

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA
DO RIO DE JANEIRO



Laura Bandeira de Mello Ferreira

**Análise de métodos probabilísticos para previsão
de potência eólica**

**Analysis of probabilistic methods for wind power
forecasting**

Projeto de Graduação

Projeto de Graduação apresentado ao Departamento de Engenharia
Mecânica da PUC-Rio

Orientador: Paula Maçaira
Coorientador: Florian Pradelle

Rio de Janeiro

Julho 2023

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer primeiramente aos meus orientadores, Paula e Florian, que me deram uma assistência imprescindível para minha formação e confecção desse trabalho.

Agradecer ao professor Ivan Menezes por todo apoio durante a pandemia.

À PUC-Rio por me abrir tantas portas e me colocar de encontro com pessoas maravilhosas.

Ao Laboratório FROG: Forecasting and Resource Optimization Group da PUC-Rio e às amigadas que fiz por lá, responsáveis por me introduzir à esse campo de pesquisa.

Ao CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico) pela bolsa de estudos.

À minha família por todo apoio durante esses anos.

À minha rede incrível de amigos que sempre me estimulam a seguir em frente.

Aos professores do departamento de Geografia pela troca de saberes e ampliação de perspectiva.

*Nenhum problema pode ser resolvido pelo
mesmo estado de consciência que o gerou.*

Albert Einstein

RESUMO

ANÁLISE DE MÉTODOS PROBABILÍSTICOS PARA PREVISÃO DE POTÊNCIA EÓLICA

Atualmente a energia eólica está mostrando destaque no cenário brasileiro por ser uma fonte energética renovável que apresenta elevada disponibilidade no território. Este trabalho considera o problema da falta de assertividade ao estimar a potência eólica a partir da velocidade do vento pelo modelo convencional da curva de potência, na qual verifica-se uma dispersão dos valores reais em torno da curva teórica. O estudo possui dois objetivos principais, sendo o primeiro deles, por meio de modelos paramétricos como linear, quadrático, cúbico e weibull, compreender como aproximar de forma mais fiel a previsão da realidade. Para isso uma comparação da raiz do erro quadrático médio (*RMSE*), entre o valor teórico e real obtido em dados de 16 aerogeradores coletados em campo, gerando uma amostragem com 52.428 medições, foi realizada. Posteriormente, o estudo se volta para a verificação do comportamento dos mesmos métodos, porém com base em agrupamentos temporais, sazonais e por fases da lua, a fim de encontrar aquele que proporciona maior redução do erro quando comparado com a potência gerada. Por fim pode-se concluir que os modelos, linear e weibull apresentaram os melhores resultados de modelagem para o banco de dados, com uma diferença no erro de mais de 90 kW comparando com a curva de potência. O agrupamento por estações do ano, seguido por um segundo agrupamento de fases da lua contribuiu para redução do erro na maioria dos casos, como no verão em lua crescente no qual a diferença no erro comparando com sem agrupamento caiu em mais de 200 kW.

Palavras-chave: Energia Eólica – Modelos Paramétricos – Previsão

ABSTRACT

ANALYSIS OF PROBABILISTIC METHODS FOR WIND POWER FORECASTING

Currently, wind energy is showing prominence in the Brazilian scenario because it is an energy source that has high availability in the territory. This work considers the problem of lack of assertiveness when estimating wind power from wind speed by the conventional model of the power curve, in which there is an emission of real values around the theoretical curve. The study has two main objectives, the first of which, through parametric models such as linear, quadratic, cubic and weibull, is to understand how to more faithfully approximate the forecast to reality. For this, a comparison of the root mean squared error (RMSE), between the theoretical and real value obtained from data from 16 wind turbines collected in the field, generating a participation with 52,428 measurements, was carried out. Subsequently, the study turns to verifying the behavior of the same methods, but based on temporal, seasonal and moon phase groupings, in order to find the one that provides the greatest reduction in the error when compared to the generated power. Finally, it can be concluded that the linear and weibull models presented the best modeling results for the database, with a difference in error of more than 90 kW compared to the power curve. Clustering by seasons of the year, followed by a second clustering of moon phases contributed to error reduction in most cases, as in summer with a crescent moon the difference in error compared with no clustering dropped by more than 200 kW.

Keywords: Wind Energy – Parametric Models – Forecast

Sumário

1	Introdução	10
1.1	Contextualização	10
1.2	Objetivo	13
2	Energia Eólica	15
2.1	O vento.....	15
2.2	O Nordeste brasileiro e a Zona de Convergência Intertropical	16
2.3	Componentes do sistema	22
2.4	Mecânica do aerogerador	25
3	Referencial Teórico	31
3.1	Revisão Bibliográfica	31
3.2	A Curva de Potência.....	33
3.3	Modelos Analisados.....	34
3.4	Representações Gráficas	37
4	Metodologia	39
4.1	A Base de Dados.....	39
4.2	Tratamento dos Dados e Definição de Parâmetros	39
4.3	Desenho de Experimentos.....	40
5	Análise Exploratória dos Dados	42
6	Resultados e Discussões	48
6.1	Estimativa para o banco de dados de forma integral	49
6.2	Estimativa agrupando mês a mês.....	51
6.3	Estimativas agrupando por estações do ano	54
6.4	Estimativas agrupando por estações do ano e fases da lua	54
7	Conclusão	59
8	Referências.....	61

Lista de Figuras

Figura 1 - Evolução do aquecimento do planeta ao longo dos anos	11
Figura 2 – Matriz Energética Brasileira em 2021.....	12
Figura 3- Matriz elétrica brasileira em 2021	12
Figura 4 - Comparativo da oferta de fontes de energia entre 2020 e 2021 .	13
Figura 5 - Circulação atmosférica global.....	15
Figura 6 - Posição média da ZCIT (<i>ITCZ</i>) nos meses de julho (<i>july</i>) e janeiro (<i>january</i>)	16
Figura 7 - Sub-regiões do Nordeste.....	17
Figura 8 - Litoral Norte-Nordeste	17
Figura 9 - Litoral Nordeste-Sudeste	18
Figura 10 - Nordeste continental.....	19
Figura 11 - Velocidades médias anuais da região Nordeste	21
Figura 12 - Classificação dos aerogeradores de acordo com o eixo de rotação a) eixo horizontal b) eixo vertical.....	23
Figura 13 – Principais partes de uma turbina eólica.....	24
Figura 14 - Duas polias ligadas por uma corrente.....	25
Figura 15 - Esquema geral de funcionamento de um aerogerador	26
Figura 16 - Perfil vertical da velocidade do vento.....	27
Figura 17 - Geometria atravessada por um fluido com velocidade.....	28
Figura 18 - Perda de velocidade do vento na turbina.....	29
Figura 19 - Velocidades operacionais típicas de um aerogerador.....	33
Figura 20 - Sub-regiões da curva de potência	34
Figura 21 - Histograma sobreposto à uma distribuição Normal.....	37
Figura 22 -Sobreposição boxplot com distribuição normal	38
Figura 23 - Relação de concentração e dispersão dos dados de velocidade do vento.....	42
Figura 24 - Relação de concentração e dispersão dos dados de potência eólica	43
Figura 25 - Histograma turbina EM01	44
Figura 26 - Frequência das velocidades de borda para cada turbina	44
Figura 27 - Comparação da distribuição dos dados das turbinas EM01 e JO09	46
Figura 28 - Comportamento dos dados das turbinas-foco.....	47

Figura 29 - Comparação do comportamento da turbina EM01 pré (a) e pós(b) tratamento	47
Figura 30 - RMSE para cada modelo na estimativa geral	49
Figura 31 - Análise individual do RMSE para cada turbina	50
Figura 32 – RMSE dos modelos mês a mês	51
Figura 33 - Legenda de cores de cada modelo para os gráficos da Figura 33	52
Figura 34 - Comparativo mês a mês dos modelos para cada turbina a) janeiro, b) fevereiro, c) março, d)abril, e) maio, f) junho, g) julho, h) agosto, i) setembro, j) outubro, k) novembro, l) dezembro	53
Figura 35 - Variação do erro para cada estação do ano ao subdividir em luas	56
Figura 36 - Comparativo dos agrupamentos para o verão por turbina	57
Figura 37 - Comparativo dos agrupamentos para o outono por turbina	57
Figura 38 - Comparativo dos agrupamentos para o inverno por turbina.....	58
Figura 39 - Comparativo dos agrupamentos para a primavera por turbina .	58

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Características eólicas da sub-região 1 do litoral norte-nordeste	19
Tabela 2 - Características eólicas da sub-região 2 do litoral norte-nordeste	20
Tabela 3 - Características eólicas do litoral nordeste – sudeste.....	20
Tabela 4 - Características eólicas da sub-região 1 do nordeste continental	20
Tabela 5 - Características eólicas da sub-região 2 do nordeste continental	21
Tabela 6 - Equações dos modelos analisados e intervalos de velocidade ..	36
Tabela 7 - Quantificação dos NaN da base de dados	40
Tabela 8 – Parâmetros característicos do modelo das turbinas	40
Tabela 9 - Medidas estatísticas para turbinas-foco	45
Tabela 10 - Valores dos quartis das turbinas-foco	45
Tabela 11 - Variação do tamanho da amostra para cada agrupamento.....	48
Tabela 12 - Medidas estatísticas do banco de dados	49
Tabela 13 - Valores de RMSE da turbina EM01 sem tratamento	50
Tabela 14 - RMSE dos modelos mês a mês	51
Tabela 15 - datas das estações do ano no hemisfério sul.....	54
Tabela 16 - RMSE de cada modelo para as estações do ano	54
Tabela 17 - RMSE de cada modelo agrupado por fases da lua em estações do ano distintas.....	55
Tabela 18 - Exemplo da variação do erro para primavera.....	56

1 Introdução

Essa seção está dividida em duas. A primeira revela o contexto da energia eólica no mundo e mais especificamente no Brasil, condições geográficas para instalação de seus parques e desafios encontrados. A segunda refere-se ao objetivo desse trabalho propriamente dito.

1.1 Contextualização

Nas últimas décadas, uma crescente preocupação em relação às mudanças climáticas vem tomando conta dos debates políticos, econômicos, educacionais, sociais e ambientais dos países. Desde a Revolução Industrial, quando o uso de combustíveis fósseis para o maquinário se intensificou, as emissões de gases de efeitos estufa aumentaram significativamente, causando desequilíbrio na temperatura média do planeta (INPE: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2022). De acordo com a reportagem da UNEP (*United Nations Environment Programme*) a partir dos dados fornecidos pela Organização Meteorológica Mundial (OMM) em janeiro de 2022, os anos de 2016, 2019 e 2020 foram os mais quentes registrados desde 1880, com destaque para o ano de 2020 que teve 1,2°C acima das temperaturas da era pré-industrial (Figura 1). A busca pelo investimento em fontes de energias renováveis é uma tentativa de mitigar as emissões poluentes, reduzindo impactos socioambientais, fornecendo uma boa geração elétrica e contribuindo para um consumo mais consciente (EPE: Empresa de Pesquisa Energética, 2022).

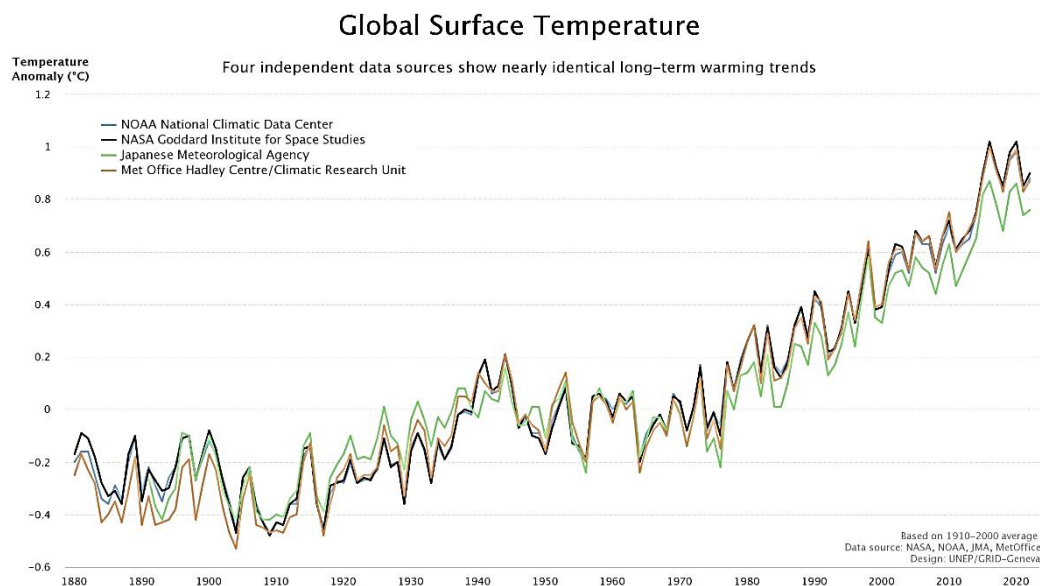


Figura 1 - Evolução do aquecimento do planeta ao longo dos anos

Fonte: UNEP (2022)

O Brasil, apesar de possuir uma das matrizes mais renováveis do mundo, tem um grande desafio energético: a dependência da água para as hidrelétricas (CERTI: Centros de Referência em Tecnologias Inovadoras, 2020). A matriz energética do país (Figura 2), ou seja, o conjunto de fontes utilizadas para suprir sua demanda energética, é composta 44,8% de fontes renováveis como, derivados de cana, hidráulica, lenha e carvão vegetal, eólica, solar etc. Enquanto sua matriz elétrica (Figura 3), formada pelo conjunto de fontes utilizadas apenas para a geração de energia elétrica, é composta 56,8% por hidrelétricas (BEN: Balanço Energético Nacional, 2022).

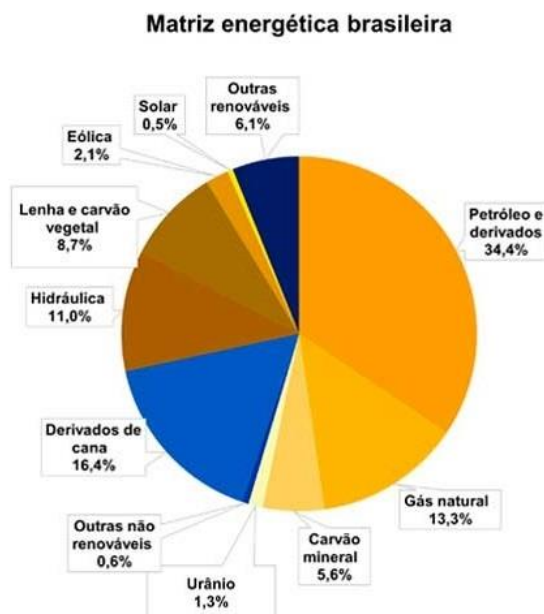


Figura 2 – Matriz Energética Brasileira em 2021
 Fonte: BEN: Balanço Energético Nacional (2022)

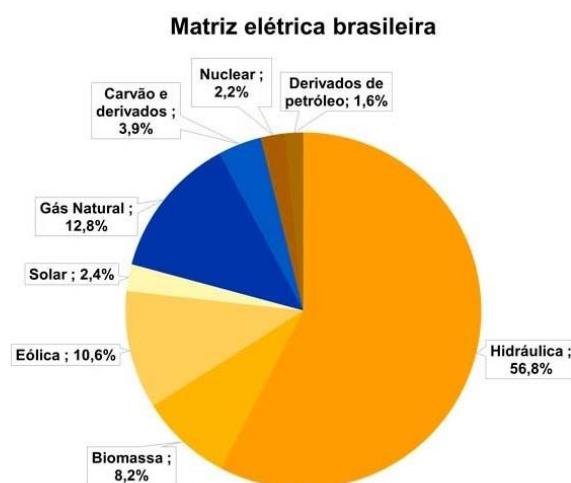


Figura 3- Matriz elétrica brasileira em 2021
 Fonte: BEN: Balanço Energético Nacional (2022)

No ano de 2021, o Boletim Hídrico do Consórcio Intermunicipal das Bacias dos Rios Piracicaba, Capivari e Jundiaí, registrou 22,13% menos chuvas do que o esperado (Consórcio PCJ, 2022). A escassez de chuva nesse ano foi tão impactante que provocou uma redução dos níveis dos reservatórios das principais hidrelétricas do Brasil, acarretando uma menor oferta hídrica. Entretanto, tal redução foi compensada pela crescente oferta de outras fontes, como carvão a

vapor, gás natural, eólica e solar fotovoltaica (EPE: Empresa de Pesquisa Energética, 2022), como indica a Figura 4. A busca pela independência da água, levou o Brasil a ocupar a sexta colocação no ranking mundial de fonte eólica onshore, segundo o Global Wind Energy Council (GWEC) publicado em 2022.

