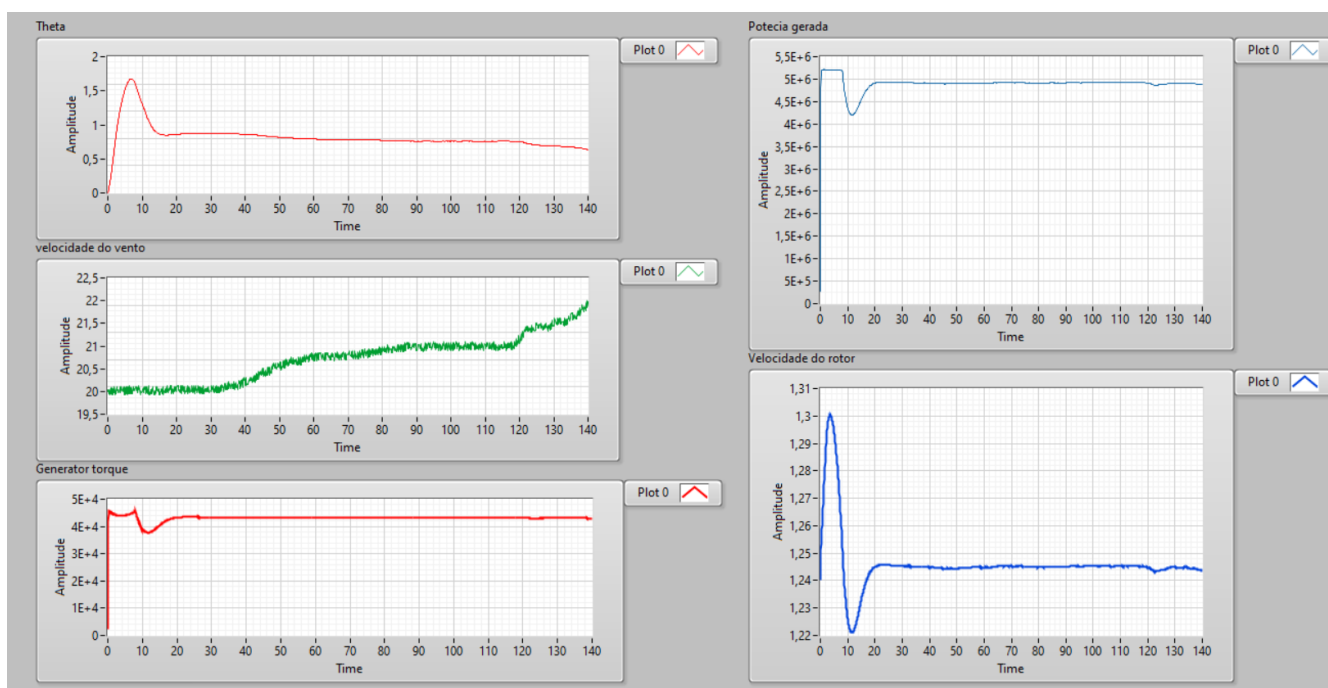
Como pode ser visto nas Figuras 18 e 19, o MPC mantém a potência no seu valor nominal, ao contrário do controlador básico. Isso se deve ao fato do MPC estar efetivamente controlando a potência (a potência é realimentada), enquanto o controlador básico controla apenas a velocidade do rotor de maneira direta. Nas Figuras 20 e 21, vemos indicadores de desempenho para a primeira e a segunda simulação, respectivamente.

Figura 14 – Simulação do controlador básico com velocidade do vento de 15 a 18 m/s.



Fonte: Autor

Figura 15 – Simulação do controlador básico com velocidade do vento de 20 a 22 m/s.



Fonte: Autor

3.4 TRANSIÇÃO DA REGIÃO II PRA REGIÃO III DE OPERAÇÃO

Como mostrado na Figura 7, existem 4 regiões de operação de uma turbina eólica. Nesta seção, serão discutidas as simulações do desempenho dos controladores

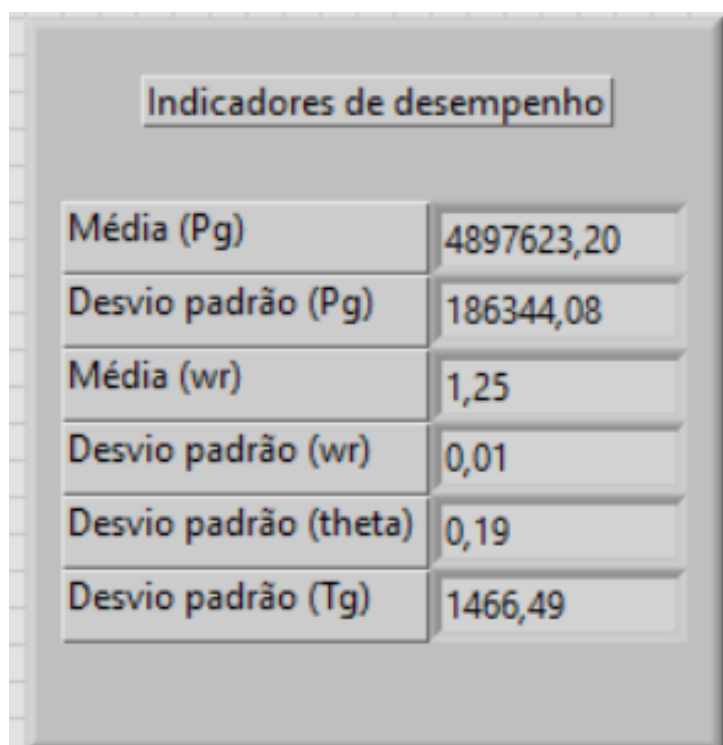
Figura 16 – Indicadores de desempenho do controlador base (15-18 m/s)



Indicadores de desempenho	
Média (Pg)	4923141,28
Desvio padrão (Pg)	173221,54
Média (wr)	1,25
Desvio padrão (wr)	0,01
Desvio padrão (theta)	0,16
Desvio padrão (Tg)	1329,84

Fonte: Autor

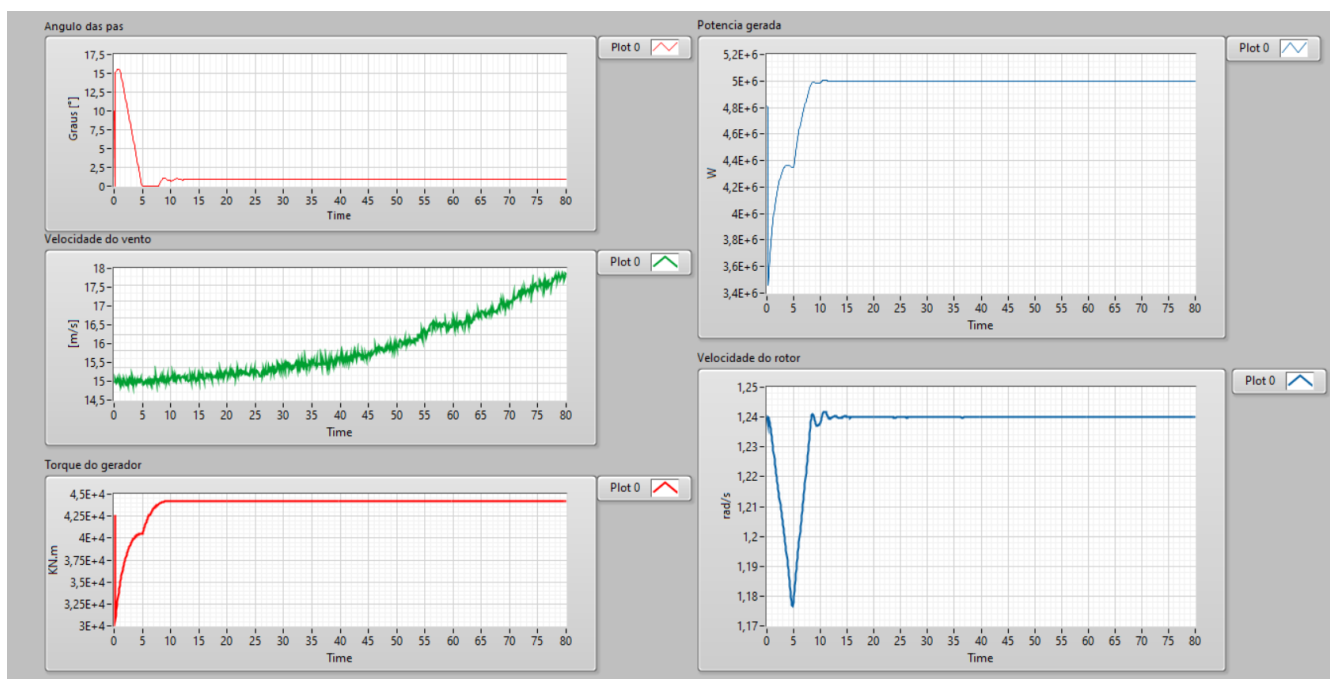
Figura 17 – Indicadores de desempenho do controlador base (20-22 m/s)



