

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS

PEDRO LUCAS BETARELO DOS SANTOS

Análise de incerteza e previsão de geração eólica para estudos
de margem de estabilidade de tensão

São Carlos
2025

PEDRO LUCAS BETARELO DOS SANTOS

Análise de incerteza e previsão de geração eólica para estudos
de margem de estabilidade de tensão

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia Elétrica com Ênfase em Sistemas de Energia e Automação, da Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do Título de Engenheiro Eletricista

Orientador: Prof. Dr. Luís Fernando Costa Alberto

São Carlos
2025

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da
EESC/USP com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

S237a Santos , Pedro Lucas Betarelo dos
Análise de incerteza e previsão de geração
eólica para estudos de margem de estabilidade de tensão
/ Pedro Lucas Betarelo dos Santos ; orientador Luís
Fernando Costa Alberto. São Carlos, 2025.

Monografia (Graduação em Engenharia Elétrica com
ênfase em Sistemas de Energia e Automação) -- Escola de
Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo,
2025.

1. Estabilidade de Tensão. 2. Geração Eólica.
3. Representação de Incertezas. 4. Sistemas Elétricos
de Potência. I. Título.

FOLHA DE APROVAÇÃO

Nome: Pedro Lucas Betarelo dos Santos

Título: “Análise de incerteza e previsão de geração eólica para estudos de margem de estabilidade de tensão”

**Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado em
18/06/2025,**

com NOTA Dez (10,0), pela Comissão Julgadora:

**Prof. Titular Luís Fernando Costa Alberto - Orientador
SEL/EESC/USP**

**Profa. Titular Ahda Pionkoski Grilo Pavani - Universidade
Federal do ABC**

Mestre Lucas Beordo - EESC/USP

**Coordenador da CoC-Engenharia Elétrica - EESC/USP:
Professor Associado José Carlos de Melo Vieira Júnior**

*Aos meus pais, pelo amor e apoio incondicional;
à minha namorada, pelo carinho e incentivo constantes;
ao meu afilhado, por encher meus dias de alegria e doçura com seu sorriso;
e aos meus amigos, pela companhia e força ao longo dessa jornada.
A todos vocês, dedico este trabalho com profunda gratidão...*

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente aos meus pais, Cosmo e Rosana, e ao meu irmão, Carlos Eduardo, por todo o amor, apoio e orientação em cada passo desta jornada acadêmica. Sem o suporte e a confiança de vocês, muitos dos desafios enfrentados teriam sido ainda mais difíceis de superar.

À minha namorada, Livia Vitória, por ser minha inspiração e por compartilhar comigo cada momento deste caminho com carinho e compreensão. Sua presença foi essencial para que eu mantivesse o equilíbrio e a motivação em todas as fases deste trabalho.

Ao meu afilhado, Ravi, cuja alegria inocente e sorriso contagiante trouxeram leveza aos desafios desta caminhada.

Ao professor Luís Fernando, expresso minha gratidão pela orientação, paciência e pelo conhecimento generosamente compartilhado. Sua orientação foi fundamental para a construção deste projeto e do meu desenvolvimento profissional.

Agradeço também à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo pelo apoio financeiro e pela confiança em minha pesquisa, tornando possível o desenvolvimento deste trabalho.

Por fim, deixo meu profundo agradecimento aos amigos do grupo "Tudo quanto é coisa...", que me acompanharam com alegria e parceria, ajudando a tornar essa caminhada mais leve e divertida. Obrigado por estarem ao meu lado em cada etapa, trazendo risos e fortalecendo nossa amizade.

RESUMO

SANTOS, P. L. B. **Análise de incerteza e previsão de geração eólica para estudos de margem de estabilidade de tensão**. 2025. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2025.

A crescente participação de fontes alternativas de energia limpa em substituição a fontes poluentes na matriz energética, visando a diminuição de impactos ambientais, resultou no crescimento de fontes de geração eólica no sistema elétrico brasileiro, as quais utilizam de aerogeradores para realizar a conversão da energia cinética das massas de ar em energia elétrica. No entanto, flutuações na velocidade dos ventos e a intermitência nesse tipo de fonte dificultam a previsão do cenário operativo e podem culminar em problemas de instabilidade de tensão. Nesse contexto, esta monografia tem como objetivo investigar e desenvolver metodologias para parametrizar as dinâmicas de geração nesse modelo de fonte, em termos de previsão de geração e potencial. Sob essa ótica, buscou-se entender, modelar e prever a potência de saída de complexos eólicos com diferentes modelos, a fim de avaliar a aderência destes modelos aos dados reais e, então, estudar como as variações de geração eólica podem comprometer a estabilidade do sistema elétrico. Para isso, analisaram-se dados de geração e diferentes métodos de análise são aplicados, com o intuito de criar cenários de geração. Para isso, utilizaram-se dados históricos de velocidade do vento para a aplicação da Distribuição de Weibull, com o objetivo de estimar a probabilidade de ocorrência de diferentes faixas de velocidade na região de Curaçá/BA, em que o modelo apresentou alta aderência aos dados observados, evidenciada pela elevada convergência entre a curva ajustada e o histograma empírico. Além disso, foram empregados modelos de séries temporais e redes neurais artificiais para a previsão da potência gerada por parques eólicos, sendo que as redes neurais demonstraram desempenho superior, alcançando erros de previsão frequentemente inferiores a 1%, o que evidencia sua maior capacidade de modelar padrões de geração eólica. Destarte, o objetivo é avaliar modelos que auxiliem no planejamento da operação elétrica e nas análises de segurança em sistemas elétricos de potência com grande penetração de fontes de geração eólica.

Palavras-chave: Estabilidade de Tensão. Geração Eólica. Representação de Incertezas. Sistemas Elétricos de Potência.

ABSTRACT

SANTOS, P. L. B. **Uncertainty analysis and wind power generation forecast for voltage stability margin studies**. 2025. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2025.

The growing participation of alternative clean energy sources in replacement of polluting sources in the energy matrix, aiming to reduce environmental impacts, has resulted in the growth of wind power generation sources in the Brazilian electric system, which use wind turbines to convert the kinetic energy of air masses into electrical energy. However, fluctuations in wind speed and the intermittency of this type of source make it difficult to predict the operational scenario and may lead to voltage instability problems. In this context, this monograph aims to investigate and develop methodologies to parameterize the generation dynamics of this type of source, in terms of generation forecasting and potential. From this perspective, the goal was to understand, model, and forecast the output power of wind farms using different models, in order to evaluate the adherence of these models to real data and, then, study how variations in wind generation may compromise the stability of the electric power system. For this purpose, generation data were analyzed and different analysis methods were applied, with the aim of creating generation scenarios. For this, historical wind speed data were used for the application of the Weibull Distribution, in order to estimate the probability of occurrence of different wind speed ranges in the region of Curaçá/BA, in which the model showed high adherence to the observed data, evidenced by the strong convergence between the fitted curve and the empirical histogram. Furthermore, time series models and artificial neural networks were employed to forecast the power generated by wind farms, with neural networks demonstrating superior performance, achieving forecast errors frequently below 1%, which highlights their greater capacity to model wind generation patterns. Thus, the objective is to evaluate models that assist in the planning of power system operation and in security analyses in electric power systems with high penetration of wind generation sources.

Keywords: Power Systems. Uncertainty Representation. Voltage Stability. Wind Power Generation.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Matriz Elétrica Brasileira de 2023	27
Figura 2 – Evolução da capacidade instalada de fontes eólicas (MW)	28
Figura 3 – Média trimestral da velocidade dos ventos (m/s)	30
Figura 4 – Processo de geração de energia em fontes eólicas	31
Figura 5 – Geometria de um aerogerador	32
Figura 6 – Escoamento do vento em aerogeradores	33
Figura 7 – Aspectos de um aerogerador moderno	34
Figura 8 – Perfil aerodinâmico do controle <i>stall</i>	38
Figura 9 – Curva de potência típica em aerogeradores com controle <i>stall</i>	39
Figura 10 – Curva de potência típica em aerogeradores com controle <i>pitch</i>	40
Figura 11 – Modelo de aerogeradores do Tipo A	42
Figura 12 – Curva Torque x Velocidade para máquinas de indução	43
Figura 13 – Modelo de aerogeradores do tipo B	44
Figura 14 – Modelo de aerogeradores do tipo C	46
Figura 15 – Modelo de aerogeradores do tipo D	47
Figura 16 – Mapa de estações	56
Figura 17 – PDF de Weibull - Dados de 50 metros de altura	60
Figura 18 – CDF de Weibull - Dados de 50 metros de altura	61
Figura 19 – PDF de Weibull - Dados da superfície	62
Figura 20 – CDF de Weibull - Dados da superfície	63
Figura 21 – Comparativo entre a curva de distribuição e o histograma de cada período	64
Figura 22 – Comparativo entre a curva de distribuição e o histograma - Anual	65
Figura 23 – Modelo de série temporal	65
Figura 24 – Erro de previsão do PMC e média móvel	76
Figura 25 – Comparativo entre erros de previsão — Lagoa dos Ventos	79
Figura 26 – Comparativo entre erros de previsão — Lagoa dos Ventos (sem MA)	79
Figura 27 – Comparativo entre erros de previsão — Campo Largo	80
Figura 28 – Comparativo entre erros de previsão — Campo Largo (sem MA)	80

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Causa e Efeito das Turbinas Eólicas na Rede Elétrica	35
Tabela 2 – Descrição de resultados - INMET	57
Tabela 3 – Descrição de resultado - ONS	57
Tabela 4 – Dados iniciais para o complexo eólico Lagoa dos Ventos	57
Tabela 5 – Dados iniciais para o complexo eólico Campo Largo	58
Tabela 6 – Coordenadas geográficas de Curaça/BA	59
Tabela 7 – Dados de vento a 50 m de altura	59
Tabela 8 – Probabilidade da velocidade dos ventos ser maior do que 7 m/s	61
Tabela 9 – Dados de vento na superfície	62
Tabela 10 – Probabilidade da velocidade dos ventos ser maior do que 3 m/s	63
Tabela 11 – Probabilidade da velocidade dos ventos ser maior do que 3 m/s - Ajuste	64
Tabela 12 – Resultados das simulações - Lagoa dos Ventos - Modelo AR	67
Tabela 13 – Resultados das simulações - Campo Largo - Modelo AR	68
Tabela 14 – Resultados das simulações - Lagoa dos Ventos - Modelo MA	70
Tabela 15 – Resultados das simulações - Campo Largo - Modelo MA	70
Tabela 16 – Resultados das simulações - Lagoa dos Ventos - Modelo ARIMA	72
Tabela 17 – Resultados das simulações - Campo Largo - Modelo ARIMA	72
Tabela 18 – Resultado do PMC - Previsão e erro	75
Tabela 19 – Valores previstos com o PMC	76
Tabela 20 – Resultados das simulações - Lagoa dos Ventos	77
Tabela 21 – Resultados das simulações - Campo Largo	78

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABEEólica	Associação Brasileira de Energia Eólica
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
CNN	<i>Convolutional Neural Network</i>
CRESESB	Centro de Referência para Energia Solar e Eólica
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
FSWT	<i>Fixed Speed Wind Turbines</i>
GIDA	Gerador de Indução Duplamente Alimentado
GIGE	Geradores de Indução em Gaiola de Esquilo
GRU	<i>Gated Recurrent Unit</i>
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
LSTM	<i>Long Short-Term Memory</i>
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i>
MME	Ministério de Minas e Energia
MW	Megawatt
MW _{med}	Megawatt médio
ONS	Operador Nacional do Sistema
PNE	Plano Nacional de Energia
SEP	Sistema Elétrico de Potência
TWh	Terawatt-hora
VSWT	<i>Variable Speed Wind Turbines</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

λ	Fator de escala da Distribuição de Weibull
k	Fator de forma da Distribuição de Weibull
μ	Média
∇	Operador de Diferenciação
θ	Parâmetro do Modelo Autorregressivo (AR)
φ	Parâmetro do Modelo <i>Moving Average</i> (MA)
a_t	Ruído branco
z_t	Série temporal
σ_a^2	Variância

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	23
1.1	Objetivo	25
1.2	Justificativa	26
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	27
2.1	Geração Eólica	27
2.2	Potencial Eólico Brasileiro	29
2.3	Aerogeradores	31
2.3.1	Geradores de velocidade fixa e variável	36
2.4	Controle de velocidade em aerogeradores	38
2.4.1	Controle <i>Stall</i>	38
2.4.2	Controle <i>Stall</i> Ativo	40
2.4.3	Controle <i>Pitch</i>	40
2.5	Tipos de Aerogeradores	41
2.5.1	Aerogerador do tipo A	41
2.5.2	Aerogerador do tipo B	44
2.5.3	Aerogerador do tipo C	45
2.5.4	Aerogerador do tipo D	47
2.6	Métodos estatísticos de previsão de ventos e geração eólica	48
2.6.1	Distribuição de Weibull	48
2.6.2	Séries Temporais	50
2.6.3	Redes Neurais	51
3	METODOLOGIA E RESULTADOS	55
3.1	Banco de dados	55
3.2	Distribuição de Weibull	58
3.3	Séries Temporais	65
3.3.1	Modelo Autorregressivo (AR)	66
3.3.2	Modelo Moving Average (MA)	69
3.3.3	Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA)	71
3.4	Rede Neural Artificial	73
3.4.1	Perceptron Multicamadas	73
3.5	Comparativo entre métodos de previsão	78
4	CONCLUSÃO	83
	REFERÊNCIAS	85

1 INTRODUÇÃO

A transição para uma matriz energética sustentável tem impulsionado o crescimento da geração de energia por fontes renováveis, como a eólica, que contribuem para a diminuição da dependência de combustíveis fósseis e para a redução de impactos ambientais. No entanto, a natureza intermitente da geração eólica, diretamente influenciada pela velocidade dos ventos, introduz incertezas significativas no planejamento da operação de sistemas elétricos de potência (SEP), podendo ocasionar instabilidades nos níveis de tensão (BICALHO, 2012). Em relação a isso, manter as tensões dentro de faixas adequadas é essencial para garantir a qualidade do fornecimento de eletricidade e evitar eventos que comprometam a segurança e confiabilidade da rede (KUNDUR, 2004).

Nesse sentido, destacam-se alguns dos principais fatores que levam à instabilidade de tensão, incluindo a distância entre os centros de geração e consumo, que causa perdas consideráveis nas linhas de transmissão, além da limitação na capacidade de transferir potências reativas em grande quantidade (KUNDUR, 2004). Com vistas aos parques eólicos, ao serem integrados de forma adequada, podem contribuir para a operação segura da rede elétrica, desde que participem ativamente no controle e aumento da margem de estabilidade de tensão (SOHN, 2014).

Com esse enfoque, o estudo da matriz elétrica e do potencial eólico no país são fundamentais para o planejamento e a operação do setor energético, principalmente em se tratando da transição para uma matriz energética renovável, o que auxilia compreensão da participação e o impacto das diferentes fontes de geração no atendimento à demanda, além de identificar oportunidades para diversificação e redução da dependência de combustíveis fósseis (LIMA *et al.*, 2018). Para isso, a análise de potencial eólico tem o papel de fornecer subsídios técnicos para avaliar a viabilidade de projetos, contribuindo para o aproveitamento estratégico dessa fonte renovável e otimizando o desempenho e a eficiência dos parques eólicos (AMARANTE *et al.*, 2001).

Entretanto, devido à sua dependência das variações de vento, os parques eólicos apresentam oscilações na geração, tornando necessária a criação de metodologias que prevejam seu comportamento e estimem margens de estabilidade adequadas para diversos cenários de geração. A esse respeito, sabe-se que essas metodologias são fundamentais para mitigar os riscos associados à intermitência da geração eólica, permitindo uma operação mais segura e confiável dos sistemas elétricos de potência. Além disso, ao incorporar modelos preditivos precisos e ferramentas analíticas robustas, é possível otimizar o uso da energia gerada, minimizar impactos na qualidade da energia e contribuir para a expansão sustentável dessa fonte renovável na matriz energética (LIMA *et al.*, 2024).

A análise operacional de complexos eólicos requer uma sólida análise de dados históricos, sejam eles no tocante ao potencial disponível ou geração, a fim de entender as dinâmicas pelas quais complexos eólicos estão susceptíveis (SANTOS, 2022). Para isso,

é necessário a avaliação de base de dados que permita uma compreensão detalhada do comportamento dos ventos e das condições climáticas regionais, em que se destacam as atuações de órgãos como o Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), o Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) e o Centro de Referência para Energia Solar e Eólica Sérgio de Salvo Brito (CRESESB), os quais oferecem informações indispensáveis para a modelagem e avaliação da dinâmica em complexos eólicos.

Existe uma ampla gama de técnicas de análise para parques eólicos. Dentre as ferramentas empregadas, destaca-se a Distribuição de Weibull, amplamente utilizada para avaliar a viabilidade energética de uma região, considerando a variação da intensidade e frequência dos ventos, a fim de entender qual é a probabilidade da velocidade dos ventos estarem em uma faixa de operação, o que impacta na avaliação do potencial da área estudada (SOUZA *et al.*, 2019).

Neste contexto, tem-se o uso de funções de distribuição para a avaliação do planejamento energético de longo prazo, que é essencial para garantir a segurança no fornecimento de energia, tendo em vista as projeções de demanda e as tendências de crescimento populacional e industrial, focando em cenários que podem se estendem por décadas, o que exige a consideração de variáveis econômicas, sociais e tecnológicas (CARVALHO, 2005). Para que seja possível atender à crescente demanda de energia, as projeções devem incorporar o desenvolvimento de novas fontes de energia, como as renováveis, além de inovações tecnológicas que podem impactar tanto a geração quanto a distribuição de eletricidade, em que a previsão é fundamental para a definição de políticas públicas, investimentos em infraestrutura e formação de um portfólio energético diversificado, que permita não apenas a sustentação da demanda, mas também a adaptação às mudanças climáticas e aos avanços tecnológicos, garantindo um sistema energético robusto e resiliente a longo prazo (MERCURE *et al.*, 2014).

Em outra perspectiva, o estudo de séries temporais é comumente usado no processo de previsão da potência de saída em complexos eólicos, uma vez que essa abordagem possibilita a identificação de padrões sazonais e tendências de comportamento, fornecendo recursos para ajustes mais precisos em modelos operacionais. Assim, ao integrar essas análises ao processo de predição, é possível otimizar a gestão dos recursos energéticos, aumentar a eficiência dos sistemas e promover uma maior confiabilidade no planejamento energético. (FRANCA *et al.*, 2019).

Ademais, a integração de técnicas avançadas com base em redes neurais artificiais têm ampliado significativamente a capacidade de análise e previsão da geração eólica (OLIVEIRA; SANTOS, 2023). Isso se deve ao fato de que essas redes, ao aprenderem padrões complexos em dados históricos, podem fornecer estimativas mais acuradas sobre o cenário de geração em complexos eólicos, ainda que estejam diante de cenários de alta variabilidade (FUJISE, 2018). Assim, tal abordagem não apenas contribui para uma maior eficiência no gerenciamento da geração e da estabilidade da rede, mas também para o

planejamento estratégico de novos empreendimentos eólicos, consolidando a energia eólica como um pilar na transição para uma matriz energética mais sustentável e resiliente.

Sob outra ótica, há análises de previsões de curto prazo para o planejamento elétrico, visando atender à necessidade imediata e à operação diária do sistema elétrico. Essas análises de previsão para o curto prazo, podendo ser de horas, dias ou semanas, comumente se concentram na previsão da demanda de energia e no gerenciamento da operação das usinas e redes de transmissão de forma eficiente (AQUILA *et al.*, 2023). Nesse contexto, fatores como condições climáticas, padrões de consumo sazonais e eventos imprevistos, como falhas ou manutenções, precisam ser considerados para ajustar a geração e a distribuição de eletricidade. Ao contrário das previsões de longo prazo, que focam na expansão e sustentabilidade do sistema, as previsões de curto prazo estão diretamente relacionadas à operacionalidade e ao equilíbrio em tempo real entre oferta e demanda, evitando sobrecargas e minimizando o risco de apagões. Esse nível de previsão exige modelos preditivos altamente precisos e atualizados, além de um sistema de monitoramento contínuo que permita ajustes rápidos e eficazes (HONG; FAN, 2016).

Destarte, a integração entre as previsões de longo e curto prazo é crucial para o sucesso do planejamento energético e elétrico. Embora cada uma dessas previsões atenda a necessidades distintas, elas estão interligadas no objetivo comum de assegurar a continuidade e a eficiência do fornecimento de energia (LAI *et al.*, 2018). As previsões de longo prazo orientam a construção de um sistema energético resiliente e preparado para o futuro, enquanto as previsões de curto prazo garantem a operação diária eficiente do sistema elétrico. Dessa forma, a análise integrada dessas previsões possibilita uma abordagem holística para o planejamento, permitindo que as decisões tomadas hoje, com base nas projeções de curto prazo, estejam alinhadas com as metas estratégicas de longo prazo, contribuindo para um desenvolvimento sustentável do setor energético. Assim, a capacidade de combinar ambos os horizontes temporais proporciona uma maior estabilidade e confiabilidade no fornecimento de energia, adaptando-se às exigências presentes e futuras da sociedade (NAM *et al.*, 2020).

1.1 Objetivo

Este projeto de conclusão de curso tem como objetivo modelar as variações de geração de energia em parques eólicos de curto prazo, visando o estudo do problema de estabilidade de tensão, que busca manter as tensões dentro de níveis operacionais seguros e contribuir para a estabilidade dos sistemas elétricos de potência (SEPs). Para tanto, emprega-se uma combinação de técnicas estatísticas avançadas, incluindo distribuições de probabilidade, séries temporais e redes neurais artificiais, para analisar e prever a dinâmica da geração eólica. Estas metodologias permitem não apenas estimar as variações de curto prazo, mas também identificar padrões e tendências que impactam diretamente a operação e o planeja-

mento do sistema elétrico. O desenvolvimento desses modelos busca fornecer subsídios técnicos para a integração otimizada da geração eólica, promovendo uma operação mais confiável e eficiente dos SEPs.