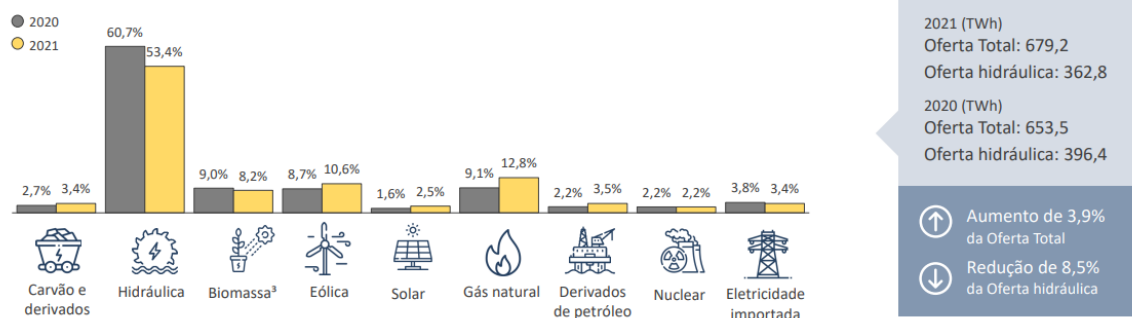


Figura 4 - Comparativo da oferta de fontes de energia entre 2020 e 2021

Fonte: BEN: Balanço Energético Nacional (2022)

Em termos geográficos, para que uma região possua destaque na geração eólica, estudos sobre a circulação atmosféricas devem ser realizados, buscando encontrar ventos estáveis com intensidade adequada e sem mudanças bruscas de velocidade (ABEEólica). No Brasil, são muitas as localidades propensas para uma alta geração, mas a intensificação dos ventos alísios no litoral nordestino faz com que os estados da Bahia, Rio Grande do Norte e Ceará ocupem o podium de maiores produtores de energia eólica do país (Meteored, 2018).

Entretanto, apesar do Brasil já ter mostrado alta capacidade instalada, até fevereiro de 2023 com 25,04 GW em operação comercial, beneficiando 108,7 milhões de habitantes (EBC: Empresa Brasil de Comunicação, 2023), um dos grandes desafios desta fonte de energia, está na sua intermitência e na sua incerteza (Erber, 2016). A forte presença desses dois fatores, juntamente ao fato de os métodos de transformação de velocidade do vento em potência eólica considerarem um perfil único independentemente do momento, dificultam o estudo e planejamento da viabilidade de instalação de parques eólicos uma vez que tais estimativas não são tão fiéis ao comportamento real dos dados (ADECE: Agência de Desenvolvimento do Estado do Ceará S.A, 2009).

1.2 Objetivo

Assim, buscando reduzir o efeito das flutuações, esse trabalho tem por objetivo estimar, a partir de dados reais de velocidade do vento, a potência elétrica

de aerogeradores com maior acurácia e precisão. Para isso serão avaliados alguns métodos, na intenção de encontrar aquele que apresente menor erro quando comparado à potência verificada e, ao invés de trabalhar com um perfil único, propostas de divisões no banco de dados também serão avaliadas. Desse modo, será possível transmitir maior segurança à projetos de análise do potencial eólico brasileiro e contribuir para diversificação da matriz elétrica do país.

2 Energia Eólica

Essa seção faz referência à energia eólica, descrevendo o processo de geração dos ventos e a forte influência na região nordeste do Brasil. Posteriormente, uma análise do aerogerador é feita, destacando seus componentes e funcionamento mecânico.

2.1 O vento

O vento é um fenômeno meteorológico basicamente caracterizado pelo movimento das massas de ar. Entretanto, sua origem está ligada aos efeitos solares, uma vez que, a incidência desigual da radiação proveniente do sol acarreta o movimento de ar entre regiões da atmosfera de menor e maior pressão. Quando o ar é aquecido pela superfície terrestre, ele sobe, gerando uma área de baixa pressão, conseqüentemente, o ar em regiões de pressões mais elevadas move-se para as áreas de baixas, gerando o vento (Facina 2020).

Além da radiação solar, a diferença no gradiente de pressão atmosférica, é influenciada também pela rotação planetária, gradiente de temperatura e pela topografia local (Amarante et al., 2001; Nascimento; Tubelis, 1984). Conclui-se então que o comportamento dos ventos está associado à sua região e direção.

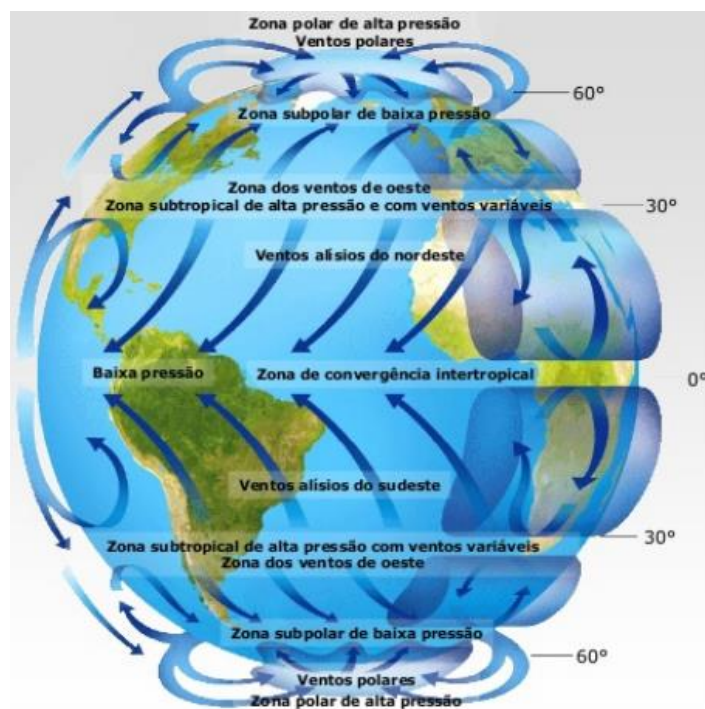


Figura 5 - Circulação atmosférica global

Fonte: Ramos (2015)

A Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), formada a partir do encontro dos ventos alísios vindos do nordeste originados no hemisfério norte com os ventos alísios do sudeste originados no hemisfério sul (Figura 5), é um dos principais sistemas meteorológicos atuando nos trópicos. Caracterizada por instabilidades atmosféricas e formação de grandes nuvens convectivas, a ZCIT, funciona como um regulador de energia, transferindo calor e umidade dos oceanos das regiões tropicais, para os níveis superiores da atmosfera e para médias e altas latitudes (Schneider et al., 2014).

2.2 O Nordeste brasileiro e a Zona de Convergência Intertropical

A região nordeste do país é diretamente influenciada pela Zona de Convergência Intertropical, mais especificamente, pela sua localização e duração. A análise elaborada por Nobre e Uvo (1989), mostra que o principal fator gerador de precipitação da região, é a proximidade da ZCIT, uma vez que, o pico de precipitação do nordeste ocorre na época na qual a ZCIT atinge suas posições mais ao sul (Figura 6).

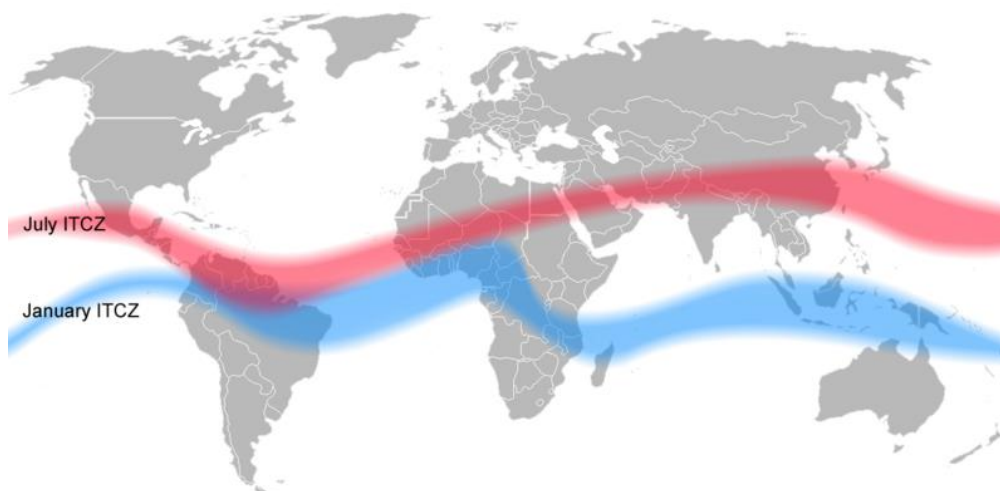


Figura 6 - Posição média da ZCIT (ITCZ) nos meses de julho (*july*) e janeiro (*january*)

Fonte: MASTER: Meteorologia Aplicada a Sistemas de Tempo Regionais

Sendo uma das maiores regiões do país, a região Nordeste, com maior faixa litorânea, a geografia, vegetação e clima variam de acordo com as zonas de localização (Altas Eólico Brasileiro, 2001), com indica a Figura 7.



Figura 7 - Sub-regiões do Nordeste

Fonte: Girardi e Rosa (2016)

O estudo realizado por Rodrigues Silva (2003), buscou compreender as características de vento da região e como resultado, foram definidos e classificados 3 grandes grupos que apresentam propriedades eólicas distintas.

O primeiro grupo corresponde ao Litoral Norte-Nordeste (Figura 8), o qual tem as condições de vento conduzidas pelo ciclo anual de posição e intensidade da ZCIT e pelas ocorrências de brisas marítimas. A sub-região 1 possui regimes de ventos anuais mais amenos, velocidades de 5 m/s a 7 m/s (50 m de altura), com diminuição gradual à medida que se aproxima da ZCIT, enquanto a sub-região 2 apresenta velocidade médias anuais de 7 m/s a 9,5 m/s (50 m de altura) devida à ação conjunta dos ventos alísios e das fortes brisas marítimas.

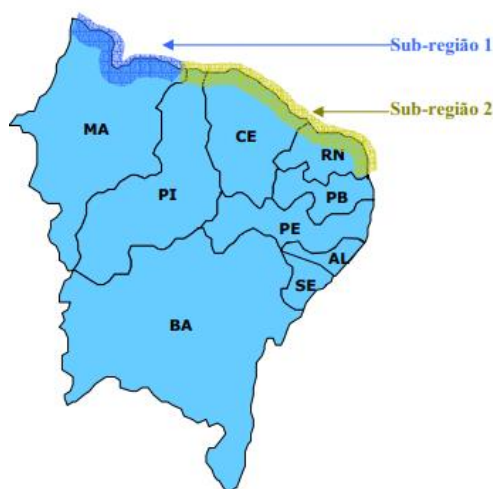


Figura 8 - Litoral Norte-Nordeste

Fonte: Rodrigues Silva (2003)

O segundo grupo refere-se à faixa litorânea Nordeste-Sudeste (Figura 9), na qual a redução de intensidade dos ventos alísios, somado as brisas marítimas mais fracas e ação de frente frias que se propagam na costa sul da região, colaboram para uma diminuição gradual da intensidade dos ventos a velocidades de 5 m/s a 8 m/s (50 m de altura)

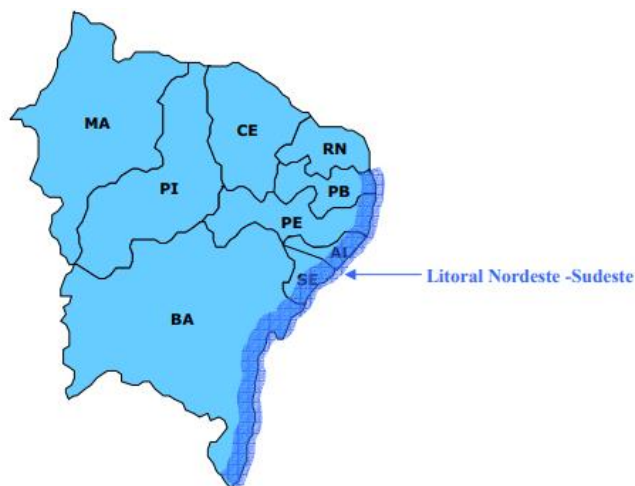


Figura 9 - Litoral Nordeste-Sudeste

Fonte: Rodrigues Silva (2003)

Por fim, no grupo nordeste continental (Figura 10), na sub-divisão 1, devido aos efeitos de rugosidade superficial, barreais naturais e diminuição das brisas marítimas, observa-se que a intensidade do vento decresce rapidamente à medida que afastam-se do litoral. Entretanto, a presença de áreas elevadas de montanhas, serras e chapadas, estendendo-se do Rio Grande do Norte (RN) até a Bahia (BA), contribuem para aceleração dos ventos na sub-região 2, na qual as velocidades variam de 6 m/s a 10 m/s (50 m de altura), principalmente em áreas que apresentam fortes brisas de montanhas/vales ou onde a canalização e a compressão vertical dos ventos são mais acentuadas.



Figura 10 - Nordeste continental

Fonte: Rodrigues Silva (2003)

Para a definição dessas regiões, o critério foi apenas a atuação de semelhantes mecanismos de ventos em macro e microescala, já a definição das características mais representativas de cada localidade foi realizada a partir da identificação da ocorrência de determinado mecanismo de vento e uma análise da sensibilidade do fenômeno na climatologia regional.

A sequência de tabelas a seguir mostra de forma resumida as principais características eólicas de cada área analisada.

Tabela 1 - Características eólicas da sub-região 1 do litoral norte-nordeste

Fonte: Rodrigues Silva (2003)

Sub-região 1 do Litoral Norte-Nordeste			
Intensidade do vento	Moderada/baixa	Níveis de turbulência	Baixos
Dispersão de ocorrências	Baixa	Gradiente vertical	Baixo
Constância direcional	Alta	Variação sazonal	Alta
Valores extremos	Muito baixos	Regularidade interanual	Alta

Tabela 2 - Características eólicas da sub-região 2 do litoral norte-nordeste

Fonte: Rodrigues Silva (2003)

Sub-região 2 do Litoral Norte - Nordeste			
Intensidade do vento	Alta	Níveis de turbulência	Baixos
Dispersão de ocorrências	Baixa	Gradiente vertical	Baixo
Constância direcional	Alta	Variação sazonal	Alta
Valores extremos	Baixos	Regularidade interanual	Alta

Tabela 3 - Características eólicas do litoral nordeste – sudeste

Fonte: Rodrigues Silva (2003)

Litoral Nordeste - Sudeste			
Intensidade do vento	Moderada	Níveis de turbulência	Baixos
Dispersão de ocorrências	Baixa	Gradiente vertical	Baixo
Constância direcional	Alta	Variação sazonal	Moderada
Valores extremos	Baixos	Regularidade interanual	Alta

Tabela 4 - Características eólicas da sub-região 1 do nordeste continental

Fonte: Rodrigues Silva (2003)

Sub-região 1 do Nordeste Continental			
Intensidade do vento	Baixa	Níveis de turbulência	Altos
Dispersão de ocorrências	Moderada	Gradiente vertical	Alto
Constância direcional	Moderada	Variação sazonal	Alta
Valores extremos	Baixos	Regularidade interanual	Alta

Tabela 5 - Características eólicas da sub-região 2 do nordeste continental

Fonte: Rodrigues Silva (2003)

Sub-região 2 (áreas montanhosas) do Nordeste Continental			
Intensidade do vento	Alta	Níveis de turbulência	Altos
Dispersão de ocorrências	Moderada	Gradiente vertical	Alto
Constância direcional	Moderada	Variação sazonal	Alta
Valores extremos	Altos	Regularidade interanual	Alta

O Nordeste apresenta características eólicas singulares, sua posição geográfica somada à extensa área litorânea e de montanhas, a torna uma das regiões mais atrativas para investimentos eólicos no mundo (Silva, 2003). O Atlas Eólico do Nordeste (Figura 11), apresenta a velocidade média anual da região.

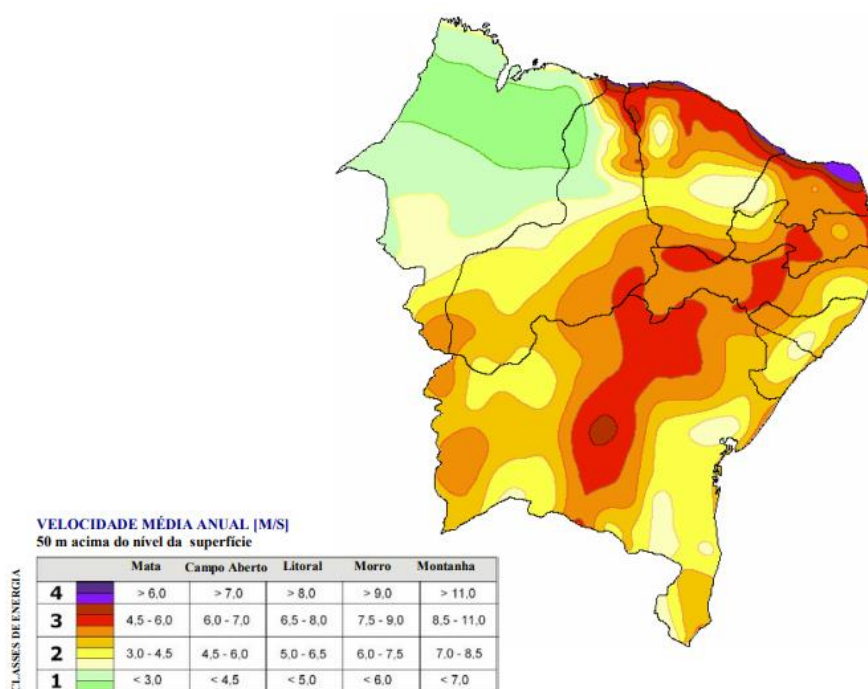


Figura 11 - Velocidades médias anuais da região Nordeste

Fonte: Feitosa et al., 2002 (adaptado)

Um fator de grande importância relacionado à inserção da geração eólica no Brasil é a complementaridade com a geração hidrelétrica, que remonta ao conceito de segurança energética discutido amplamente após a crise energética de 2001 (Rosa Filho, 2018). O maior potencial eólico brasileiro ocorre de fato na região nordeste e tem a melhor ocorrência de ventos no período de menor potencial hídrico do ano naquela região (ANEEL, 2008).