Indicadores de desempenho	
Média (Pg)	4897623,20
Desvio padrão (Pg)	186344,08
Média (wr)	1,25
Desvio padrão (wr)	0,01
Desvio padrão (theta)	0,19
Desvio padrão (Tg)	1466,49

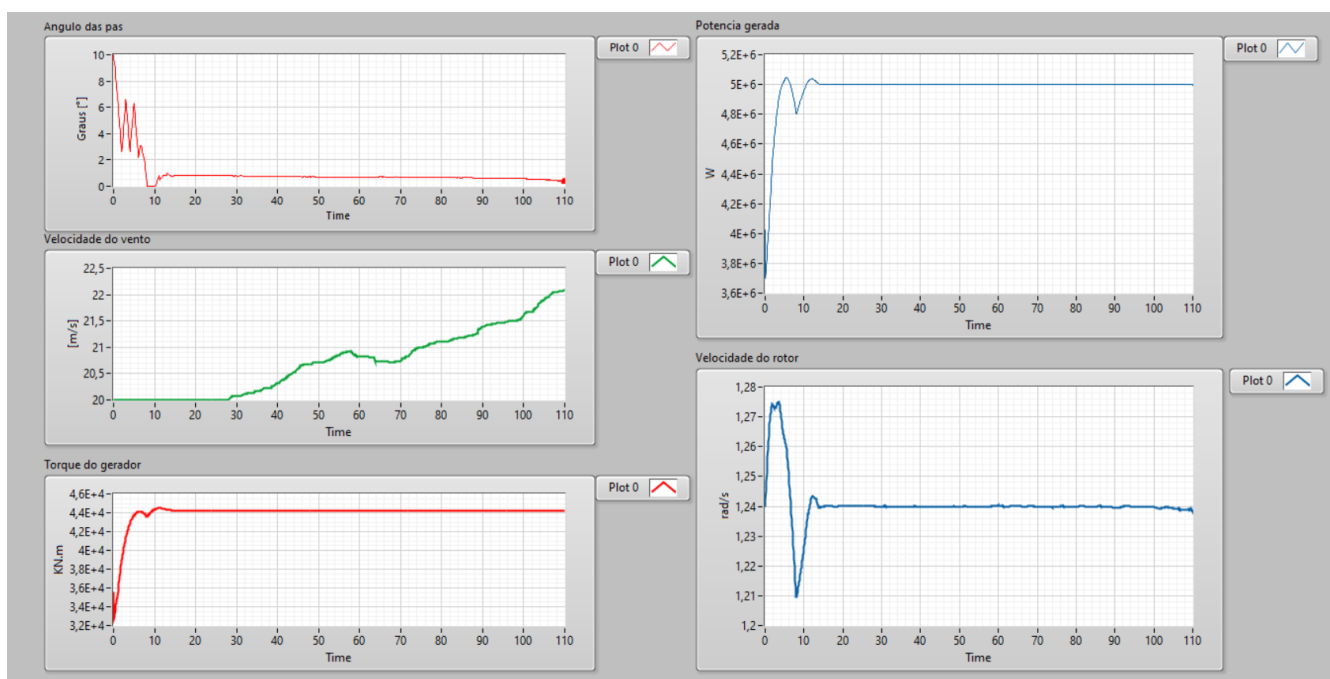
Fonte: Autor

Figura 18 – Simulação do controlador MPC com velocidade do vento de 15 a 18 m/s.



Fonte: Autor

Figura 19 – Simulação do controlador MPC com velocidade do vento de 20 a 22 m/s.



Fonte: Autor

ao transitar entre as regiões de operação II e III.

Figura 20 – Indicadores de desempenho do MPC (15-18 m/s).

A interface gráfica exibe um painel com o título "Indicadores de desempenho" no topo. Abaixo, há uma tabela com seis linhas, cada uma com um rótulo de métrica à esquerda e seu valor numérico à direita. O fundo do painel é cinza claro com uma grade sutil.

Indicadores de desempenho	
Média (Pg)	4938648,91
Desvio padrão (Pg)	214889,85
Média (wr)	1,24
Desvio padrão (wr)	0,01
Desvio padrão (theta)	2,31
Desvio padrão (Tg)	1692,70

Fonte: Autor

Figura 21 – Indicadores de desempenho do MPC (20-22 m/s).

A interface gráfica exibe um painel com o título "Indicadores de desempenho" no topo. Abaixo, há uma tabela com seis linhas, cada uma com um rótulo de métrica à esquerda e seu valor numérico à direita. O fundo do painel é cinza claro com uma grade sutil.

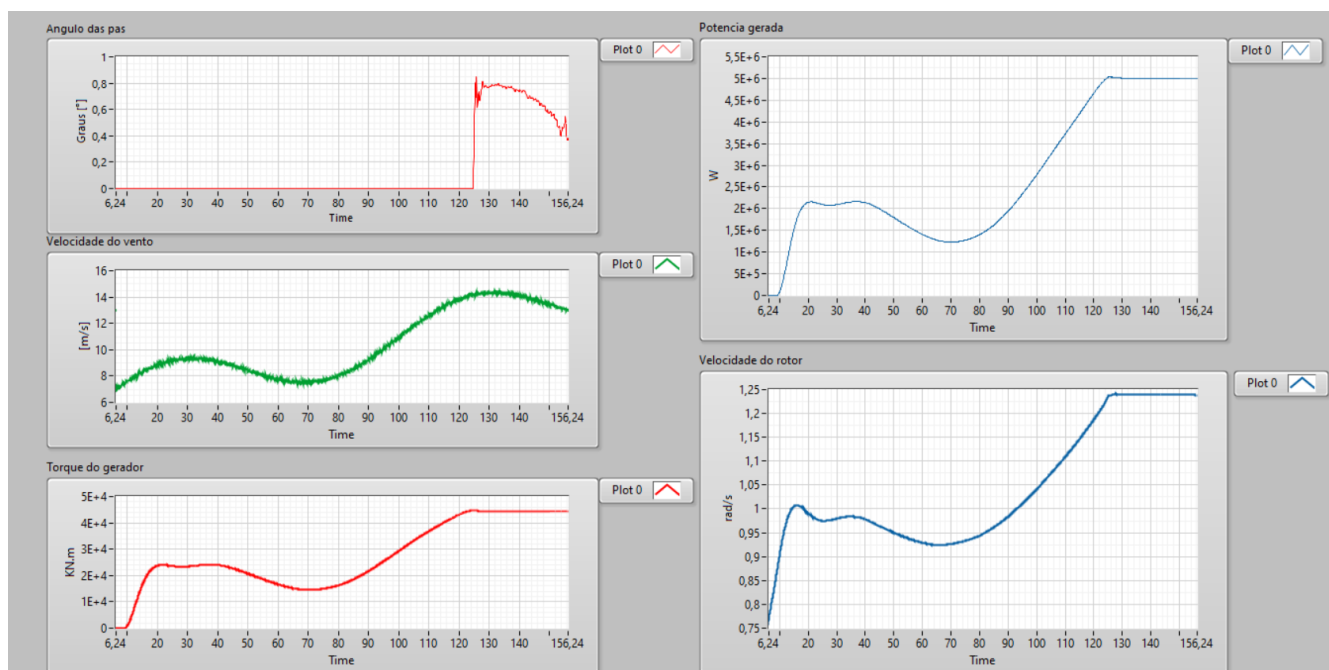
Indicadores de desempenho	
Média (Pg)	4977804,86
Desvio padrão (Pg)	129281,37
Média (wr)	1,24
Desvio padrão (wr)	0,01
Desvio padrão (theta)	1,15
Desvio padrão (Tg)	1241,87

Fonte: Autor

3.4.1 Região II pra Região III

Como podemos ver nas Figuras 22 e 23, o desempenho dos dois controladores é muito semelhante quando colocados para transitar da Região II para a Região III. Nessas simulações, foram aplicadas velocidades de vento que começavam em 6 m/s (Região II), e aumentavam até 14 m/s (Região III).