1.2 Justificativa

A principal justificativa deste trabalho reside na crescente participação da energia eólica na matriz energética, o que demanda soluções inovadoras para mitigar as incertezas associadas à sua natureza intermitente. A variabilidade dos ventos representa um desafio significativo para a operação dos sistemas elétricos, especialmente no que diz respeito à manutenção da qualidade e confiabilidade do fornecimento de eletricidade. Ao desenvolver modelos preditivos robustos e estudos detalhados sobre o potencial de geração entre parques eólicos, este projeto oferece ferramentas essenciais para o setor energético. Além disso, o trabalho contribui diretamente para o avanço tecnológico necessário à transição energética, ao apoiar uma integração mais segura e eficiente das fontes renováveis, alinhada às demandas globais por sustentabilidade e resiliência na infraestrutura elétrica.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

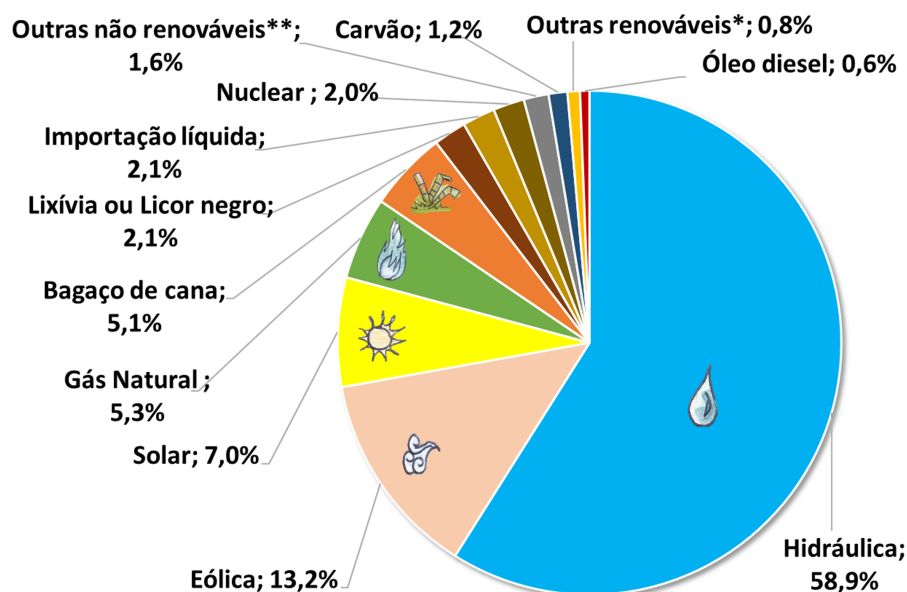
2.1 Geração Eólica

Em função do aumento da demanda do SEP, somado a pressão econômica e ambiental para a transição para uma matriz energética mais limpa, urge que seja feito um planejamento mais criterioso na adoção de novas fontes de energia. Nesse cenário, as fontes renováveis ganham relevância em escala global, com aplicações efetivas de fontes alternativas e renováveis, como energia solar fotovoltaica, biomassa, hidrelétricas e energia eólica, com importantes aspectos voltados à comercialização e integração da rede (LIMA *et al.*, 2018).

Com vistas à geração sustentável de energia elétrica, aliada à necessidade de reduzir os impactos ambientais das formas tradicionais de geração de energia, principalmente de origem termoeletrica, tem-se o crescente uso de fontes eólicas, que utilizam aerogeradores para realizar a conversão da energia cinética das massas de ar em energia elétrica (FERREIRA, 2008).

Em se tratando da matriz elétrica brasileira, observa-se que o país tem sua geração de energia fortemente baseada em fontes renováveis, com destaque à geração hídrica, que se beneficia da geografia favorável do país (RAMPINELLI; JUNIOR, 2012). A Figura 1 apresenta a matriz elétrica brasileira no ano de 2023, em que é possível ver a presença de fontes renováveis de geração de energia e a predominância da geração por fontes hídricas.

Figura 1 – Matriz Elétrica Brasileira de 2023

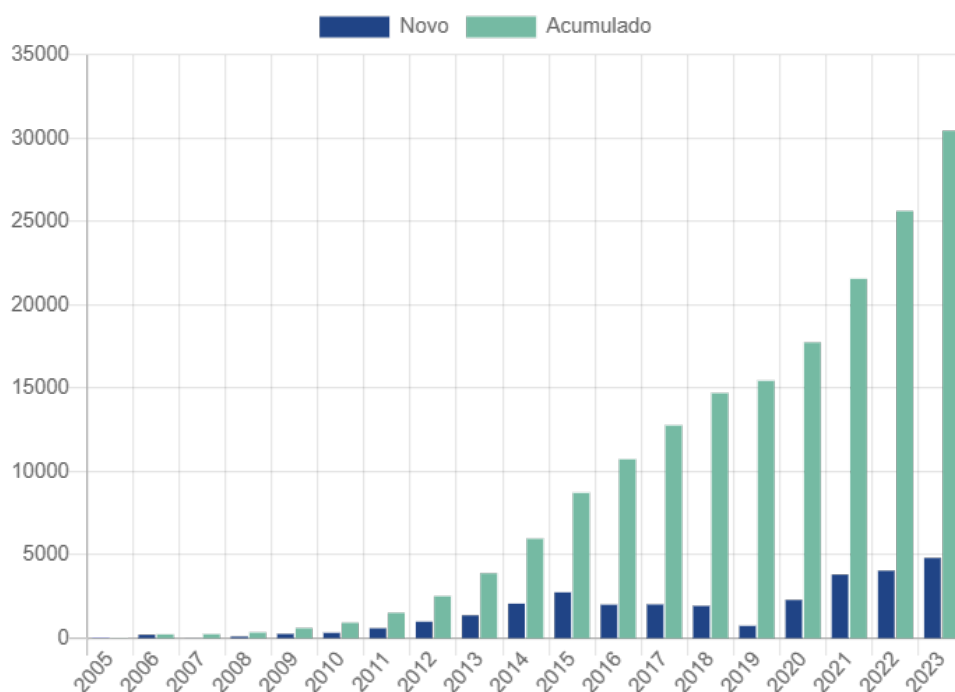


Fonte: (EPE, 2024)

Entretanto, é importante destacar o papel crescente da energia eólica na matriz elétrica brasileira, especialmente considerando as projeções futuras. Atualmente, tem-se cerca de

1079 parques eólicos distribuídos em 12 estados do país, os quais contam com mais de 11400 aerogeradores em operação, o que resulta em cerca de 32 GW de potência instalada (ABEEólica, 2024). A Figura 2 mostra a evolução da capacidade instalada no Brasil entre os anos de 2005 e 2023, evidenciando a quantidade de novas instalações e o total acumulado em MW.

Figura 2 – Evolução da capacidade instalada de fontes eólicas (MW)



Fonte: (ABEEólica, 2024)

Sob essa ótica, é notório que o investimento em fontes eólicas geram boa rentabilidade, apresentando um retorno de 2,9 reais ao PIB a cada 1 real investido, além de gerar cerca de 11 postos de trabalho a cada MW instalado (ABEEólica, 2024). Por isso, os investimentos no setor também demonstraram um crescimento significativo nos últimos anos, especialmente entre os anos de 2012 e 2023. Por exemplo, teve-se um total de 6,2 bilhões de dólares investidos em geração eólica só no ano de 2022, o que reflete em uma tendência de crescimento na capacidade instalada acumulada do país (PACHECO *et al.*, 2024).

No que diz respeito às projeções futuras, a tendência é a expansão eólica continuar crescente nos próximos anos, justificada pelo alto potencial eólico do país. Estima-se que, até 2028, o Brasil terá 44,78 GW de capacidade instalada de fontes de origem eólica, um aumento de 38,21% do que há instalado em 2024, cuja participação na matriz nacional atinge 13,2% (ABEEólica, 2024).

2.2 Potencial Eólico Brasileiro

Tendo em vista o destaque da energia eólica por seu caráter não poluente, tem-se uma alternativa estratégica para a mitigação das emissões de gases de efeito estufa por fontes à combustão. Nesse sentido, é conveniente destacar que a geração de 1.7 GWh de energia a partir dos aerogeradores, em substituição a fontes convencionais, poderia evitar a emissão de, aproximadamente, $1,3 \times 10^6$ toneladas de CO₂ na atmosfera, reforçando sua importância no combate às mudanças climáticas, também evidenciando a importância de analisar o potencial eólico de uma região a fim de viabilizar sua exploração energética (SILVA *et al.*, 2002).

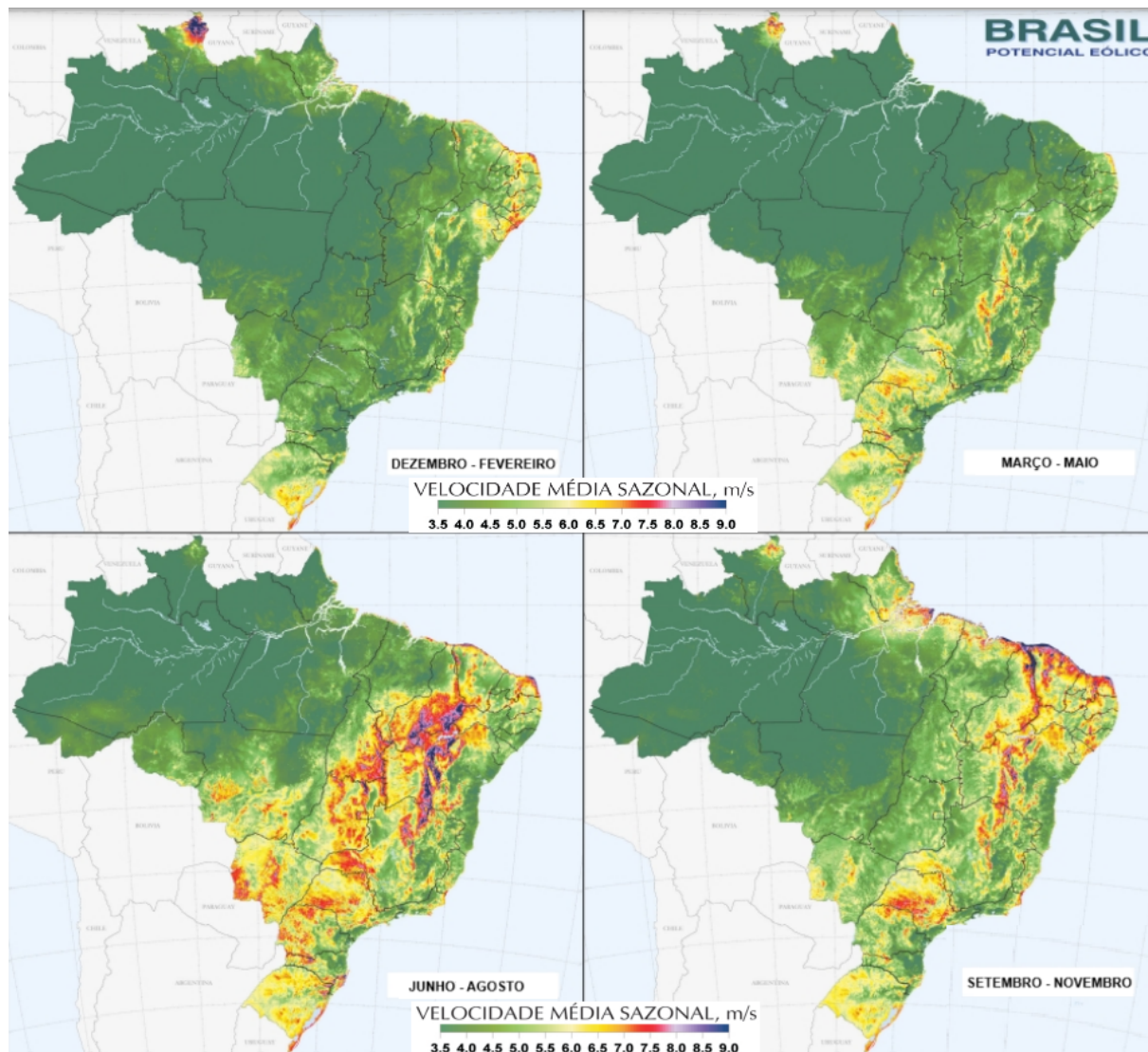
Contudo, o entendimento do potencial eólico de uma região exige estudos sistemáticos sobre o regime de ventos, o que oferece uma estimativa inicial do potencial bruto ou teórico de aproveitamento da energia eólica. Para que a energia eólica seja tecnicamente viável, a densidade do vento na região estudada deve ser igual ou superior a 500 W/m² a uma altura de 50 metros, o que corresponde a uma velocidade mínima do vento entre 7 e 8 m/s. No entanto, segundo a Organização Mundial de Meteorologia (OMM), apenas 13% da superfície terrestre apresenta velocidade média de vento igual ou superior a 7 m/s nessa altura. Ainda assim, estima-se que o potencial bruto mundial de energia eólica seja da ordem de 500.000 TWh por ano, mas, devido a restrições socioambientais, apenas cerca de 53.000 TWh, ou aproximadamente 10% desse total, são considerados tecnicamente aproveitáveis (FILIPE *et al.*, 2010). Ainda que não seja possível aproveitar todo o potencial eólico mundial, o valor de 10% desse total ainda é 1,8 vezes maior do que a geração total de energia no mundo em 2023 (ENERGY INSTITUTE, 2024).

Com vistas ao Brasil, tem-se que o potencial voltado à energia eólica é de cerca 143 GW (ALVES, 2010), o que resulta em, aproximadamente, 1250 TWh de geração de energia por ano, sendo que a geração no país em 2023 foi de 710 TWh (ENERGY INSTITUTE, 2024), ou seja, o potencial eólico brasileiro é 1,76 vezes maior do que a geração atual presente no país. Assim, o Brasil possui um vasto potencial para a geração de energia eólica, uma vez que conta com condições climáticas favoráveis à implementação dessa fonte, somada a uma extensa área territorial, fazendo com que o país apresente regiões particularmente adequadas para a instalação de parques eólicos, especialmente no Nordeste e Sul do país (SANTOS, 2022).

Para a avaliação do potencial eólico brasileiro, é fundamental considerar questões de sazonalidade, que impactam diretamente a disponibilidade e a previsibilidade dos ventos. Tais questões devem ser cuidadosamente analisadas na elaboração de cenários energéticos, a fim de aumentar a precisão nas estimativas de geração e aprimorar as estratégias de integração ao sistema elétrico, promovendo maior estabilidade sazonal na oferta de energia e estabilidade em sistemas com alta penetração de fonte eólicas (AMARANTE *et al.*, 2001). A Figura 3 apresenta a média trimestral da velocidade dos ventos nas diferentes regiões

do Brasil, sendo possível observar a variação dessa velocidade ao decorrer dos meses, principalmente no Nordeste brasileiro.

Figura 3 – Média trimestral da velocidade dos ventos (m/s)



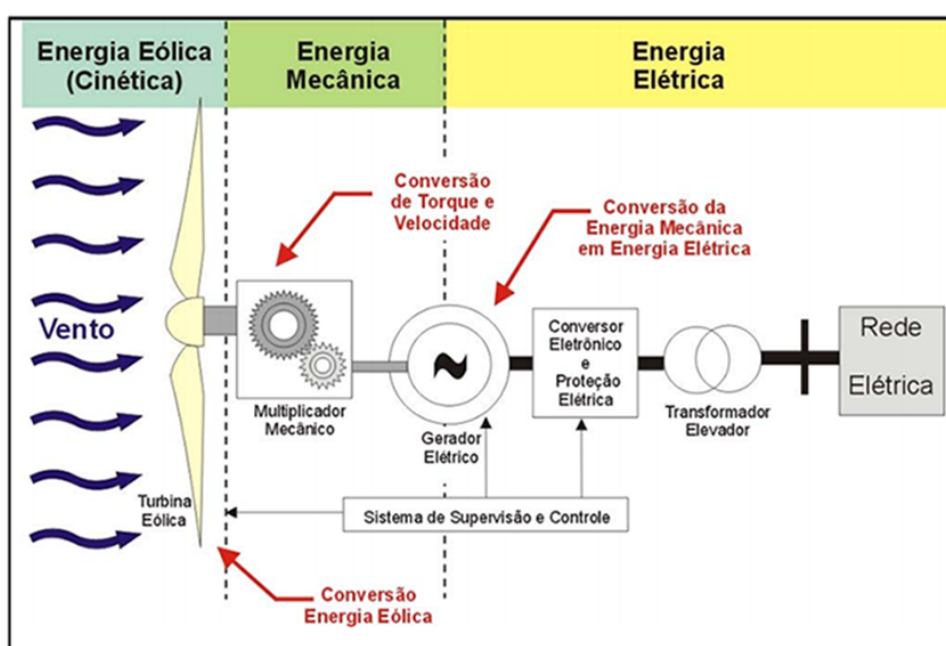
Fonte: Adaptado de (AMARANTE *et al.*, 2001)

Destarte, o potencial eólico brasileiro apresenta características únicas devido à variabilidade climática e geográfica do país, oferecendo condições favoráveis para o aproveitamento da energia dos ventos em várias regiões, podendo chegar a velocidades de até a 9 m/s. Contudo, para explorar esse potencial, é essencial considerar fatores como sazonalidade, variabilidade e integração ao sistema elétrico nacional, sendo necessária a modelagem de cenários e o fortalecimento de políticas públicas voltadas para energias renováveis, alavancando o uso sustentável e estratégico dessa fonte para a diversificação da matriz energética brasileira, maximizando os benefícios econômicos e ambientais e posicionando o país como referência global em energia limpa (ALVES, 2010).

2.3 Aerogeradores

No que se refere à geração de energia por fontes eólicas, tem-se que os aerogeradores são os dispositivos responsáveis por converter a energia cinética presente nas massas de ar em energia elétrica, que fundamenta a geração de energia dessa fonte renovável. Nesse sentido, esses sistemas realizam a conversão da energia cinética do vento em movimento mecânico, que é transmitido para o gerador. Em sequência, essa energia é convertida em eletricidade e distribuída para a rede elétrica (PICOLO *et al.*, 2014). A Figura 4 apresenta o funcionamento de um aerogerador.

Figura 4 – Processo de geração de energia em fontes eólicas



Fonte: (PICOLO *et al.*, 2014)

Em termos de potência disponível para aerogeradores, a análise inicial se baseia na energia cinética disponível, a qual é apresentada pela equação (2.1):

$$E_c = \frac{1}{2}mv^2 \quad (2.1)$$

Em que:

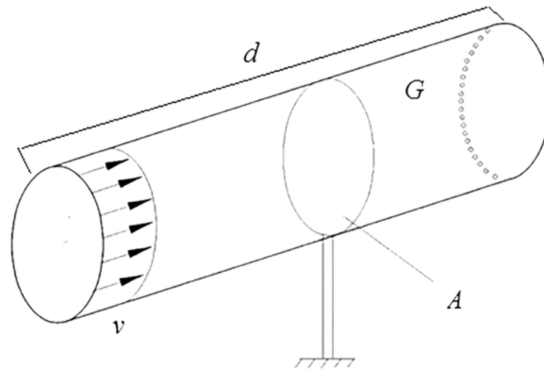
E_c = Energia cinética

m = Massa de ar (kg)

v = Velocidade do objeto (m/s)

Ao avaliar a geometria de um aerogerador, observa-se que o movimento do rotor resulta em uma área varrida pelas pás, a qual corresponde à seção transversal por onde as massas de ar fluem. A Figura 5 ilustra a geometria do problema em questão.

Figura 5 – Geometria de um aerogerador

Fonte: (PICOLO *et al.*, 2014)

Dessa forma, tem-se que a vazão mássica que atravessa as pás do aerogerador é descrita como apresentado na equação (2.2):

$$\frac{m}{t} = \rho Av \quad (2.2)$$

Em que:

m = Massa de ar (kg)

t = Tempo (s)

ρ = Densidade do ar (kg/m^3)

A = Área da seção transversal (m^2)

v = Velocidade da massa de ar (m/s)

Isolando a massa em (2.2) e a substituindo em (2.1), temos a expressão apresentada na equação (2.3):

$$E_c = \frac{1}{2}(\rho Avt)v^2 = \frac{1}{2}\rho Atv^3 \quad (2.3)$$

Uma vez que a potência é a variação da energia no tempo (PINTO; SANTOS NETO, 2012), tem-se que a potência disponível P_{disp} (W) para aerogeradores é descrita pela equação (2.4):

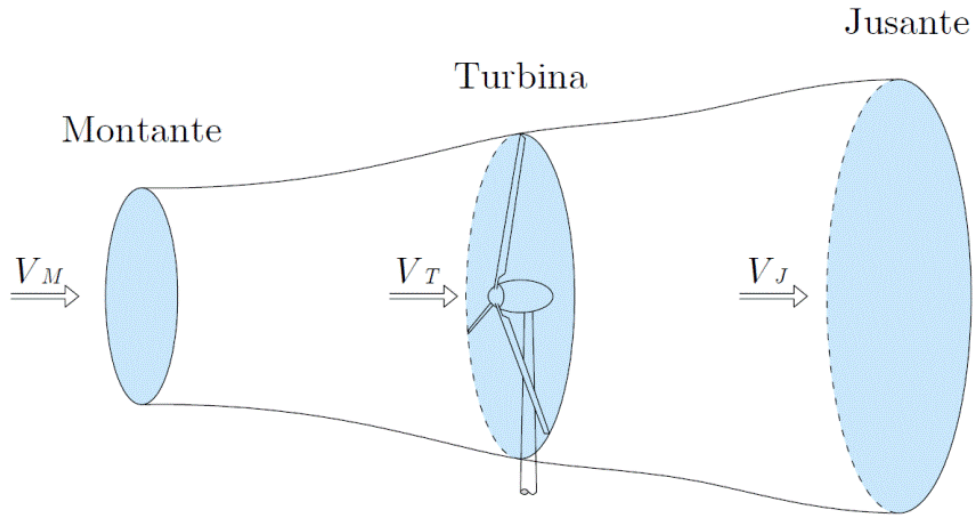
$$P_{disp} = \frac{dE_c}{dt} = \frac{1}{2}\rho Av^3 \quad (2.4)$$

A equação (2.4) mostra que há uma dependência cúbica entre a potência disponível em uma fonte de geração eólica e a velocidade dos ventos, explicitando o fato de que variações na velocidade dos ventos podem causar grandes variações na potência disponível (SALLES, 2004).

Entretanto, a equação (2.4) apresenta a potência total disponível para um aerogerador, mas apenas uma fração da potência pode ser realmente utilizada, uma vez que o fluxo de ar

que passa pela turbina ainda tem energia cinética ao sair, limitando a quantidade de energia que pode ser extraída pelo aerogerador (PINTO; SANTOS NETO, 2012). A Figura 6 ilustra que a velocidade à jusante da turbina eólica não é nula, embora menor que à montante.