2.3 Componentes do sistema

Os sistemas eólicos podem seguir três configurações distintas: sistemas isolados, os quais utilizam em geral alguma forma de armazenamento de energia; sistemas híbridos que, desconectados da rede convencional, apresentam várias fontes de geração de energia; e por fim, os sistemas interligados à rede, que não necessitam de armazenamento de energia, pois toda sua geração é entregue diretamente à rede elétrica (Dutra, 2008).

Os aerogeradores são os responsáveis pela conversão da energia cinética contida nos ventos em energia elétrica, e podem ser classificados de acordo com a posição do eixo de rotação do rotor em relação ao solo, vertical ou horizontal (Figura 12).



Figura 12 - Classificação dos aerogeradores de acordo com o eixo de rotação

a) eixo horizontal b) eixo vertical

Fonte: Hau (2006)

Os tipos de turbinas eólicas mais comuns são as de eixo horizontal e diretamente ligadas à rede, a Figura 13 mostra seus principais componentes. É importante ressaltar que, a figura apresenta o conceito de turbina eólica utilizando caixa de engrenagens para a multiplicação da velocidade de rotação, a mesma concepção é válida para as modernas turbinas, que em sua maioria operam em velocidade variável e que não utilizam este componente (Morim, 2019).

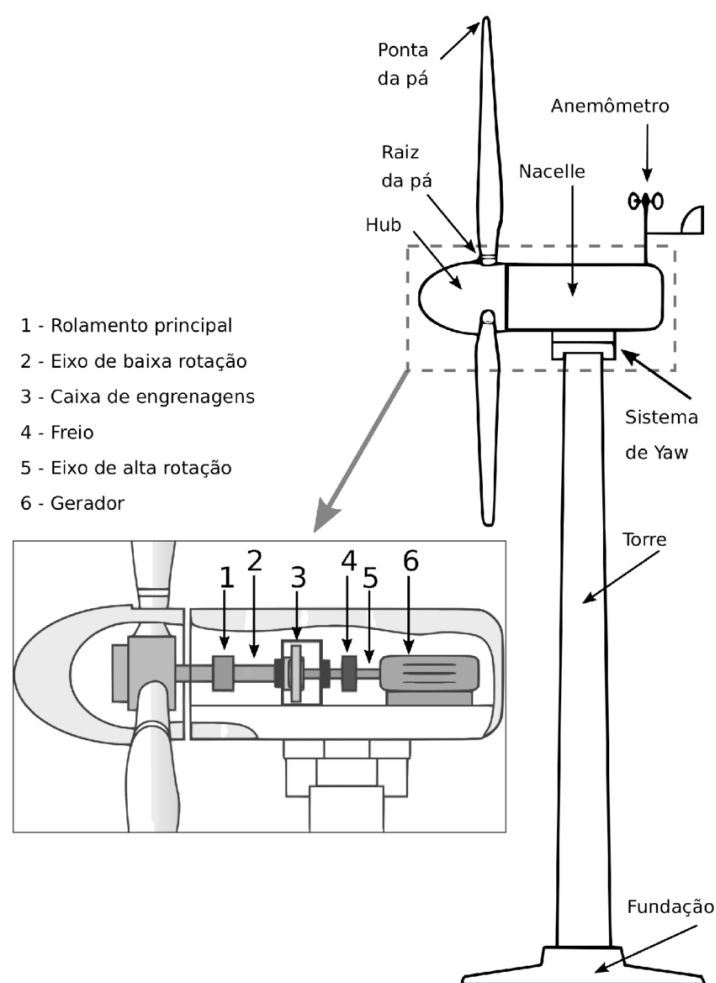


Figura 13 – Principais partes de uma turbina eólica

Fonte: Morim (2019)

As pás do rotor, idealmente, devem possuir um baixo peso, alta resistência e uma boa aerodinâmica (Horn, 2010). Esses componentes são fixados no cubo que transmite as forças aerodinâmicas que incidem nas pás na forma de torque para eixo do rotor (Vogt, 2010). O vento atinge as pás que se movimentam, esse movimento é transferido para um sistema de engrenagens responsável por multiplicar a frequência do rotor. Posteriormente, a velocidade é transmitida para o gerador elétrico, que por meio da indução eletromagnética, produzirá eletricidade.

A adaptação entre a baixa frequência do rotor e a elevada frequência do gerador, pode ser explicada através do esquema de duas polias ligadas por uma corrente (Figura 14).

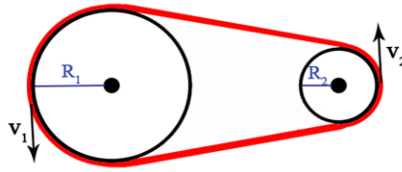


Figura 14 - Duas polias ligadas por uma corrente

Fonte: Picollo (2014)

As velocidades lineares v_1 e v_2 nos pontos indicados, possuem mesmo valor. Através da Equação 1, a velocidade linear relaciona-se com o raio da polia (R) e a velocidade angular (ω) que pode ser definida, em função da frequência, pela Equação 2.

$$v = \omega R \quad \text{Equação 1}$$

$$\omega = 2\pi f \quad \text{Equação 2}$$

Relacionando as duas polias e as duas equações (Equação 3), encontra-se a Equação 4.

$$2\pi \cdot f_1 \cdot R_1 = 2\pi \cdot f_2 \cdot R_2 \quad \text{Equação 3}$$

$$f_1 \cdot R_1 = f_2 \cdot R_2 \quad \text{Equação 4}$$

Pode-se concluir que para que haja um aumento da frequência da polia e consequentemente de sua velocidade angular, é necessário que a polia a qual fornece o movimento, tenha um raio maior do que a polia motora, que recebe o movimento.

2.4 Mecânica do aerogerador

Os aerogeradores são os responsáveis pela conversão da energia cinética contida nos ventos em energia elétrica, podendo ser utilizado em três aplicações distintas: sistemas isolados, sistemas híbridos e sistemas interligados à rede. Em um primeiro momento, a energia cinética contida no vento é convertida em energia mecânica pelo giro das pás do rotor e em seguida, a energia mecânica é convertida em energia elétrica no gerador e transferida à rede (Figura 15).

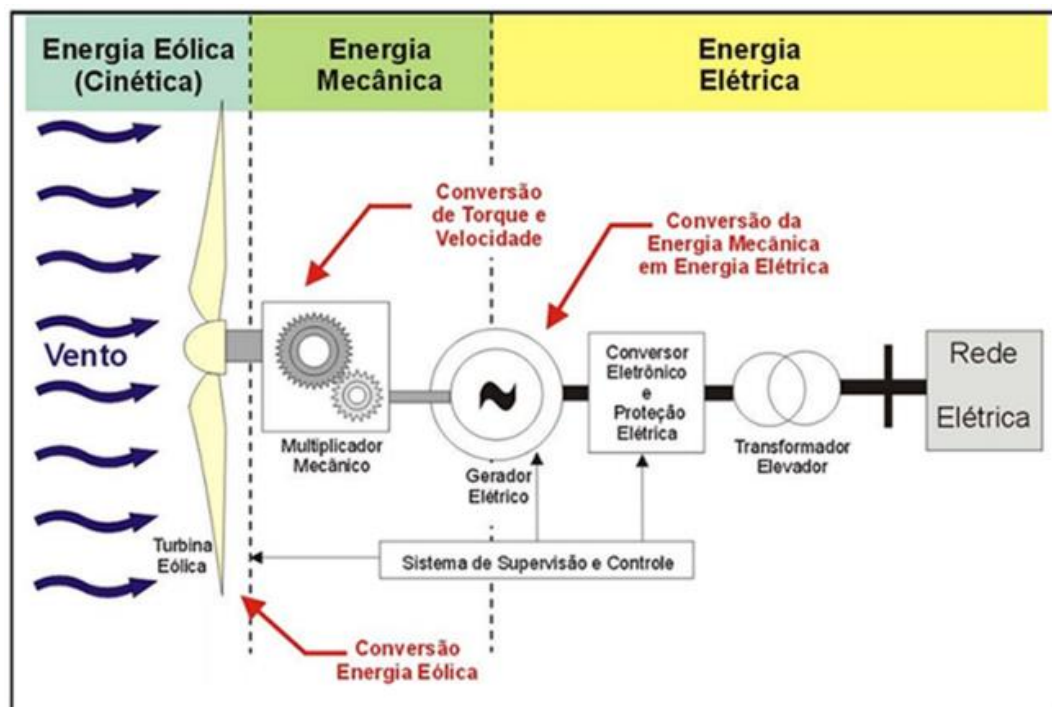


Figura 15 - Esquema geral de funcionamento de um aerogerador

Fonte: Pavinatto (2005)

Como mencionado, o relevo e a presença obstáculos moldam o escoamento do ar sobre a superfície terrestre, e colaboram para turbulências em seu fluxo (Martins et al, 2008). A rugosidade de cada superfície é a propriedade física responsável por descrever a ação daquela superfície na redução de momento e na absorção do impacto dos ventos. Assim, a velocidade do vento não é uniforme verticalmente, ela desenvolve um perfil com valores menores próximos ao solo e que aumentam à medida que se distanciam da superfície (Figura 16). O vento que, teoricamente, não sofre influência do atrito da superfície, é chamado de vento geostrófico, abaixo dele, a camada limite atmosférica, entre 100 e 3.000 m de altura, é influenciada pelas interações superfície-atmosfera e o comprimento de rugosidade z_0 próximo à superfície terrestre representa a altura na qual a velocidade do vento é nula.

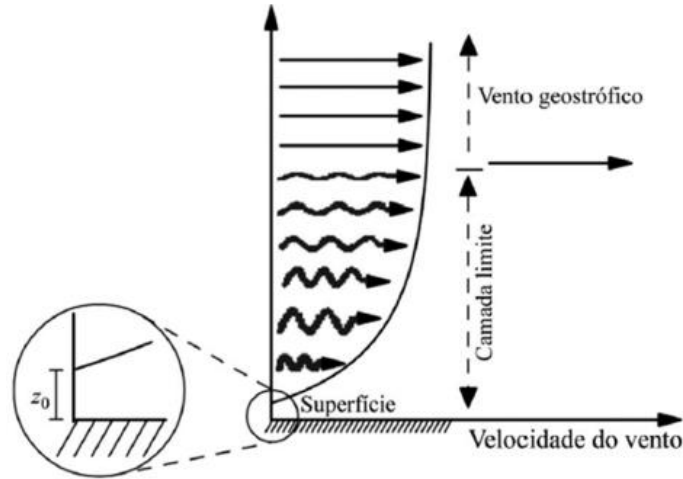


Figura 16 - Perfil vertical da velocidade do vento

Fonte: Martins et. al, (2008)

A região de interesse para a implantação de turbinas eólicas é a camada superficial, na qual a topografia do terreno e a rugosidade do solo condicionam fortemente o perfil de velocidade do vento (Picolo et. al, 2014) e que pode ser descrita pela Equação 5, a lei logarítmica de Prandtl, na qual, a velocidade está em função da altura vertical (z), da velocidade de fricção (v^*), da constante de Von Karmán (k) e do comprimento de rugosidade (z_0), o qual deve ser considerado um parâmetro temporal, pois está associado diretamente às mudanças naturais de paisagem. Contudo, o perfil real de velocidades vertical também depende da estratificação de temperatura e pressão atmosférica (Martins et al, 2008).

$$v(z) = \frac{v^*}{k} \ln\left(\frac{z}{z_0}\right) \quad \text{Equação 5}$$

Como mencionado, o princípio da geração eólica está na energia cinética contida nos ventos, que pode ser descrita pela massa da coluna de vento e sua velocidade de deslocamento, Equação 6.

$$E = \frac{1}{2}mv^2 \quad \text{Equação 6}$$

Considerando uma geometria de área transversal A e comprimento d , que está sendo atravessada por um fluido com velocidade v , entende-se que o volume do fluido é dado pelo produto da área transversal A , sua velocidade v e o tempo de deslocamento t (Figura 17).

$$V = Ad = Avt$$

Equação 7

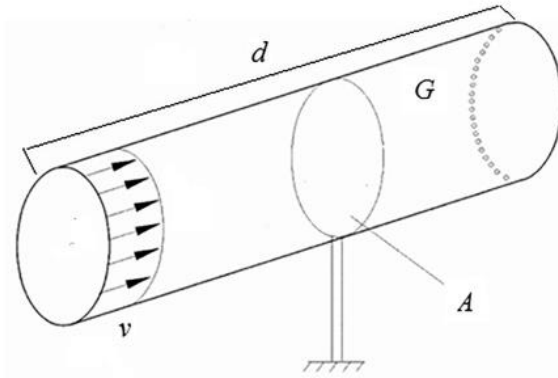


Figura 17 - Geometria atravessada por um fluido com velocidade

Fonte: Pícolo (2014)

Assim, a energia cinética, pode ser reescrita (Equação 8).

$$E = \frac{1}{2} \rho V v^2 = \frac{1}{2} \rho A v t v^2 = \frac{1}{2} \rho A v^3 t$$

Equação 8

Sendo a potência, a taxa de variação da energia no tempo, derivando a Equação 8 em relação à t , é possível determinar a potência eólica disponível no vento que passa pelo aerogerador, com área de varredura do rotor A , (Equação 9).

$$P = \frac{dE}{dt} = \frac{1}{2} \rho A v^3$$

Equação 9

Entretanto, a potência disponível no vento não pode ser completamente recuperada pelo aerogerador, mas sim uma fração da energia cinética do vento é convertida em energia mecânica no rotor. A potência que a turbina irá extrair dependerá da velocidade v_2 na Figura 18, ou seja, velocidade que o vento exerce dentro do mecanismo.

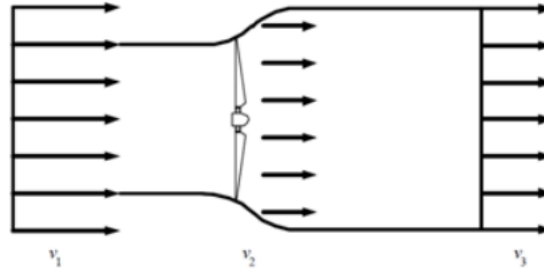


Figura 18 - Perda de velocidade do vento na turbina

Fonte: Vargas (2015)

Com a interferência da turbina no fluxo de ar que incide nas pás, representado pela velocidade v_1 , a velocidade acaba diminuindo, v_2 e após a passagem pelo rotor, o vento é turbulento reduzindo ainda mais a velocidade v_3 (Vargas, 2015). A potência teórica pode então ser descrita segundo a Equação 10.

$$P = \frac{1}{2} \frac{\Delta m}{\Delta t} (v_1^2 - v_3^2) \quad \text{Equação 10}$$

Em regime de escoamento permanente e incompressível, o fluxo de massa que atravessa as pás do rotor, é dado, a partir da Equação 11, pela Equação 12:

$$m = \rho \cdot V \quad \text{Equação 11}$$

$$\frac{\Delta m}{\Delta t} = \rho A v_2 \quad \text{Equação 12}$$

E a relação entre as velocidades v_1 , v_2 e v_3 tem como base a teoria do disco atuador, também conhecida como “Teoria Rankine-Froude”, uma formulação matemática sobre o desempenho de hélices (Muller, 2015) que possibilita admitir um valor para a velocidade que atravessa as pás do rotor (Equação 13).

$$v_2 = \frac{v_1 + v_3}{2} \quad \text{Equação 13}$$

Reorganizando a equação de potência teórica, tem-se a Equação 14:

$$P_t = \frac{1}{4} \rho A (v_1 + v_3) (v_1^2 - v_3^2) \quad \text{Equação 14}$$

A relação entre a potência mecânica extraída pela turbina e a potência da corrente de ar não perturbado, chama-se Coeficiente de Potência (C_p), que caracteriza o nível de rendimento da turbina (Equação 15).

$$C_p = \frac{P_{turbina}}{P_{vento}}$$

Equação 15

O coeficiente de potência foi introduzido pela teoria de Betz, a qual indica que, mesmo para os melhores aproveitamentos eólicos, recupera-se apenas um máximo de 59,3% da energia do vento, o que significa que C_p máximo (teórico) é, aproximadamente, 0,593. Na prática as turbinas operam abaixo do limite de Betz, o coeficiente das turbinas com melhor desempenho no mercado está entre 0,35 e 0,45 (Vargas, 2015).

Pela falta de dados com especificações tão detalhadas, não foi possível realizar os cálculos para descobrir o valor de C_p . Em contra partida, assumiu-se o valor mais baixo de desempenho (0,35) para todas as turbinas, visto que elas são do mesmo modelo.

3 Referencial Teórico

Essa seção está dividida em 4. A primeira parte refere-se a uma revisão na literatura sobre o tema abordado no projeto. A segunda e terceira parte discorrem sobre as equações, respectivamente da curva de potência e dos modelos que serão analisados. Por fim a quarta parte busca pincelar dois tipos de representação gráfica muito importante para probabilidade e estatística; histogramas e boxplots.

3.1 Revisão Bibliográfica

Um estudo conduzido por Rosa Filho et al. (2018) na Universidade de Pernambuco objetivou verificar a aderência das velocidades médias dos ventos na região do Curado no Recife – Pernambuco (região Nordeste) às diferentes distribuições probabilísticas, assim como determinar um modelo de regressão múltipla linear para tal variável. A partir de 14 variáveis distintas fornecidas pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), incluindo: velocidade média, velocidade máxima do vento, evaporação do piche, precipitação total, pressão atmosférica média, temperatura máxima média e outras, aplicou-se o teste de Kolmogorov-Smirnov por ser um dos mais utilizados na literatura para comparar o quão próximo os dados amostrais estão de uma distribuição de probabilidade de referência, assim foi feito com a escolha das distribuições probabilísticas: Gama, Normal, Log-Normal e Weibull. Aplicando o teste de aderência K-S, apenas a distribuição Log-Normal não aderiu ao teste, o autor destaca a distribuição Weibull com melhor resultado sendo bastante assertiva para análise de dados de velocidade média do vento da amostra em questão.