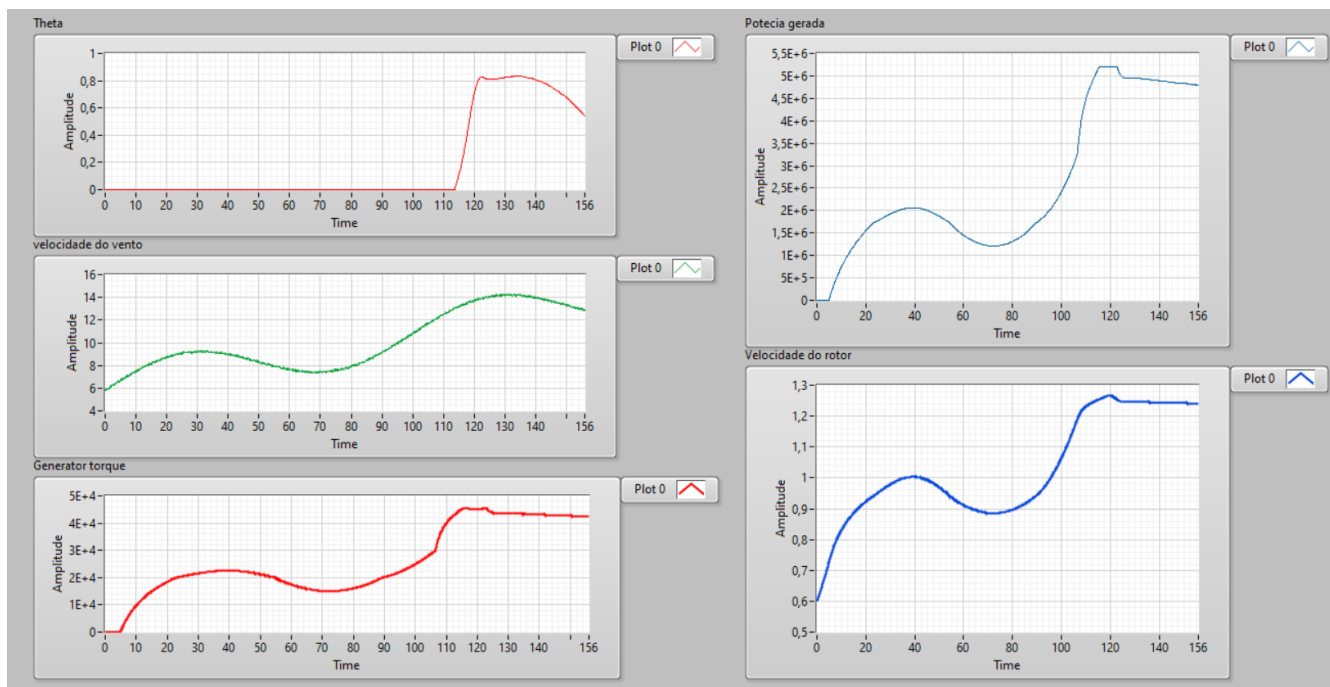
Figura 22 – Transição da Região II para a III (MPC).



Fonte: Autor

Os indicadores das Figuras 24 e 25 confirmam a semelhança no desempenho dos controladores. Porém, vemos que a média da potência elétrica utilizando o MPC, bem como seu desvio padrão, foram um pouco maiores do que nas simulações do controlador básico, mas a custo de um esforço de controle um pouco maior também.

Figura 23 – Transição da Região II para a III (Controlador básico) Fonte: Autor



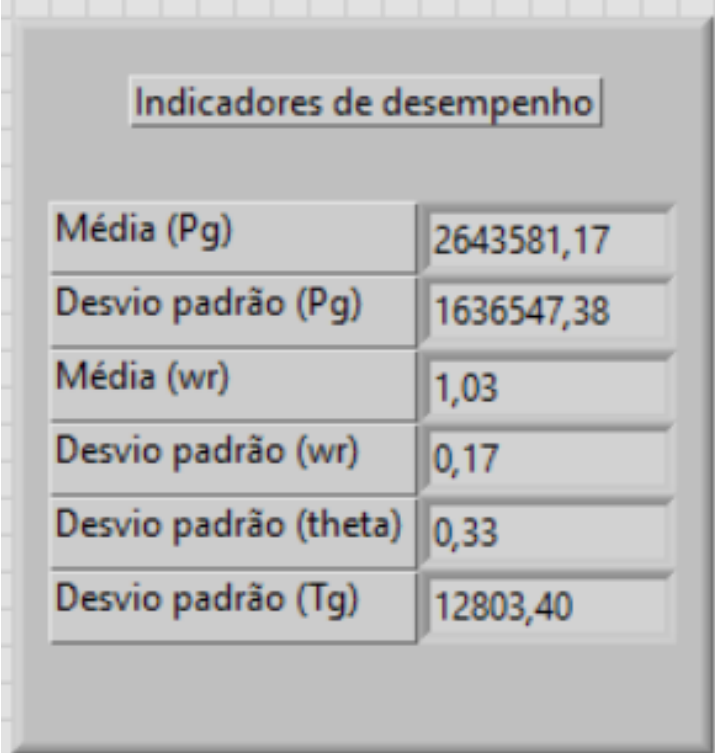
Fonte: Autor

Figura 24 – Indicadores de desempenho - Transição da Região II para a III(MPC).

Indicadores de desempenho	
Média (Pg)	2643888,22
Desvio padrão (Pg)	1577963,41
Média (wr)	1,03
Desvio padrão (wr)	0,14
Desvio padrão (theta)	0,37
Desvio padrão (Tg)	13121,08

Fonte: Autor

Figura 25 – Indicadores de desempenho - Transição da Região II para a III (Controlador básico).



Indicadores de desempenho	
Média (Pg)	2643581,17
Desvio padrão (Pg)	1636547,38
Média (wr)	1,03
Desvio padrão (wr)	0,17
Desvio padrão (theta)	0,33
Desvio padrão (Tg)	12803,40

Fonte: Autor

4 RESULTADOS NO EMULADOR

4.1 ENSAIOS NO EMULADOR

Com os resultados positivos em simulação, foram feitos ensaios no emulador descrito na Sessão 2.3. Os ensaios foram feitos de maneira semelhante as simulações, utilizando perfis de vento próximos de 15 m/s no ensaio A, próximos de 20 m/s no ensaio B, e um perfil de vento semelhante a uma rampa, para demonstrar o comportamento dos sistemas ao transitar da Região II pra III da Figura 7.

O emulador reproduz a velocidade de giro do gerador da turbina eólica emulada, porém sem gerar energia (ou seja, o sistema não tem carga). O gerador do sistema não pôde ser ligado devido a falta do *hardware* necessário.

Para gerar energia e, conseqüentemente, torque (variável manipulada), seria necessário ter uma carga variável acoplada ao gerador, que pudesse ser controlada. Essa manipulação seria feita através de um inversor que "puxa" potência do gerador de forma a impor o torque calculado pelo controlador. Porém, para fazer a ligação entre o gerador e o inversor, é necessário um retificador, e este componente não ficou pronto em tempo hábil para o desenvolvimento desse trabalho. Portanto, antes de apresentar as emulações feitas (com o gerador desligado), será apresentada uma seção que descreve como o sistema irá operar quando estiver completo (gerador ligado no inversor).

4.2 EMULADOR COMPLETO

Como dito na seção anterior, para fazer o controle do torque será necessário ligar o gerador em um inversor que irá puxar potência do sistema. Na Figura 26, temos um diagrama de como ficará o sistema e o seu fluxo de dados.

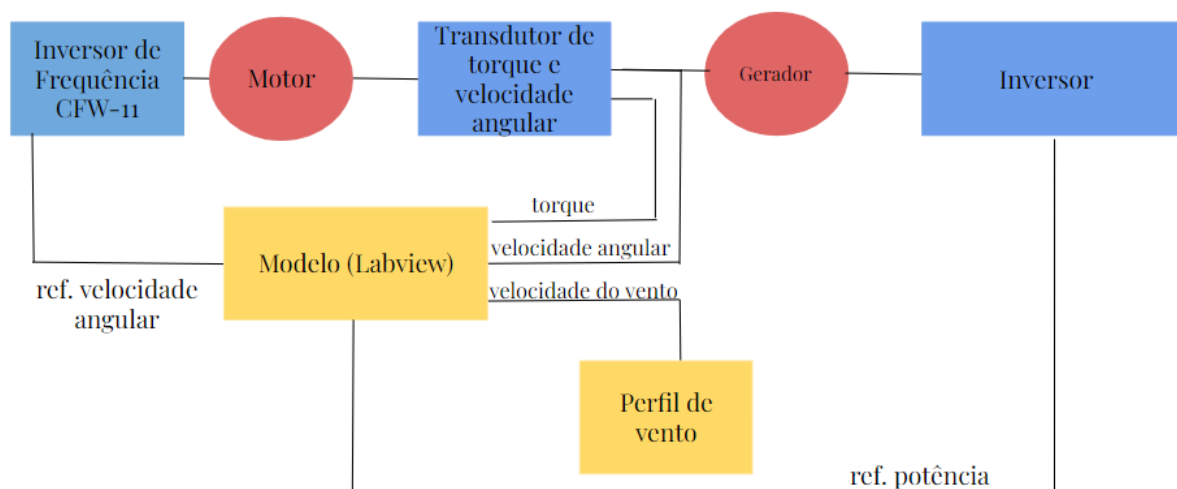
Uma vez definida a nova configuração do sistema, é preciso definir como será enviada a referência para o inversor ligado ao gerador. Para calcular essa referência de potência, utilizamos a equação 8, que nos dá a relação entre a potência e o torque do gerador. Ou seja, o torque será "substituído" pela potência como variável manipulada (essa substituição é apenas no valor enviado ao inversor, mas na prática o torque ainda é a variável manipulada).

4.2.1 Inversor

O inversor que será utilizado é o *Hybrid Inverter* da Deye, e pode ser visto na Figura 27.