Figura 6 – Escoamento do vento em aerogeradores



Fonte: (BAZZO *et al.*, 2014)

A fim de considerar esse fator de redução de potência, um coeficiente de potência C_p é modelado e apresentado na equação (2.5) (PICOLO *et al.*, 2014).

$$C_p = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{V_j}{V_m} \right] \left[1 - \left(\frac{V_j}{V_m} \right)^2 \right] \quad (2.5)$$

Em que:

V_j = Velocidade à jusante (m/s)

V_m = Velocidade à montante (m/s)

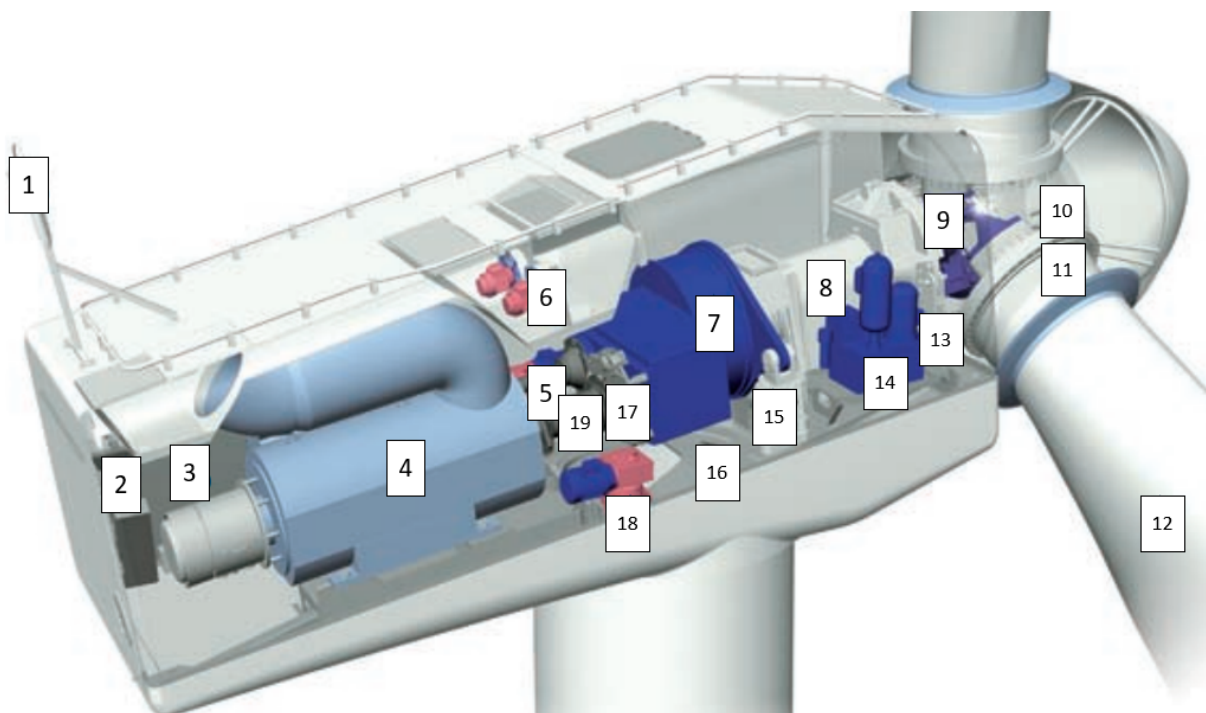
Após os estudos sobre escoamento de fluidos realizados pelo físico Albert Betz (1885 - 1968), constatou-se que a máxima potência teórica que uma turbina eólica pode obter ocorre quando a velocidade do vento à jusante é reduzida a um terço da velocidade à montante, fazendo com que C_p na análise teórica seja igual a, aproximadamente, 59,259% (PICOLO *et al.*, 2014). Entretanto, em um cenário prático, o rendimento de um aerogerador chega próximo aos 40% apenas (PINTO; SANTOS NETO, 2012).

Além disso, existem questões de eficiência que devem ser levadas em consideração, englobando questões mecânicas e elétricas do sistemas como um todo, introduzindo um coeficiente η no cálculo (SALLES, 2004). Assim, a expressão da potência utilizável é apresentada na equação (2.6):

$$P_{\text{útil}} = \frac{1}{2} C_p \eta \rho A v^3 \quad (2.6)$$

Sob essa ótica, a eficiência do processo de conversão de energia também depende de fatores como a geometria das pás, dos multiplexadores de velocidade e da tecnologia do gerador implementada na máquina elétrica em questão (PIRES, 2010). Em se tratando da estrutura de um aerogerador, a Figura 7 apresenta seus principais componentes.

Figura 7 – Aspectos de um aerogerador moderno



Fonte: Adaptado de (VESTAS, 2010)

Em que:

- ① Anemômetro – Mede a velocidade do vento.
- ② Sistema de Comunicação – Envia dados e informações operacionais.
- ③ Conversor – Ajusta a frequência desejada.
- ④ Gerador – Produz energia elétrica a partir do movimento rotacional.
- ⑤ Cilindros de Rotação – Controlam a orientação da nacelle.
- ⑥ Sistema de Resfriamento – Mantém o gerador em temperaturas adequadas.
- ⑦ Caixa de Engrenagens – Aumenta a velocidade de rotação para o gerador.
- ⑧ Eixo de Baixa Velocidade – Envia o movimento para a caixa de engrenagens.
- ⑨ Controle *Pitch* – Ajusta o ângulo das pás para otimizar a captação de vento.
- ⑩ Cubo do Rotor – Conecta as pás ao eixo principal.
- ⑪ Rolamento das Pás – Permite a rotação suave das pás.
- ⑫ Pás – Capturam a energia do vento e transmitem ao rotor.
- ⑬ Trava do Rotor – Impede a rotação do rotor em condições extremas.
- ⑭ Sistema Hidráulico – Atua em mecanismos de travamento e controle de pitch.

- ⑮ Braço de Torque – Suporta cargas transmitidas pelo eixo.
- ⑯ Encaixe com a Torre – Conexão entre a nacela e a torre.
- ⑰ Freio Mecânico – Fornece frenagem adicional ao sistema.
- ⑱ Sistema de Giro – Permite que a nacela gire para se alinhar com o vento.
- ⑲ Luva de Acoplamento – Conecta partes móveis para transmissão de torque.
- ⑳ Nacele – Abriga e protege os componentes principais.
- ㉑ Torre – Suporta a nacela e o rotor, elevando-os a uma altura adequada.

É conveniente destacar que a maior parte dos componentes é instalada na nacela, estrutura localizada no topo das torres eólicas, em que também se encontra o rotor que conecta as pás e dão forma ao sistema de geração eólica. Já em se tratando das funções de controle e proteção do sistema, frequentemente são posicionadas no interior da torre ou acessadas externamente por meio de um painel. Além disso, o transformador elétrico, por sua vez, pode ser montado tanto na nacela, quanto na torre, a depender da configuração do sistema (COLLIER, 2011).

Em relação à operação de aerogeradores, é possível identificar diferentes causas associadas às características da geração de energia eólica que impactam diretamente a rede elétrica. Nesse sentido, a Tabela 1 apresenta uma relação entre as principais causas provenientes da operação de turbinas eólicas e os efeitos gerados na qualidade da energia elétrica, análise essencial para compreender os desafios técnicos associados à integração de fontes renováveis ao sistema elétrico e propor soluções para minimizar tais impactos.

Tabela 1 – Causa e Efeito das Turbinas Eólicas na Rede Elétrica

CAUSA	EFEITOS
Aumento da produção média de energia	<ul style="list-style-type: none"> • Variação do valor eficaz da tensão
Variação na velocidade dos ventos dentro dos limites operacionais	<ul style="list-style-type: none"> • Flutuações dinâmicas da tensão e potência
Variação da velocidade do vento acima dos limites operacionais. Regime transitório do conversor na rede. Ligação ou desligamento de turbinas e condensadores	<ul style="list-style-type: none"> • Picos no valor da tensão • <i>Flicker</i>
Flutuações da potência produzida	<ul style="list-style-type: none"> • Flutuações dinâmicas da tensão • <i>Flicker</i>

Sistemas de retificação ou inversão. <i>Soft-starters.</i> Sistemas de compensação de potência reativa.	<ul style="list-style-type: none"> • Geração de harmônicas • <i>Flicker</i>
---	---

Fonte: (FONTES, 2023)

Dado o exposto sobre os princípios estruturais e funcionais dos aerogeradores, além da análise detalhada de seus componentes principais e suas funções específicas, ainda é necessário a análise de seus aspectos operacionais. Nesse contexto, é necessário analisar a operação de aerogeradores em regimes com velocidade fixa e variável, além entender os diferentes tipos de aerogeradores e suas particularidades, considerando suas aplicações no contexto da geração de energia eólica e suas implicações para o desempenho do sistema.

2.3.1 Geradores de velocidade fixa e variável

No tocante à velocidade dos aerogeradores, observa-se o emprego de aerogeradores de velocidade fixa e de velocidade variável, os quais apresentam diferentes tecnologias de geração. Enquanto os aerogeradores de velocidade fixa operam com uma velocidade constante do rotor, independentemente das variações no vento, os de velocidade variável ajustam a velocidade do rotor de acordo com as mudanças nas condições de vento, buscando otimizar a eficiência da geração de energia (BORGES, 2017). Nesse sentido, cada tipo tem suas vantagens e limitações, influenciando o desempenho e a eficiência do sistema de geração eólica, sendo escolhidos conforme as características do local de instalação e os objetivos de operação (MARQUES, 2004).

Aerogeradores de velocidade fixa, abreviados pela sigla inglesa FSWT (*Fixed Speed Wind Turbines*), são caracterizados pela independência das variações na velocidade do vento, mantendo sua velocidade do rotor da turbina e do rotor do gerador constantes mesmo em condições de variações da energia primária. Nesse cenário de operação, a velocidade do rotor do gerador é definida pela frequência da rede elétrica e pela quantidade de polos do gerador, mas devido à característica de escorregamento das máquinas assíncronas utilizadas, a qual é influenciada pela frequência e tensão do estator, a velocidade de rotação do sistema apresenta uma variação muito pequena em relação à velocidade síncrona, cerca de 1 a 2% (MARQUES, 2004)

Segundo TARNOWSKI (2006), temos as seguintes vantagens e desvantagens para aerogeradores de velocidade fixa:

Vantagens:

- Robustez na construção e operação.
- Simplicidade no projeto e operação, o que resulta em um custo reduzido.

Desvantagens:

- Baixo desempenho aerodinâmico em um regime de ventos variável.
- Falta de controle eficiente sobre a potência gerada.
- O consumo inerente de potência reativa dos geradores assíncronos afeta a estabilidade da tensão da rede local, que varia conforme a potência ativa gerada. Isso exige o uso de bancos de capacitores chaveados para mitigar o impacto.

Em outra análise, tem-se o estudo de aerogeradores de velocidade variável, ou VSWT (*Variable Speed Wind Turbines*), os quais são caracterizados pela capacidade de ajustar a velocidade do rotor com base nas variações da velocidade do vento. Dessa forma, a velocidade do rotor é alterada para otimizar a geração de energia, mantendo a relação de velocidades constante para maximizar o coeficiente de potência, fazendo com que as flutuações na potência de saída, originadas pela variação do vento, sejam parcialmente absorvidas pela mudança de velocidade (BOTTERÓN *et al.*, 2001)

Nesse cenário, a operação com VSWT é possível pelo uso de conversores eletrônicos de potência, os quais realizam a conversão da tensão e frequência geradas para os padrões exigidos pela rede elétrica, permitindo desacoplar a frequência do gerador da frequência da rede, possibilitando a injeção da potência ativa gerada na rede elétrica (SOHN, 2014).

Em se tratando de aerogeradores de velocidade variável, segundo TARNOWSKI (2006), temos as seguintes vantagens e desvantagens:

Vantagens:

- Possibilidade de ajustar a velocidade de rotação da turbina conforme a velocidade do vento atual, visando melhorar o desempenho aerodinâmico.
- Amortecimento das oscilações mecânicas da instalação e das variações na potência elétrica gerada causadas pelas rápidas variações da velocidade do vento, através do ajuste da velocidade de rotação da turbina.
- Injeção de potência mais uniforme na rede ao longo do tempo.
- O impacto da geração eólica no sistema elétrico pode ser mitigado, utilizando aerogeradores de velocidade variável.

Desvantagens:

- Necessidade de fabricar geradores síncronos especiais.
- Necessidade de utilizar conversores com capacidade para a máxima potência do aerogerador, implicando em um elevado investimento inicial.

- Aumento do custo de instalação, embora compensado pela ausência do multiplicador de velocidade, redução nos custos de manutenção e aumento da eficiência mecânica do aerogerador.

Uma vez conhecidas as características de aerogeradores de velocidade fixa e variável, é possível estudar seus diferentes tipos de controle e de modelos.

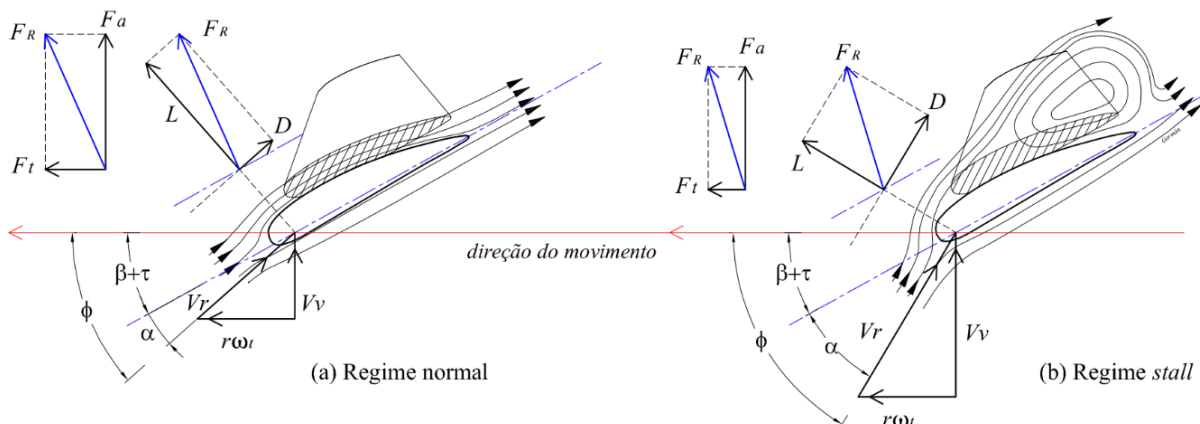
2.4 Controle de velocidade em aerogeradores

Sabe-se que é de extrema importância o controle aerodinâmico em aerogeradores, a fim de limitar a potência mecânica gerada pela turbina ou controlar o torque aerodinâmico, para evitar esforços mecânicos excessivos, o que pode culminar em danos potenciais à unidade eólica (SOHN, 2014). Com isso, desenvolveram-se 3 métodos principais de controle: *stall*, *stall* ativo e *pitch*, os quais serão abordados a seguir.

2.4.1 Controle *Stall*

Inicialmente, tem-se o controle *stall*, também conhecido como controle por perda aerodinâmica, *stall* passivo ou controle de ângulo de passo fixo. Este método é o mais antigo em sistemas de conversão de energia eólica, sendo considerado o mais simples de implementar, sendo uma técnica utilizada para limitar a força do vento sobre as pás de aerogeradores, aproveitando suas propriedades geométricas. No controle *stall*, as pás são rigidamente fixadas ao rotor da turbina, mantendo constante o ângulo de passo, que é o ângulo de inclinação das pás em relação ao plano de rotação. Com isso, a configuração aerodinâmica das pás causa o fenômeno de turbulência na região posterior a elas em velocidades de vento superiores à nominal, como apresentado na Figura 8, o que implica na redução de sua velocidade (MONTEZANO, 2007).

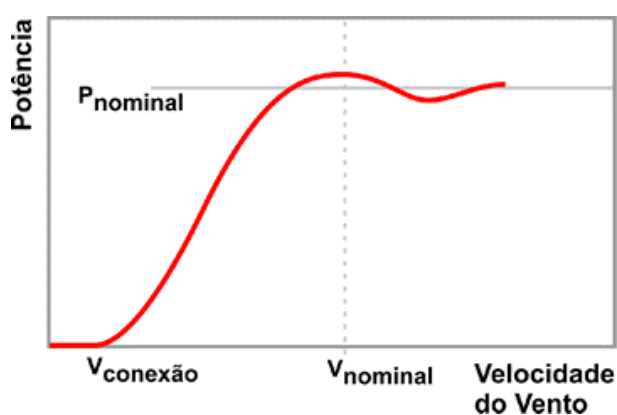
Figura 8 – Perfil aerodinâmico do controle *stall*



Fonte: (TARNOWSKI, 2006)

Nessa configuração, observa-se o aumento no ângulo de ataque, formado entre a velocidade relativa do vento e o eixo do corpo, e da força de arrasto com a passagem de vento na superfície das pás, resultando na redução da força de sustentação, a qual é responsável pelo movimento da turbina, enquanto a força de arrasto atua como um mecanismo de frenagem. Dessa forma, o torque resultante é diminuído, limitando a potência gerada, a qual, idealmente, aumenta com a velocidade do vento até um valor máximo, permanecendo constante para velocidades superiores ao valor nominal (TARNOWSKI, 2006). No entanto, na prática, essa relação não é verdadeira, apresentando flutuações da potência gerada com o aumento da velocidade dos ventos, como apresentado na Figura 9.

Figura 9 – Curva de potência típica em aerogeradores com controle *stall*



Fonte: (CRESESB, 2024)

Segundo ACKERMANN 2012, destacam-se as seguintes vantagens e desvantagens do controle *stall*:

Vantagens:

- Robusto e simples de implementar
- Menor custo de manutenção
- Controle por características geométricas

Desvantagens:

- Instabilidade da potência gerada em velocidades de vento superiores à nominal.
- Vibrações nas pás devido à impossibilidade de alterar o ângulo de passo, aumentando o estresse mecânico.
- Oscilações mecânicas e aceleração da fadiga dos materiais das pás, exigindo estruturas mais robustas e elevando os custos
- Dificuldades no momento de partida e parada do aerogerador no controle stall.

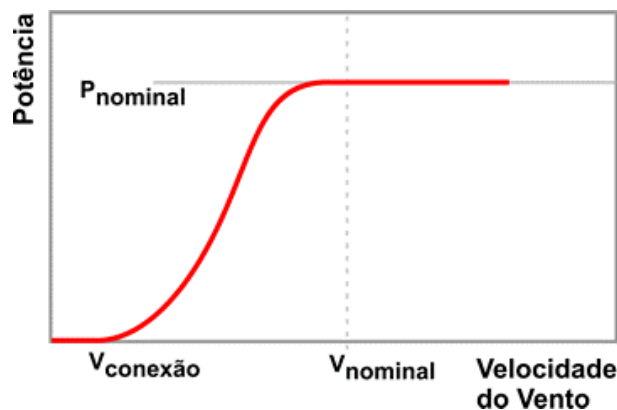
2.4.2 Controle *Stall* Ativo

Como um avanço ao modelo de controle *stall*, tem-se a proposição do controle *stall* ativo, o qual é caracterizado pela regulação de turbinas de maneira inversa ao visto no controle de *pitch* (Ver Seção 2.4.3). Nesse método, à medida que a velocidade do vento aumenta, o ângulo de passo é reduzido, elevando o ângulo de ataque, o que resulta na turbulência na região posterior às pás, diminuindo a eficiência aerodinâmica da turbina. Esse efeito possibilita o controle da potência mecânica gerada, limitando-a em condições de ventos intensos para proteger a estrutura e otimizar o desempenho. Com isso, a operação é dada em uma faixa de variação de ângulo de passo que vai de -90° até 0, ou poucos graus positivos. Dessa forma, essa técnica proporciona uma regulação eficiente da potência, garantindo estabilidade e segurança da turbina em condições adversas (SOHN, 2014).

2.4.3 Controle *Pitch*

Em outra perspectiva, tem-se o controle *pitch*, ou controle do ângulo de passo, sendo caracterizado como um método ativo de controle utilizado tanto em aerogeradores de velocidade variável, quanto de velocidade fixa, no qual as pás são rotacionadas em torno de seu próprio eixo para alterar o ângulo de passo, limitando a energia extraída do vento. Nessa configuração, o sistema de controle atua principalmente quando a velocidade do vento excede a velocidade nominal, mantendo o ângulo de passo próximo a zero graus em velocidades menores, permitindo a máxima eficiência aerodinâmica e fazendo com que a potência elétrica de saída varie de acordo com as mudanças na velocidade do vento. Entretanto, quando a velocidade dos ventos ultrapassa a nominal permitida no aerogerador, o sistema ajusta o torque aerodinâmico das pás até alcançar um nível que assegure a produção de potência nominal, sendo possível com o ajuste do ângulo de passo, reduzindo o ângulo de ataque na turbina (MONTEZANO, 2007). A Figura 10 apresenta a curva típica da potência de saída de aerogeradores com esse sistema de controle.

Figura 10 – Curva de potência típica em aerogeradores com controle *pitch*



Fonte: (CRESESB, 2024)

A fim de garantir a segurança estrutural e evitar danos ao aerogerador, o controle de *pitch* utiliza mecanismos hidráulicos ou eletromecânicos, como servomotores, para a rotação das pás das turbinas. Para isso, esses componentes recebem uma referência angular do sistema de controle e rotacionam as pás até o ângulo necessário, variando entre 0° , ou poucos graus negativos, e $+90^\circ$, com uma taxa de mudança geralmente inferior a 5° por segundo, podendo atingir até 10° por segundo em situações de alta variação de vento. Com esse intuito, comumente se utiliza um controlador do tipo P (Proporcional), o qual é utilizado devido à sua simplicidade e baixa frequência de amostragem, geralmente entre 1 Hz e 3 Hz (SOHN, 2014).

Por fim, destacam-se algumas vantagens e desvantagens do controle *pitch* (ACKERMANN, 2012):

Vantagens:

- Facilidade em controlar a potência gerada.
- Maximização da energia capturada do vento.
- Capacidade de atuação em situações de emergência.
- Não exige pás estruturalmente robustas, reduzindo custos com estrutura mecânica.

Desvantagens:

- Menor confiabilidade do sistema.
- Custos adicionais associados ao sistema de controle.
- Vulnerabilidade a variações bruscas da velocidade do vento.

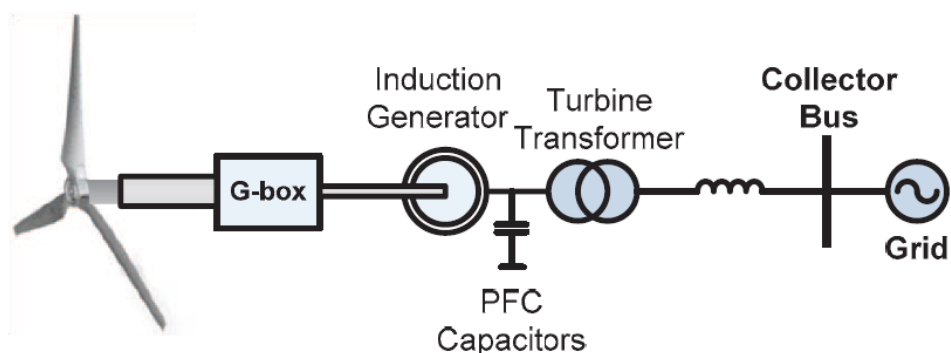
Uma vez conhecidos os métodos de controle aerodinâmico em aerogeradores, pode-se avaliar os diferentes tipos de modelos existentes.

2.5 Tipos de Aerogeradores

2.5.1 Aerogerador do tipo A

Inicialmente, o modelo de unidades eólicas do tipo A, apresentado na Figura 11, são caracterizadas pelo uso de Geradores de Indução em Gaiola de Esquilo (GIGE), os quais justificam sua utilização pela sua robustez e utilidade contínua nos sistemas de potência. Nesse sentido, as principais características de GIGE são seu rotor ligado em curto-circuito e o estator conectado diretamente à rede elétrica por um transformador (MARQUES, 2004).

Figura 11 – Modelo de aerogeradores do Tipo A



Fonte: (MULJADI *et al.*, 2016)

Sob essa ótica, aerogeradores do tipo A, também conhecido como modelo dinamarquês, evidenciam-se por uma configuração clássica com três pás, eixo horizontal e estruturas de controle do tipo stall, pitch e stall ativo para modelos denominados A0, A1 e A2, respectivamente (SOHN, 2014).

Esses aerogeradores operam a velocidade fixa e são projetados para alcançar o máximo rendimento em uma velocidade específica de vento. Por se tratarem de máquinas assíncronas, a variação de velocidade do rotor é geralmente inferior a 1% da velocidade síncrona da rede em que está ligado, diminuição causada pela relação de transmissão e pelo escorregamento do gerador (MARQUES, 2004).