Em contraponto, na outra extremidade do Brasil, um estudo na região Sul redigido por Hamme et al., (2019) buscou propor uma metodologia para selecionar os modelos de curva de potência de aerogeradores mais adequados aos parques eólicos. A partir de uma base de dados com medições horárias da velocidade do vento em uma planta no ano de 2016, análises de técnicas não paramétricas como: modelo Linear, Quadrático, Cúbico, Weibull Anual, Weibull Mensal e a própria tabela fornecida pelo fabricante das turbinas, foram estudadas. A partir do cálculo da raiz do erro quadrático médio, o autor concluiu que as melhores metodologias para seleção de modelos de aproximação de curvas de energia eólica para um determinado período, seriam a Cúbica e a Quadrática.

Para Sohoni et al. (2016) as curvas fornecidas pelo fabricante são específicas de cada turbina e representam seu comportamento em condições de teste padrão,

podendo ser aplicadas para previsões de potências eólicas em turbinas individuais e em locais com ventos constantes. No entanto, são necessários modelos aprimorados que possam representar as condições em grandes parques eólicos com um grupo de turbinas instaladas e em locais com terrenos complexos. O Sistema de Supervisão e Aquisição de Dados (SCADA: *Supervisory Control And Data Acquisition*) é um recurso valioso que pode ser explorado para esse fim. A partir de uma pesquisa na literatura, o autor destaca que os métodos não-paramétricos podem incorporar o efeito de outros parâmetros além da velocidade do vento nas curvas de potência com mais facilidade do que os modelos paramétricos e destaca os sistemas de Inferência Neuro-Fuzzy Adaptativo (ANFIS: *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) e Redes Neurais artificiais (ANN: *Artificial neural networks*) para tal objetivo.

Em “*A non-parametric approach to wind power forecast*” (Uma abordagem não paramétrica para previsão de energia eólica) realizado por Maçaira (2019), apresentado ao 39º simpósio internacional de previsibilidade, a autora busca reconhecer padrões no comportamento de dados reais de pares de velocidade do vento e geração eólica quando plotados na curva de potência teórica, usando técnica de Estimativas de Densidade do Kernel (KDD: *Kernel Density Estimation*) e Conjunto (Cluster). O resultado promissor concluiu que a curva de potência não captura a variabilidade dos resultados, porém a separação nos intervalos em meses mostrou uma aproximação aos valores teóricos. O que se pode concluir deste material está nos agrupamentos, pois, se uma divisão em intervalos se mostrou mais eficiente do que uma única curva de potência, surge a dúvida: qual será o melhor agrupamento? Talvez possa não estar relacionado ao mês em si, já que este é uma invenção do homem, mas à fatores climáticos que influenciem a turbina.

Todos esses trabalhos e muitos outros na literatura, demonstram a importância e complexidade de adequar os modelos de previsão à potência verificada na turbina, visto que existem muitas variáveis a serem consideradas e diversos modos de análises. O destaque dentre os modelos paramétricos para a distribuição weibull é frequente, mesmo que o método de definição dos seus parâmetros apresente grande variabilidade. A proposta de Maçaira (2019) em agrupamentos foi essencial para elaboração desse trabalho, despertando um enorme interesse em encontrar qual seria a melhor forma de agrupar as medições de velocidade. Na França um estudo realizado por Duarte (2021), utilizando dados de um parque eólico no ano de 2013, buscou, através de aprendizagem

supervisionada e utilizando os modelos de classificação Linear SMV e Quadratic SMV, realizar a previsão geração de energia elétrica, e como resultado pode-se definir o modelo linear como o modelo de melhor desempenho capaz de prever com mais precisão a geração de energia elétrica do parque eólico em Haute Borne.

3.2 A Curva de Potência

As distribuições de probabilidade são modelos amplamente utilizados para controle e previsão de diversos processos (Pestana; Velosa, 2008). A forma mais utilizada para realizar a transformação da velocidade do vento em potência elétrica, é através do modelo paramétrico da curva de potência. Um modelo paramétrico exprime a relação de variáveis de entrada e saída de um conjunto finito de dados, a partir de equações matemáticas diversas. No caso, a curva de potência descrita pela Equação 16 expressa a relação da velocidade do vento no anemômetro do aerogerador com a potência elétrica teoricamente disponível.

$$P = \frac{\pi}{2} \times r^2 \times v^3 \times \rho \times Cp \quad \text{Equação 16}$$

Os outros fatores de entrada são, raio ou tamanho da pá (r) em metros, densidade do ar seco (ρ) em quilogramas por metro cúbico e o coeficiente de potência (Cp). Assim, a partir de um valor de entrada de velocidade no aerogerador, o retorno é um único valor de saída de potência e a junção de cada par ordenado velocidade – potência, molda o comportamento da turbina pela curva de potência, que apresenta um perfil único e bem-comportado na teoria (Figura 19), podendo inclusive ser subdividida, por faixas de velocidade, em 4 regiões (Figura 20).

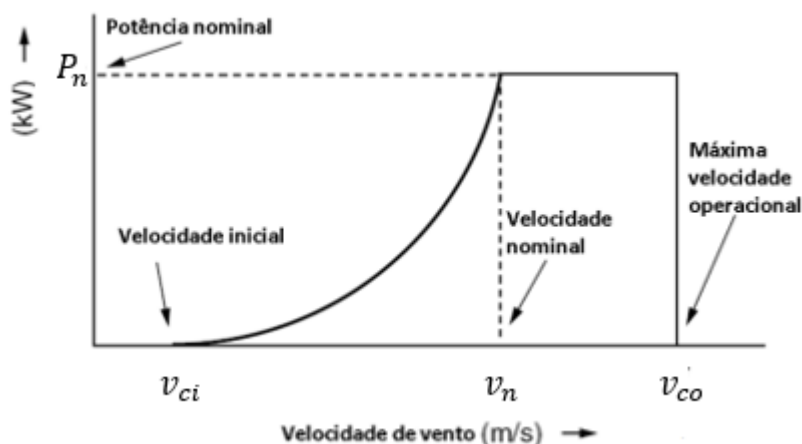


Figura 19 - Velocidades operacionais típicas de um aerogerador

Fonte: Rocha Silva (2013) Adaptado

Muitas vezes a velocidade do vento que incide nas pás da turbina eólica é insuficiente para fazer com que a turbina entre em funcionamento, estes ventos estão localizados na região 1 (Sohoni et al. 2016). Por outro lado, ocasionalmente a velocidade do vento é muito alta, sendo necessário que a turbina eólica seja desligada por questões de segurança, o que corresponde à região 4 (Silva 2018). Já valores entre a velocidade de partida, a qual de fato faz o rotor girar e velocidade nominal (*cut rated speed*), na qual a potência de saída atinge o limite de capacidade do gerador elétrico, produzem o correspondente à equação 3.1 (Região 2) e valores acima da velocidade nominal, produzem a potência nominal (Região 3) independentemente da velocidade.

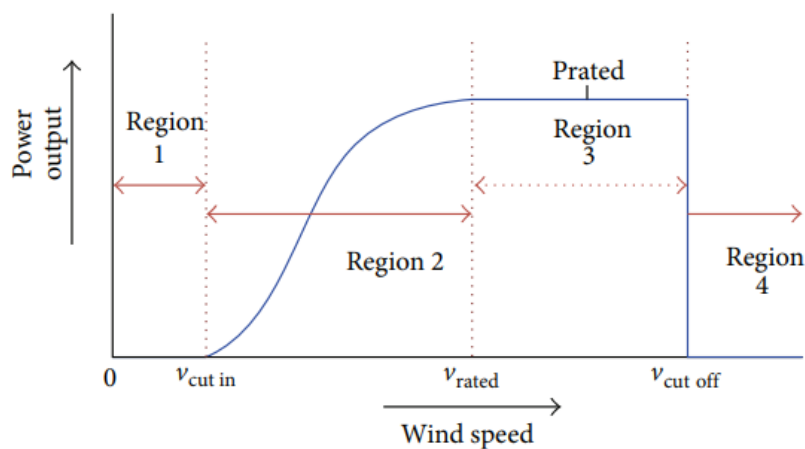


Figura 20 - Sub-regiões da curva de potência

Fonte: Sohoni et al, (2016)

É importante ressaltar que valores de velocidade de partida (v_{ci}), velocidade de corte (v_{co}), velocidade nominal (v_n) e potência nominal (P_n), são características do aerogerador apresentadas no catálogo do modelo da turbina.

Como mencionado anteriormente, a produção de energia pelos ventos está sujeita à alta volatilidade por se tratar de um fenômeno natural, o que dificulta sua estimativa. O enfoque desse trabalho está na região 2, buscando avaliar outros métodos para prever a potência chegando o mais próximo do real ao considerar as nuances climáticas.

3.3 Modelos Analisados

Como a área de interesse do projeto está na região 2 da Figura 20, em cada modelo, as bordas foram bem definidas para seguirem ao critério mencionado anteriormente: antes da velocidade de inicial e depois da velocidade de corte, não

há geração, depois da velocidade nominal, a potência gerada será igual a potência nominal independentemente do valor de velocidade, e entre esses dois valores, segue-se a equação do referente modelo.

O modelo mais simplificado para simular a potência de um gerador eólico pode ser descrito por uma função polinomial linear [19] (Diaf et al. 2017). Analisar uma modelagem quadrática [20] e cúbica [21] também é de grande relevância e são encontradas na literatura com frequência (Sohoni et al, 2016).

Outro caminho para representar a conversão de velocidade do vento para potência elétrica, é através do modelo Weibull, tal aproximação probabilística é utilizada por possuir vantagens como, simplicidade na aplicação, extrapolação direta e boa representação da assimetria da distribuição de vento (Hennessey 1977 e Justus et al. 1978). Os parâmetros responsáveis pelo comportamento da modelagem são o fator de escala (c) e o fator de forma (k). Para (Barbosa 2016), o parâmetro de escala está mais diretamente relacionado à velocidade média, enquanto o parâmetro de forma está relacionado ao desvio padrão do conjunto.

Para o projeto foi utilizada uma aproximação amplamente encontrada na literatura, proposta na Equação 22 (Sohoni et al, 2016), na qual solicita-se somente a estimação do parâmetro de forma, o qual, foi estimado diretamente pela biblioteca do Python no pacote Weibull 0.1.3, lançado em 4 de novembro de 2019 no programa Spyder.

Assim, a construção de cada modelo foi formada a partir das condições da Tabela 6.

Tabela 6 - Equações dos modelos analisados e intervalos de velocidade

	Valor	Intervalo	Equação
P	0	$v < v_{ci}$	(17)
$P_{Curva\ de\ Potência}$	$\frac{\pi}{2} \times r^2 \times v^3 \times \rho \times \eta$		(18)
P_{Linear}	$\left(\frac{v - v_{ci}}{v_n - v_{ci}}\right) \times P_n$		(19)
$P_{Quadrática}$	$\left(\frac{v^2 - v_{ci}^2}{v_n^2 - v_{ci}^2}\right) \times P_n$	$v_{ci} \leq v \leq v_n$	(20)
$P_{Cúbica}$	$\left[\left(\frac{v^3}{v_n^3 - v_{ci}^3}\right) - \left(\frac{v_{ci}^3}{v_n^3 - v_{ci}^3}\right)\right] \times P_n$		(21)
$P_{Weibull}$	$\left[\left(\frac{v_{ci}^k}{v_{ci}^k - v_r^k}\right) + \left(\frac{v^k}{v_{ci}^k - v_r^k}\right)\right] \times P_n$		(22)
P	P_n	$v > v_n$	(23)

Para medir a qualidade do ajuste dos modelos de previsão foi feita a comparação do valor real com o valor previsto através do cálculo do RMSE (*Root Mean Squared Error*): Raiz Quadrada do Erro Médio, representado pela Equação 24, uma vez que é uma métrica de avaliação amplamente utilizada e reconhecida, principalmente em machine learning, e frequentemente usada para medir diferenças entre os valores previstos por um modelo ou estimador e os valores observados. Seu resultado é sempre não negativo, e um valor de RMSE zero indicaria um ajuste perfeito aos dados (Filho, 2023).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (\hat{y}_t - y_t)^2}{n}} \quad (24)$$

Na equação, \hat{y}_t é a potência prevista pelos métodos na marcação de tempo t , o valor de y_t indica a potência real no mesmo tempo t e n representa o número de medições totais (tamanho da amostra).

Para validação dos resultados sem agrupamento, analisou-se o valor do r-quadrado de cada modelo também. O r-quadrado mede o quão bem-sucedido é o ajuste para explicar a variação dos dados (Fernandez, 2017). Enquanto o RMSE pode ser interpretado como o desvio médio que as previsões têm do alvo (Filho, 2023).

3.4 Representações Gráficas

Os gráficos de pontos mostram o valor exato de cada observação. Isso é útil para pequenos conjuntos de dados, mas eles se tornaram difíceis de ler com amostras maiores.

Os histogramas são utilizados para visualização da frequência de um conjunto de dados em determinadas faixas, são a representação gráfica da função de probabilidade ou da função densidade de um conjunto de dados, no qual as barras mais altas representam onde os dados são relativamente mais comuns (Livro de Probabilidade e Estatística, UFRGS). Usualmente, o centro da distribuição representada será igual a média, e os valores irão se espalhar entorno dela (Probabilidade e Estatística para Engenharias, UFSC). e a distribuição Normal é o modelo probabilístico utilizado para descrever de forma geral a frequência com que valores ocorrem num histograma (Distribuição Normal, UNESP), como indica a Figura 21.

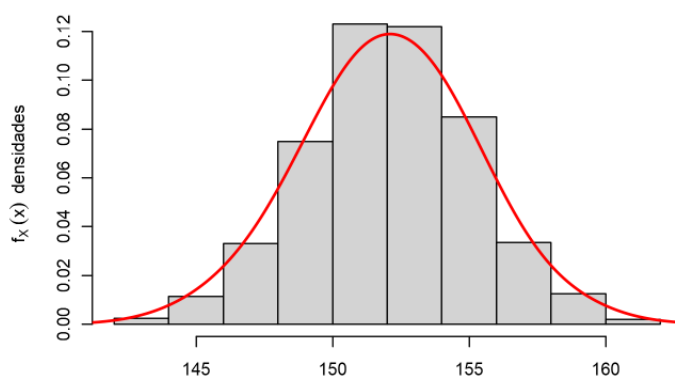


Figura 21 - Histograma sobreposto à uma distribuição Normal

Fonte: Probabilidade e Estatística para Engenharias UFSC

O boxplot é um outro recurso gráfico que exibe medidas de tendência central não-paramétrica (mediana), de dispersão (quartis), forma de distribuição ou simetria da amostra (valores pontuais mínimo e máximo), valores atípicos (outliers) e extremos.

Os quartis, uma das medidas de separatrizes, são pontos que dividem o conjunto de dados em quatro partes iguais. Quando um conjunto é ordenado de forma crescente, o primeiro quartil separa os 25% dos valores mais baixos, dos 75% mais altos, ou seja, 25% dos dados estão abaixo dele. O segundo quartil, representa 50% dos dados, o terceiro quartil representa 75% dos dados, e depois o 100% dos dados seria o valor máximo da amostra. Quando sobreposto à uma

distribuição Normal, nota-se que, analogamente à essa curva, o boxplot consegue fornecer informações bem semelhantes (Figura 22).

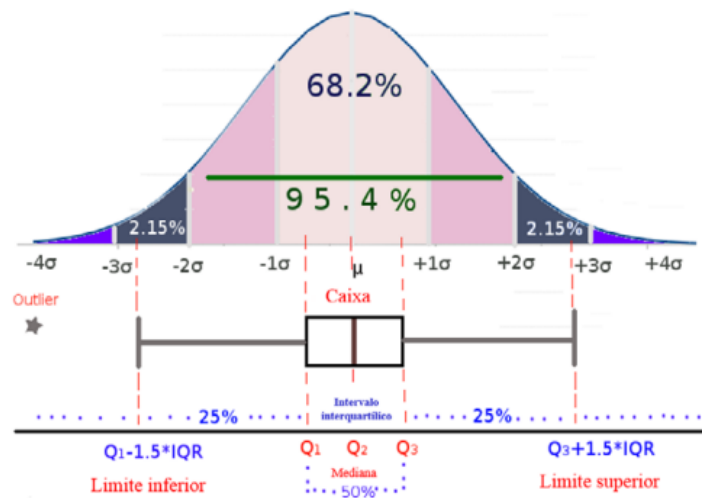


Figura 22 -Sobreposição boxplot com distribuição normal

Fonte: Neto et al, (2017)

4 Metodologia

Essa seção está dividida em 3 partes. A primeira descreve a base de dados, ponto de partida do projeto. A segunda parte expõe como tais dados foram tratados para que fosse possível dar início as análises e a terceira parte explica quais abordagens serão tomadas.

4.1 A Base de Dados

Para que fosse possível analisar o comportamento real da potência gerada e sua variação com a velocidade do vento, foi necessário encontrar uma base de dados muito bem estruturada e completa de medições. Por se tratar de um banco de dados muito valioso, por questão de confidencialidade, a base de dados não será divulgada. Entretanto, para entendimento do projeto e descrição da metodologia sua estrutura será descrita a seguir.