O envio de dados para o inversor na saída do gerador é feito da mesma maneira que o envio de dados para o inversor que aciona o motor (via protocolo Modbus), e é preciso manipular apenas um dado para fazer o controle: a máxima potência extraída.

Figura 26 – Diagrama do emulador completo



Fonte: Autor

Figura 27 – Inversor

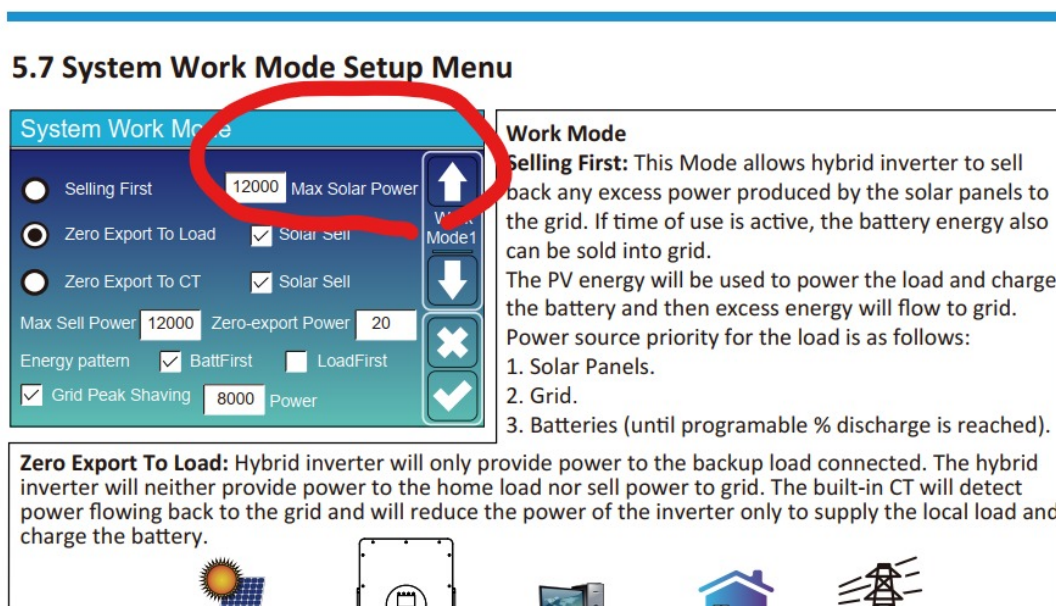


Fonte: Deye Hybrid Inverter user manual.

O inversor sempre irá extrair a máxima potência disponível, mas podemos limitar essa potência através da variável *Max solar power*, presente na Figura 28.

Essa solução apresenta uma pequena limitação, pois há um limite mínimo de

Figura 28 – Variável utilizada para controle.



Fonte: Deye Hybrid Inverter user manual.

potência a ser extraída. Isso pode fazer com que em algumas regiões de operação (regiões onde a turbina está com pouca velocidade e precisa acelerar), o torque seja um pouco maior do que deveria, pois o torque calculado pelo controlador pode ser menor que o torque mínimo que é gerado. Porém, essa limitação só afeta (um pouco) o funcionamento do sistema em uma faixa pequena de operação, o que não inviabiliza o uso do inversor para controle de torque.

4.2.2 Resultados do controlador básico no emulador

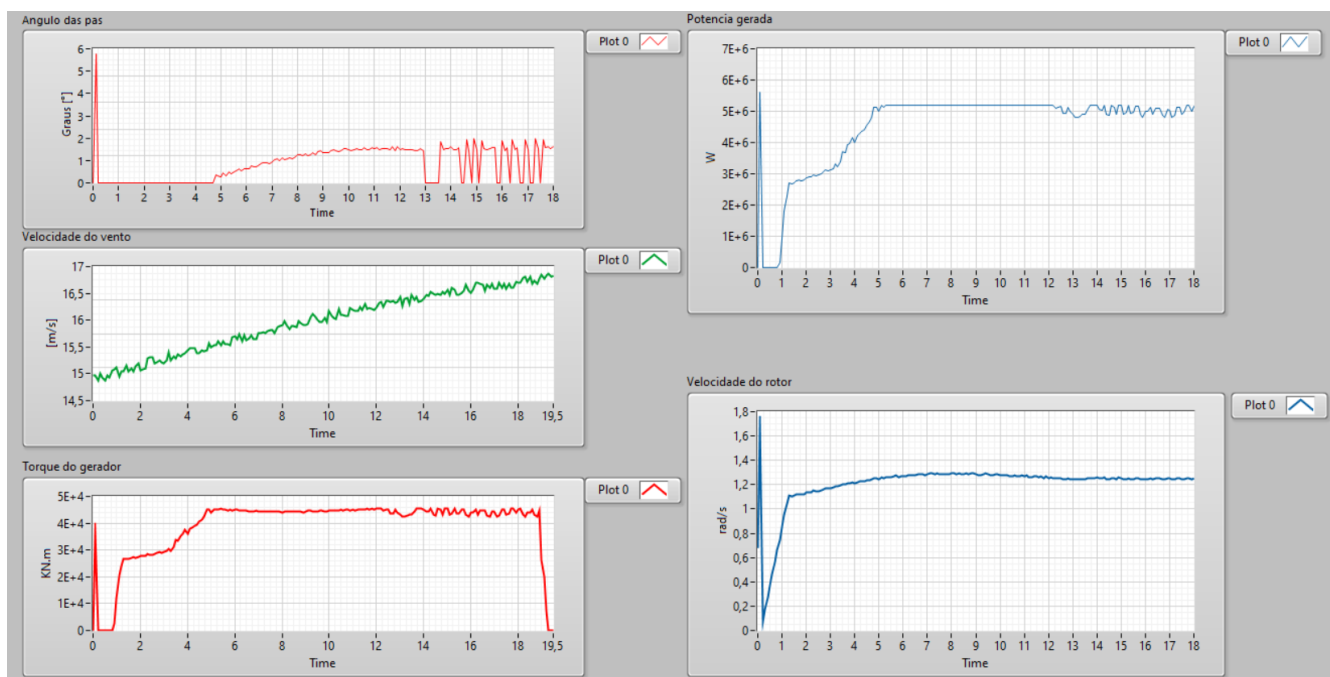
Vemos na Figura 29 que, assim como nas simulações, o controlador básico não mantém a potência no seu valor nominal. Ao contrário das simulações, a potência está ficando acima da nominal, o que pode ocasionar uma redução da vida útil do gerador de uma turbina eólica. Na Figura 30 vemos os indicadores de desempenho do controlador básico para o Ensaio A no emulador.

No Ensaio B (Figura 31, o controlador básico apresentou problemas, fazendo o valor da velocidade ir para muito acima da velocidade máxima do gerador. Isso pode ter sido ocasionado por algum erro na programação, ou o controlador precisa de ajustes para operar no emulador com velocidades de vento mais altas.

4.2.3 Resultados do MPC no emulador

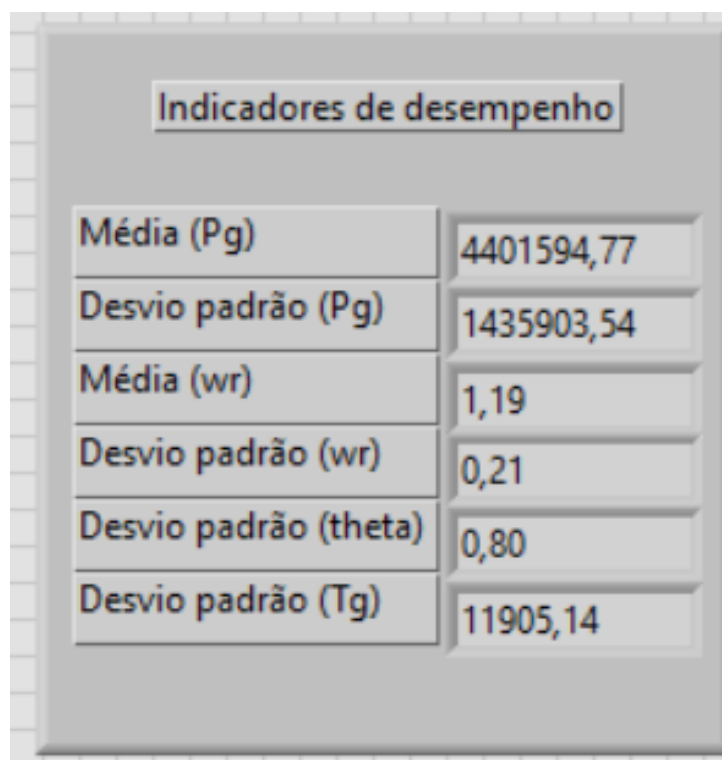
Nas Figuras 32 e 34, vemos a resposta do MPC nos ensaios A e B. O comportamento do sistema se mostrou mais oscilatório e lento em comparação com as simulações. Isso era esperado pois, ao contrário da simulação, o sistema físico conta

Figura 29 – Ensaio A do controlador básico no emulador.