Como a velocidade do rotor da turbina é significativamente menor que a do rotor do gerador, uma caixa de transmissão (*Gear-box*) é necessária para ajustar a relação de velocidades. Além disso, também são utilizados banco de capacitores para a compensação do fator de potência do GIGE, com a comutação dos capacitores sendo realizada conforme a média da potência reativa medida. Ademais, o sistema é protegido por um sistema de supervisão para prevenir danos à turbina em casos de falha na rede, também sendo comum a utilização de *soft-startes* para diminuir a corrente de partida nessa configuração (DINIZ, 2019).

Um avanço sobre o conceito dinamarquês inclui a operação em duas velocidades. Nessa configuração, turbinas de baixa potência (entre 30 e 450 kW) podem ser equipadas com dois GIGE, em que o gerador de menor velocidade é projetado para cerca de 20% da potência nominal da turbina, o que resulta em uma corrente de partida de aproximadamente 4 a 8 vezes a corrente nominal. Em outro cenário, para turbinas maiores (cerca de 2 MW), é comum o uso de GIGE com troca de pólos, em que é necessária a implementação de um circuito de partida suave para limitar a corrente durante a conexão e desconexão da turbina com a rede, já que a potência não varia entre velocidades (MARQUES, 2004). É apresentado abaixo o modo de operação no caso do uso de dois GIGE:

Gerador 1:

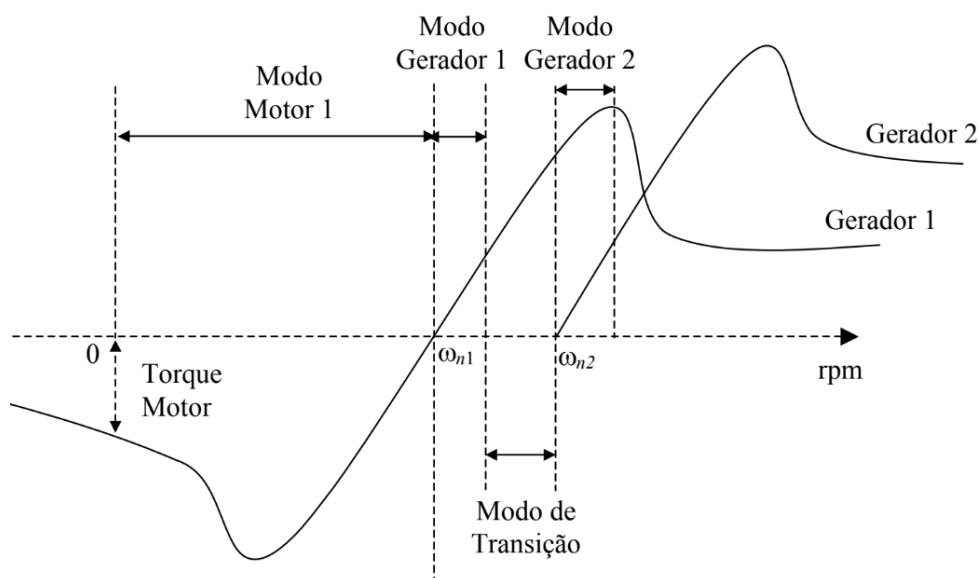
- Inicializa em modo motor, consumindo potência da rede.
- Ao aumentar a velocidade do vento e o rotor superar a velocidade síncrona, passa ao modo gerador e começa a gerar energia.
- Se atingir sua capacidade máxima, é desligado e a energia excedente é convertida em energia cinética e armazenada na inércia do rotor.

Gerador 2:

- Entra em operação quando a velocidade do rotor atinge a velocidade síncrona do gerador de maior velocidade.
- Ao ser conectado à rede, retoma a geração de energia.
- Durante a transição entre os geradores, a turbina não fornece energia à rede.

A Figura 12 apresenta a curva Torque x Velocidade desses geradores, explicitando os modos de operações supracitados.

Figura 12 – Curva Torque x Velocidade para máquinas de indução



Fonte: (MARQUES, 2004)

Segundo SOHN (2014), as principais vantagens e desvantagens de aerogeradores do tipo A são:

Vantagens:

- Sistema robusto e confiável;

- Manutenção reduzida;
- Baixos custos;
- modelagem mais simples.

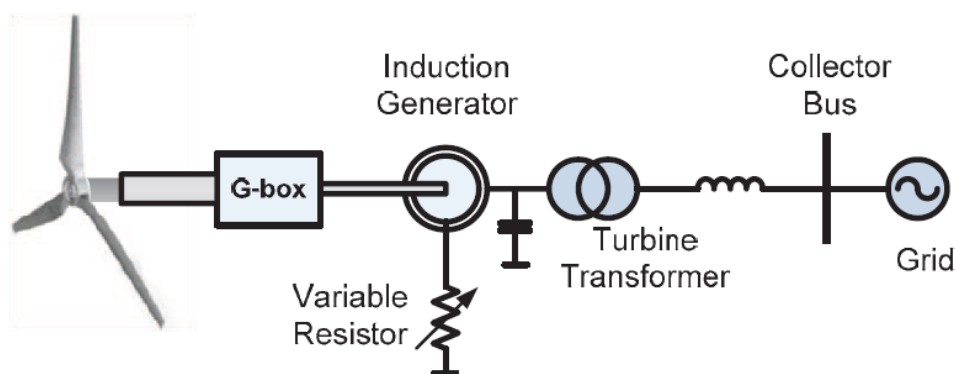
Desvantagens:

- Velocidade e potência não são controláveis na partida;
- Necessidade de uma caixa de transmissão, que provoca ruídos e exige manutenção;
- Flutuações do vento são diretamente transmitidas ao torque da turbina, o que provoca variações do torque elétrico;
- Flutuações da rede elétrica causam oscilações e vibrações mecânicas;
- Necessidade de um *soft-starter* para suavizar a conexão com a rede;
- Necessidade de banco de capacitores para compensação de potência reativa.

2.5.2 Aerogerador do tipo B

Em outra perspectiva, tem-se o emprego de aerogeradores do tipo B, os quais são equipados com Geradores de Indução com Rotor Bobinado (GIRB), em que o rotor é conectado a uma resistência variável e o estator é ligado diretamente à rede elétrica via transformador (SOUZA, 2015). A Figura 13 apresenta um modelo desse tipo de gerador.

Figura 13 – Modelo de aerogeradores do tipo B



Fonte: (MULJADI *et al.*, 2016)

Nesse sentido, destaca-se que essas fontes são caracterizadas pelo uso de uma resistência variável no circuito do rotor, diferenciando-as dos modelos do tipo A. Por conta dessa montagem, aerogeradores do tipo B exigem um sistema de controle da resistência no circuito do rotor, o que permite uma faixa de variação de velocidades de até 16%, resultando

em maior flexibilidade no escorregamento do gerador: quanto maior a resistência, maior o escorregamento, em que o controle do escorregamento é realizado pela variação da resistência aplicada ao circuito, utilizando escovas e anéis coletores em alguns geradores (ACKERMANN, 2012).

Ainda que a inserção da resistência variável amplie a faixa de operação do aerogerador, essa faixa ainda é pequena, o que caracteriza os aerogeradores do tipo B como máquinas de velocidade fixa, as quais utilizam do controle de *pitch* para limitar o torque da turbina.

Em termos operacionais, tem-se que as turbinas do tipo B são parecidas com as do tipo A, tendo suas principais vantagens e desvantagens apresentadas abaixo (SOHN, 2014).

Vantagens:

- Sistema robusto e confiável;
- Melhor controle de velocidade quando comparado com o tipo A;
- Baixos custos;
- Modelagem simples.

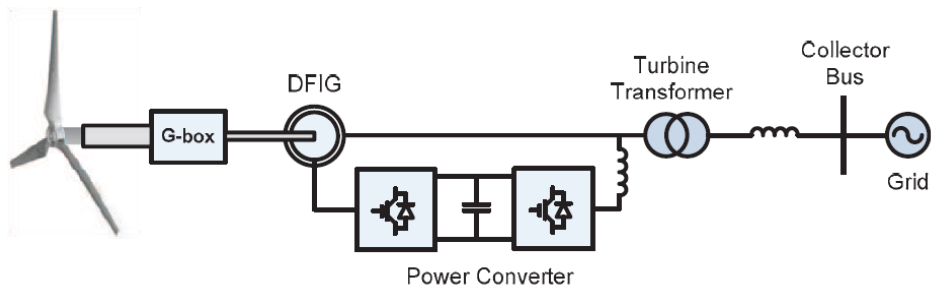
Desvantagens:

- Perda de energia em forma de calor no circuito do rotor;
- Necessidade de uma caixa de transmissão, que provoca ruídos e exige manutenção;
- Flutuações do vento são diretamente transmitidas ao torque da turbina, o que provoca variações do torque elétrico;
- Flutuações da rede elétrica causam oscilações e vibrações mecânicas;
- Emprego de resistências, escovas e anéis coletores culminam manutenção e custos associados;
- Necessidade de banco de capacitores para compensação de potência reativa.

2.5.3 Aerogerador do tipo C

Já para o modelo de aerogeradores do tipo C, apresentado na Figura 14, tem-se o emprego de um Gerador de Indução Duplamente Alimentado (GIDA), o qual utiliza um conversor eletrônico de potência que possibilita o desacoplamento das frequências do vento e da rede elétrica, reduzindo o estresse mecânico e controlando adequadamente as oscilações na energia entregue ao sistema elétrico (DINIZ, 2019).

Figura 14 – Modelo de aerogeradores do tipo C



Fonte: (MULJADI *et al.*, 2016)

Nessa perspectiva, o sistema emprega um conversor de frequência entre o rotor e o estator, o qual controla as potências ativa e reativa e a frequência do rotor, fazendo isso com o emprego de um conversor do lado do rotor e um conversor do lado da rede, interligados por um link de corrente contínua em configuração *back-to-back*, permitindo o fluxo bidirecional de potência, possibilitando a regulação de tensão e o fluxo de potência da rede. Sob essa ótica, destaca-se a independência de frequência entre a rede e o sistema de geração, o que melhora a suportabilidade do aerogerador a quedas de tensão e reduz as necessidades de compensação externa de reativos, tornando-se uma solução economicamente viável, pois reduz custos de componentes e melhora a eficiência e a qualidade da energia entregue ao sistema elétrico. Entretanto, ainda há custos de manutenção envolvidos ao uso de anéis coletores nos conversores, exigindo manutenções regulares e tendo perdas envolvidas (SOHN, 2019).

Além disso, essa configuração permite a operação em uma faixa de velocidades que varia de aproximadamente 40% abaixo até 30% acima da velocidade síncrona, o que maximiza a extração de energia dos ventos em uma ampla faixa de condições. Nesses cenários, quando a velocidade está acima da síncrona, o rotor transfere potência para a rede, quando está abaixo, absorve potência, já na velocidade síncrona, o escorregamento da máquina de indução é nulo e não há fluxo de potência pelo circuito do rotor, já que torque é nulo (Ver Figura 12) (BOLIK, 2004).

Para aerogeradores do tipo C, tem-se as seguintes vantagens e desvantagens (SOHN, 2014).

Vantagens:

- Controle de tensão e fluxo de potência;
- Maior faixa de velocidades de operação;
- Maior suportabilidade a afundamentos de tensão;
- Desacoplamento parcial entre as frequências provenientes da interação vento/turbina/rotor e as da rede elétrica;

Elencam-se algumas vantagens e desvantagens do aerogerador do tipo D, as quais são apresentadas abaixo (SOHN, 2014):

Vantagens:

- Permite operação em faixa total de velocidades;
- Elimina o uso de escovas e anéis coletores;
- Pode dispensar a caixa de transmissão e circuito de excitação para o rotor;
- Melhor suporte à potência reativa e afundamentos de tensão;
- Desacoplamento total entre as frequências provenientes da interação entre vento, turbina e rotor e as da rede elétrica;
- Podem ser construídos com diferentes máquinas elétricas
- Conexão mais suave com a rede.

Desvantagens:

- Elevado custo associado;
- Aerogeradores de maior porte.

Com os tipos de aerogeradores existentes devidamente apresentados, é importante entender quais métodos estatísticos são utilizados para a avaliação da sua geração esperada.

2.6 Métodos estatísticos de previsão de ventos e geração eólica

Nesta seção, serão abordados métodos estatísticos utilizados na modelagem e previsão da geração eólica, com ênfase em técnicas amplamente adotadas na literatura. Para isso, serão apresentados as aplicações de técnicas como a Distribuição de Weibull, séries temporais e redes neurais artificiais, destacando suas vantagens, limitações e aplicabilidades no contexto da análise da variabilidade e da previsão da potência gerada por parques eólicos. Esses métodos constituem a base para a construção dos modelos utilizados nas etapas de simulação e análise desenvolvidas ao longo deste trabalho.

2.6.1 Distribuição de Weibull

A Distribuição de Weibull é uma função de distribuição de probabilidade amplamente utilizada na modelagem da variabilidade do vento em estudos relacionados à geração eólica, fato que se deve à sua flexibilidade e capacidade de representar a natureza estocástica do vento (LIMA *et al.*, 2024). Diversos autores têm utilizado essa distribuição para modelar a

velocidade do vento e, assim, estimar o potencial de geração de energia eólica, considerando diferentes contextos e abordagens. A seguir, serão analisadas algumas aplicações relevantes dessa distribuição, destacando a especificidade de cada estudo.

Um dos principais usos da Distribuição de Weibull na geração eólica é a avaliação do potencial energético de uma região. Em seus estudos, SILVA *et al.* (2002) utilizou a Distribuição de Weibull para modelar a distribuição de velocidade do vento no nordeste brasileiro, destacando a importância dos ajustes dos parâmetros de forma (k) e escala (λ) da distribuição para caracterizar a intensidade do vento e a frequência com que diferentes velocidades são observadas. Esse tipo de análise é fundamental para o dimensionamento de parques eólicos, permitindo estudar o potencial de geração de uma região antes da implantação do parque.

De maneira semelhante, OLIVEIRA e COSTA (2011) empregaram a Distribuição de Weibull para prever a produção de energia eólica no nordeste brasileiro, focando na caracterização do vento em diferentes estações do ano. A distribuição foi ajustada para diferentes períodos sazonais, evidenciando a variação da velocidade do vento e seu impacto na geração de energia. A especificidade deste estudo foi a inclusão de diferentes escalas temporais na análise, permitindo uma previsão mais detalhada do potencial eólico de acordo com a sazonalidade.

Outro estudo relevante foi conduzido por SOUZA *et al.* (2019), que analisaram a viabilidade de instalação de sistemas eólicos na região de Campo Grande/MS, utilizando a Distribuição de Weibull para modelar a distribuição das velocidades do vento. Neste caso, os autores focaram no ajuste da distribuição às condições locais, utilizando dados históricos de vento para a parametrização do potencial de geração da região. A principal contribuição deste estudo foi a adaptação da distribuição às especificidades geográficas e climáticas da região, levando em consideração a topografia e os efeitos de sazonalidade, o que reflete a importância de um ajuste preciso da distribuição para diferentes contextos locais.

Em um estudo mais recente, NEVES *et al.* (2020) explorou a aplicação da Distribuição de Weibull para a avaliação do desempenho de turbinas eólicas de pequeno porte em ambiente urbano. Os autores utilizaram a distribuição para modelar a velocidade do vento e validar dados meteorológicos, oferecendo análises sobre a performance de sistemas eólicos em contextos urbanos. O estudo também enfatizou a importância da variabilidade espacial da distribuição de Weibull, destacando como a precisão nos parâmetros de ajuste pode afetar a avaliação do desempenho do sistema eólico.

A Distribuição de Weibull também é empregada em estudos voltados para a avaliação de riscos e impactos econômicos relacionados à geração eólica. GABRIEL FILHO *et al.* (2009) utilizou a distribuição para analisar a caracterização estatística do regime eólico, buscando prever os períodos de baixa produção eólica, o que é crucial para a análise financeira e a implementação de estratégias de mitigação de riscos em projetos de grande escala.

Além disso, ARAUJO *et al.* (2021) propôs um modelo de aplicação da Distribuição de

Weibull para a análise da viabilidade econômica da geração de energia eólica em diferentes localidades, considerando as flutuações nas velocidades do vento e seus impactos na viabilidade econômica do projeto. O estudo se destacou ao integrar a modelagem estatística com técnicas de análise de risco, proporcionando uma visão holística do impacto da variabilidade do vento na sustentabilidade financeira de projetos eólicos.

A Distribuição de Weibull tem se mostrado uma ferramenta essencial na análise do potencial e da viabilidade de projetos de geração eólica. A flexibilidade da distribuição permite ajustá-la às características específicas de cada região, o que é fundamental para uma estimativa da produção de energia e a análise de riscos financeiros. O uso dos parâmetros k e escala λ têm se mostrado eficaz na modelagem da intensidade do vento e na previsão de variações sazonais e espaciais. Estudos como os de SOUZA *et al.* (2019), NEVES *et al.* (2020), GABRIEL FILHO *et al.* (2009), ARAUJO *et al.* (2021) e OZAWA (2017) são exemplos de como a Distribuição de Weibull pode ser utilizada para otimizar a instalação de parques eólicos, avaliar a produção de energia e gerenciar os riscos econômicos relacionados à variabilidade do vento.

2.6.2 Séries Temporais

A modelagem de séries temporais é uma ferramenta fundamental na análise de dados de geração eólica, permitindo prever a produção de energia com base em variáveis históricas de vento. Modelos autorregressivos (AR), de médias móveis (MA) e autorregressivos integrados de médias móveis (ARIMA) têm sido utilizados para lidar com as complexidades dos dados temporais, como a sazonalidade e as flutuações no comportamento do vento. A seguir, apresentamos a aplicação desses modelos no contexto da geração eólica, destacando o uso específico de cada abordagem e suas contribuições.

O modelo autorregressivo (AR) tem sido utilizado para capturar a relação entre valores passados de uma série temporal e o seu comportamento futuro. OLIVEIRA *et al.* (2020a) propõe um modelo AR para previsão da velocidade do vento em horizontes de curto prazo, utilizando dados de cinco estações anemométricas na região metropolitana de Curitiba/PR. O modelo incluiu diferentes ordens de regressão e entradas exógenas, como temperatura, umidade e direção do vento, para aumentar a acurácia. Os resultados mostraram bom desempenho para previsões de até trinta minutos, com baixo custo computacional, embora tenha apresentado limitações para capturar variações mais complexas ou abruptas.

De forma complementar, o modelo de média móvel (MA) busca modelar a dependência entre o valor atual da série e erros passados. Este modelo foi explorado por KAVASSERI e SEETHARAMAN (2009), que analisaram séries de velocidade do vento utilizando um modelo MA simples. O estudo indicou que, embora o modelo MA seja eficiente na suavização de flutuações de curto prazo, ele apresentou desempenho inferior em cenários onde padrões de longo prazo e tendências sazonais são predominantes.

Em termos gerais, os modelos AR e MA têm limitações em termos de capacidade de capturar tanto a dependência temporal quanto as tendências e sazonalidades de longo prazo. Por isso, o modelo ARIMA, que combina as características de AR e MA com a diferença integrada para lidar com séries temporais não estacionárias, tem se mostrado uma escolha recorrente em estudos de previsão de geração eólica.

CAMELO *et al.* (2017) aplicaram o modelo ARIMA para prever a produção de energia eólica no Nordeste do Brasil. Eles utilizaram a técnica de diferenciação integrada do ARIMA para tornar as séries temporais de vento estacionárias, superando a tendência crescente de dados de vento devido a fatores sazonais e climáticos.

Adicionalmente, FRANCA *et al.* (2019) realizou uma análise de séries temporais de vento utilizando o modelo ARIMA, ajustando-o para diferentes locais no Brasil. A análise envolveu a aplicação de ARIMA para prever tanto a velocidade do vento quanto a produção de energia eólica, com o ajuste de modelos diferenciados para diferentes regiões do país. A especificidade deste estudo foi a aplicação de ARIMA para lidar com a alta variabilidade dos dados e com o impacto de eventos climáticos extremos, como frentes frias e sistemas de baixa pressão, que afetam a geração de energia eólica.

Em uma abordagem mais prática, NUNES *et al.* (2023) utilizou o modelo ARIMA para realizar previsões de curto e longo prazo da produção de energia eólica no Brasil, com foco em otimizar a operação das turbinas eólicas e melhorar a integração da energia gerada ao sistema elétrico nacional. A análise enfatizou a importância de integrar dados históricos de vento, considerando as sazonalidades e ciclos de vida das turbinas, para obter previsões mais acuradas. Os autores demonstraram como o modelo ARIMA pode ser utilizado para prever tanto a intensidade do vento quanto a eficiência da turbina ao longo do tempo.

A modelagem de séries temporais com AR, MA e ARIMA tem se mostrado fundamental na previsão da geração de energia eólica, permitindo otimizar a produção, melhorar a previsão de capacidade e reduzir riscos associados à variabilidade do vento. Estudos como os de CAMELO *et al.* (2017), NUNES *et al.* (2023) e FRANCA *et al.* (2019) são exemplos claros da aplicação desses modelos na geração eólica, oferecendo insights valiosos sobre as diferentes abordagens de modelagem e suas especificidades em relação ao comportamento do vento em diferentes regiões.

2.6.3 Redes Neurais

As redes neurais têm se mostrado uma poderosa ferramenta para modelagem e previsão de dados de potencial eólico, incluindo a previsão de sua produção. Sua capacidade de aprender padrões complexos em grandes volumes de dados faz delas uma escolha recorrente na previsão de variáveis de vento e otimização da operação de parques eólicos. Diversos estudos têm utilizado redes neurais para lidar com os desafios inerentes à variabilidade do vento, com diferentes abordagens e especificidades. A seguir, será apresentada

uma análise de como redes neurais foram aplicadas no contexto de geração eólica por diferentes autores.

Em um estudo realizado por RIBEIRO *et al.* (2024), a aplicação de redes neurais artificiais (RNA) foi explorada para prever a produção de energia eólica em regiões do Ceará, Brasil. O autor utilizou diferentes arquiteturas de redes neurais, incluindo MLP, LSTM, GRU e CNN, treinadas com dados históricos de vento, para estimar a geração de energia em intervalos de tempo específicos. A especificidade deste estudo foi a comparação entre essas arquiteturas, destacando a eficácia das redes GRU na previsão de curto prazo da velocidade do vento.

Outro exemplo interessante é visto em BARCHI *et al.* (2022), em que se aplicaram redes neurais artificiais e modelos de combinação para prever a velocidade do vento em diversas regiões do Brasil. Os autores utilizaram uma abordagem que combinava diferentes modelos preditivos, incluindo redes MLP, RBF, ELM e ESN, para capturar as interações complexas entre variáveis climáticas e a velocidade do vento. O uso de modelos de combinação neste estudo foi fundamental para melhorar a precisão das previsões, já que essas abordagens são capazes de aprender representações de dados de alto nível, capturando melhor as interações entre as variáveis e suas influências sobre a produção de energia eólica.

Adicionalmente, OLIVEIRA *et al.* (2020b) utilizaram redes neurais artificiais para prever a intensidade do vento e a produção de energia eólica em tempo real. As redes, tradicionalmente usadas para processamento de dados sequenciais, foram adaptadas para séries temporais de vento, com o intuito de capturar padrões temporais nas séries de dados. A inovação deste estudo foi o uso de diferentes arquiteturas de redes neurais para extrair características relevantes dos dados de vento, antes de passá-los para camadas totalmente conectadas, o que resultou em uma melhoria na previsão de curto prazo da produção de energia.