A base utilizada era composta por duas planilhas de Excel. A primeira apresentava medições de velocidade do vento de 10 em 10 minutos ao longo do ano de 2017 para 24 turbinas, além de data, hora e minuto da medição, totalizando, para uma única turbina 52.428 medições de velocidade. A outra planilha continha a mesma estrutura e mesmas turbinas, porém a medição era da potência elétrica que foi gerada, totalizando as mesmas 52.428 medições. Assim, unindo as duas planilhas, tinha-se pares ordenados (velocidade do vento – potência gerada) para cada uma das 24 turbinas ao longo do ano de 2017. Dessas 24 turbinas, 16 foram escolhidas para testagem e análise dos métodos, pois as turbinas eram muito similares.

4.2 Tratamento dos Dados e Definição de Parâmetros

O primeiro tratamento nos dados foi referente às células NaN (*Not a Number*), que representam *missing data*, registros que não existem ou que se perderam dentro do conjunto da base de dados. Apenas na planilha de potência em uma turbina específica houve esse problema e na Tabela 7 encontram-se a quantidade de *not a number* da turbina EM01 por mês, e a porcentagem de influência.

Tabela 7 - Quantificação dos NaN da base de dados

Mês	Potência Média (kW)	Qntd. de NA	Total de Valores	%
Janeiro	1039,68	132	4464	2,96%
Fevereiro	1060,68	145	3966	3,66%
Março	820,43	145	4464	3,25%
Abril	1232,66	267	4320	6,18%
Maio	1229,69	90	4464	2,02%
Junho	1589,95	415	4307	9,64%
Julho	1972,68	236	4464	5,29%
Agosto	1246,57	218	4464	4,88%
Setembro	1786,78	1211	4320	28,03%
Outubro	1370,58	491	4464	11,00%
Novembro	979,49	111	4267	2,60%
Dezembro	755,54	133	4464	2,98%
Soma		3594	52428	6,86%

Os valores ausentes de potência da EM01 foram substituídos pela média da respectiva hora, do respectivo mês, ou seja, para uma célula NaN na linha das 16:10 do dia 01/11/2017, essa seria substituída pela média das potências das 16h do mês de novembro.

Para a definição de características intrínsecas do modelo das turbinas, o catálogo no próprio site da Siemens Gamesa foi consultado. A Tabela 8 indica os valores fixados para os parâmetros.

Tabela 8 – Parâmetros característicos do modelo das turbinas

Parâmetros	Especificação (Comentário)	Valor Utilizado
Densidade [kg/m ³]	-	1225
Eficiência	0,3 a 0,4 no máximo	0,35
Raio [m]	<i>blade lenght</i> : 53 m / diâmetro: 108 m	53
Velocidade de Partida [m/s]	3 a 4 m/s	3
Velocidade de Corte [m/s]	25 m/s	25
Velocidade Nominal [m/s]	<i>rated power at</i> : 11-12 m/s	12
Potência Nominal [kW]	-	2300

4.3 Desenho de Experimentos

A fim de encontrar uma melhor aproximação para os dados, dois tipos de estimativas foram feitos. O primeiro deles foi considerando o banco de dados como um todo, ou seja, o número da amostra igual ao número de medições feitos pelas turbinas. Já no segundo tipo de estimativa, subdividido em 3 partes, espera-se

compreender se o agrupamento dos dados implica em uma melhoria na aproximação dos modelos. Tais agrupamento estão relacionados à temporalidade (subdivisão por meses do ano), à sazonalidade (subdivisão por estações do ano) e ao efeito da lua (subdivisão por fases da lua).

Assim, a partir da velocidade do vento, para cada modelo citado na seção 3.3, calculou-se a potência estimada e seu respectivo RMSE para cada turbina, posteriormente o RMSE da amostra como um todo também foi analisado para comparação dos modelos.

5 Análise Exploratória dos Dados

Em um primeiro momento é interessante observar algumas medidas estatísticas do banco de dados original, como tendências centrais e dispersão. A média aritmética (μ) demonstra a concentração dos dados de uma distribuição, é a soma dos valores da amostra dividida pelo seu tamanho, útil para determinação de uma tendência geral em relação a um grupo de dados. O desvio padrão (σ) expressa o grau de dispersão dos dados, ou seja, indica quanto um conjunto é uniforme, estimando o grau em que o valor de determinada variável se desvia da média.

As Figuras 23 e 24, representam a média e desvio padrão, respectivamente para velocidade e para potência do banco de dados.

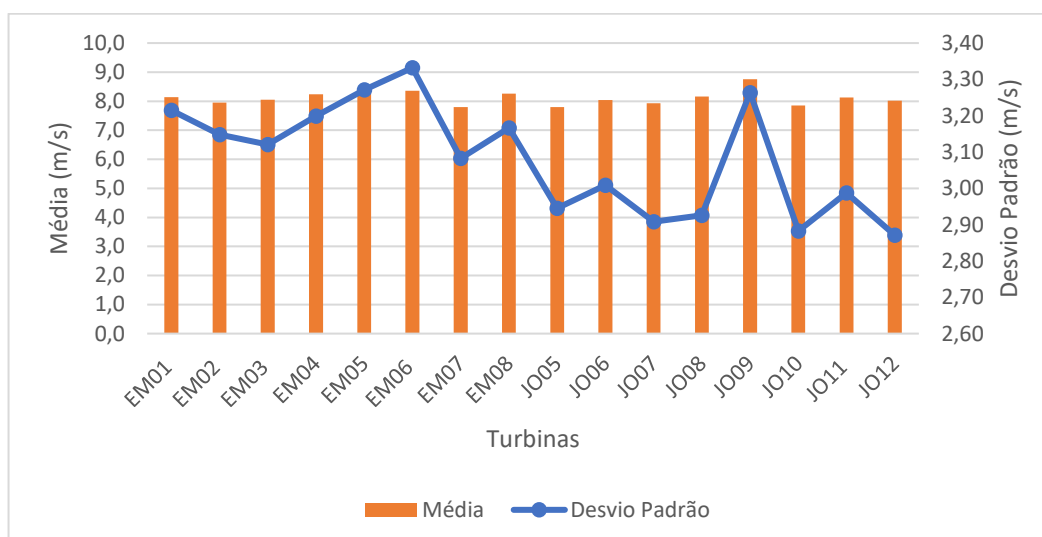


Figura 23 - Relação de concentração e dispersão dos dados de velocidade do vento

Fonte: Autor

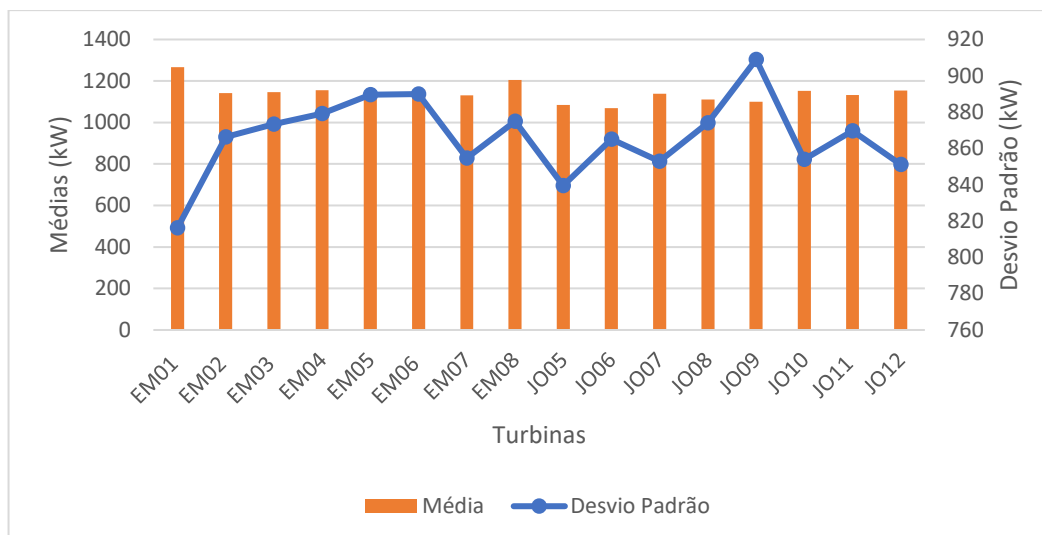


Figura 24 - Relação de concentração e dispersão dos dados de potência eólica

Fonte: Autor

Para a velocidade do vento, a amplitude do desvio padrão foi de 0,46 m/s, indicando que no geral os dados estão bem uniformes e pelo gráfico percebe-se que a velocidade também variou muito pouco de turbina para turbina. Para potência eólica, a amplitude do desvio padrão foi de 92,76kW e há uma maior variabilidade na média da potência gerada.

Para análise de histogramas do banco de dados, adotou-se o tamanho do intervalo igual a 3m/s, para que fosse possível analisar as frequências de velocidade do vento dentro das regiões da Figura 20, como demonstra o histograma da turbina EM01 (Figura 25). Priorizou-se observar as bordas, regiões 1,3,4 (Figura 20), visto que elas, nos modelos que serão analisados, não são modeladas, e sim fixadas desde o princípio.

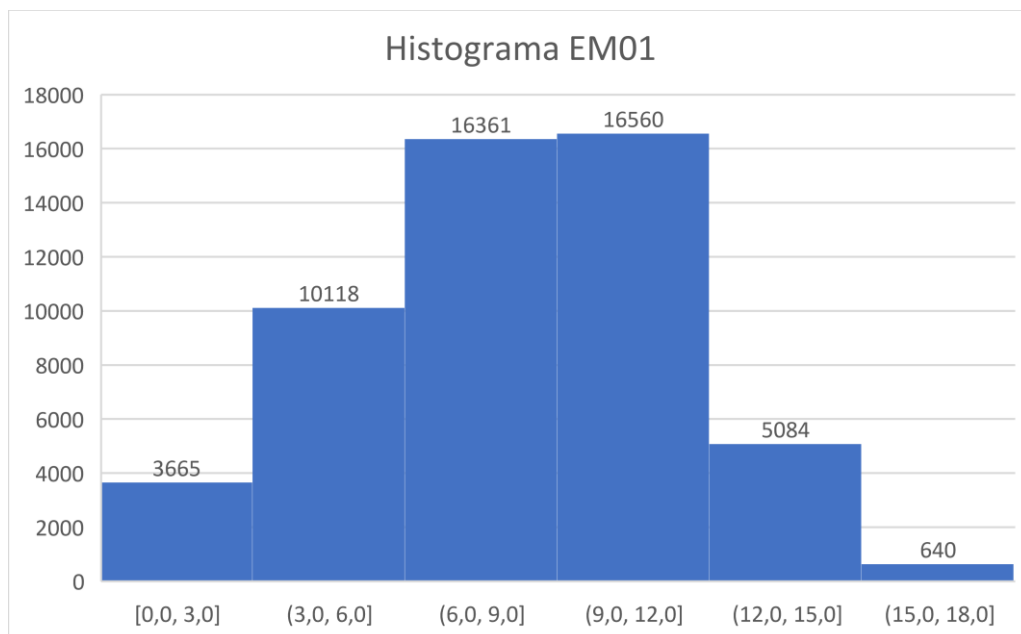


Figura 25 - Histograma turbina EM01

Fonte: Autor

Analisando as bordas de cada turbinas foi possível construir o gráfico da Figura 26.

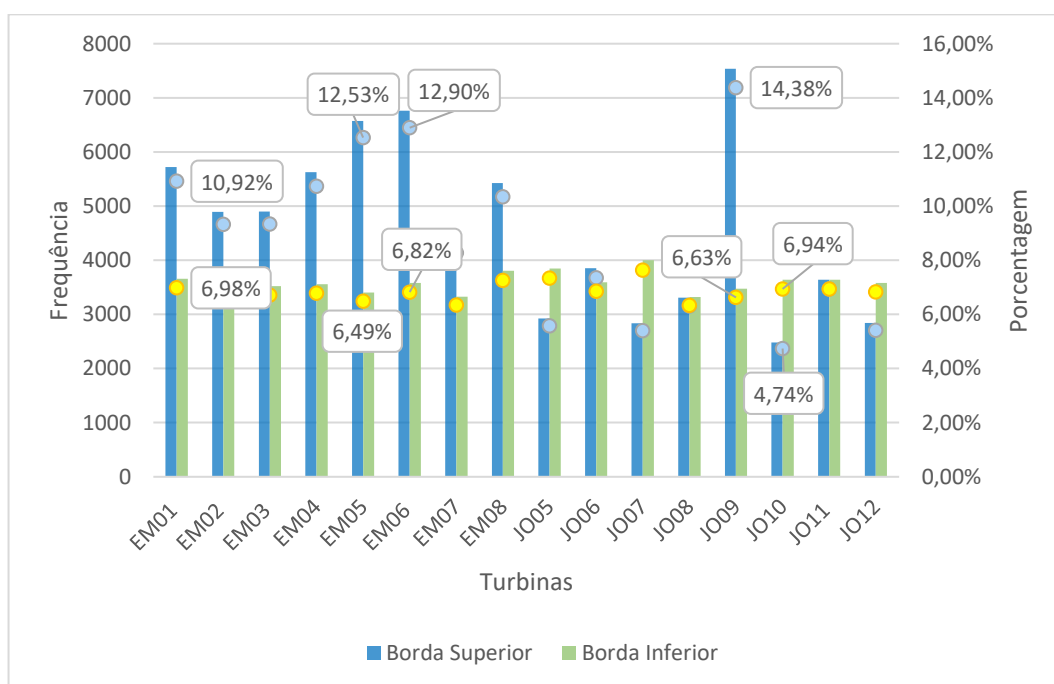


Figura 26 - Frequência das velocidades de borda para cada turbina

Fonte: Autor

É interessante observar que para todas as turbinas do grupo EM a borda superior (velocidades acima de 12 m/s), apareceu com maior frequência e uma

diferença bem maior quando compara à borda inferior (velocidades abaixo de 3,0 m/s). Já no grupo de turbinas JO, a diferença de uma borda para outra não foi muito significativa, exceto no caso da turbina JO09.

Essa análise é pertinente visto que o foco do trabalho está na região entre-bordas, ou seja, é provável que turbinas com menor concentração de dados nas bordas, como a JO10, apresentem erros menores, enquanto turbinas que possuem grandes concentrações de dados nas bordas, apresentem erros mais elevados, como é o caso da turbina JO09.

Como são muitas medições para um número elevado de turbinas, para análises mais profundas 4 turbinas foram escolhidas, chamadas de turbinas-foco. O critério de escolha está baseado no gráfico da Figura 23, optou-se por duas turbinas que representassem valores mais extremos, como EM01 com maior média e menor desvio padrão e JO09 com a segunda menor média e maior desvio padrão. As outras duas turbinas foram escolhidas a partir da análise dos histogramas, a turbina EM06, por ser a 2ª turbinas com maior concentração nas bordas e JO10, por apresentar valor mais baixo de borda. Assim, para as turbinas citadas, tem-se a Tabela 9.

Tabela 9 - Medidas estatísticas para turbinas-foco

	Desvio Padrão	Média	Mediana	Mínimo	Máximo
EM01 (kW)	816,24	1266,32	1312,29	0	2349,97
EM06 (kW)	889,97	1157,78	1090,81	0	2350,00
JO09 (kW)	908,99	1100,23	1033,94	0	2350,00
JO10 (kW)	853,96	1152,22	1162,63	0	2349,99

Quando conjunto de dados das turbinas foco é ordenado de forma crescente visando avaliar seus valores de quartis, tem-se a Tabela 10.

Tabela 10 - Valores dos quartis das turbinas-foco

	EM01	EM06	JO09	JO10
Q1 (25%)	507,72	278,14	92,41	286,05
Q2 (50%)	1312,33	1090,82	1033,95	1162,73
Q3 (75%)	2079,44	2132,31	2070,83	2004,60
100%	2349,97	2350,00	2350,00	2349,99

Através da Tabela 10 e da Figura 27, é possível comprovar e entender o motivo pelo qual a turbina EM01 apresenta uma média tão alta quando comparada às outras. Observando o seu primeiro quartil (Q1), nota-se que 75% dos valores de potência dessa turbina, estão acima de 507,72 kW, enquanto 75% dos valores da turbina JO09 estão acima de 92,41 kW, responsável pela 2ª menor média.

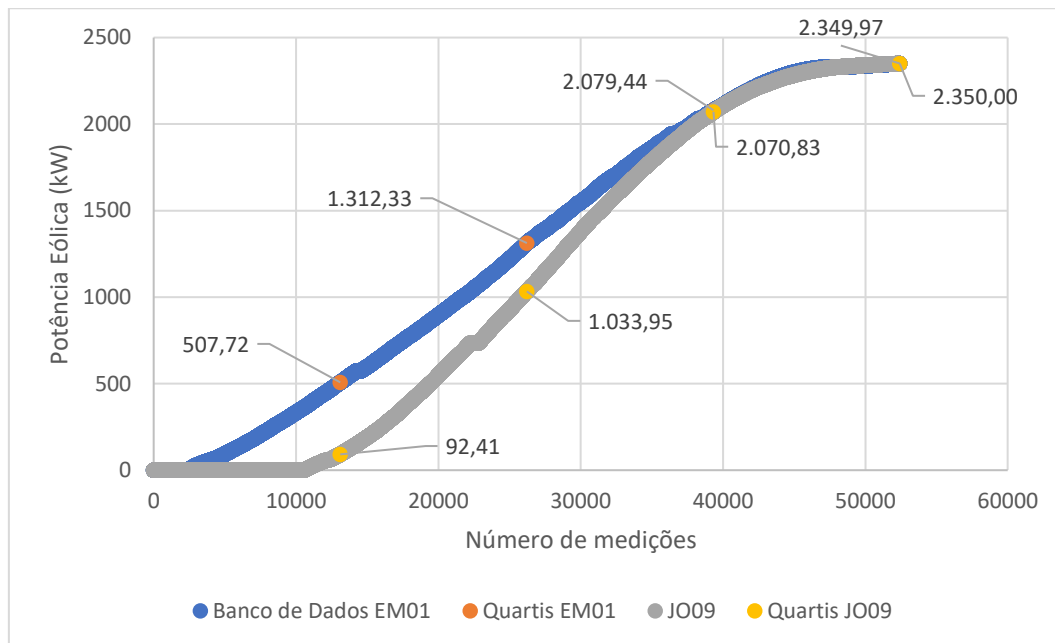


Figura 27 - Comparação da distribuição dos dados das turbinas EM01 e JO09

Fonte: Autor

Analisando dados reais do anemômetro das turbinas-foco, é possível observar a dispersão das medições em torno de um valor central, que seria o esperado teórico (Figura 28).