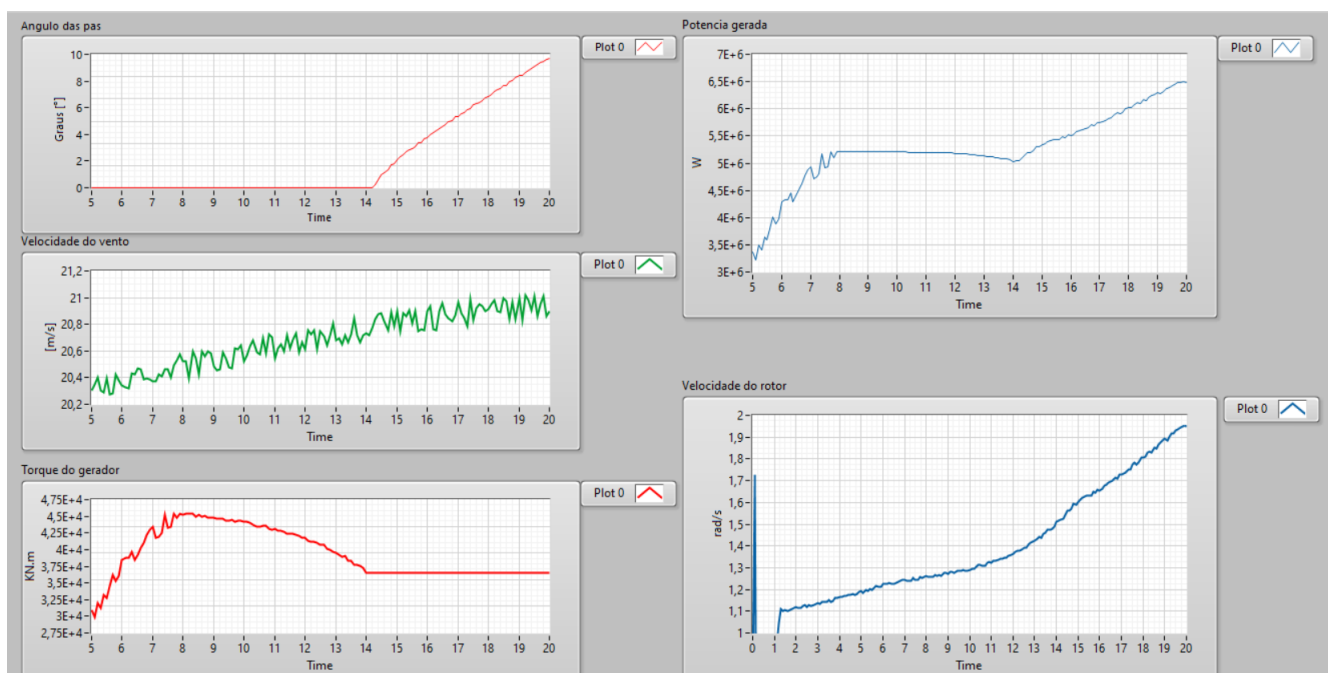
Fonte: Autor

Figura 30 – Indicadores de desempenho do controlador básico no emulador (Ensaio A).



Fonte: Autor

Figura 31 – Ensaio B do controlador básico no emulador.



Fonte: Autor

com erros de medição por parte do torquímetro, e há um tempo entre a velocidade de referência ser enviada ao inversor de frequência, e essa velocidade ser alcançada pelo motor. Vemos também que a potência fica muito próxima do seu valor nominal, mas não é rastreada com perfeição como nas simulações. Os indicadores de desempenho para os Ensaio A e B estão nas Figuras 33 e 35, respectivamente.

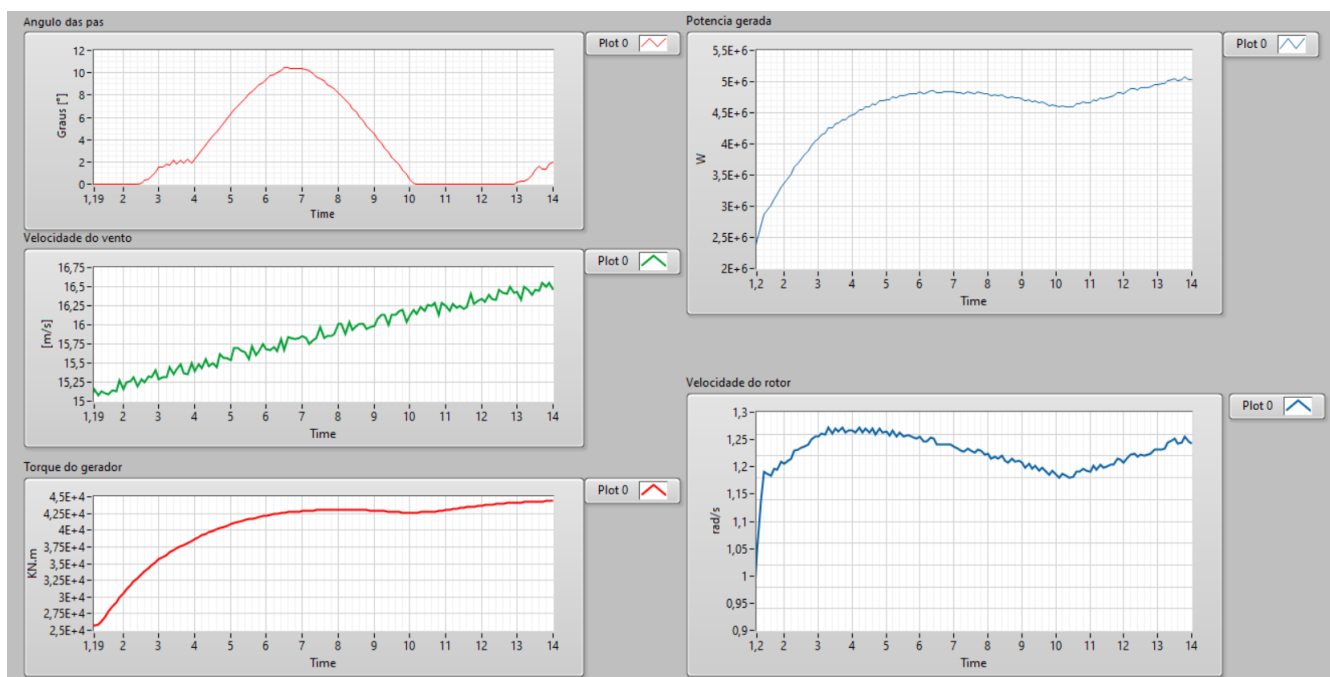
4.2.4 Transição da Região II pra Região III no emulador.

Os ensaios de transição entre regiões (Figuras 36 e 38) foram os que mais diferiram das simulações. Ambos os controladores não tiveram um bom desempenho em relação ao rastreamento da potência nominal, com o controlador básico novamente fazendo o sistema operar acima da potência nominal, e o MPC gerando pouca energia. Comparando seus desempenhos através dos indicadores das Figuras 37 e 37, vemos que apesar de não ter rastreado bem a potência, o MPC manteve a velocidade do rotor mais próxima da nominal.

4.3 COMPARAÇÃO DOS CONTROLADORES

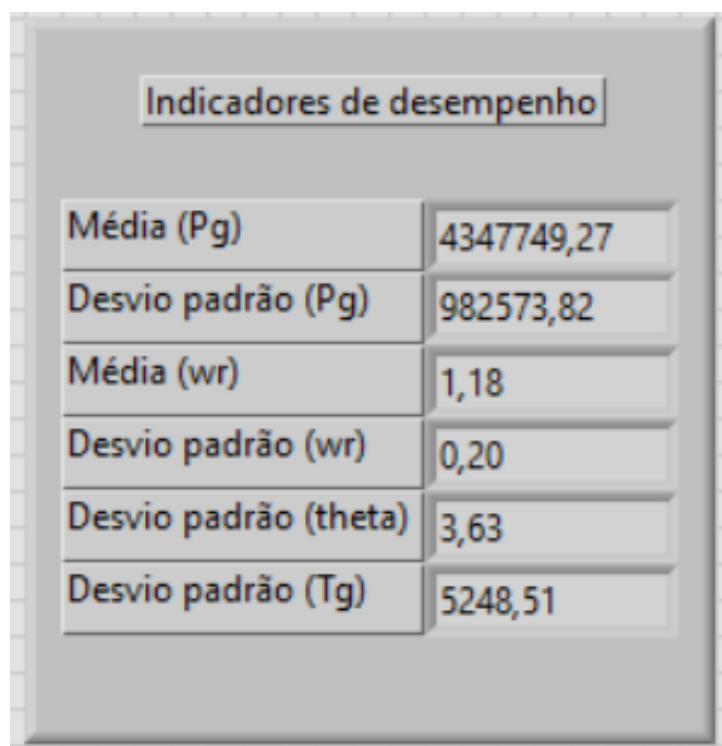
Comparando os controladores através dos indicadores de desempenho, é possível observar que, no geral, o MPC teve um desempenho melhor no que tange a rastreamento de referência das saídas nos ensaios feitos em simulação, e semelhante ao controlador básico nos ensaios feitos no emulador. Ao comparar os indicadores de desempenho (Figuras 33 e 30 do Ensaio A, a primeira vista parece que o controlador básico foi

Figura 32 – Ensaio A do controlador MPC no emulador.