Em um estudo focado na otimização de turbinas eólicas, MEMARZADEH e KEYNIA (2020) aplicou redes neurais LSTM para ajustar os parâmetros operacionais das turbinas e melhorar a eficiência da geração de energia. A pesquisa usou uma combinação de redes neurais recorrentes e dados climáticos para modelar a produção de energia em função das variáveis ambientais. O estudo destacou a importância das redes neurais recorrentes para lidar com a dependência temporal dos dados de vento, permitindo que a previsão da produção de energia se beneficiasse do histórico de dados e da memória das variáveis climáticas ao longo do tempo.

Outro trabalho relevante foi realizado por FERNANDES *et al.* (2014), que utilizou redes neurais artificiais para prever a produção de energia elétrica a partir do vento em Portugal. A abordagem permitiu otimizar a estrutura da rede neural, ajustando o número de camadas e neurônios de forma a melhorar a precisão da previsão da produção de energia. Este estudo evidenciou a flexibilidade das redes neurais e a importância de técnicas de otimização para melhorar a eficácia dos modelos em contextos reais de previsão eólica.

MELO *et al.* (2020) propôs um modelo de rede neural para prever a velocidade do vento a partir de dados históricos e outras variáveis meteorológicas. Usando uma rede neural treinada com dados extraídos de uma estação meteorológica, os autores conseguiram modelar com alta precisão a relação entre a velocidade do vento e as variáveis correlacionadas, com particular foco em períodos de transição de estações, onde a variabilidade do vento pode ser maior. A contribuição deste estudo foi o foco na melhoria da precisão das previsões durante períodos críticos, como mudanças de estação, que são importantes para a gestão de parques eólicos.

A aplicação de redes neurais no contexto de geração eólica continua a crescer, com novos métodos sendo propostos para melhorar a previsão e otimizar o desempenho dos sistemas eólicos. Estudo após estudo, as redes neurais têm se mostrado uma ferramenta eficaz para modelar a complexa variabilidade do vento e ajudar na tomada de decisões em tempo real, como a programação da operação das turbinas e a previsão da produção de energia.

3 METODOLOGIA E RESULTADOS

Neste capítulo, os métodos estatísticos apresentados na seção 2.6 serão aplicados em determinadas bases de dados, de acordo com suas particularidades. Nestas análises, será avaliado o potencial eólico da região estudada, em termos da velocidade dos ventos e da potência de saída de complexos eólicos, que se apresentam como ferramentas fundamentais para a modelagem da dinâmica do dados, desempenhando um papel central na compreensão e no aproveitamento eficiente da energia eólica, contribuindo para a expansão sustentável das fontes de energia renovável e para o planejamento confiável de sistemas elétricos de potência.

Inicialmente, foi aplicada a distribuição de Weibull, uma função de densidade de probabilidade (SOUZA *et al.*, 2019) que teve como intuito o estudo do potencial de geração da região analisada.

Posteriormente, com o intuito de introduzir dependência temporal na análise, séries temporais foram estudadas e os modelos Autorregressivo (AR), *Moving Average* (MA) e Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA) foram avaliados, apresentando previsões de geração em curto prazo (JENKINS; BOX, 1976).

Como uma outra alternativa à avaliação do problema considerando o tempo, propõe-se um método de Rede Neural Artificial, a qual foi avaliada de forma supervisionada e ajustada para a previsão da potência de saída do complexo eólico (SILVA *et al.*, 2010).

A fim de verificar os ajustes dos métodos de previsão de geração, as duas últimas medidas de cada banco de dados, que são registradas em MWmed em períodos de uma hora, foram retiradas, o modelo de previsão foi obtido com os dados remanescentes e, posteriormente, foi utilizado para a previsão destes valores.

Assim, esta seção apresenta o estudo desses métodos tal como suas aplicações nos complexos eólicos Lagoa dos Ventos e Campo Largo.

3.1 Banco de dados

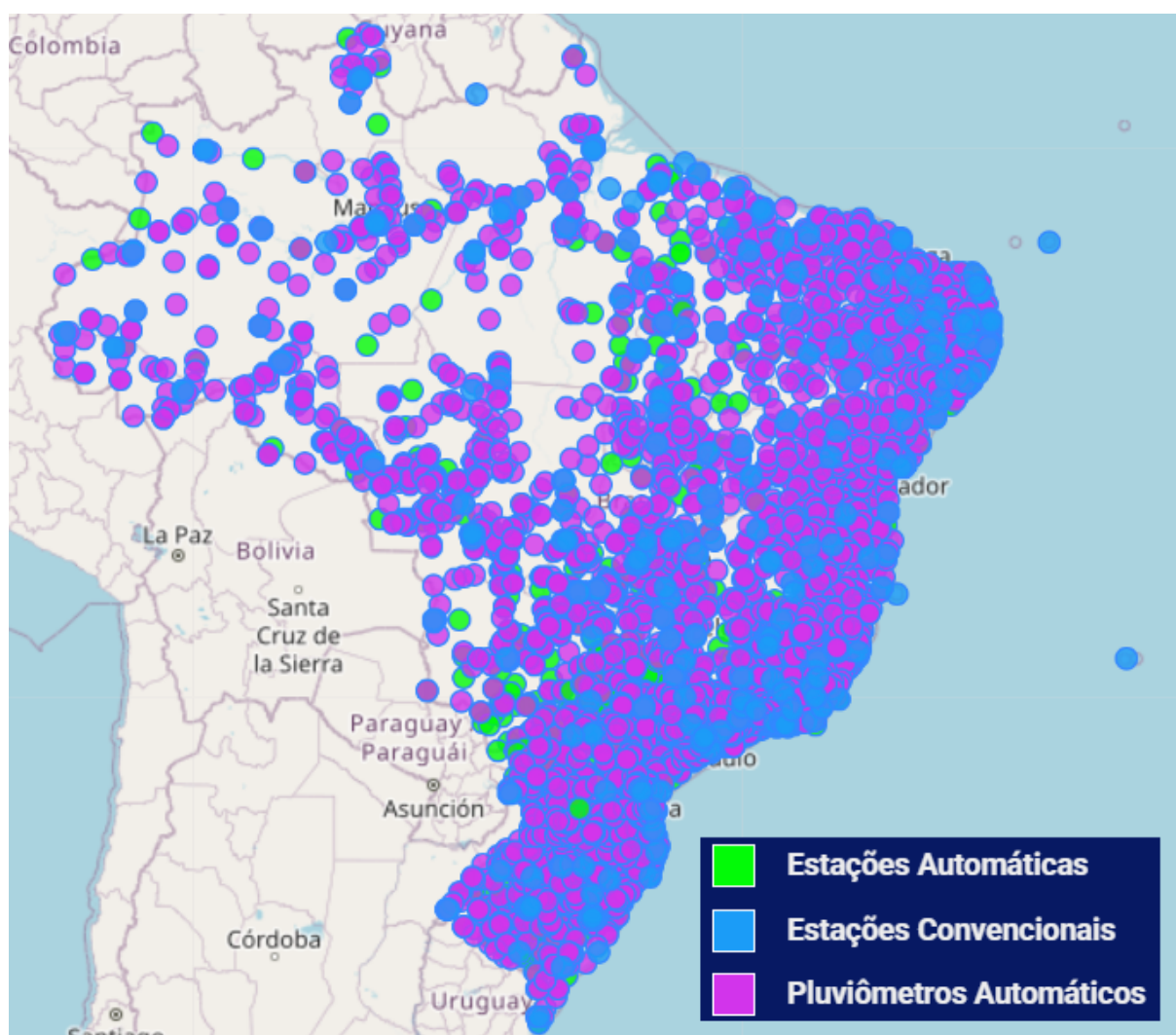
A fim de entender o potencial eólico da região em que estão instalados os complexos eólicos Lagoa dos Ventos e Campo Largo que se encontram a cerca de 230 KM um do outro, a Distribuição de Weibull foi avaliada em duas situações: superfície e a 50 metros de altura (Ver Seção 3.2).

Para a avaliação da função de distribuição para ventos a 50 metros de altura, os parâmetros de forma e escala da distribuição disponíveis no CRESESB foram utilizados. O CRESESB é um importante centro de referência para estudos do potencial eólico brasileiro, o qual estima os parâmetros da distribuição pelo ajuste das curvas de distribuição geradas pelo modelo *MesoMap*, que é um conjunto integrado de modelos de simulação atmosférica desenvolvido pela *New York State Energy Research and Development Authority* (NYSERDA)

e o *Department of Energy* (DoE - US) (AMARANTE *et al.*, 2001). Em se tratando de resultados, o CRESESB mostra, a uma altura de 50 metros, qual é a velocidade média dos ventos, os parâmetros da distribuição e a densidade de potência de uma determinada região, partindo da latitude e longitude do local.

Ainda com relação à distribuição de Weibull, é possível obter os parâmetros da distribuição a partir de métodos estatísticos. Para isso, necessitam-se dos valores de velocidade dos ventos, os quais podem ser obtidos no site INMET, que conta com uma série de Estações Meteorológicas Automáticas implementadas no país, como pode ser visto na Figura 16.

Figura 16 – Mapa de estações



Fonte: (INMET, 2025)

As estações meteorológicas apresentam uma série de dados na superfície, a Tabela 2 apresenta os dados que podem ser visitados a partir do INMET.

Tabela 2 – Descrição de resultados - INMET

Data	Hora	Temperatura (°C)			Umidade (%)		
dd/mm/aa	UTC	Instantânea	Máxima	Mínima	Instantânea	Máxima	Mínima
Pressão (hPA)		Ventos				Radiação	
Instantânea	Máxima	Mínima	Velocidade (m/s)	Direção (°)	Rajadas (m/s)	Kj/m ²	

Fonte: Adaptado de (INMET, 2025)

Convém destacar que o tratamento dos dados de velocidade dos ventos, para aplicação da Distribuição de Weibull, consistiu na divisão do conjunto de dados conhecidos em quatro espaços amostrais, com vistas ao potencial de geração em cada um deles, em consonância com o apresentado na Seção 2.2, seguindo a divisão dos meses definida pela sazonalidade, a qual reflete na variação da velocidade média dos ventos nas regiões, energia primária de fontes eólicas.

Em outra perspectiva, para a avaliação da dinâmica de geração dos parques eólicos avaliados, uma rede neural artificial e três modelos de séries temporais são aplicadas para modelar e prever sua potência de saída do complexo eólico avaliado, a fim de identificar tendências presentes nas amostras e melhorar a compreensão das dinâmicas analisadas, para auxiliar na tomada perante a operação de parques eólicos. Para a avaliação desses modelos, foram escolhidas as potências de saída dos complexos eólico Lagoa dos Ventos e Campo Largo, dois dos maiores do país e que apresentam sólidos dados de geração no site do ONS, o qual apresenta dados de acordo com o visto na Tabela 3

Tabela 3 – Descrição de resultado - ONS

Data e hora	ID do subsistema	Nome do subsistema	Sigla do estado	Nome do Estado	Modalidade
Tipo de usina	Tipo de combustível	Nome da usina	Identificador ONS	CEG - ANEEL	Geração MWmed

Fonte: Adaptado de (ONS, 2025)

No caso da aplicação dos modelos de séries temporais e redes neurais, foram selecionados aleatoriamente 10 pontos do conjunto de dados de geração dos complexos eólicos Lagoa dos Ventos e Campo Largo. O objetivo desses métodos é prever os dois valores subsequentes a cada ponto escolhido, simulando uma situação prática em que apenas a última medida de geração é conhecida. Os pontos utilizados para análise em Lagoa dos Ventos se encontram descritos na Tabela 4.

Tabela 4 – Dados iniciais para o complexo eólico Lagoa dos Ventos

Medida	MWmed	Horário	Data
1	637,630	01:00:00	26/05/2024

Medida	MWmed	Horário	Data
2	534,221	09:00:00	04/06/2024
3	346,253	09:00:00	29/11/2023
4	339,050	14:00:00	16/06/2024
5	204,489	18:00:00	27/11/2023
6	320,014	14:00:00	18/07/2023
7	647,380	00:00:00	31/05/2023
8	40,737	15:00:00	09/12/2023
9	598,530	23:00:00	10/10/2023
10	28,034	01:00:00	22/02/2024

Fonte: Adaptado de (ONS, 2025)

Já para o caso em Campo Largo, tem-se a Tabela 5:

Tabela 5 – Dados iniciais para o complexo eólico Campo Largo

Medida	MWmed	Horário	Data
1	281,276	23:00:00	24/06/2024
2	475,100	07:00:00	09/09/2023
3	573,022	04:00:00	09/11/2023
4	497,739	16:00:00	21/05/2024
5	362,552	17:00:00	25/11/2023
6	156,319	00:00:00	26/01/2024
7	460,586	13:00:00	09/06/2024
8	298,684	11:00:00	26/05/2024
9	597,727	06:00:00	31/07/2024
10	237,915	04:00:00	03/12/2023

Fonte: Adaptado de (ONS, 2025)

Além disso, destacam-se as diferenças entre os pontos analisados para a geração dos valores futuros em cada método utilizado. Para séries temporais, consideram-se os 10 últimos valores da série para estimativa dos parâmetros, desconsiderando, portanto, aspectos relacionados à sazonalidade. Por outro lado, na abordagem baseada em redes neurais, são utilizados os 2160 valores anteriores ao ponto selecionado para o treinamento da rede e definição dos pesos sinápticos. Essa quantidade foi escolhida de modo a abranger um período de aproximadamente três meses, permitindo que a modelagem considere adequadamente padrões sazonais presentes na série histórica.

3.2 Distribuição de Weibull

A fim de avaliar o potencial eólico da região onde estão situados os complexos eólicos Lagoa dos Ventos e Campo Largo, estuda-se a Distribuição de Weibull, apresentada na equação (3.1). Nessa linha, tem-se que esse tipo de Função de Distribuição de Probabilidade

(PDF) descreve como os valores de uma variável aleatória estão distribuídos, indicando a probabilidade associada a diferentes intervalos que a variável pode assumir, cuja integral em um intervalo fornece a probabilidade associada a esse intervalo. Especificamente, a Distribuição de Weibull é comumente utilizada quando a distribuição dos dados não é gaussiana, ou seja, é assimétrica, já que sua flexibilidade em representar diferentes padrões de comportamento permite a análise com esse tipo de dados (SOUZA *et al.*, 2019).

$$f(x; k, \lambda) = \frac{k}{\lambda} \left(\frac{x}{\lambda}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{x}{\lambda}\right)^k} \quad (3.1)$$

Em que:

x = Valor da variável aleatória

k = Parâmetro de forma

λ = Parâmetro de escala

Em particular, a Distribuição de Weibull é usualmente empregada na indústria de energia eólica para analisar a frequência das velocidades do vento e, consequentemente, estimar a produção de energia e avaliar o potencial dos locais em que serão instalados os parques eólicos (LIMA *et al.*, 2024).

A fim de aplicar o método supracitado, estudam-se as coordenadas geográficas da cidade de Curaça-BA, a qual conta com uma base de dados a partir do CRESESB e também tem instalada na cidade uma Estação Meteorológica Automática (EMA). A cidade em questão tem suas coordenadas geográficas apresentadas na Tabela 8.

Tabela 6 – Coordenadas geográficas de Curaça/BA

Coordenadas geográficas	
Latitude	9,000640° S
Longitude	39,912191° O

Fonte: Google Maps

Com as coordenadas do parque conhecidas, utilizando os dados do CRESESB para a avaliação dos parâmetros k e λ da distribuição, os quais são apresentados na Tabela 7.

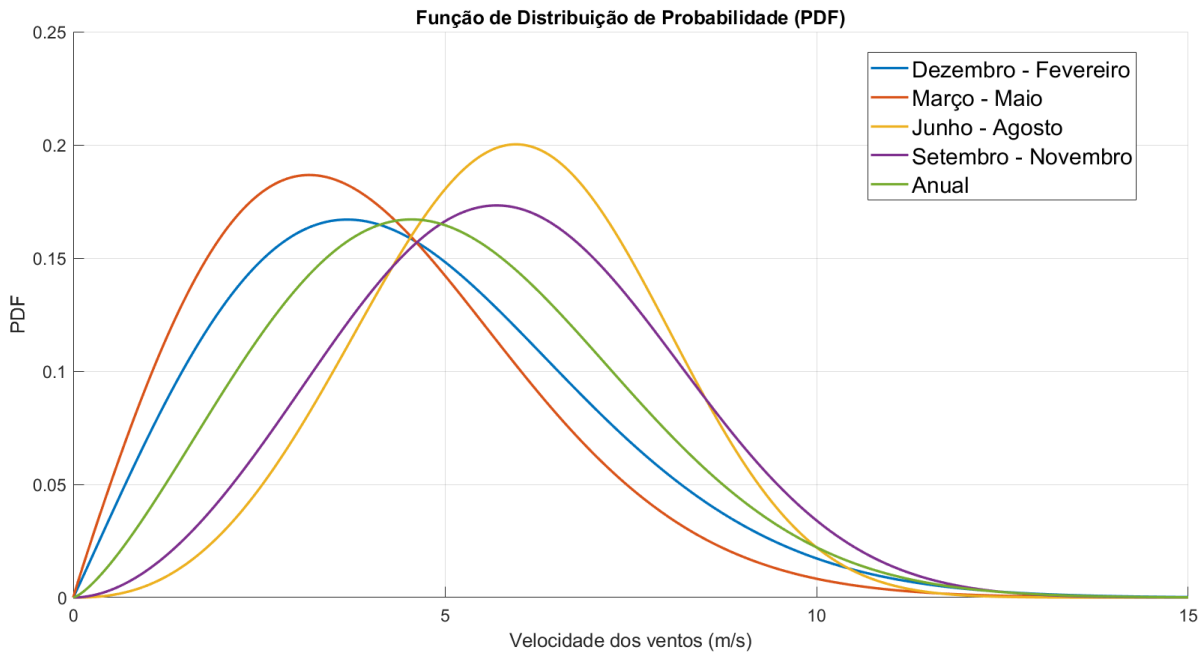
Tabela 7 – Dados de vento a 50 m de altura

Grandeza	Unidade	Dez-Fev	Mar-Mai	Jun-Ago	Set-Nov	Anual
Velocidade média dos ventos	m/s	4,58	4,03	5,92	5,88	5,1
Parâmetro λ	-	5,17	4,55	6,59	6,59	5,76
Parâmetro k	-	2,02	1,97	3,42	2,90	2,35
Densidade de potência	W/m ²	111	78	167	178	134

Fonte: (CRESESB, 2024)

Com os dados da Tabela 7, aplica-se a equação (3.1) para diferentes períodos de tempo, em que seu resultado é apresentado na Figura 17.

Figura 17 – PDF de Weibull - Dados de 50 metros de altura



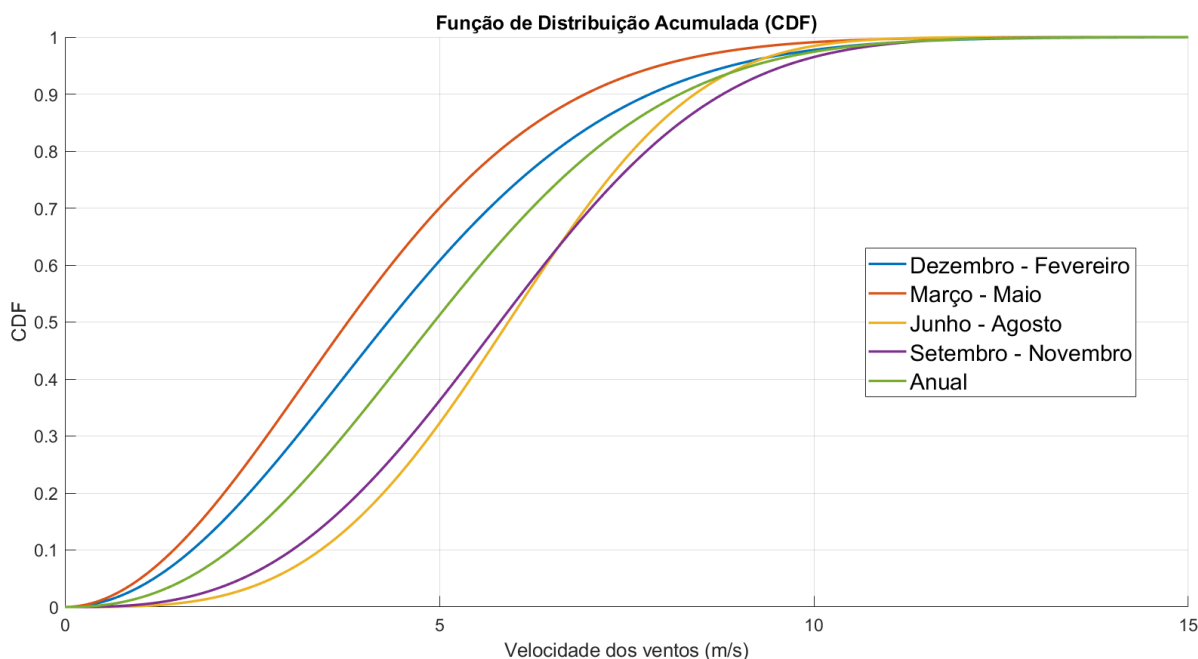
Fonte: Autoria própria

As curvas presentes na Figura 17 representam as Funções de Densidade de Probabilidade de Weibull para diferentes valores dos parâmetros de forma k e escala λ . A partir dessas distribuições, é possível calcular a integral da PDF, resultando na Função de Distribuição Acumulada (CDF) de Weibull, conforme apresentada na equação (3.2). A CDF, nesse contexto, tem como principal função determinar a probabilidade de a variável aleatória, que neste caso é a velocidade dos ventos, ser menor ou igual a um valor específico. Em outras palavras, a CDF permite quantificar a probabilidade acumulada até um determinado valor de velocidade, proporcionando uma análise detalhada da distribuição das velocidades do vento ao longo do tempo (SOUZA *et al.*, 2019).

$$F(x; k, \lambda) = \begin{cases} 0, & x < 0, \\ 1 - e^{-\left(\frac{x}{\lambda}\right)^k}, & x \geq 0, \end{cases} \quad (3.2)$$

Aplicando a equação (3.2) para os diferentes valores de k e λ apresentados na Tabela 7, obtém-se a Figura 18, que apresenta a Função de Distribuição Acumulada de Weibull para diferentes períodos de tempo durante o ano.

Figura 18 – CDF de Weibull - Dados de 50 metros de altura



Fonte: Autoria própria

Assim, é possível calcular a probabilidade da velocidade dos ventos serem maiores do que 7 m/s, nível operacional mínimo para que a geração eólica seja viável (Ver Seção 2.2). Este resultado é obtido fazendo $[F(+\infty; k, \lambda) - F(7; k, \lambda)]$, que calcula a probabilidade da velocidade dos ventos estarem entre 7 e $+\infty$, e é apresentado na Tabela 8, em que é possível observar distribuição percentual da ocorrência de ventos com velocidade superior a 7 m/s ao longo do ano, evidenciando a sazonalidade do potencial eólico e sua variação significativamente ao longo do ano, reforçando a importância de incorporar a sazonalidade no planejamento energético.