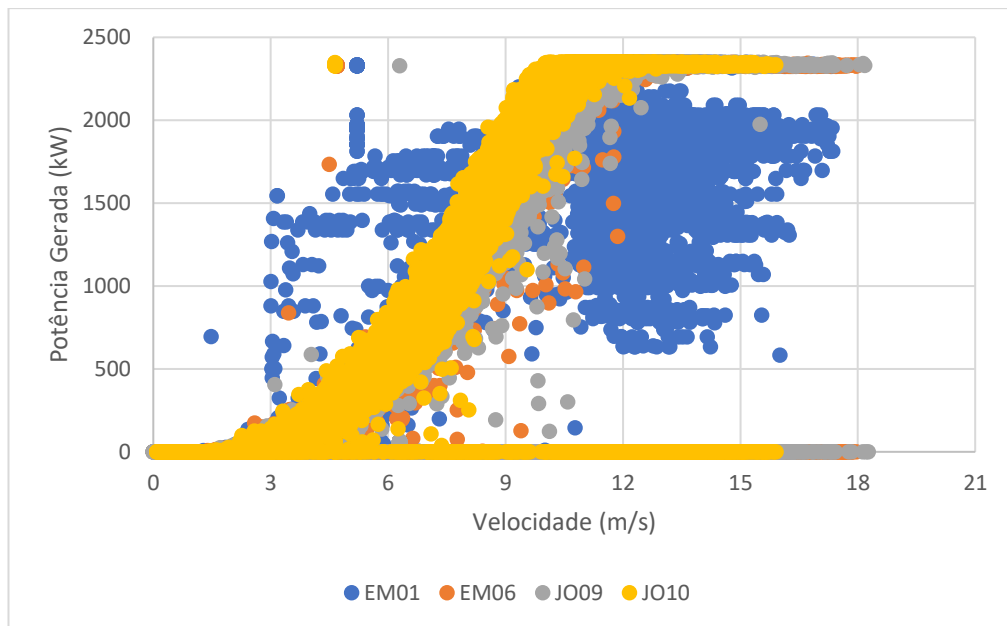


Figura 28 - Comportamento dos dados das turbinas-foco

Fonte: Autor

O comportamento atípico da turbina EM01 pode ser explicado pelo tratamento que os seus dados de potência eólica, mencionado na seção 4.2, tiveram. A partir da Figura 29a, observa-se altos valores de velocidade com geração eólica zero, esses seriam os NaN, representando menos de 7% das medições da turbina. Após o tratamento, Figura 29b, houve uma significativa mudança no comportamento da turbina, poucos dados de altas velocidades estão indicando baixas potências, como é possível notar nas turbinas JO09 e JO10 da Figura 27.

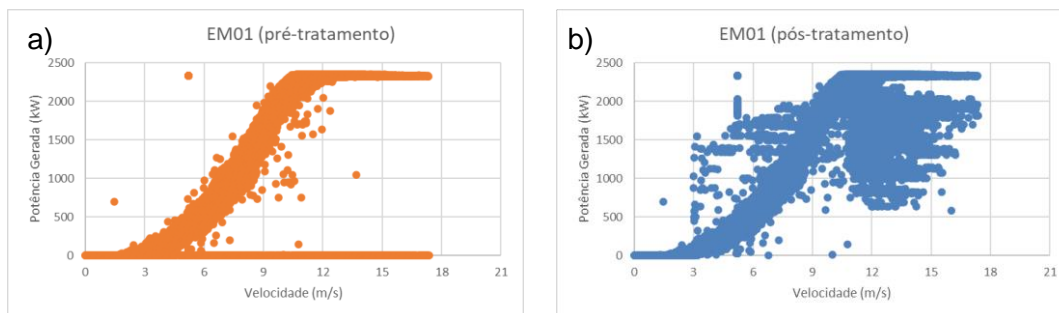


Figura 29 - Comparação do comportamento da turbina EM01 pré (a) e pós(b) tratamento

Fonte: Autor

6 Resultados e Discussões

Essa seção está subdividida em quatro partes. A primeira referente aos resultados encontrados sem agrupar os dados e as três subsequentes representam cada qual um agrupamento: meses, estações do ano e fases da lua.

É importante ressaltar que as medições das turbinas, não possuem as bordas tratadas, ou seja, a comparação é feita com o que de fato foi medido pela turbina, independentemente se o valor da velocidade era antes da velocidade de partida ou depois da velocidade nominal ou de corte.

Outro ponto de destaque é referente ao universo dos dados, ou tamanho da amostra (N), visto que esse valor se altera à medida que os dados são agrupados e é essencial no cálculo do RMSE. A Tabela 11 expõe tal variação.

Tabela 11 - Variação do tamanho da amostra para cada agrupamento

	N			N			N	
Sem Agrupamento	52.428	Novembro	4.267	Outono Lua Crescente	3.443			
Janeiro	4.464	Dezembro	4.464	Outono Lua Cheia	3.456			
Fevereiro	3.966	Verão	12.750	Outono Lua Minguante	3.600			
Março	4.464	Outono	13.379	Inverno Lua Nova	3.456			
Abril	4.320	Inverno	13.392	Inverno Lua Crescente	3.600			
Maio	4.464	Primavera	12.907	Inverno Lua Cheia	3.024			
Junho	4.307	Verão Lua Nova	3.389	Inverno Lua Minguante	3.312			
Julho	4.464	Verão Lua Crescente	3.745	Primavera Lua Nova	3.403			
Agosto	4.464	Verão Lua Cheia	3.312	Primavera Lua Crescente	3.312			

Setembro	4.320	Verão Lua Minguante	2.304	Primavera Lua Cheia	2.880
Outubro	4.464	Outono Lua Nova	2.880	Primavera Lua Minguante	3.312

6.1 Estimativa para o banco de dados de forma integral

Considerando o banco de dados de forma integral, algumas medidas estatísticas que podem contribuir para análise exploratória são encontradas na Tabela 12.

Tabela 12 - Medidas estatísticas do banco de dados

	Média	Desvio Padrão	Mediana
Valores (kW)	1142,95	867,64	1093,23

Realizando o cálculo do RMSE para o ano inteiro de todas as turbinas, tem-se o gráfico da Figura 30.

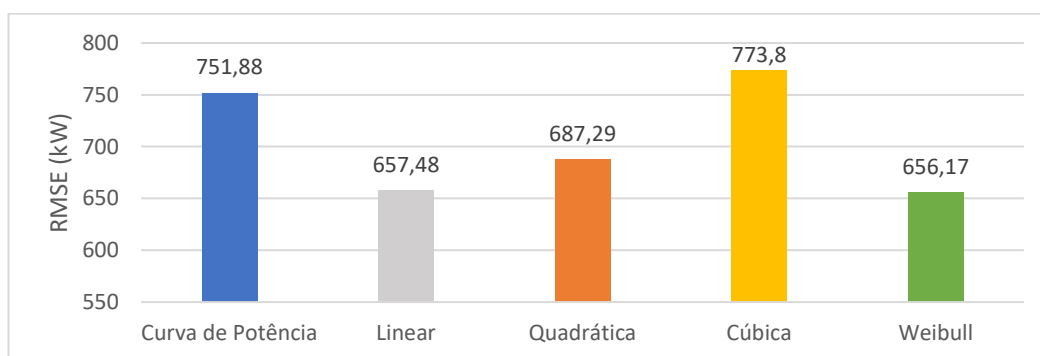


Figura 30 - RMSE para cada modelo na estimativa geral

Fonte: Autor

É interessante observar o que ocorreu com os modelos Weibull e a Linear, pois apesar de possuírem equações diferentes, chegaram a valores muito similares. O mais provável que tenha ocorrido é que a estimativa gerada pelo programa Spyder para o parâmetro de forma (k), tenha aproximado o modelo para um formato linear.

Observando o comportamento individual das turbinas à resposta dos modelos, o gráfico da Figura 31, corrobora com o que foi analisado na seção 5. Efetivamente, turbinas como JO09, apresentaram valores mais elevados de erro, enquanto

turbinas como a JO10, com menor concentração de dados nas bordas, apresentaram erros mais baixos.

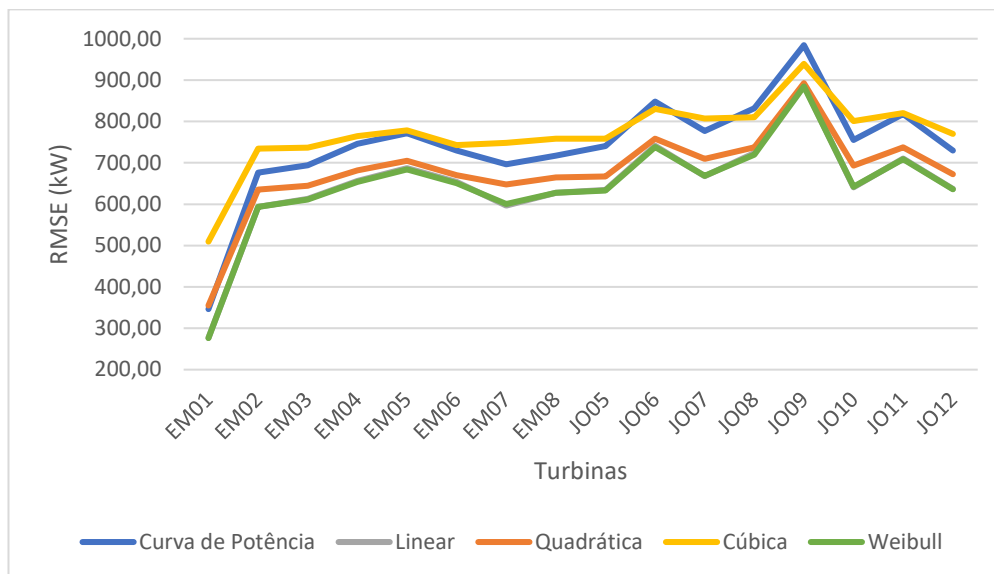


Figura 31 - Análise individual do RMSE para cada turbina

Fonte: Autor

Outro ponto que chama atenção no gráfico da Figura 31, é o fato da turbina EM01 ter sido muito bem modelada. Para descobrir se este comportamento estava relacionado especificamente ao tratamento dos dados feito previamente, ou à outra característica intrínseca ou até à geográfica local, uma nova análise de RMSE foi feita para essa turbina. Ao invés de substituir os NaN pela média das potências do respectivo horário do respectivo mês, tais dados foram substituídos por zero, como implica a Figura 29a.

A Tabela 13 apresenta os novos resultados de RMSE calculados sob essa condição.

Tabela 13 - Valores de RMSE da turbina EM01 sem tratamento

Curva de Potência	Linear	Quadrática	Cúbica	Weibull	
668,38	598,98	629,83	720,96	597,06	kW

Pode-se concluir que o tratamento de menos de 7% dos dados da turbina EM01, de fato implicou em uma redução de mais de 300 kW no erro.

6.2 Estimativa agrupando mês a mês

Analisando o agrupamento mês a mês dos dados, o RMSE de cada modelo pode ser observado no gráfico da Figura 32.

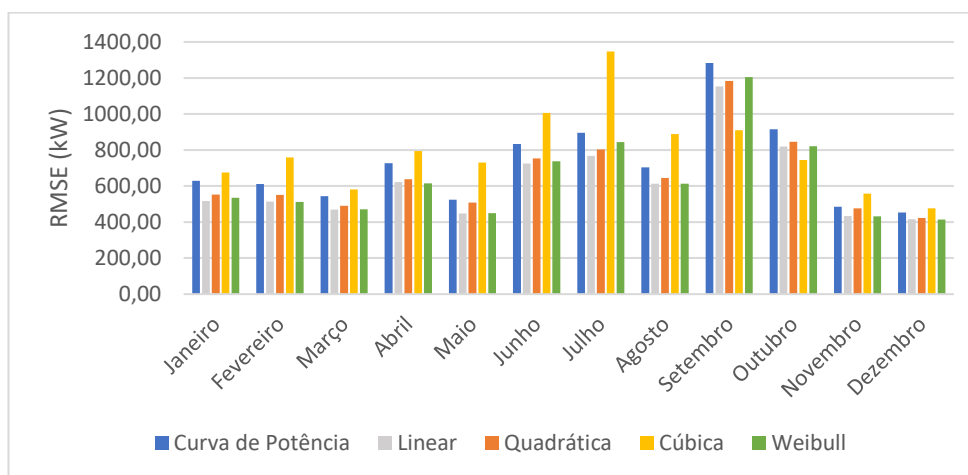


Figura 32 – RMSE dos modelos mês a mês

Fonte: Autor

Na maior parte do ano, os modelos Linear e Weibull apresentaram melhores resultados. Entretanto, de setembro a outubro, a melhor modelagem foi a através da aproximação cúbica, a qual nos demais meses apresentava os maiores erros.

Nota-se também, pela Tabela 14, uma tendência para diminuição do erro em cada modelo. Em vermelho destaca-se a melhor aproximação para cada mês.

Tabela 14 - RMSE dos modelos mês a mês

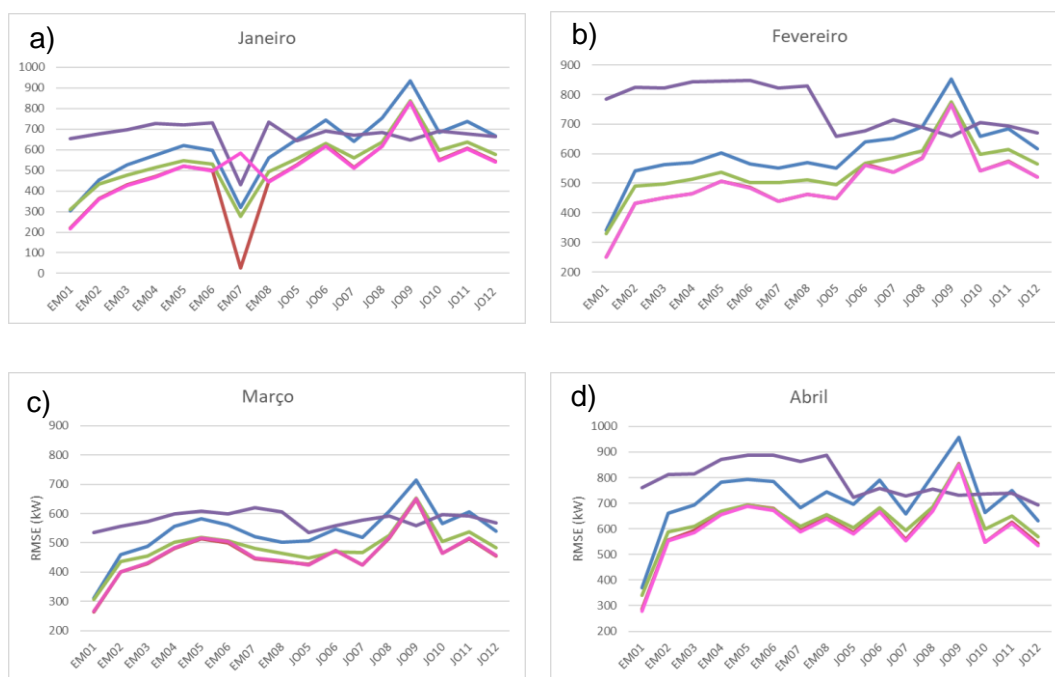
	Curva de Potência	Linear	Quadrática	Cúbica	Weibull
Janeiro	629,28	516,61	552,94	674,59	534,65
Fevereiro	611,7	513,02	550,86	759,08	512,03
Março	543,5	468,5	489,69	580,68	470,15
Abril	726,68	621,43	637,74	793,57	615,44
Maio	524,47	446,95	508,74	729,94	449,28
Junho	832,85	725,66	753,57	1005,54	737,1
Julho	896,36	767,06	804,06	1347,35	843,92
Agosto	703,81	613,09	645,75	889,02	613,26
Setembro	1283,64	1152,94	1184,26	909,98	1205,13
Outubro	915,16	819,33	845,73	744,89	820,65
Novembro	484,87	433,95	477,07	558,81	431,49
Dezembro	452,44	416,19	422,88	476,26	414,47
Média	717,06	624,56	656,11	789,14	637,30

Seguindo a seguinte referência de cores (Figura 33), obteve-se os seguintes comportamentos para cada turbina mês a mês (Figura 34):