Fonte: Autor

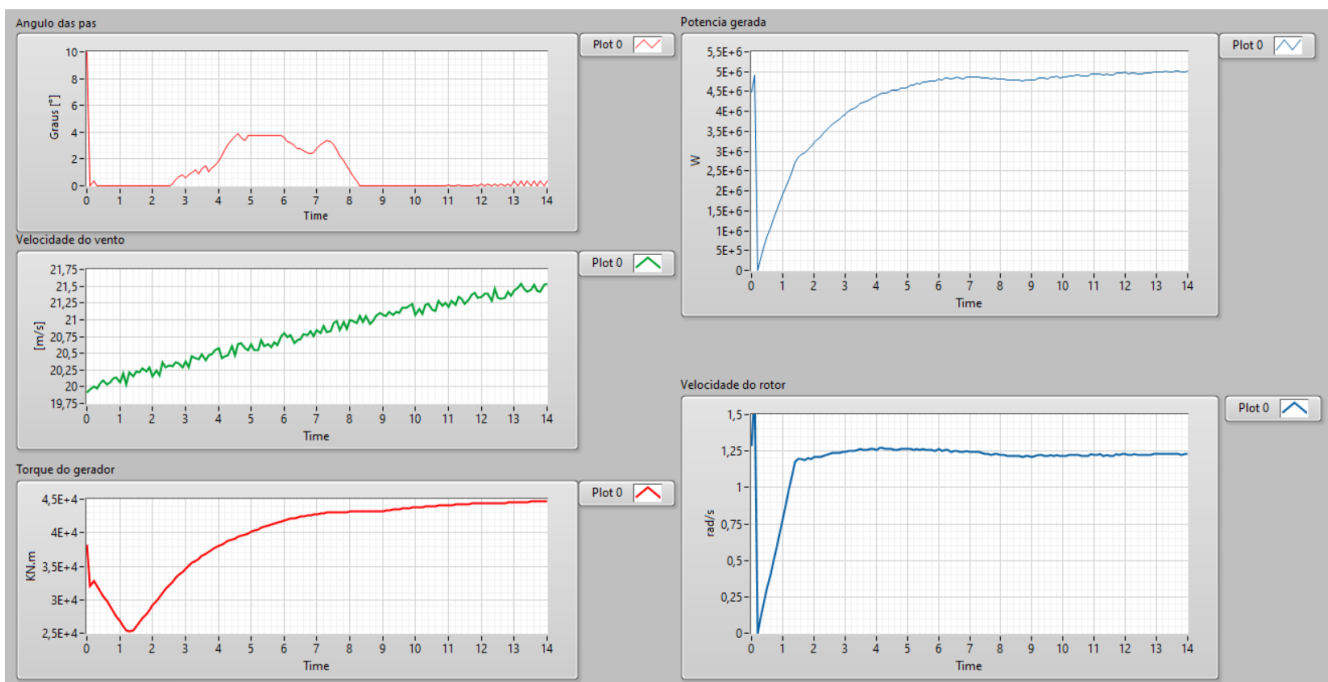
Figura 33 – Indicadores de desempenho do controlador MPC no emulador (Ensaio A).



Fonte: Autor

mais eficiente. Porém, como dito anteriormente, ele operou acima da potência nominal, podendo causar desgaste de componentes do gerador.

Figura 34 – Ensaio B do controlador MPC no emulador.



Fonte: Autor

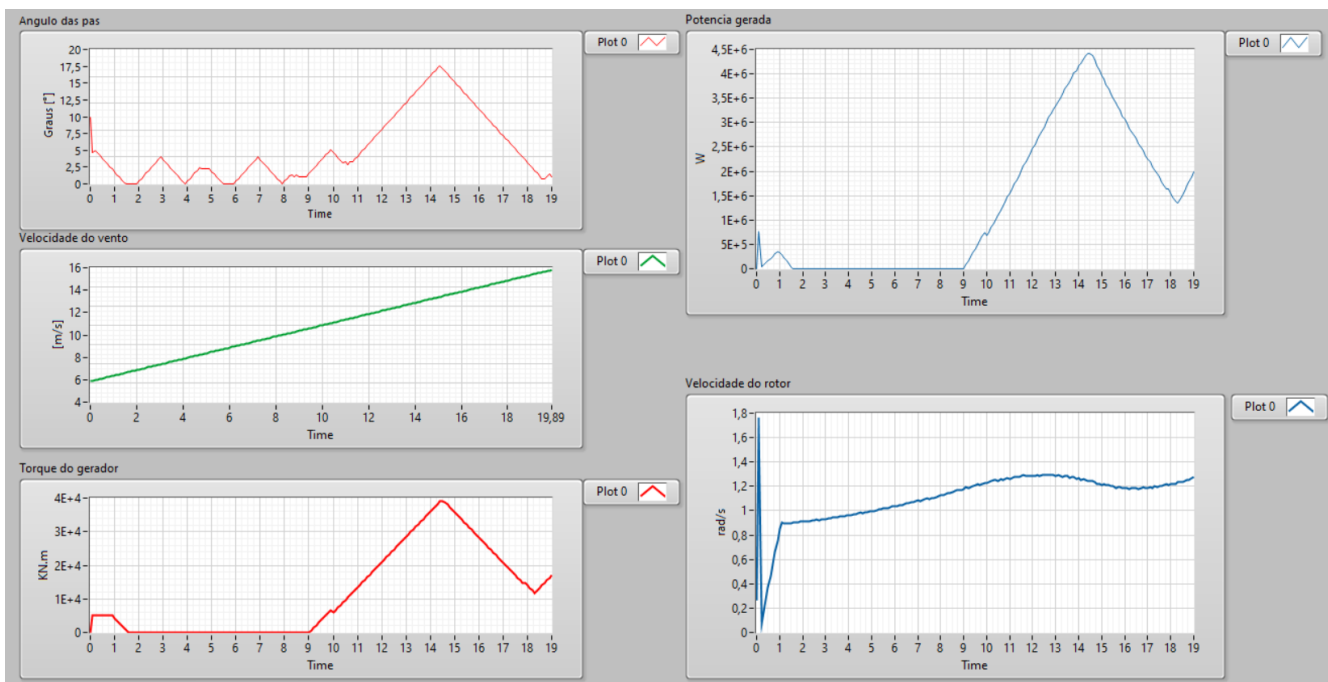
Figura 35 – Indicadores de desempenho do controlador MPC no emulador (Ensaio B).



Fonte: Autor

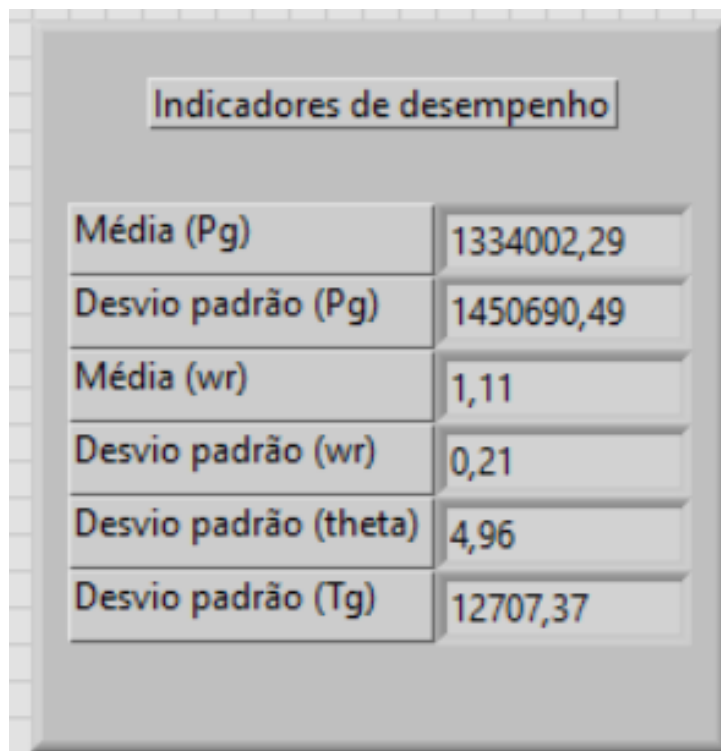
No geral, o MPC também teve um maior esforço de controle. Isso pode ser melhorado fazendo um ajuste fino nas matrizes de ponderação Q e R , bem como

Figura 36 – Transição da Região II pra III no emulador (MPC).