Tabela 8 – Probabilidade da velocidade dos ventos ser maior do que 7 m/s

Intervalo de tempo	$P_{\text{vel, vento}} > 7 \text{ m/s (\%)}$
Dezembro - Fevereiro	15,81
Março - Maio	9,67
Junho - Agosto	29,25
Setembro - Novembro	30,38
Anual	20,57

Fonte: Autoria própria

Agora, será realizada a estimativa dos parâmetros de Weibull a partir dos dados de velocidade do vento na superfície da cidade de Curaçá-BA. Através desse processo, será possível determinar os parâmetros de forma k e escala λ da distribuição de Weibull que

melhor descrevem os dados de velocidade do vento da região, permitindo a caracterização das condições eólicas locais. A Tabela 9 apresenta o ajuste dos parâmetros juntamente com a velocidade média de cada conjunto estudado.

Tabela 9 – Dados de vento na superfície

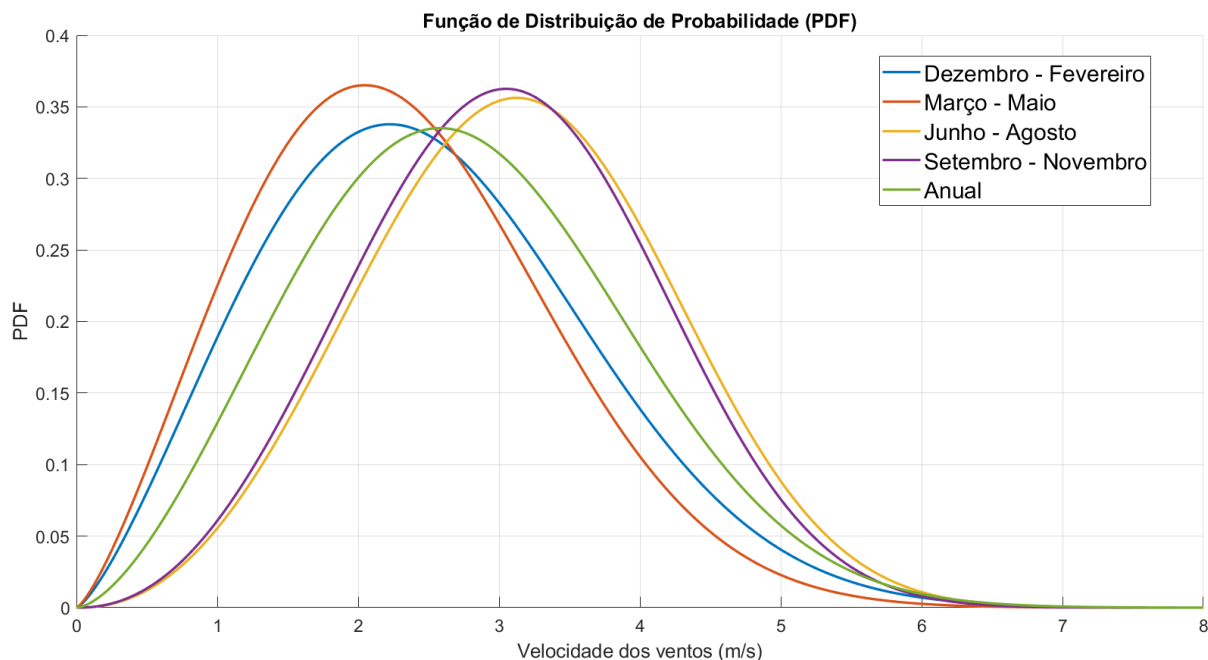
Grandeza	Unidade	Dez-Fev	Mar-Mai	Jun-Ago	Set-Nov	Anual
Velocidade média dos ventos	m/s	2,51	2,31	3,15	3,07	2,76
Parâmetro λ	-	2,83	2,61	3,51	3,43	3,11
Parâmetro k	-	2,33	2,32	3,22	3,20	2,60

Fonte: Autoria própria

É conveniente destacar que os parâmetros k e λ podem ser obtidos através de diversas técnicas estatísticas, como Regressão Linear, Método dos Mínimos Quadrados, Método do Fator Padrão de Energia e Método de Momentos (SOUZA *et al.*, 2019). Para a obtenção dos parâmetros apresentados na Tabela 9, foi utilizado o Método da Máxima Verossimilhança (MANTOVANI; FRANCO, 2004).

Agora, a partir da Tabela 9, aplicando a equação (3.1), tem-se a Figura 19.

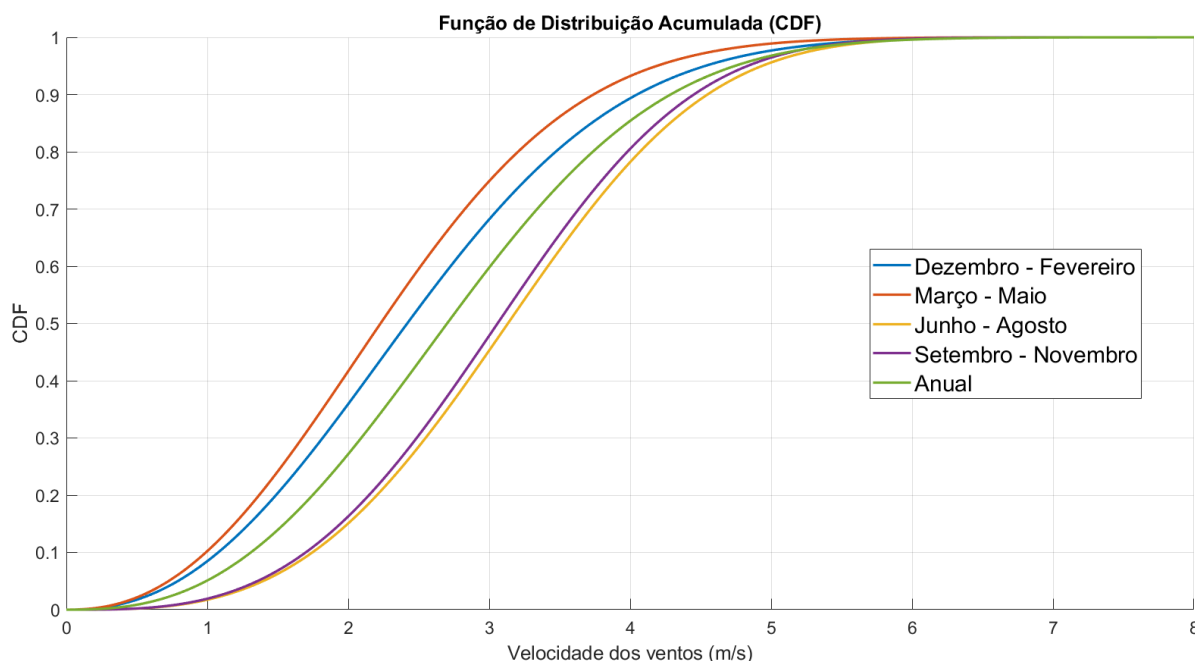
Figura 19 – PDF de Weibull - Dados da superfície



Fonte: Autoria própria

Analogamente ao feito para os dados a 50 metros de altura, para a aplicação da equação (3.2), a Figura 20 ilustra a representação CDF de Weibull ajustada aos dados de superfície.

Figura 20 – CDF de Weibull - Dados da superfície



Fonte: Autoria própria

De maneira análoga ao procedimento adotado para os dados a 50 metros de altura, realiza-se a determinação da probabilidade da velocidade do vento na superfície ser de 3 m/s, que é visto na Tabela 10. É importante destacar que, para velocidades superiores a 7 m/s, a probabilidade calculada tende a se aproximar de zero, devida a baixa ocorrência desses valores na superfície, e, conseqüentemente, indica que as condições de vento fortes são menos frequentes na superfície, sendo mais recorrentes à medida que a altura aumenta.

Tabela 10 – Probabilidade da velocidade dos ventos ser maior do que 3 m/s

Intervalo de tempo	$P_{vel, vento} > 3 \text{ m/s} (\%)$
Dezembro - Fevereiro	31,80
Março - Maio	25,12
Junho - Agosto	54,71
Setembro - Novembro	52,13
Anual	40,23

Fonte: Autoria própria

Aplicando os princípios da teoria básica de probabilidade, podemos calcular a quantidade de medidas em que a velocidade do vento excede os 3 m/s. Para isso, primeiramente identificamos o número total de observações que apresentam velocidades superiores a 3

m/s. Em seguida, dividimos esse valor pelo total de medições realizadas, o que resulta na probabilidade de a velocidade do vento ser maior do que 3 m/s. Essa abordagem probabilística serve como base para ajustes nos modelos de previsão, pois ajusta a distribuição de probabilidades às condições reais observadas, proporcionando uma previsão mais precisa e condizente com as características específicas da área analisada.

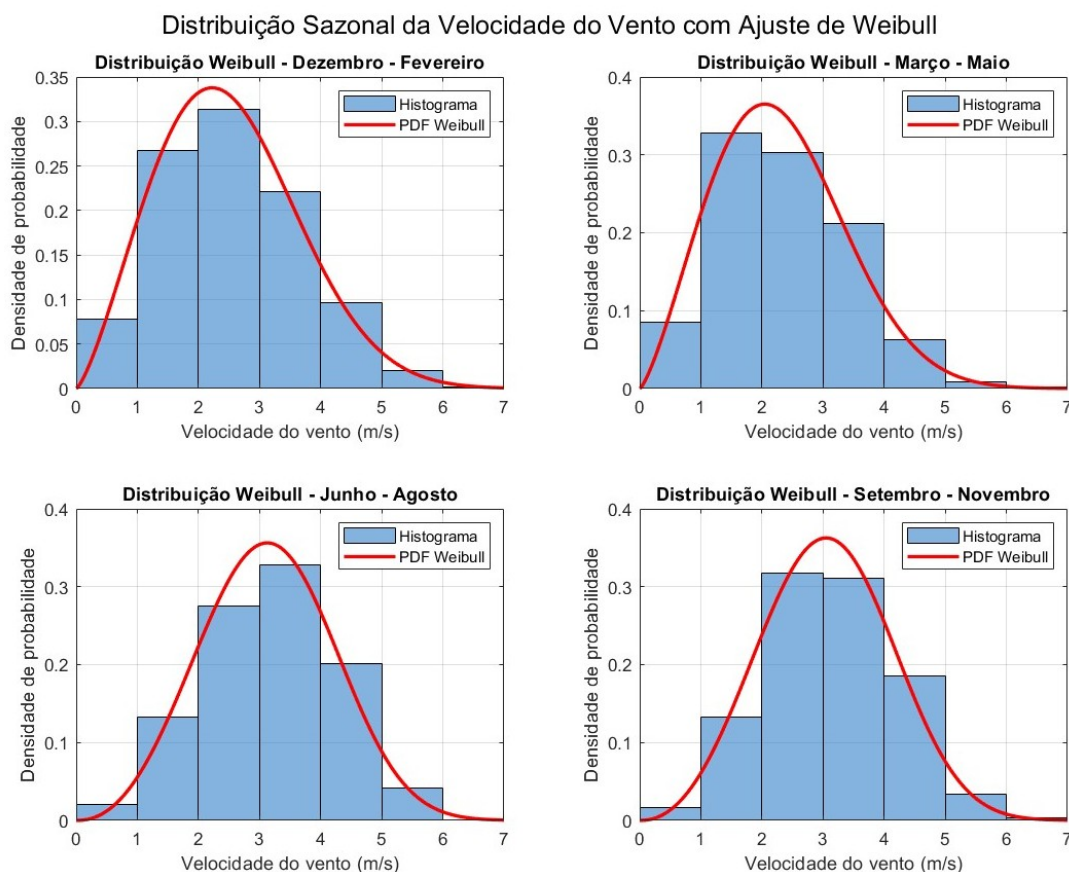
Tabela 11 – Probabilidade da velocidade dos ventos ser maior do que 3 m/s - Ajuste

Intervalo de tempo	$P_{\text{vel, vento} > 3 \text{ m/s}} (\%)$
Dezembro - Fevereiro	31,14
Março - Maio	25,59
Junho - Agosto	53,79
Setembro - Novembro	49,46
Anual	39,91

Fonte: Autoria própria

Logo, é possível observar que a distribuição calculada se ajustou bem aos dados. A Figura 21 apresenta um comparativo entre a curva de distribuição e o histograma de cada período, reforçando a convergência do ajuste.

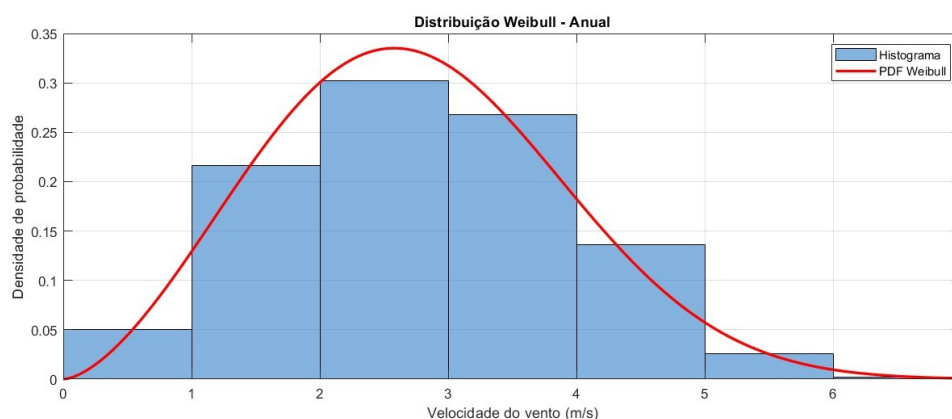
Figura 21 – Comparativo entre a curva de distribuição e o histograma de cada período



Fonte: Autoria própria

Em se tratando da análise anual, observa-se, pela Figura 22, que também foi possível obter uma alta convergência.

Figura 22 – Comparativo entre a curva de distribuição e o histograma - Anual



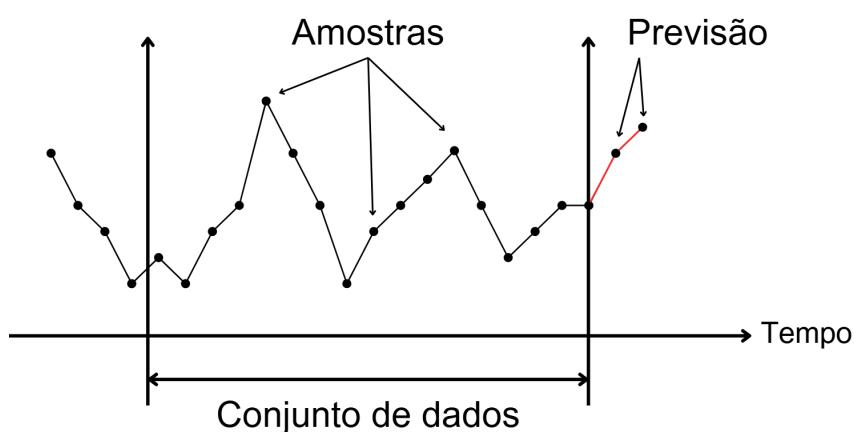
Fonte: Autoria própria

Entretanto, a distribuição de Weibull, como uma série de funções de densidade, não leva em consideração a dependência temporal das amostras e não é adequada para prever eventos de curto e médio prazo, fazendo com que outras técnicas devam ser avaliadas.

3.3 Séries Temporais

Uma série temporal é um conjunto de observações coletadas em intervalos sequenciais e regulares ao longo do tempo, como ilustrado na Figura 23. A análise dessas séries busca identificar padrões, tendências, sazonalidades e outras características que possam auxiliar na previsão de valores futuros.

Figura 23 – Modelo de série temporal



Fonte: Autoria própria

Tem-se que modelos de séries temporais são amplamente utilizados para modelar e prever dados sequenciais em que os valores futuros dependem linearmente de valores anteriores do espaço amostral, métodos que serão avaliados nas seções seguintes.

3.3.1 Modelo Autorregressivo (AR)

Inicialmente, introduz-se o modelo de um filtro linear, apresentado na equação (3.3). Esse modelo sugere que uma série temporal observável z_t , com valores sucessivos altamente dependentes, pode ser gerada a partir de amostras aleatórias de uma distribuição fixa, geralmente assumida como normal, com média zero e variância σ_a^2 , chamada de ruído branco. Nesse contexto, o ruído branco é transformado na z_t por meio do que se chama de filtro linear, que realiza a operação de filtragem linear simples, que é uma soma ponderada dos valores de a_t (JENKINS; BOX, 1976).

$$z_t = \mu + a_t + \sum_{i=1}^p \psi_i a_{t-i} = \mu + \psi(B)a_t \quad (3.3)$$

Em que:

z_t = Série temporal

$\psi(B)$ = Função de Transferência

μ = Média

a_t = Ruído branco

Nessa perspectiva, introduz-se o Modelo Autorregressivo (AR), em que o valor atual do processo é expresso como uma soma linear finita dos valores anteriores do processo e um ruído branco a_t . Para isso, define-se $\tilde{z}_t = z_t - \mu$ como a série de desvios em relação a μ . Com isso, tem-se a Equação (3.4),

$$\tilde{z}_t = a_t + \sum_{i=1}^p \phi_i \tilde{z}_{t-i} = \phi(B)^{-1} a_t \quad (3.4)$$

Em que:

ϕ = Parâmetros do modelo AR

Sendo, por fim, equivalente dizer que:

$$\tilde{z}_t = \phi(B)^{-1} a_t = \psi(B) a_t \quad (3.5)$$

Em que a equação (3.5) é válida se existirem ϕ_i tais que os pesos ψ_i em $\psi(B) = \phi^{-1}(B)$ formem uma série convergente. Sendo assim, o requisito necessário para a estacionariedade é que o operador autorregressivo $\phi(B)$ deve ter todas as raízes de $\phi(B) = 0$ maiores que 1 em valor absoluto, ou seja, todas as raízes devem estar fora do círculo unitário.

Aplicando o modelo AR com o auxílio de ferramentas de simulação como *MATLAB*, obtém-se os parâmetros ϕ_i do modelo, as quais são encontradas a partir das equações de Yule-Walker, que são apresentadas na equação (3.6) (JENKINS; BOX, 1976).

$$\rho_k = \frac{\mathbb{E}[(z_t - \mu)(z_{t+k} - \mu)]}{\sigma_z^2} = \sum_{i=1}^p \phi_i \rho_{i-k} \quad (3.6)$$

Em que:

ρ_k = Autocorrelação de atraso k

\mathbb{E} = Esperança

A equação (3.6) pode ser reescrita como apresentado em (3.7):

$$\begin{pmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{p-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{p-2} \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 & \cdots & \rho_{p-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{p-1} & \rho_{p-2} & \rho_{p-3} & \cdots & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \phi_3 \\ \vdots \\ \phi_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \rho_3 \\ \vdots \\ \rho_p \end{pmatrix} \quad (3.7)$$

Por fim, tem-se uma maneira de relacionar a autocorrelação de atraso com os parâmetros do modelo, em que, ao resolver o sistema de equações, obtém-se os parâmetros desejados.

Assim, é possível aplicar o modelo AR aos dados da potência de saída do Complexo Eólico Lagoa dos Ventos, a fim de prever, em pontos aleatórios do espaço amostral, os dois próximos valores da série. Os resultados desta aplicação são apresentados na Tabela 12, que apresenta a simulação de 10 pontos dentro dos 14664 dados, entre março de 2023 e outubro de 2024.

Tabela 12 – Resultados das simulações - Lagoa dos Ventos - Modelo AR

SIMULAÇÃO	VALOR MEDIDO (MW _{med})	VALOR PREVISTO (MW _{med})	ERRO ABSOLUTO (%)
PRIMEIRA	633,761	626,146	1,2016
	608,518	609,419	0,1481
SEGUNDA	455,818	501,308	9,9798
	410,783	476,943	16,1058
TERCEIRA	236,268	279,388	18,2503
	185,822	240,908	29,6443
QUARTA	306,928	307,261	0,1084
	334,4850	287,692	13,9897

SIMULAÇÃO	VALOR MEDIDO (MW _{med})	VALOR PREVISTO (MW _{med})	ERRO ABSOLUTO (%)
QUINTA	248,634	237,448	4,4991
	237,106	245,295	3,4539
SEXTA	251,706	270,868	7,6130
	259,694	239,782	7,6675
SÉTIMA	639,804	624,815	2,3427
	652,814	597,704	8,4419
OITAVA	80,056	48,386	39,5597
	115,843	50,662	56,267
NONA	606,904	573,872	5,4427
	665,703	549,140	17,5098
DÉCIMA	29,354	33,394	13,7624
	37,517	34,687	7,5426

Fonte: Autoria própria

Com isso, os resultados apresentados na Tabela 12 evidenciam que o modelo AR apresentou convergência razoável quando aplicado aos dados de geração do Complexo Eólico Lagoa dos Ventos, apresentando erros menores à medida que a potência de saída do complexo aumentava.

Já para o complexo eólico Campo Largo, os resultados da aplicação do modelo AR podem ser vistos na Tabela 13.

Tabela 13 – Resultados das simulações - Campo Largo - Modelo AR

SIMULAÇÃO	VALOR MEDIDO (MW _{med})	VALOR PREVISTO (MW _{med})	ERRO ABSOLUTO (%)
PRIMEIRA	269.608	276.419	2.5262
	337.686	271.501	19.5996
SEGUNDA	473.169	474.151	0.2075
	456.888	469.272	2.7105
TERCEIRA	565.962	567.419	0.2574
	564.783	555.982	1.5582
QUARTA	504.907	503.237	0.3308
	501.357	495.004	1.2671
QUINTA	410.002	409.624	0.0921
	450.279	421.869	6.3094
SEXTA	152.735	149.839	1.8963
	114.355	143.997	25.9214
SÉTIMA	471.383	455.800	3.3058
	480.187	446.935	6.9248
OITAVA	266.145	289.771	8.8771
	250.398	281.340	12.3572

SIMULAÇÃO	VALOR MEDIDO (MW _{med})	VALOR PREVISTO (MW _{med})	ERRO ABSOLUTO (%)
NONA	580.131	592.008	2.0473
	564.037	583.716	3.4889
DÉCIMA	272.163	214.194	21.2995
	276.646	201.199	27.2720

Fonte: Autoria própria

Por fim, observa-se que, para o complexo eólico Campo Largo, o modelo AR também apresentou uma convergência razoável, apresentando erros menores com o aumento da potência de saída do parque, análogo ao visto para Lagoa dos Ventos

3.3.2 Modelo Moving Average (MA)

Por outro lado, define-se outro tipo de modelo de análise de séries temporais: *Moving Average* (MA). Nesse modelo, tem-se \tilde{z}_t como uma variável linearmente dependente de um número finito de a'_s anteriores, em contra partida com do modelo AR, em que o modelo expressa a variação \tilde{z}_t do processo como uma soma ponderada finita das variações anteriores do processo, adicionado de um ruído branco (JENKINS; BOX, 1976).

$$\tilde{z}_t = a_t - \sum_{i=1}^q \theta_i a_{t-i} = \theta(B)a_t \quad (3.8)$$

Em que:

θ = Parâmetros do modelo MA

$\theta(B)$ = Função de Transferência do modelo MA

a_t = Ruído branco

Note que o modelo MA apresenta diferenças sutis em relação ao modelo AR, temos o sinal negativo na expressão e a forma com que o parâmetro é calculado é diferente. Nesse sentido, os parâmetros do modelo MA são calculados pela função de autocorrelação, a qual é apresentada na equação (3.9).

$$\rho_k = \begin{cases} -\frac{\sum_{i=k}^q \theta_i \theta_{i-k}}{1 + \sum_{i=1}^q \theta_i^2}, & 0 < k \leq q \\ 0, & k > q \end{cases} \quad (3.9)$$

É evidente a complexidade da equação (3.9) devido à presença de termos não-lineares, sendo necessário o uso de métodos iterativos para sua resolução, como o Método de *Newton-Raphson*.