Figura 33 - Legenda de cores de cada modelo para os gráficos da Figura 33

Fonte: Autor



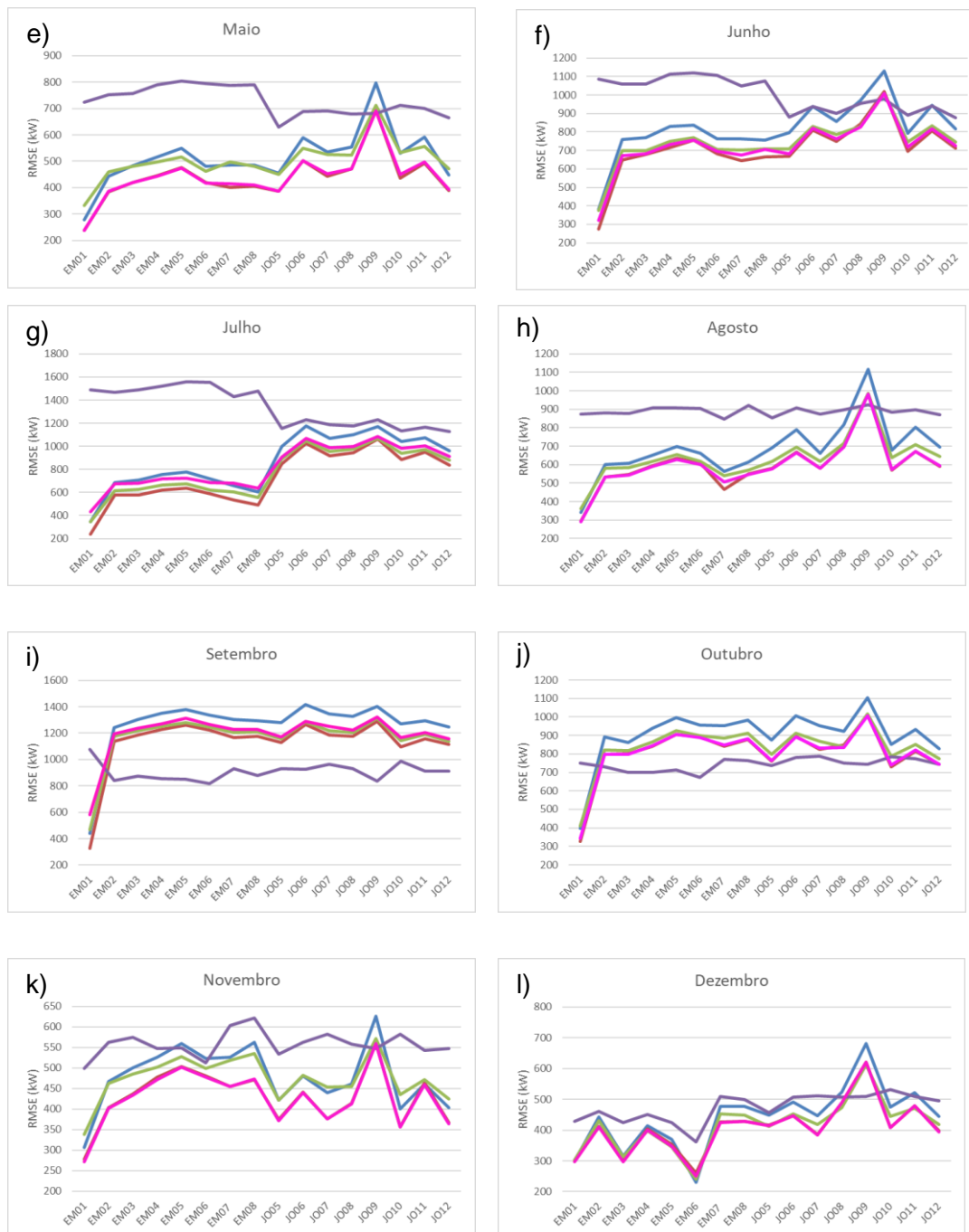


Figura 34 - Comparativo mês a mês dos modelos para cada turbina a) janeiro, b) fevereiro, c) março, d) abril, e) maio, f) junho, g) julho, h) agosto, i) setembro, j) outubro, k) novembro, l) dezembro

Fonte: Autor

6.3 Estimativas agrupando por estações do ano

As estações do ano no hemisfério sul são demarcadas segundo a Tabela 15.

Tabela 15 - datas das estações do ano no hemisfério sul

	Data de Início	Data de Término
Verão	21 de dezembro	21 de março
Outono	21 de março	21 de junho
Inverno	21 de junho	23 de setembro
Primavera	23 de setembro	21 de dezembro

Quando dos dados são agrupados por estações do ano, de acordo com a Tabela 15, observa-se a concordância com o gráfico da Figura 32, como demonstra a Tabela 16.

Tabela 16 - RMSE de cada modelo para as estações do ano

	Curva de Potência	Linear	Quadrática	Cúbica	Weibull
Verão (kW)	595,77	500,19	532,11	675,97	498,52
Outono (kW)	624,71	539,13	570,66	741,22	535,81
Inverno (kW)	997,20	879,17	908,81	1118,78	894,60
Primavera (kW)	713,71	636,77	666,72	644,88	634,89
Média (kW)	732,85	638,82	669,58	795,21	640,96

Para cada estação, os modelos Weibull e Linear, ficaram com média significativamente menores quando comparadas àquelas sem agrupamento. Entretanto no inverno, que corresponde aos meses de junho a setembro, ainda que os modelos apresentem médias menores do que a curva de potência, seus erros apareceram bem mais elevados do que as outras estações, é possível observar isso pela Tabela 14.

6.4 Estimativas agrupando por estações do ano e fases da lua

Buscando agrupar cada vez mais os dados, uma análise das fases da lua por estações do ano mostrou um resultado interessante (Tabela 17).

Tabela 17 - RMSE de cada modelo agrupado por fases da lua em estações do ano distintas

		Curva de Potência	Linear	Quadrática	Cúbica	Weibull
Verão (kW)	Nova	552,31	462,45	486,39	631,43	459,32
	Crescente	632,75	454,60	471,38	561,93	451,01
	Cheia	609,11	512,90	556,79	693,83	512,76
	Minguante	718,59	596,56	641,94	858,44	597,00
		628,19	506,63	539,13	686,41	505,02
Outono (kW)	Nova	555,74	476,86	517,34	735,18	475,51
	Crescente	759,52	648,80	671,27	840,72	644,92
	Cheia	600,20	532,94	550,32	660,54	527,12
	Minguante	552,94	472,27	523,86	717,35	470,69
		617,10	532,72	565,70	738,45	529,56
Inverno (kW)	Nova	1011,46	879,35	910,73	1373,20	897,57
	Crescente	1009,88	915,85	933,62	1081,23	923,00
	Cheia	1028,95	915,29	948,96	1019,68	933,54
	Minguante	937,09	801,36	839,36	934,57	820,8
		996,85	877,96	908,17	1102,17	893,73
Primavera (kW)	Nova	907,10	791,59	826,85	760,26	791,96
	Crescente	524,14	468,30	493,09	547,97	463,43
	Cheia	682,10	611,72	639,72	627,45	609,68
	Minguante	678,49	625,80	656,39	619,83	623,25
		697,96	624,35	654,01	638,88	622,08

Observando os valores de RMSE para cada modelo em diferentes fases da lua e estações do ano, nota-se que para alguns casos, como primavera na fase crescente da lua, o erro caiu mais de 170kW quando comparado ao valor de RMSE da estação sozinha (seção 6.3). Entretanto, em casos como inverno ou a fase nova da lua na primavera, o erro aumentou mais de 150 kW.

A Figura 35 adota 0 como o valor referência para a medição do agrupamento por estações do ano (seção 6.3), e apresenta a variação que a repartição por fases da lua trouxe a este valor central.

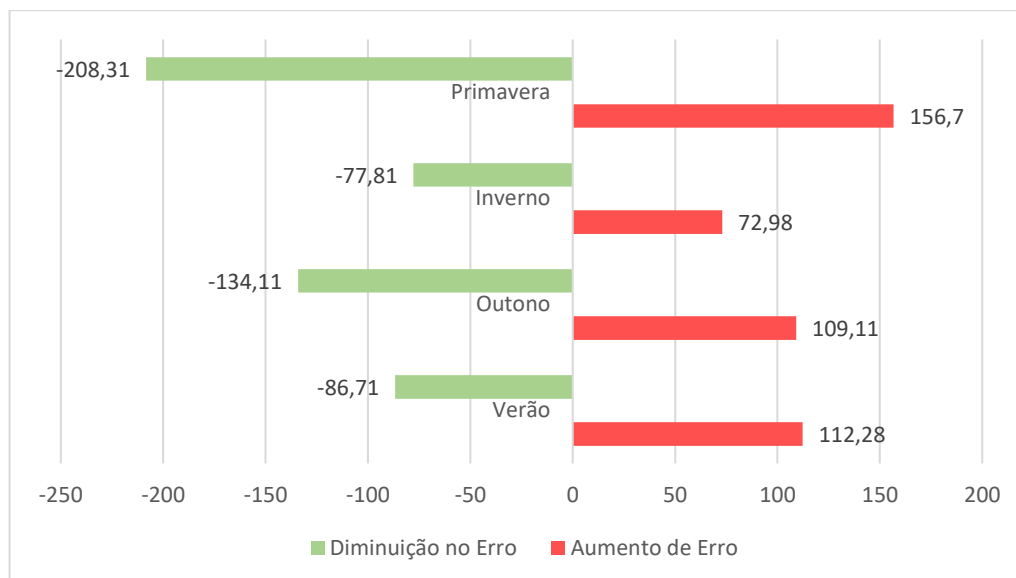


Figura 35 - Variação do erro para cada estação do ano ao subdividir em luas

Fonte: Autor

Por exemplo, a primavera possui valor de referência 634,89 kW, sua repartição em fases da lua indica uma melhora no erro (diferença entre o valor de referência para aqueles que, por fases da lua, estão abaixo dele), de 208,31 kW, como indica a Tabela 18.

Tabela 18 - Exemplo da variação do erro para primavera

Primavera (kW) 634,89					
	Melhor Estimativa (kW)	Variação do Erro	Diminuição	Aumento	
Lua Nova	Linear: 791,59	+ 156,70	- 208,31	+ 156,70	
Lua Crescente	Weibull: 463,43	-171,46			
Lua Cheia	Weibull: 609,68	-25,21			
Lua Minguante	Weibull: 623,25	-11,64			

O verão foi a única estação do ano que acabou tendo mais prejuízo do que melhora ao realizar a repartição por fases da lua. As Figuras 36,37,38 e 39 indicam o comportamento de cada turbinas para a subdivisão proposta e compara com a anterior.

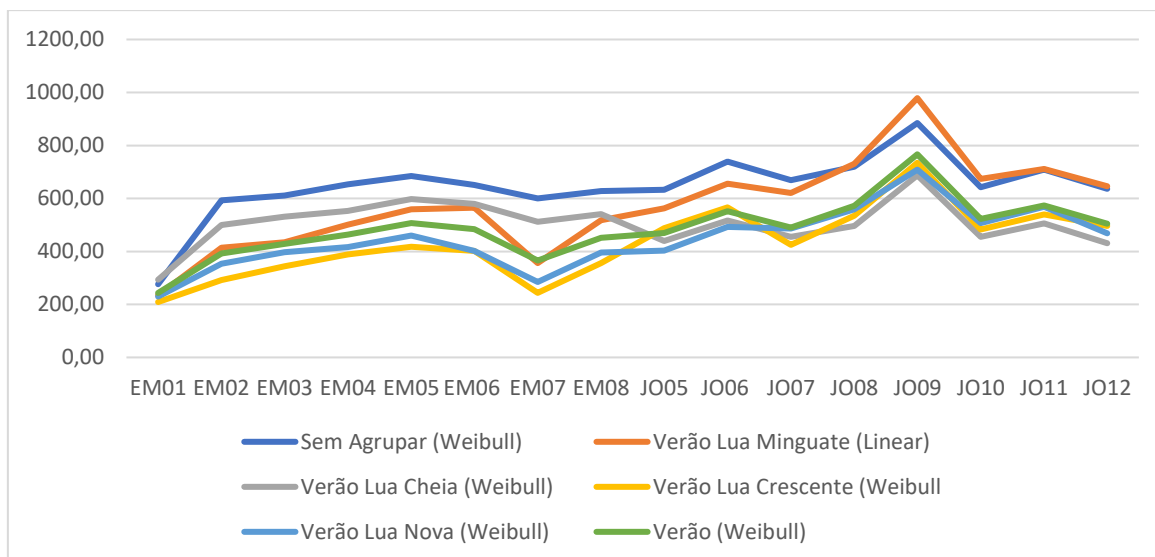


Figura 36 - Comparativo dos agrupamentos para o verão por turbina

Fonte: Autor

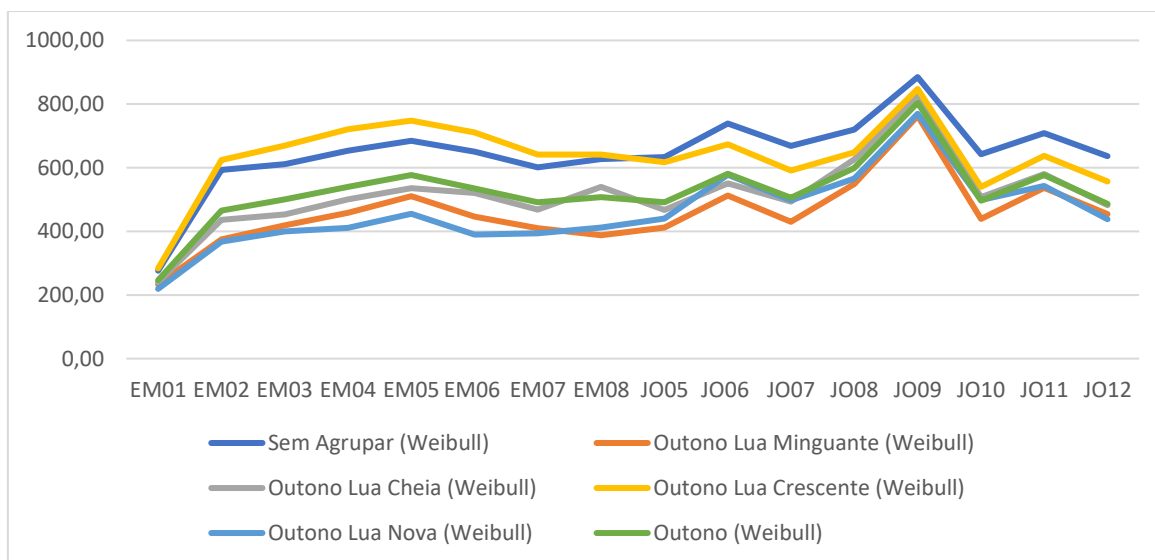


Figura 37 - Comparativo dos agrupamentos para o outono por turbina

Fonte: Autor

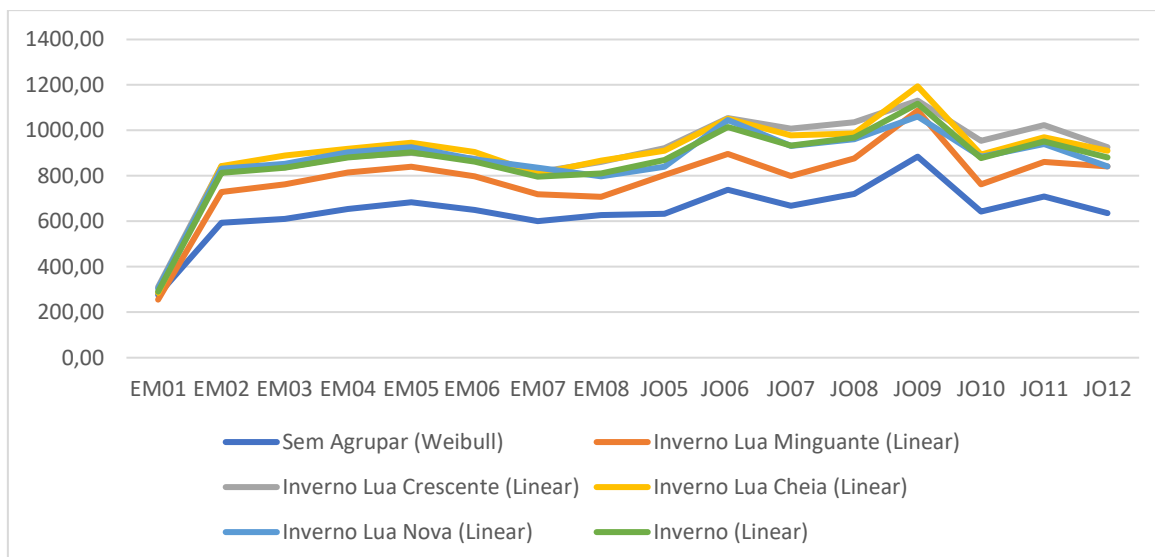


Figura 38 - Comparativo dos agrupamentos para o inverno por turbina

Fonte: Autor

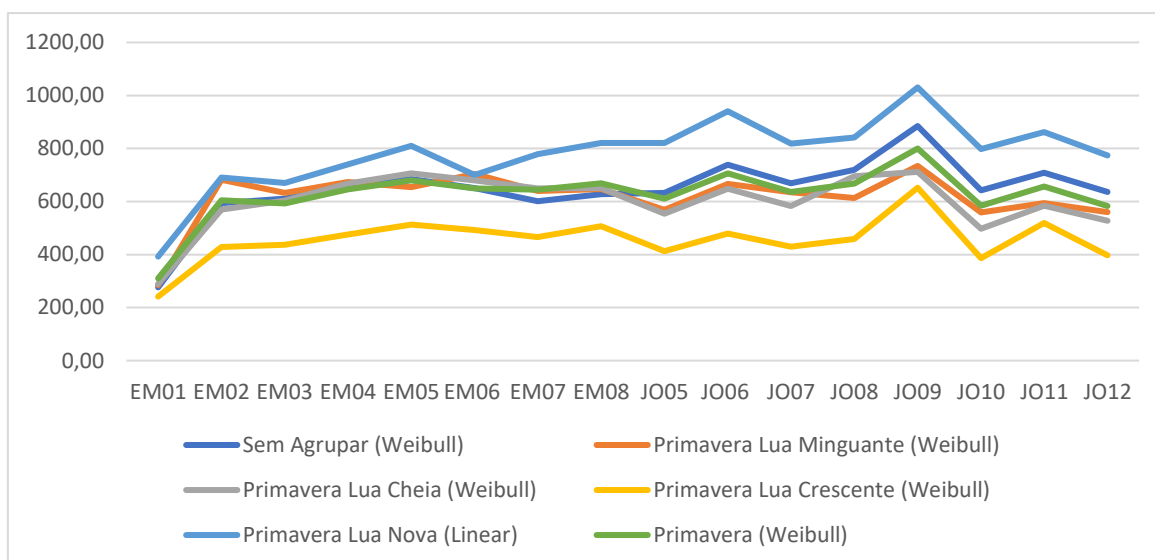


Figura 39 - Comparativo dos agrupamentos para a primavera por turbina

Fonte: Autor

7 Conclusão

A importância da estimativa correta para potência eólica a ser gerada, é de grande valia para o planejamento de instalações de parques eólicos, uma vez que representam um grande investimento.