Fonte: Autor

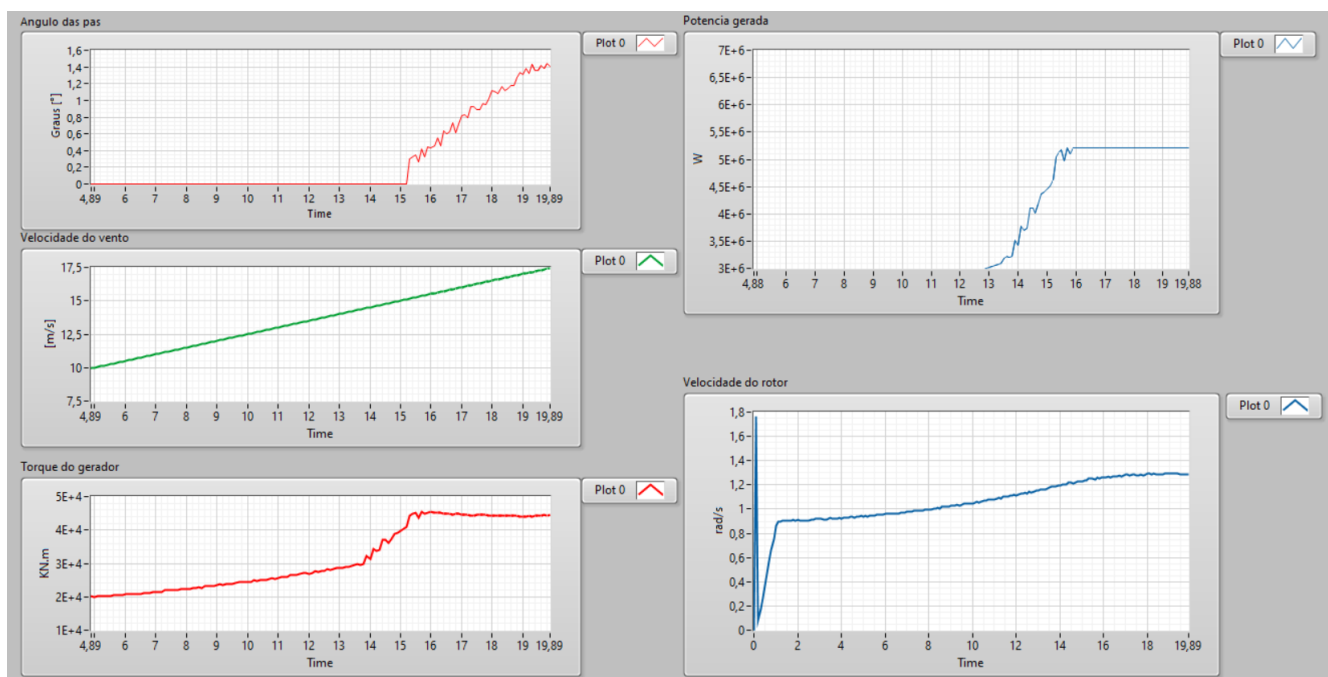
Figura 37 – Indicadores de desempenho - Transição Região II pra III (MPC).



Fonte: Autor

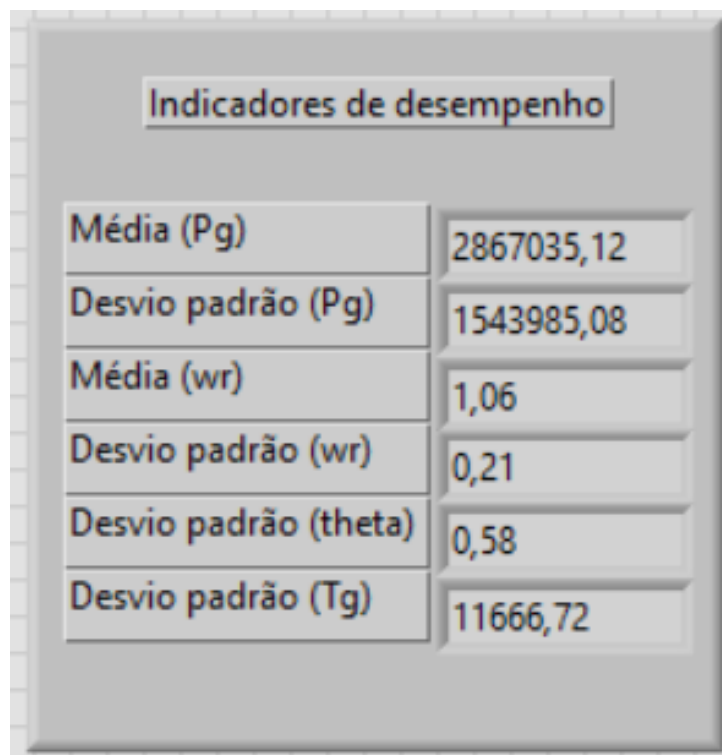
mudanças nos horizontes de predição ou nos períodos de amostragem.

Figura 38 – Transição da Região II pra III no emulador (controlador básico).



Fonte: Autor

Figura 39 – Indicadores de desempenho - Transição Região II pra III (controlador básico).



Fonte: Autor

5 CONCLUSÃO

O presente trabalho cumpriu com sua proposta de implementar um controlador MPC (e o controlador básico) em um emulador de turbina eólica, usando conceitos de *hardware-in-the-loop* e programação em LABVIEW. Os resultados são promissores, e podem ser aperfeiçoados com novos ensaios e ajustes nos controladores. Comparando os dois controladores implementados, ambos possuem vantagens e desvantagens e tiveram bons desempenhos, porém o MPC apresenta maior margem para melhorias e aperfeiçoamentos, portanto tem maior potencial para o controle de sistemas multivariáveis e não-lineares como os aerogeradores.

A implementação em LABVIEW se mostrou prática do ponto de vista de operação do sistema, pois apresenta uma interface gráfica intuitiva e agrupa todos os dados em uma tela só. Através da interface, é possível modificar parâmetros de maneira rápida, facilitando a execução dos ensaios.

Vale ressaltar que o modelo utilizado desprezou algumas dinâmicas de um aerogerador, como a torção da torre. Essa dinâmica é muito relevante de ser estudada em trabalhos futuros, uma vez que a torção da torre pode causar desgaste e diminuir a vida útil da torre. Como o desempenho do MPC é fortemente ligado ao modelo utilizado para cálculo das previsões, é essencial que em uma aplicação real se use o modelo mais completo possível.

Para trabalhos futuros, algumas melhorias podem ser feitas, como:

- Ajuste fino dos parâmetros do MPC.
- Melhorias no modelo, principalmente a inclusão de outras dinâmicas (como a torção da torre).
- Emulação de cenários mais longos.
- Usar um estimador de velocidade do vento, para deixar o sistema mais real.
- Melhorar a transição entre as regiões de operação.

REFERÊNCIAS

- RESEARCH HUBS. Introduction to Wind Turbine. 2015. Available at: <<https://goo.gl/bFMdZD>>. Access date: 03 jan 2018.
- CAMACHO, E.; BORDONS, C. Model Predictive Control. [S.l.]: Springer, 2007. (Advanced Textbooks in Control and Signal Processing).
- DARLING, D. Wind Turbine. 2016. Available at: <<https://goo.gl/PsfDFi>>. Access date: 03 jan 2018
- GRUNE, J. P. a. L. " Nonlinear model predictive control: Theory and algorithms. 1. ed. [S.l.]: Springer-Verlag London, 2011. (Communications and Control Engineering).
- JONKMAN, J. M. et al. Definition of a 5-MW Reference Wind Turbine for Offshore System Development. 2009.
- LIO, W. H.; ROSSITER, J. A.; JONES, B. L. A review on applications of model predictive control to wind turbines. 2014 10th UKACC International Conference on Control, 2014.
- MEYERS, C. B. Types of Wind Turbines. 2013. Available at: <<https://goo.gl/uPpRJR>>. Access date: 03 jan 2018.
- PLUCENIO, A. Desenvolvimento de Técnicas de Controle Não Linear para Elevação de Flúidos Multifásicos. Tese (Doutorado) — Departamento de Automação e Sistemas, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis/SC - Brazil, May 2010.
- SOLIMAN, M.; MALIK, O. P.; WESTWICK, D. T. Multiple model mimo predictive control for variable speed variable pitch wind turbines. 2010 American Control Conference, 2010.
- PUHL, Eduardo; Desenvolvimento de Aplicação para Controle da Emulação em Tempo Real de Turbinas Eólicas em Bancada/ Eduardo Puhl - Florianópolis, 2020.
- VARGAS, Pedro; Emulador de Turbina Eólica com hardware-in-the-loop - Florianópolis, 2024

APÊNDICE A – CÓDIGOS

Aqui serão colocados os códigos (quase todos) em LABVIEW utilizados neste trabalho.