Analogamente, aplica-se o modelo MA aos dados da potência de saída do Complexo Eólico Lagoa dos Ventos, tendo seus resultados apresentados na Tabela 14.

Tabela 14 – Resultados das simulações - Lagoa dos Ventos - Modelo MA

SIMULAÇÃO	VALOR MEDIDO (MW _{med})	VALOR PREVISTO (MW _{med})	ERRO ABSOLUTO (%)
PRIMEIRA	633,761	524,991	17,1626
	608,518	379,011	37,7158
SEGUNDA	455,818	436,182	4,3079
	410,783	373,495	9,0773
TERCEIRA	236,268	242,170	2,4981
	185,822	277,407	49,2865
QUARTA	306,928	336,713	9,7042
	334,4850	360,693	7,8353
QUINTA	248,634	353,725	42,2674
	237,106	334,223	40,9591
SEXTA	251,706	325,445	29,2958
	259,694	389,786	50,0942
SÉTIMA	639,804	517,395	19,1323
	652,814	353,625	45,8306
OITAVA	80,056	139,945	74,8086
	115,843	256,563	121,4745
NONA	606,904	553,446	8,8083
	665,703	460,917	30,7624
DÉCIMA	29,354	101,704	246,4732
	37,517	191,590	410,6744

Fonte: Autoria própria

Já para Campo Largo, tem-se os resultados apresentados na Tabela 15.

Tabela 15 – Resultados das simulações - Campo Largo - Modelo MA

SIMULAÇÃO	VALOR MEDIDO (MW _{med})	VALOR PREVISTO (MW _{med})	ERRO ABSOLUTO (%)
PRIMEIRA	269,608	343,088	27,2545
	337,686	382,081	13,1469
SEGUNDA	473,169	442,479	6,4860
	456,888	394,390	13,6791
TERCEIRA	565,962	485,195	14,2707
	564,783	359,827	36,2894
QUARTA	504,907	480,163	4,9006
	501,357	364,012	27,3947
QUINTA	410,002	352,720	13,9712
	450,279	301,298	33,0864
SEXTA	152,735	173,703	13,7283
	114,355	206,364	80,4591

SIMULAÇÃO	VALOR MEDIDO (MW _{med})	VALOR PREVISTO (MW _{med})	ERRO ABSOLUTO (%)
SÉTIMA	471,383	407,026	13,6528
	480,187	351,834	26,7298
OITAVA	266,145	288,482	8,3928
	250,398	279,951	11,8025
NONA	580,131	540,289	6,8677
	564,037	465,490	17,4717
DÉCIMA	272,163	165,400	39,2277
	276,646	226,755	18,0341

Fonte: Autoria própria

Portanto, as Tabela 14 e 15 mostram que o modelo MA não se ajustou com grande convergência aos dados de geração dos complexos eólicos, apresentando altos erros em uma série de medidas medidas, o que implica na necessidade de avaliação de outros modelos.

3.3.3 Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA)

Por último, tem-se o estudo e avaliação do Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA). Nesta análise, assume-se que comportamentos não estacionários possam ser representados por modelos estacionários, em que uma nova série pode ser modelada por um modelo misto autorregressivo de médias móveis, em que a série original z_t pode ser recuperada pelo operador soma (∇^{-1}).

$$\omega_t = \nabla^d z_t \quad (3.10)$$

Em que:

z_t = Série temporal

∇ = Operador de Diferenciação

ω_t = Nova série

Uma outra forma de escrever o modelo ARIMA é apresentado na equação (3.11).

$$\phi(B)(1 - B)^d z_t = \theta(B)a_t \quad (3.11)$$

Em que:

$\phi(B)$ = Operador Autorregressivo

$\theta(B)$ = Operador *Moving Average*

Finalmente, aplica-se o modelo ARIMA aos dados do Complexo Eólico Lagoa dos Ventos, em que seu resultado é apresentado na Tabela 16.

Tabela 16 – Resultados das simulações - Lagoa dos Ventos - Modelo ARIMA

SIMULAÇÃO	VALOR MEDIDO (MW _{med})	VALOR PREVISTO (MW _{med})	ERRO ABSOLUTO (%)
PRIMEIRA	633,761	622,647	1,7536
	608,518	601,533	1,1478
SEGUNDA	455,818	506,655	11,1530
	410,783	498,376	21,3235
TERCEIRA	236,268	288,844	22,2526
	185,822	271,163	45,9264
QUARTA	306,928	332,162	8,2215
	334,4850	355,057	6,1504
QUINTA	248,634	240,867	3,1244
	237,106	248,412	4,769
SEXTA	251,706	279,674	11,1115
	259,694	260,778	0,4175
SÉTIMA	639,804	641,279	0,2306
	652,814	637,855	2,2915
OITAVA	80,056	48,059	39,9683
	115,843	48,427	58,1957
NONA	606,904	586,016	3,4417
	665,703	581,156	12,7004
DÉCIMA	29,354	32,226	9,7827
	37,517	30,365	19,0629

Fonte: Autoria própria

Analogamente para Campo Largo, tem-se a Tabela 17

Tabela 17 – Resultados das simulações - Campo Largo - Modelo ARIMA

SIMULAÇÃO	VALOR MEDIDO (MW _{med})	VALOR PREVISTO (MW _{med})	ERRO ABSOLUTO (%)
PRIMEIRA	269,608	285,282	5,8137
	337,686	284,918	15,626
SEGUNDA	473,169	479,505	1,3389
	456,888	481,757	5,4432
TERCEIRA	565,962	573,711	1,3691
	564,783	572,799	1,4192
QUARTA	504,907	499,529	1,0652
	501,357	482,541	3,7529
QUINTA	410,002	403,556	1,5721
	450,279	420,378	6,6407
SEXTA	152,735	153,763	0,6728
	114,355	153,727	34,4299

SIMULAÇÃO	VALOR MEDIDO (MW _{med})	VALOR PREVISTO (MW _{med})	ERRO ABSOLUTO (%)
SÉTIMA	471,383	471,378	0,0015
	480,187	481,164	0,2035
OITAVA	266,145	294,907	10,8069
	250,398	295,157	17,8752
NONA	580,131	600,829	3,5677
	564,037	603,949	7,0761
DÉCIMA	272,163	218,623	19,6722
	276,646	218,872	20,8838

Fonte: Autoria própria

Com isso, os resultados apresentados nas Tabela 16 e 17 evidenciam que o modelo ARIMA foi o modelo de série temporal que melhor se ajustou aos dados, apresentando menores erros, especialmente para o complexo eólico Campo Largo. O modelo ARIMA é o mais amplo dos modelos estudados de série temporal, sendo os modelos AR e MA casos particulares desse modelo (JENKINS; BOX, 1976).

3.4 Rede Neural Artificial

Em outra perspectiva, utiliza-se um modelo de Rede Neural Artificial (RNA) para a previsão dos valores de geração do Complexo Eólica Lagoa dos Ventos. Esses modelos computacionais são inspirados no funcionamento do cérebro humano para resolução problemas complexos por meio de aprendizado, em que o intuito é calcular os pesos sinápticos da rede a fim de conseguir reconhecer de padrões entre a saída e a entrada (RAUBER, 2005).

3.4.1 Perceptron Multicamadas

Em se tratando do estudo de redes neurais artificiais, tem-se que o Perceptron Multicamadas (PMC) é uma rede neural artificial composta por pelo menos uma camada intermediária, além das camadas de entrada e saída, em que cada camada é formada por neurônios, que processam as informações de forma sequencial. Em outras palavras, os dados entram na rede, passam pelas camadas intermediárias e chegam à camada de saída (SILVA *et al.*, 2010).

No início da rede, para a primeira camada, os dados são ponderados antes de seguirem, como mostrado na equação (3.12).

$$I_j^L = \sum_{i=0}^n W_{ji}^L(t)x_i \quad (3.12)$$

Em que:

I_j^L = Entrada ponderada do j -ésimo neurônio na camada L

W_{ji}^L = Peso entre o neurônio j da camada L e o neurônio i da camada anterior

x_i = Entradas de dados

Para as demais camadas após a primeira, temos a troca de x_i por y_i , que é a saída do j -ésimo neurônio em relação à camada L . Essas saídas são obtidas por funções de ativação, o que pode ser visto na equação (3.13).

$$Y_j^L = g(I_j^L) \quad (3.13)$$

Em que:

$g(\cdot)$ = Função de ativação

As funções de ativação devem ser contínuas e diferenciáveis em todo domínio, como é o caso da função sigmoide, declarada na equação (3.14).

$$\text{sig}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.14)$$

Os pesos da primeira camada da rede neural, ou seja, $L = 1$, são calculados como mostra a equação (3.15).

$$W_{ji}^L(t+1) = W_{ji}^L(t) + \eta \cdot \delta_j^L \cdot x_i \quad (3.15)$$

Em que:

η = Taxa de aprendizado

δ_j^L = Gradiente local no neurônio j da camada L

Para as demais camadas, troca-se x_i por Y_i^L .

De maneira análoga com o feito para as séries temporais, desenvolveu-se também um modelo de rede neural que prevê a potência de saída do complexo eólico Lagoa dos Ventos, em que um elemento conhecido é retirado e o método deve prevê-lo. Para o vetor de entrada do PMC, foi estabelecida uma matriz de entrada com os valores conhecidos de geração, em que as linhas dessa matriz podem ser expressas como a equação 3.16.

$$L_i = [a_i, a_{i+1}, \dots, a_{n+i-1}] \quad (3.16)$$

Neste caso, o vetor de entrada tem 24 colunas, ou seja, fornece-se à rede 24 medidas consecutivas, e a saída é a previsão da próxima medida no tempo subsequente (a_{n+1}).

Finalmente, é possível avaliar o modelo de RNA desenvolvido. Para a avaliação do problema de previsão em questão, tem-se a análise dos 3 últimos valores conhecidos do banco de dados: 642,099, 659,234 e 661,933 MWmed, respectivamente. Inicialmente, retiram-se os 3 valores e o algoritmo é desenvolvido para a obtenção do antepenúltimo

valor, 642,099 MWmed. A Tabela 18 apresenta o resultado de 20 execuções subsequentes e independentes do PMC, juntamente com o erro absoluto em relação à medida conhecida.

Tabela 18 – Resultado do PMC - Previsão e erro

EXECUÇÃO	RESULTADO (MWmed)	ERRO ABSOLUTO (%)
1	649,04361	1,08155
2	646,95335	0,75601
3	595,24131	7,29758
4	618,25195	3,71392
5	659,39922	2,69432
6	673,25656	4,85245
7	628,09882	2,18038
8	642,27391	0,02724
9	580,92756	9,52679
10	622,29088	3,08490
11	642,99206	0,13908
12	646,88248	0,74498
13	626,81316	2,38060
14	627,65319	2,24978
15	643,33083	0,19184
16	637,18698	0,76499
17	609,93497	5,00920
18	639,98576	0,32911
19	643,43125	0,20748
20	621,37771	3,22712

Note que os resultados entre as execuções são diferentes, uma vez que os pesos sinápticos da primeira camada são gerados de maneira aleatória, o que influencia no processo de ajuste das demais camadas.

Para uma análise visual, a Figura 24 foi desenvolvida a fim de apresentar o gráfico dos erros de medida, juntamente de uma média móvel com janela para quatro valores dos erros anteriores, como apresentado na equação 3.17.

$$y_i = \frac{1}{N} \sum_{j=i-\frac{N-1}{2}}^{i+\frac{N-1}{2}} x_j \quad (3.17)$$

Em que:

y_i = Saída da média móvel

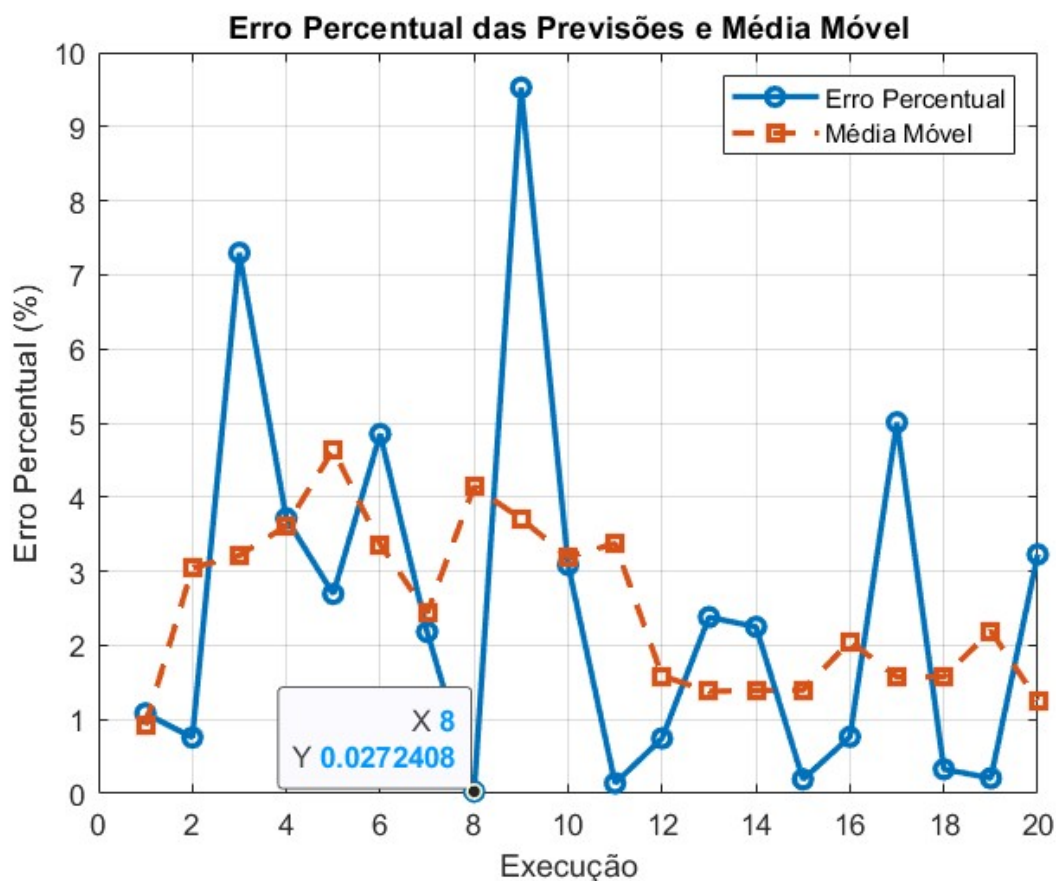
x_j = Valor do erro

N = Janela da média móvel

Destaca-se que, no extremo inferior do vetor, não há elementos suficientes para completar a janela, fazendo com que o método tenha que ser ajustado para o cálculo apenas com os valores conhecidos, o que reduz a janela da média móvel.

Por exemplo, para o primeiro ponto y_1 , apenas seria considerado o valor do erro x_1 , e a janela é reduzida para $N = 1$ ao invés de $N = 4$, resultando em $y_1 = x_1$. Esse método é seguido até que tenhamos medidas suficientes dentro da janela.

Figura 24 – Erro de previsão do PMC e média móvel



Fonte: Autoria própria

Assim, é possível observar que a média móvel dos valores das execuções se encontra na faixa de 1 a 5 por cento, valores consideráveis para um processo de previsão.

Com a geração de diferentes redes, escolhe-se aquela que apresentou o menor erro de previsão para a estimação dos valores restantes, 659,234 e 661,933 MW_{med}. A oitava execução, destacada em vermelho, apresentou o menor erro absoluto no processo de previsão, por isso, esta rede foi escolhida para a previsão dos valores seguintes. Assim, tem-se os resultados da Tabela 19.

Tabela 19 – Valores previstos com o PMC

VALOR MEDIDO (MW _{med})	VALOR PREVISTO (MW _{med})	ERRO ABSOLUTO (%)
659,234	658,378	0,1299
661,933	652,744	1,3882

Fonte: Autoria própria

É evidente na Tabela 19 que o método de adequou bem ao conjunto de dados que foi analisado, com um erro na primeira previsão de apenas 0,1299 %, enquanto a segunda mantém um erro de 1,3882%, o que se justifica pela escolha coerente da rede neural avaliada, a qual apresentou menor erro na medida inicial.

Em termos práticos, em que não se conheceria as medidas da Tabela 19, gera-se uma RNA para estimar a última medida conhecida e se escolhe a rede que apresentou menores erros de geração para a avaliação dos valores subsequentes.

Para aprimorar a análise dos ajustes dos dados em um espaço amostral ampliado, a base de dados foi atualizada conforme a metodologia mencionada anteriormente. Inicialmente, os resultados apresentados na Tabela 19 foram obtidos a partir de dados coletados entre os meses de março e maio de 2023. Na nova base de dados, esse período foi expandido, abrangendo registros de março de 2023 a outubro de 2024.

Além disso, para a geração de novos valores, os intervalos considerados dentro da base de dados atualizada abrangem períodos de 3 meses. Isso resulta em um total de 2160 medições, sendo cada uma registrada a cada hora, com unidade de MW_{med}.

Para o Complexo Eólico Lagoa dos Ventos, tem-se o resultado das simulações apresentados na Tabela 20.

Tabela 20 – Resultados das simulações - Lagoa dos Ventos

SIMULAÇÃO	VALOR MEDIDO (MW_{med})	VALOR PREVISTO (MW_{med})	ERRO ABSOLUTO (%)
PRIMEIRA	633,761	633,481	0,0441
	608,518	624,063	2,5545
SEGUNDA	455,818	454,122	0,3721
	410,783	405,978	1,1697
TERCEIRA	236,268	238,5477	0,9649
	185,822	176,8412	4,8330
QUARTA	306,928	310,902	1,2946
	334,4850	301,739	9,7901
QUINTA	248,634	254,467	2,3459
	237,106	270,141	13,9324
SEXTA	251,706	275,383	9,407
	259,694	266,136	2,480
SÉTIMA	639,804	640,241	0,0683
	652,814	647,217	0,8573
OITAVA	80,056	80,407	0,4388
	115,843	114,275	1,3537
NONA	606,904	607,78	0,144
	665,703	636,983	4,3143
DÉCIMA	29,354	29,2142	0,4761
	37,517	45,762	21,977

Fonte: Autoria própria

Já para o Complexo Eólico Campo Largo, os resultados das simulações são vistos na Tabela 21.

Tabela 21 – Resultados das simulações - Campo Largo

SIMULAÇÃO	VALOR MEDIDO (MW _{med})	VALOR PREVISTO (MW _{med})	ERRO ABSOLUTO (%)
PRIMEIRA	269,608	266,911	1,005
	337,686	291,022	13,8188
SEGUNDA	473,169	473,235	0,0139
	456,888	442,404	3,1702
TERCEIRA	565,962	565,564	0,070
	564,783	582,085	3,0634
QUARTA	504,907	508,696	0,7504
	501,357	523,971	4,5106
QUINTA	410,002	416,265	1,5274
	450,279	393,363	12,6402
SEXTA	152,735	152,061	0,4416
	114,355	121,335	6,1034
SÉTIMA	471,383	474,684	0,7003
	480,187	462,6514	3,6518
OITAVA	266,145	263,385	1,0371
	250,398	213,648	14,677
NONA	580,131	580,2764	0,0251
	564,037	558,570	0,9693
DÉCIMA	272,163	271,666	0,1825
	276,646	300,3735	8,5769

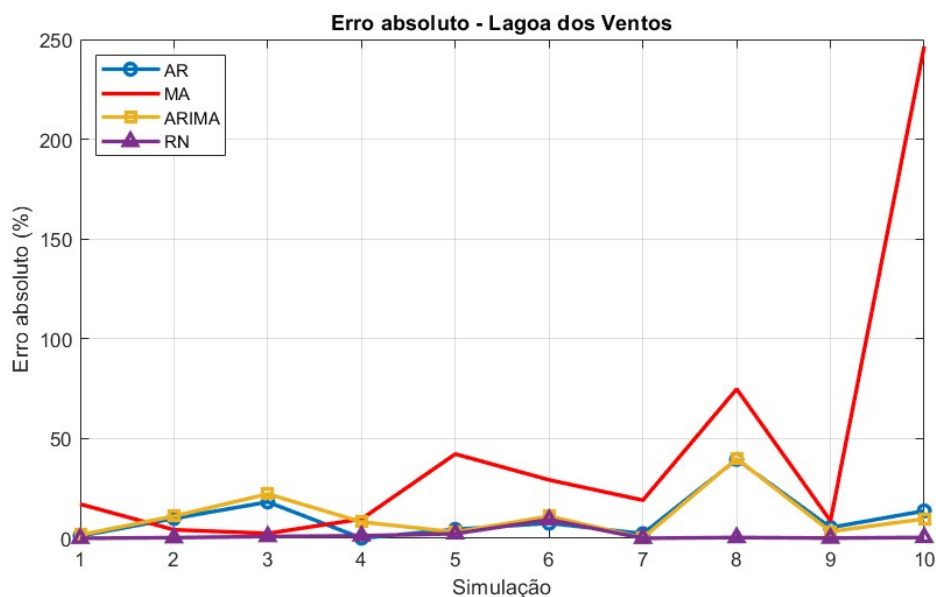
Fonte: Autoria própria

Portanto, observa-se que a rede proposta teve alta convergência nos dois cenários, com erros médios de 1,55% e 0,58% para as primeiras medidas nas aplicações aos dados dos complexos eólicos Lagoa dos Ventos e Campo Largo, respectivamente.

3.5 Comparativo entre métodos de previsão

Finalmente, com a aplicação dos modelos de previsão aos dados dos complexos eólicos avaliados, torna-se possível realizar uma análise comparativa dos erros associados a cada abordagem. Essa análise permite identificar qual método apresenta melhor desempenho em termos de acurácia, além de avaliar sua robustez frente às variações nas características do recurso eólico. A Figura 25 apresenta o comparativo dos erros absolutos para o Complexo Eólico Lagoa dos Ventos, considerando todos os modelos avaliados.