A partir das análises feitas na seção anterior, a primeira etapa do projeto pode ser concluída afirmando que existem modelos que apresentam melhores estimativas para previsão de geração eólica a partir da velocidade do vento. Modelagens como Linear e Weibull, indicaram valores mais baixos de RMSE, conclui-se, que conseguem prever de forma mais fiel a realidade. O valor do r -quadrado para a curva de potência ficou em 47,91%, já aplicando o modelo linear e weibull o ajuste foi para 48,67% e 47,91% respectivamente, confirmando mais uma vez a melhoria na modelagem.

A segunda etapa do projeto, referente às subdivisões do banco de dados também apresentou dados satisfatórios. Logo na primeira subdivisão proposta, por meses do ano, foi possível reduzir o erro em aproximadamente 240kW para meses de Novembro e Dezembro. Por outro lado, meses como Junho, Julho e mais especificamente Setembro e Outubro, o RMSE acabou se elevando consideravelmente, sendo inclusive melhor modelado pela abordagem cúbica em Setembro e Outubro.

Em concordância com a análise acima, a subdivisão por estações do ano, destacou tal divergência. A diferença de erro entre o Verão e o Inverno, chega quase à 400kW, não coincidentemente, tais estações são demarcadas pelos meses citados anteriormente.

Agrupando ainda mais o banco de dados, e avaliando a interferência da lua, percebe-se que foi benéfico a aplicação desse segundo filtro. A Primavera teve uma redução de 51,61kW no erro (-208,31 a 156,7), no Inverno foi possível reduzir em 4,83kW, no Outono em 25kW e no verão, o erro aumentou em 25,57kW. É importante ressaltar que pode ocorrer uma variação de modelagem de turbina para turbinas devido à outras variáveis não analisadas nesse projeto, como geografia do local ou características intrínsecas das turbinas.

Como proposta para análises futuras, destaca-se um estudo sobre técnicas de agrupamento, como DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise). Baseado em densidade espacial, permite realizar bons agrupamentos

com formatos arbitrários mesmo com a presença de ruídos e sem a necessidade de um conhecimento prévio do número de grupos (Ventorim et al, 2020). Análises exploratórias no tempo juntamente com melhor entendimento de fatores geográficos e espaciais, também seriam interessantes, visto que a velocidade do vento se altera no decorrer do dia e sofre grande influência do seu entorno.

8 Referências

ABEEólica: Associação Brasileira de Energia Eólica. Desenvolvimento da eólica no Brasil. Disponível em: <https://abeeolica.org.br/energia-eolica/o-setor/>. Acessado em: 22 de junho de 2023.

Adas, M. Panorama geográfico do Brasil. 4ed. rev. e ampl. São Paulo: Moderna, 2004, p. 334

ADECE: Agência de Desenvolvimento do Estado do Ceará S.A. Energia Eólica: Atração de Investimentos no Estado do Ceará, 2009. Fortaleza, Ceará – Brasil. Disponível em: http://www.mdic.gov.br/sistemas_web/renai/public/arquivo/arq1321639117.pdf. Acessado em: 24 de junho de 2023.

Amarante, O. A.; Brower, M.; Zack, J.; Eólica, C. S. E. Atlas do Potencial Eólico Brasileiro. Atlas do potencial Eólico Brasileiro, Ministério de Minas e Energia Eletrobras. 2001.

BEN: Balanço Energético Nacional. 2021. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/balanco-energetico-nacional-2021>. Acessado em: 11 de junho de 2023.

ANEEL: Agência Nacional de Energia Elétrica. Ministério de Minas e Energia. Atlas de Energia Elétrica do Brasil. 2008. 3. ed. Brasília, 236p.

CERTI: Centros de Referência em Tecnologias Inovadoras. Segurança energética: quais os desafios para garantir o fornecimento de energia no Brasil, 2020. Disponível em: <https://certi.org.br/blog/seguranca-energetica/>. Acessado em: 22 de junho de 2023.

Consórcio PCJ. O ano de 2021 apresentou 22,13% menos chuva do que o esperado e liga sinal de atenção para a disponibilidade hídrica em 2022. 2022. Disponível em: <https://agua.org.br/noticias/o-ano-de-2021-apresentou-2213-menos-chuva-do-que-o-esperado-e-liga-sinal-de-atencao-para-a-disponibilidade-hidrica-em-2022/#:~:text=P%C3%A1gina%20Inicial%20%C2%BB%20Not%C3%ADcias-.O%20ano%20de%202021%20apresentou%2022%2C13%25%20menos%20chuva%20do,a%20disponibilidade%20h%C3%ADrica%20em%202022&text=Mesmo>

[%20com%20a%20amplia%C3%A7%C3%A3o%20dos,%2C9%25%20abaixo%20do%20esperado](#). Acessado em: 22 de junho de 2023.

Deshmukh, M.K., and S.S. Deshmukh. "Modeling of Hybrid Renewable Energy Systems." *Renewable & Sustainable Energy Reviews* 12.1 (2008): 235-49. Web.

Diaf, S., M. Belhamel, M. Haddadi, and A. Louche. "Technical and Economic Assessment of Hybrid Photovoltaic/wind System with Battery Storage in Corsica Island." *Energy Policy* 36.2 (2008): 743-54.

Duarte, N. C. V. Previsão de geração eólica baseada na classificação do tipo de clima em parque eólico. *Revista Científica Multidisciplinar Núcleo do Conhecimento*. Ano 06, Ed. 06, Vol. 04, pp. 124-141. Junho de 2021. ISSN: 2448-0959.

Dutra, R.M., *Energia Eólica: Princípios e Tecnologias* (Centro de Referência para Energia Solar e Eólica Sérgio de Salvo Brito, Rio de Janeiro, 2008). Disponível em: http://www.cresesb.cepel.br/download/tutorial/tutorial_eolica_2008_e-book.pdf. Acessado: 23 de maio de 2023

EBC: Empresa Brasil de Comunicação. Capacidade de geração de energia eólica deve bater recorde neste ano, 2023. Disponível em: <https://agenciabrasil.ebc.com.br/economia/noticia/2023-04/capacidade-de-geracao-de-energia-eolica-deve-bater-recorde-neste-ano#:~:text=O%20Brasil%20registra%2C%20at%C3%A9%20fevereiro,85%25%20est%C3%A3o%20na%20Regi%C3%A3o%20Nordeste>. Acessado em: 22 de junho de 2023.

EPE: Empresa de Pesquisa Energética. Matriz Energética e Elétrica. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/abcdenergia/matriz-energetica-e-eletrica>. Acessado em: 22 de junho de 2023.

Erber, P. "Fontes Intermitentes para geração de energia elétrica". Valor Econômico. São Paulo, 05 de maio de 2016. Disponível em: <https://gesel.ie.ufrj.br/app/webroot/files/IFES/BV/erber10.pdf>. Acessado em: 22 de junho de 2023.

Facina, F.J., 2020. Projeto Mecânico de Aerogerador de Eixo Vertical para Aplicação em Ambiente Nearshore. Projeto de Graduação – Escola Politécnica Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro – Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil.

Feitosa, E.A.N., Silva, G.R., Pereira, A.L., Veleda, D.E.A., Silvas, C.C., 2002. Panorama do Potencial Eólico no Brasil. Brasília. ANEEL. 2002. p.68.

Ferreira, G.M.L. 2010. Atlas Geográfico: Espaço Mundial. 3.ed. São Paulo: Moderna, 2010. P.123.

Girardi, G.; Rosa, J.V., 2016. Atlas Geográfico do Estudante, São Paulo; FTD, 2016. p.60.

Governo Brasileiro. Brasil sobe para a sexta posição em ranking internacional de capacidade de energia eólica onshore. Disponível em: <https://www.gov.br/pt-br/noticias/energia-minerais-e-combustiveis/2022/04/brasil-sobe-para-a-sexta-posicao-em-ranking-internacional-de-capacidade-de-energia-eolica.2022>. Acessado: 11 de Junho de 2023.

Governo Brasileiro. Energia eólica registra primeiro recorde de geração instantânea de 2022. 2022. Disponível em: <https://www.gov.br/pt-br/noticias/energia-minerais-e-combustiveis/2022/08/energia-eolica-registra-primeiro-recorde-de-geracao-instantanea-de-2022#:~:text=Energia%20e%C3%B3lica%20registra%20primeiro%20recorde%20de%20gera%C3%A7%C3%A3o%20instant%C3%A2nea%20de%202022,-O%20total%20produzido&text=Obtida%20a%20partir%20da%20for%C3%A7a,de%20gases%20de%20efeito%20estufa>. Acesso em: 09 de Janeiro de 2023.

Hammes, G. Maçaira, P. Cyrino, F. Data Analytics for the Selection of Wind Turbine Power Curve Models. 2018. Rio de Janeiro. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro

Hau, E, Wind Turbines: Fundamentals, Technologies, Application, Economics – Springer, Berlim, 2006.

Horn, D.A. Análise Numérica da Esteira Aerodinâmica Formada por uma Turbina Eólica com Dimensionamento Ótimo de Betz. Dissertação de Mestrado, UFRGS, Porto Alegre, 2010.

INPE: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Monitoramento do Território: Mudanças Climáticas, 2022. Disponível em: <http://www.inpe.br/faq/index.php?pai=9>. Acessado: 22 de junho de 2023.

Kishore, L Nanda, and E. Fernandez. "Reliability Well-being Assessment of PV-wind Hybrid System Using Monte Carlo Simulation." 2011 International Conference on Emerging Trends in Electrical and Computer Technology (2011): 63-68.

Livro de Probabilidade e Estatística. Univerisdade Federal do Rio Grande do Sul. Disponível em: https://www.ufrgs.br/probabilidade-estatistica/livro/livro_probabilidade_estatistica_EAD.pdf. Acessado em: 25 de junho de 2023.

Maçaira, Paula. A non-parametric approach to wind power forecast. 2019. In: 39th International Symposium on Forecasting, Thessaloniki, Greece, 2019.

MASTER: Meteorologia Aplicada à Sistemas de Tempo Regionais. Zona de Convergência Intertropical. Disponível em: <http://master.iaq.usp.br/pr/ensino/sinotica/aula15/>. Acessado em: 22 de junho de 2023.

Martins, F.R. Guarnieri, R.A. Pereira, E.B., 2007. Revista Brasileira de Ensino de Física, v.30, n.1. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Centro de Previsão do Tempo e Estudos Climáticos, São José dos Campos – São Paulo, Brasil.

Meteored. Por que o Nordeste é um polo de energia eólica? 2018. Disponível em: <https://www.tempo.com/noticias/ciencia/por-que-o-nordeste-e-um-polo-de-energia-eolica.html>. Acessado em: 22 de junho de 2023.

Morim, R. Individual Pitch Control for Wind Turbines Using Adaptive Controller, 2019. Disponível para download em : https://www.researchgate.net/publication/338583990_INDIVIDUAL_PITCH_CONTROL_FOR_WIND_TURBINES_USING_ADAPTIVE_CONTROLLER . Acessado em: 23 de maio de 2023.

Moodle Universidade Federal de Santa Catarina. Distribuição Normal Gaussiana. Disponível em: <https://www.inf.ufsc.br/~andre.zibetti/probabilidade/normal.html>. Acessado em: 25 de junho de 2023.

Mudanças climáticas e Transição energética. Empresa de Pesquisa Energética (EPE). Disponível em: epe.gov.br/pt/abcdenergia/clima-e-energia. Acessado em: 24 de junho de 2023.

Muller, M. Projeto de uma Turbina Eólica de Eixo Horizontal, 2015. Projeto de Graduação. Escola Politécnica Universidade Federal do Rio de Janeiro – Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil.

Nascimento, G., 2014. Relevo Brasileiro. Disponível em: <https://prof-getulio-nascimento.webnode.page/news/relevo-brasileiro/> . Acessado: 18 de junho de 2023.

Nascimento, F. J. L.; Tubelis, A. Meteorologia descritiva: fundamentos e aplicações brasileiras. São Paulo: Nobel, 1984.

Pavinatto, E.F. Ferramenta para Auxílio à Análise de Viabilidade Técnica da Conexão de Parques Eólicos a Rede Elétrica, 2005. Dissertação de Mestrado, Programa de Engenharia Elétrica, COPPE / UFRJ, Rio de Janeiro, 2005.

Picolo, A. Buhler, A. Rampinelli, G. Uma Abordagem sobre Energia Eólica como Alternativa de Ensino de Tópicos de Física Clássica, 2014. Revista Brasileira de Ensino de Física, v.36, n.4. Universidade Federal de Santa Catarina, Araranguá – Santa Catarina, Brasil.

Ramos, B. Geografia – Biomas e Climas. 2015. Disponível em: <http://image.slidesharecdn.com/geo03-150719184837-lva1-pp6891/95/biomas-climasmassas-de-ar-8-638.jpg?cb=1437332024>. Acesso em: 18/06/2023.

Rodrigues Silva, G. Características de Vento da Região Nordeste, 2003. Universidade Federal de Pernambuco, Recife.

Rosa Filho, C. de D.; Parisi, S. A.; Soares, W. de A. Avaliação da distribuição estatística e elaboração de modelo de regressão múltipla linear da velocidade média do vento. Journal of Environmental Analysis and Progress, [S. l.], v. 3, n. 1, p. 024–036, 2018. DOI: 10.24221/jeap.3.1.2018.1652.024-036. Disponível em: <https://www.journals.ufrpe.br/index.php/JEAP/article/view/1652>. Acesso em: 10 de janeiro. 2023.

Schneider, T.; Bischoff, T.; Haug, G. H. Migrations and dynamics of the intertropical convergence zone. Nature, v. 513, n. 7516, p. 45-53, 2014.

Sohoni, Vaishali, S. C. Gupta, and R. K. Nema. "A Critical Review on Wind Turbine Power Curve Modelling Techniques and Their Applications in Wind Based Energy Systems." *Journal of Energy (Hindawi)* 2016 (2016): 1-18.

UNEP: United Nations Environment Programme. O aumento alarmante da temperatura global. 2022. Disponível em: [https://www.unep.org/pt-br/noticias-e-reportagens/reportagem/o-aumento-alarmante-da-temperatura-global#:~:text=Os%20%C3%BAltimos%20seis%20anos%20foram,pr%C3%A9%20Dindustrial%20\(1880\)](https://www.unep.org/pt-br/noticias-e-reportagens/reportagem/o-aumento-alarmante-da-temperatura-global#:~:text=Os%20%C3%BAltimos%20seis%20anos%20foram,pr%C3%A9%20Dindustrial%20(1880).). Acessado: 11 de junho de 2023.

Uvo, C. R. B. e Nobre, C. A., 1989: A Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) e a precipitação no norte do Nordeste do Brasil. Parte I: A Posição da ZCIT no Atlântico Equatorial. *Climanálise*, Vol. 4, número 07, 34 – 40.

Uvo, C. R. B. e Nobre, C. A., 1989: A Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) e a precipitação no norte do Nordeste do Brasil. Parte II: A Influência dos Ventos e TSM do Atlântico Tropical. *Climanálise*, Vol. 4, número 10, 39 – 48

Vargas, S. Previsão da Distribuição da Densidade de Probabilidade de Geração de Energia Eólica Usando Técnicas Não-Paramétricas, 2015. Tese de Doutorado – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro – Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil.

Ventorim, I., Luchi, D., Varejão, F. Um método de amostragem tendenciosa para aplicação do DBSCAN. In: ENCONTRO NACIONAL DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E COMPUTACIONAL (ENIAC), 17. , 2020, Evento Online. Anais [...]. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2020 . p. 199-210. ISSN 2763-9061. DOI: <https://doi.org/10.5753/eniac.2020.12129>.

Vogt, H.H. Análise Estrutural de Pás de Gerador Eólico de Pequeno Porte Feitas de Fibras Vegetais Brasileiras. Mestrado em Ciências Físicas Aplicadas, UECF, Fortaleza, 2010.