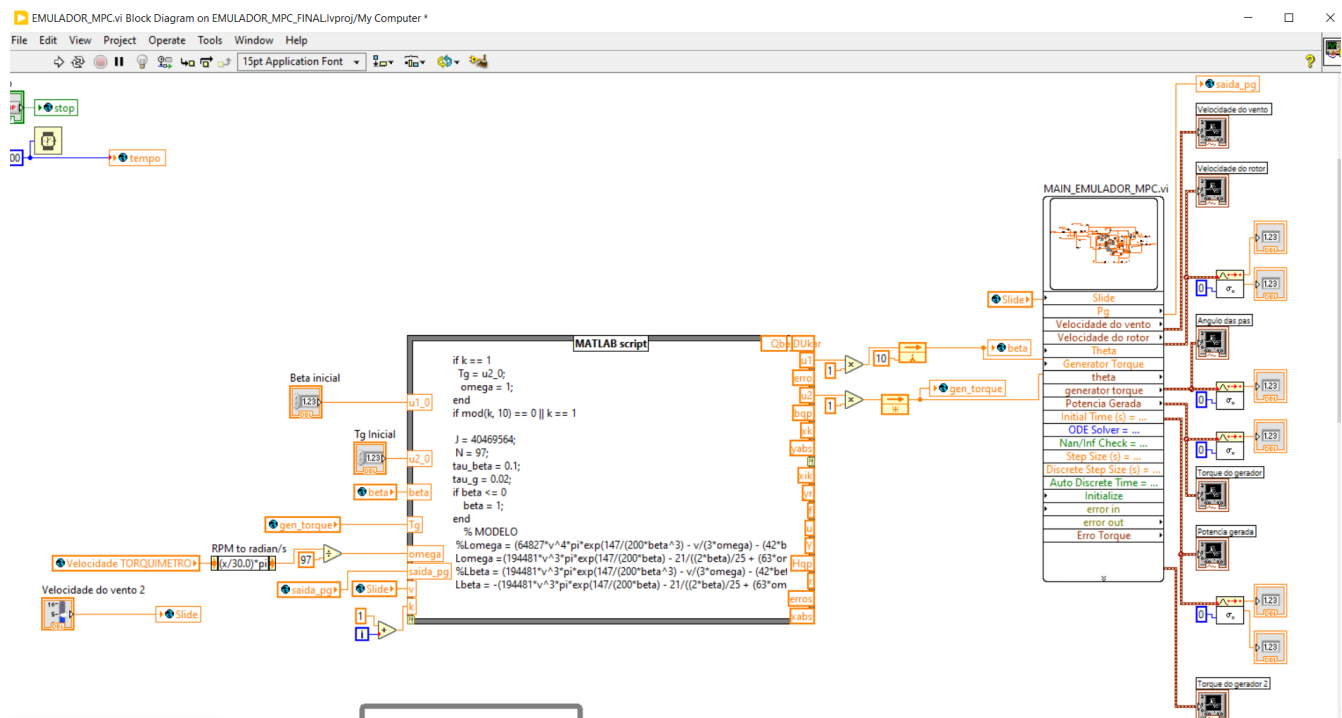


Figura 40 – Fonte: Autor

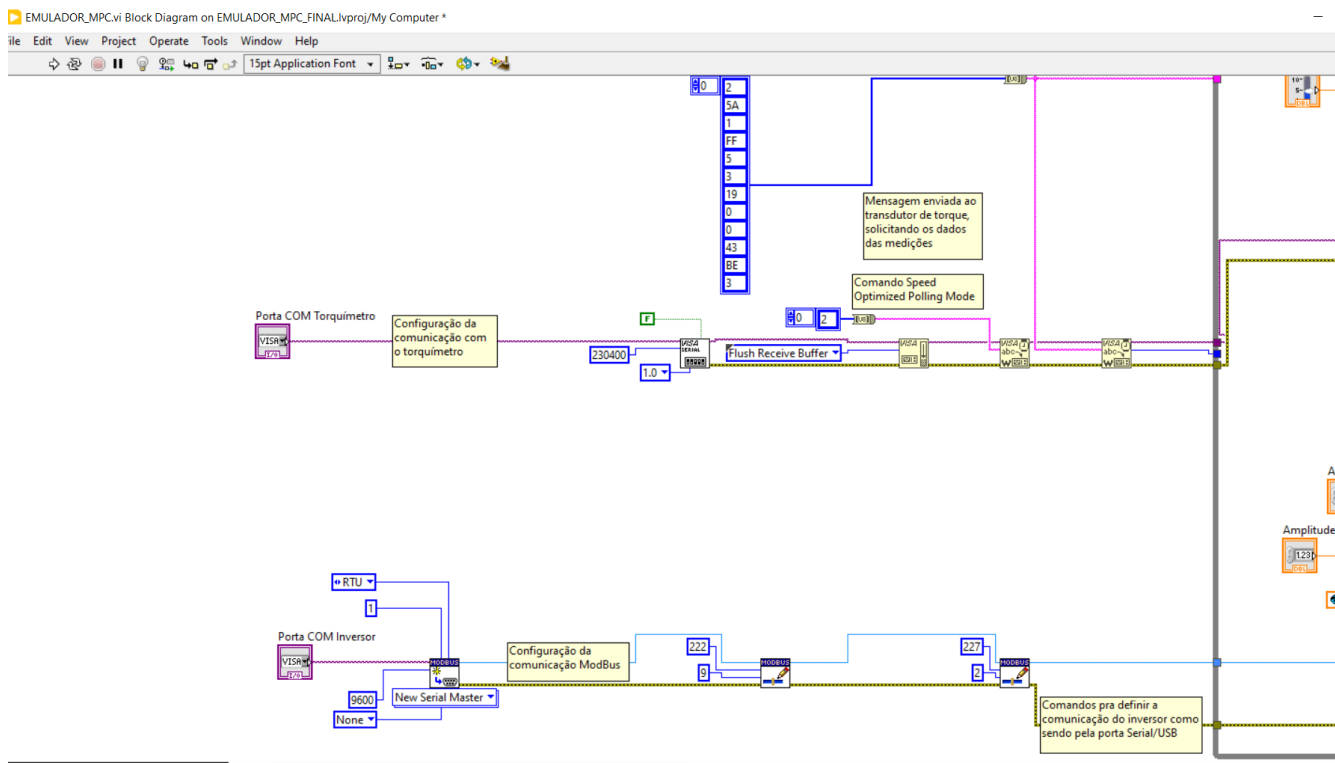


Figura 41 – Fonte: Autor

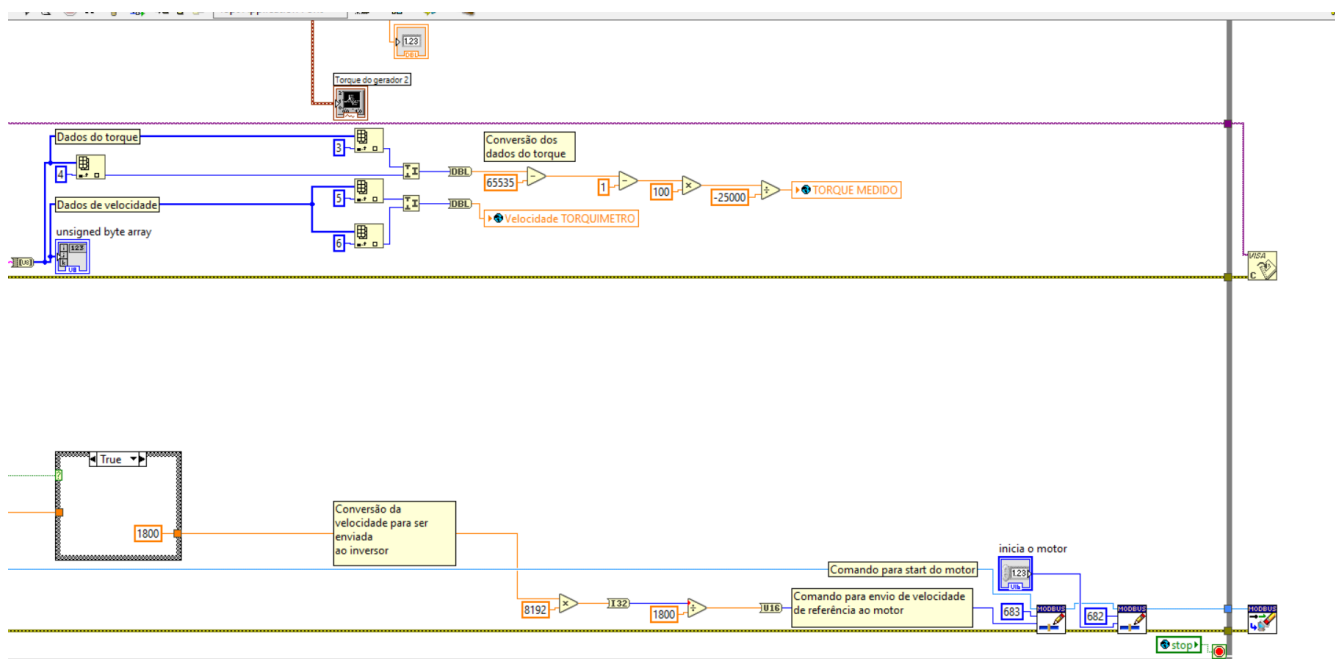


Figura 42 – Fonte: Autor