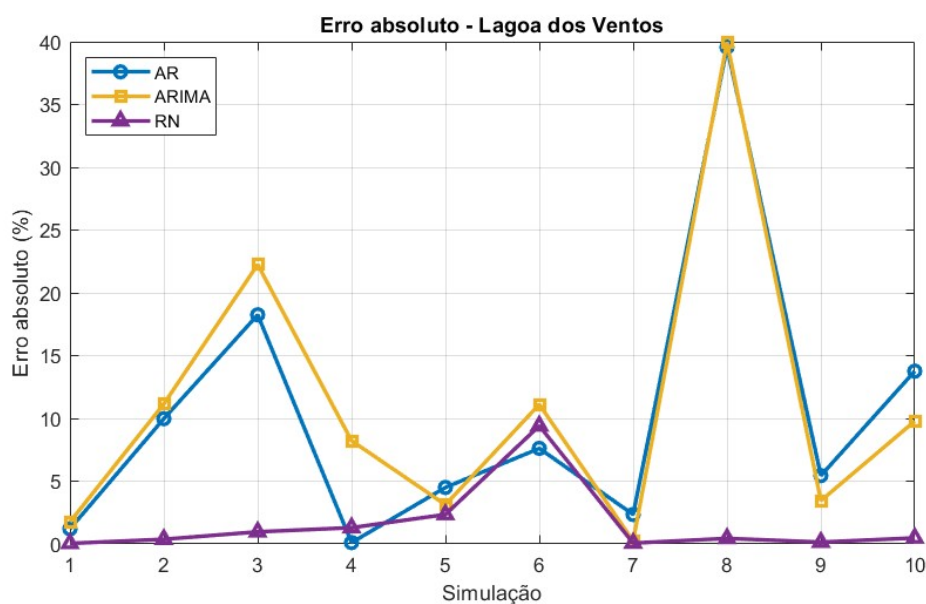
Figura 25 – Comparativo entre erros de previsão — Lagoa dos Ventos



Fonte: Autoria própria

Observa-se que o modelo MA apresentou os maiores erros entre os métodos testados, demonstrando menor capacidade de adaptação às flutuações do recurso eólico. Visando uma comparação mais clara entre os modelos com melhor desempenho, o MA foi retirado da análise gráfica, resultando na Figura 26.

Figura 26 – Comparativo entre erros de previsão — Lagoa dos Ventos (sem MA)



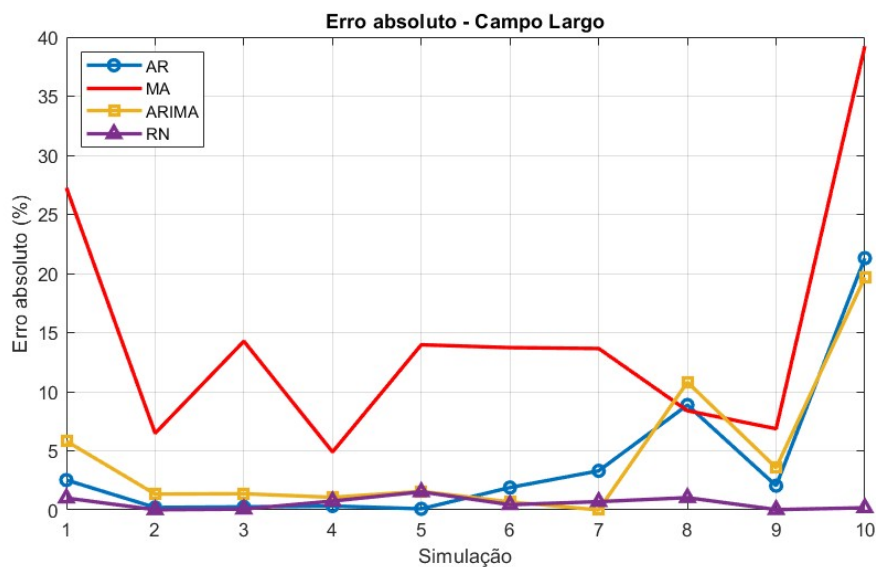
Fonte: Autoria própria

Na Figura 26, é possível observar que os modelos AR e ARIMA apresentaram comporta-

mentos semelhantes ao longo das simulações, enquanto a rede neural (RN) se destacou por apresentar os menores valores de erro absoluto, indicando maior precisão nas previsões.

A mesma análise foi aplicada aos dados do Complexo Eólico Campo Largo. A Figura 27 mostra os resultados considerando todos os modelos.

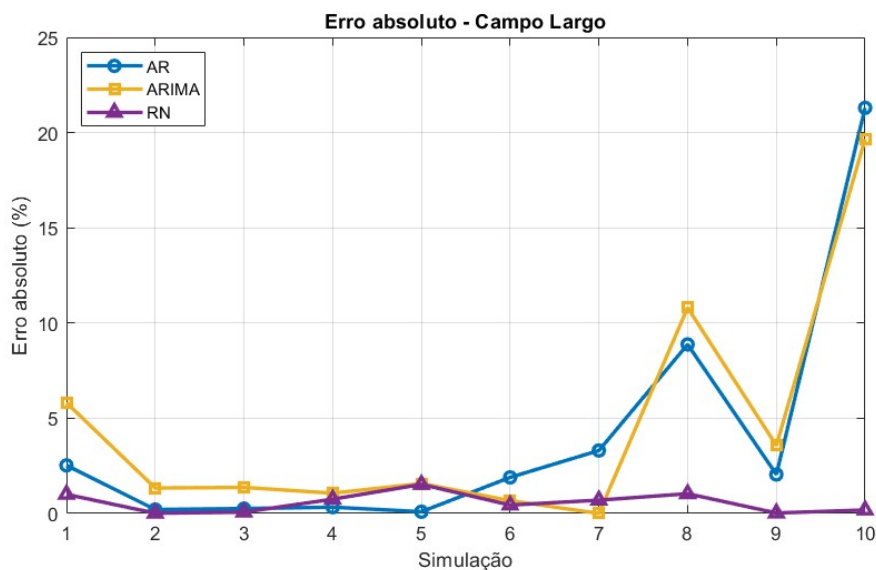
Figura 27 – Comparativo entre erros de previsão — Campo Largo



Fonte: Autoria própria

De forma análoga ao caso anterior, o modelo MA também apresentou baixo desempenho para Campo Largo. Assim, foi novamente removido para fins de comparação entre os modelos que demonstraram melhor convergência, conforme ilustrado na Figura 28.

Figura 28 – Comparativo entre erros de previsão — Campo Largo (sem MA)



Fonte: Autoria própria

Nota-se que, também para Campo Largo, os modelos AR e ARIMA exibiram tendências semelhantes de erro ao longo das simulações, enquanto a RN novamente obteve os melhores resultados, confirmando sua superioridade em termos de precisão na previsão do recurso eólico para os dois complexos analisados.

4 CONCLUSÃO

Este trabalho buscou analisar e modelar a geração de energia eólica de curto prazo, com vistas a subsidiar estudos de estabilidade de tensão em sistemas elétricos de potência. Ao longo do desenvolvimento, foi possível expressar de forma clara a diferença entre as abordagens de previsão de longo prazo, voltadas ao planejamento energético estratégico, e as de curto prazo, que atendem às demandas da operação elétrica diária. Enquanto as previsões de longo prazo orientam decisões de expansão e sustentabilidade do sistema, considerando horizontes que podem se estender por décadas, as previsões de curto prazo, foco desta pesquisa, concentram-se na estimativa da geração e no equilíbrio operacional em escalas temporais de horas a semanas. Essas previsões são essenciais para evitar sobrecargas, minimizar o risco de apagões e garantir a segurança e a confiabilidade do fornecimento de energia.

A aplicação da Distribuição de Weibull mostrou-se eficaz na caracterização do potencial eólico da região estudada. A flexibilidade desta distribuição em representar padrões assimétricos e sua adequação aos dados de velocidade do vento permitiram uma avaliação precisa da frequência de ocorrência de ventos em faixas operacionais. Essa análise evidenciou a sazonalidade do recurso eólico e forneceu subsídios importantes para estimativas de produção de energia, reforçando o papel da Distribuição de Weibull como uma ferramenta robusta para a avaliação do potencial energético de uma região. A capacidade de obter bons ajustes tanto para dados de superfície quanto para dados a 50 metros de altura indica a aplicabilidade dessa distribuição em diferentes contextos e escalas de estudo, consolidando-a como uma base sólida para etapas subsequentes de modelagem e previsão.

No que tange aos modelos de séries temporais, o Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA) foi o que apresentou o melhor ajuste entre as abordagens testadas. Com menores erros absolutos, especialmente nos dados do complexo eólico Campo Largo, o ARIMA destacou-se por sua capacidade de lidar com séries não estacionárias e incorporar tanto a dependência temporal quanto as tendências dos dados. Ademais, a predominância de sua aplicação na literatura especializada confirma sua relevância e consistência para previsões de curto prazo na geração eólica. A simplicidade relativa do modelo, aliada à sua eficácia preditiva, torna o ARIMA uma alternativa interessante para estudos que demandem baixo custo computacional e rápida implementação.

Por fim, a Rede Neural Artificial (RNA) do tipo Perceptron Multicamadas revelou-se a metodologia que apresentou o melhor desempenho no conjunto de dados analisado. Com erros percentuais inferiores a 1,5% nas melhores execuções, a RNA demonstrou elevada capacidade de aprender e reproduzir padrões complexos, proporcionando estimativas de geração com alto grau de precisão. A escolha criteriosa da arquitetura da rede e do conjunto de treinamento contribuiu para a obtenção desses resultados, evidenciando o potencial dessa técnica para aplicações práticas na previsão de geração eólica. Além

disso, a flexibilidade da RNA em lidar com relações não lineares e sua capacidade de generalização sugerem sua aplicabilidade em cenários mais complexos, inclusive com a incorporação de múltiplas variáveis de entrada, como temperatura, umidade e pressão atmosférica.

Dessa forma, os resultados obtidos ao longo deste trabalho comprovam que a combinação de técnicas estatísticas clássicas com métodos de inteligência artificial oferece uma abordagem promissora para enfrentar os desafios associados à variabilidade da geração eólica. As metodologias desenvolvidas e avaliadas aqui podem servir como ferramentas complementares para o aprimoramento do planejamento e da operação de sistemas elétricos com alta penetração de fontes renováveis, contribuindo para a confiabilidade e a sustentabilidade da matriz energética brasileira. Espera-se que as contribuições deste estudo possam subsidiar futuras pesquisas e aplicações práticas voltadas ao uso otimizado de recursos eólicos, fortalecendo a transição para um setor energético mais resiliente e sustentável.

REFERÊNCIAS

- ABEEólica. ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ENERGIA EÓLICA. 2024. <https://abeeolica.org.br/>. Acessado em: 30 de outubro de 2024.
- ACKERMANN, T. *Wind power in power systems*. [S. l.]: John Wiley & Sons, 2012.
- ALVES, J. J. A. Análise regional da energia eólica no brasil. *Revista Brasileira de Gestão e Desenvolvimento Regional*, v. 6, n. 1, 2010.
- AMARANTE, A. C. *et al. Atlas do potencial eólico brasileiro*. Rio de Janeiro: Centro de Pesquisas de Energia Elétrica, 2001.
- AQUILA, G. *et al.* An overview of short-term load forecasting for electricity systems operational planning: machine learning methods and the brazilian experience. *Energies*, v. 16, n. 21, 2023.
- ARAUJO, G. A. *et al.* Aplicação do modelo weibull na modelação matemática para análise da viabilidade de geração de energia eólica. *Revista Engenharia de Interesse Social*, v. 8, n. 1, p. 1–15, 2021. Disponível em: <https://www.academia.edu/50958422/>.
- BARCHI, A.; SANTOS, R. L. dos; FERREIRA, A. C. Hybrid artificial neural networks for wind speed forecasting in brazilian regions. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, v. 14, n. 3, 2022.
- BAZZO, T. d. P. M.; KOLZER, J. F.; CARLSON, R. Análise do projeto ótimo de geradores síncronos de ímãs permanentes para aerogeradores. In: *Congresso Brasileiro de Eletromagnetismo (MOMAG)*. [S.l.: s.n.], 2014.
- BICALHO, F. S. *Integração de turbinas eólicas às redes elétricas*. 2012. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Minas Gerais, 2012.
- BOLIK, S. M. *Modelling and analysis of variable speed wind turbines with induction generator during grid fault*. [S. l.]: Institut for Energiteknik, Aalborg Universitet, 2004.
- BORGES, R. C. *Análise da Influência de Motores de Indução sobre o Comportamento Dinâmico de um DFIG Conectado a um Sistema de Distribuição*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2017.
- BOTTERÓN, F. *et al.* Digital voltage and current controllers for three-phase pwm inverter for ups applications. In: IEEE. *Conference Record of the 2001 IEEE Industry Applications Conference. 36th IAS Annual Meeting (Cat. No. 01CH37248)*. [S. l.], 2001. v. 4, p. 2667–2674.
- CAMELO, H. d. N.; LUCIO, P. S.; JUNIOR, J. V. L. Modelagem da velocidade do vento usando metodologias ARIMA, Holt-Winters e RNA na previsão de geração eólica no Nordeste brasileiro. *Revista Brasileira de Climatologia*, v. 21, p. 1–15, 2017.
- CARVALHO, C. B. d. Avaliação crítica do planejamento energético de longo prazo no brasil, com ênfase no tratamento das incertezas e descentralização do processo. *Campinas: UNICAMP*, 2005.

COLLIER, D. A. F. *Modelagem e Controle de Retificadores PWM Trifásicos Conectados a Geradores Síncronos a Ímãs Permanentes em Sistemas de Conversão de Energia Eólica*. Tese (Doutorado) — Tese de Doutorado, Departamento de Engenharia Elétrica, Santa Catarina, 2011.

CRESESB. *CENTRO DE REFERÊNCIA PARA ENERGIA SOLAR E EÓLICA* SÉRGIO DE SALVO BRITO. 2024. Acesso em: 2 nov. 2024. Disponível em: https://www.cresesb.cepel.br/index.php?section=com_content&lang=pt&cid=201.

DINIZ, D. S. *Uma introdução ao estudo dos impactos da geração eólica na estabilidade do sistema*. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) — Universidade Federal de Campina Grande, 2019.

ENERGY INSTITUTE. *Statistical review of world energy*. 2024. <https://www.energyinst.org/statistical-review>. Acesso em: 15 nov. 2024.

EPE. *EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA*. 2024. <https://www.epe.gov.br/pt/abcdenergia/matriz-energetica-e-eletrica>. Acessado em: 02 de novembro de 2024.

FERNANDES, J. P.; SILVA, L. G.; OLIVEIRA, R. C. Wind power prediction using artificial neural networks: A case study for the portuguese power grid. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 40, p. 109–119, 2014.

FERREIRA, H. T. *Energia eólica: barreiras a sua participação no setor elétrico brasileiro*. 111 p. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Universidade de São Paulo, Programa Interunidades de Pós-Graduação em Energia, São Paulo, 2008. Orientador: Murilo Tadeu Werneck Fagá.

FILIPPE, D. B. L.; LOBATO, E. de M.; QUINTAN, V. C. Energia eólica: análise sobre o potencial eólico brasileiro. *Bolsista de Valor*, v. 1, p. 267–278, 2010.

FONTES, P. J. F. *Qualidade da energia elétrica em parques eólicos com diferentes tipos de aerogeradores*. Tese (Doutorado) — Instituto Superior de Engenharia do Porto, 2023.

FRANCA, A. C. G. *et al.* Análise comparativa de modelos de previsão de geração de energia eólica baseados em machine learning. *Revista de Sistemas e Computação*, v. 9, n. 2, p. 1–10, 2019.

FUJISE, J. Desenvolvimento de modelo de previsão de geração eólica para planejamento energético utilizando redes neurais artificiais. Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2018.

GABRIEL FILHO, L. R. A. *et al.* Caracterização analítica e geométrica da metodologia geral de determinação de distribuições de weibull para o regime eólico e suas aplicações. *Engenharia Agrícola*, v. 29, n. 1, p. 115–125, 2009.

HONG, T.; FAN, S. Probabilistic electric load forecasting: a tutorial review. *International Journal of Forecasting*, v. 32, n. 3, p. 914–938, 2016.

INMET. *Portal de Mapas - INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA*. 2025. <https://mapas.inmet.gov.br/>. Acesso em: 28 abr. 2024.

JENKINS, G. M.; BOX, G. E. *Time series analysis: forecasting and control*. [S. l.: s. n], 1976.

KAVASSERI, R. G.; SEETHARAMAN, K. Day-ahead wind speed forecasting using f-arima models. *Renewable Energy*, v. 34, n. 5, p. 1388–1393, 2009.

KUNDUR, P. Definition and classification of power system stability ieeecigre joint task force on stability terms and definitions. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 19, n. 3, 2004.

LAI, G. *et al.* Modeling long- and short-term temporal patterns with deep neural networks. In: *Proceedings of the 41st International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval*. New York, NY, USA: ACM, 2018. p. 95–104.

LIMA, E. C. de; SANTOS, I. A.; MOIZINHO, L. C. S. Energia eólica no brasil: Oportunidades e limitações para o desenvolvimento sustentável. *Revista Estudo & Debate*, v. 25, n. 1, 2018.

LIMA, K. F. T. B. *et al.* Análise estatística dos padrões de velocidade do vento no nordeste brasileiro através da distribuição de weibull. Universidade Federal de Campina Grande, 2024.

MANTOVANI, A.; FRANCO, M. A. de P. Estudo da distribuição assintótica dos estimadores dos parâmetros da distribuição weibull na presença de dados sujeitos a censura aleatória. *Rev. Mat. Estat*, v. 22, n. 3, p. 7–20, 2004.

MARQUES, J. *Turbinas eólicas: Modelo, análise, e controle do gerador de indução com dupla alimentação*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Santa Maria, 2004.

MELO, T. C.; SILVA, D. M.; CASTRO, M. A. Wind speed forecasting using artificial neural networks and meteorological variables: A case study in brazil. *International Journal of Green Energy*, v. 17, n. 11, p. 688–697, 2020.

MEMARZADEH, G.; KEYNIA, F. A new short-term wind speed forecasting method based on fine-tuned lstm neural network and optimal input sets. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 213, 2020.

MERCURE, J.-F. *et al.* The dynamics of technology diffusion and the impacts of climate policy instruments in the decarbonisation of the global electricity sector. *Energy Policy*, Elsevier, v. 73, p. 686–700, 2014.

MONTEZANO, B. E. M. Modelo dinâmico de visualização de um aerogerador com velocidade de rotação variável e controle de passo em vmrl. Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2007.

MULJADI, E. *et al.* Understanding dynamic model validation of a wind turbine generator and a wind power plant. In: IEEE. *2016 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*. [S. l.], 2016. p. 1–5.

NAM, K.; HWANGBO, S.; YOO, C. A deep learning-based forecasting model for renewable energy scenarios to guide sustainable energy policy: A case study of korea. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 122, p. 109725, 2020.

NEVES, L. Cardoso das *et al.* Viabilidade de instalação de turbinas eólicas de pequeno porte em ambiente urbano: validação de dados meteorológicos. In: *Anais do Congresso Brasileiro de Energia Solar - CBENS*. [S. l.]: ABENS, 2020.

NUNES, L. R. M. *et al.* Uso do ARIMA e SVM para previsão de séries temporais do sistema elétrico brasileiro. *Research, Society and Development*, v. 12, n. 3, p. 1–16, 2023.

OLIVEIRA, F. M. B. *et al.* *Previsão da velocidade do vento utilizando redes neurais artificiais e modelos autorregressivos*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2020.

OLIVEIRA, F. R.; ROCHA, G. M.; LIMA, J. S. Application of artificial neural networks in real-time wind power forecasting using time series data. *Energy Reports*, v. 6, p. 2695–2704, 2020.

OLIVEIRA, J. L.; COSTA, A. A. Estudo de variabilidade do vento em escala sazonal sobre o nordeste brasileiro utilizando o rams: os casos de 1973-1974 e 1982-1983. *Revista Brasileira de Meteorologia*, SciELO Brasil, v. 26, p. 53–66, 2011.

OLIVEIRA, L. de; SANTOS, J. A. A. dos. Um estudo comparativo da aplicação de redes neurais artificiais na previsão de geração eólica. *Revista Cereus*, v. 15, n. 1, p. 105–119, 2023.

ONS. *Geração por usina - Operador Nacional do Sistema*. 2025. Disponível em: <https://dados.ons.org.br/dataset/geracao-usina-2>.

OZAWA, M. T. Análise estatística da velocidade do vento em petrolina-pe utilizando as distribuições weibull e a burr. *Journal of Environmental Analysis and Progress*, Universidade Federal Rural de Pernambuco, v. 2, n. 3, p. 1–10, 2017. Disponível em: <https://journals.ufrpe.br/index.php/JEAP/article/view/2057/0>.

PACHECO, J. E. V. *et al.* O panorama atual da energia eólica no brasil. *Revista Brasileira de Engenharia e Sustentabilidade*, v. 12, p. 10–26, 2024.

PICOLO, A. P.; RÜHLER, A. J.; RAMPINELLI, G. A. Uma abordagem sobre a energia eólica como alternativa de ensino de tópicos de física clássica. *Revista brasileira de ensino de física*, SciELO Brasil, v. 36, p. 01–13, 2014.

PINTO, A. C.; SANTOS NETO, P. J. Uma revisão do estado da arte sobre a aplicação de aerogeradores de pequeno porte no contexto das redes inteligentes. *RECEN-Revista Ciências Exatas e Naturais*, v. 14, n. 1, p. 103–132, 2012.

PIRES, J. C. P. Estudo de rotor para turbina eólica de eixo horizontal de pequeno porte com aplicação de modelagem e simulação virtual. 2010.

RAMPINELLI, G. A.; JUNIOR, C. G. da R. Análise da geração eólica na matriz brasileira de energia elétrica. *RECEN-Revista Ciências Exatas e Naturais*, v. 14, n. 2, p. 273–302, 2012.

RAUBER, T. W. Redes neurais artificiais. *Universidade Federal do Espírito Santo*, v. 29, 2005.

RIBEIRO, J. A.; SILVA, L. F.; SOUSA, M. J. Comparative study of artificial neural network architectures in short-term wind speed forecasting in northeast brazil. *Renewable Energy*, v. 222, p. 145–157, 2024.

SALLES, A. C. N. D. *Metodologias de análise de risco para avaliação financeira de projetos de geração eólica*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro Rio de Janeiro, Brazil, 2004.

SANTOS, M. V. Z. Potencial eólico brasileiro. *Biblioteca de Monografias*, v. 1, n. 001, 2022.

SILVA, B. B. d. *et al.* Potencial eólico na direção predominante do vento no nordeste brasileiro. *Revista brasileira de engenharia agrícola e ambiental*, SciELO Brasil, v. 6, p. 431–439, 2002.

SILVA, I. N. d.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas. 2010.

SOHN, A. P. *Estudos de estabilidade de sistemas elétricos de potência na presença de diferentes modelos de unidades eólicas*. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, 2014.

SOHN, A. P. *Avaliação da estabilidade de aerogeradores via método direto*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2019.

SOUZA, A. d.; OLIVEIRA, S. S. d.; OZONUR, D. Análise estatística de parâmetros de weibull para avaliação de potencial de energia eólica em campo grande. *Journal of Environmental Analysis and Progress*, Universidade Federal Rural de Pernambuco, v. 4, n. 3, p. 168–179, 2019.

SOUZA, R. R. de. *Contribuição à análise do controle de potências ativa e reativa de um gerador de indução com rotor bobinado conectado a uma rede elétrica com tensão*. Tese (Doutorado), 2015.

TARNOWSKI, G. C. *Metodologia de regulação da potência ativa para operação de sistemas de geração eólica com aerogeradores de velocidade variável*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2006.

VESTAS, W. S. A. *V52-850 kW: The Turbine that Goes Anywhere*. 2010. Acessado em 06 de novembro de 2024. Disponível em: https://users.wpi.edu/~cfurlong/me3320/DProject/V52_850kW_US.pdf.