

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
CAMPUS ARARANGUÁ  
CENTRO DE CIÊNCIAS, TECNOLOGIAS E SAÚDE  
DEPARTAMENTO DE ENERGIA E SUSTENTABILIDADE  
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE ENERGIA

Hodrem Batista Bucal

**Métodos estatísticos para determinação dos parâmetros da Distribuição de Weibull de velocidades de vento: estudo de caso para uma localidade de Santa Vitória do Palmar (RS)**

Araranguá

2024

Hodrem Batista Bucal

**Métodos estatísticos para determinação dos parâmetros da Distribuição de Weibull de velocidades de vento: estudo de caso para uma localidade de Santa Vitória do Palmar (RS)**

Trabalho de Conclusão do Curso de Graduação em Engenharia de Energia do Centro de Ciências, Tecnologias e Saúde da Universidade Federal de Santa Catarina, como requisito para a obtenção do título de Engenheiro de Energia.

Orientador: Prof. Luciano Lopes Pfitscher, Dr.

Araranguá

2024

Bucal, Hodrem Batista

Métodos estatísticos para determinação dos parâmetros da Distribuição de Weibull de velocidades de vento : estudo de caso para uma localidade de Santa Vitória do Palmar (RS) / Hodrem Batista Bucal ; orientador, Luciano Lopes Pfitscher, 2024.

33 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Santa Catarina, Campus Araranguá, Graduação em Engenharia de Energia, Araranguá, 2024.

Inclui referências.

1. Engenharia de Energia. 2. Distribuição de Weibull. 3. Energia Eólica. 4. Avaliação de Desempenho. I. Pfitscher, Luciano Lopes. II. Universidade Federal de Santa Catarina. Graduação em Engenharia de Energia. III. Título.

Hodrem Batista Bucal

**Métodos estatísticos para determinação dos parâmetros da Distribuição de Weibull de velocidades de vento: estudo de caso para uma localidade de Santa Vitória do Palmar (RS)**

O presente Trabalho de Conclusão de Curso, do Curso de Engenharia de Energia, foi avaliado e aprovado pela banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Luciano Lopes Pfitscher, Dr.  
Universidade Federal de Santa Catarina

Carla de Abreu D'Aquino, Dr<sup>a</sup>.  
Universidade Federal de Santa Catarina

Marcelo Zannin da Rosa  
Universidade Federal de Santa Catarina

Certificamos que essa é a versão original e final do trabalho que foi julgado adequado para obtenção do título de Engenheiro/a de Energia.

Carla de Abreu D'Aquino, Dr<sup>a</sup>.  
Coordenadora do Curso

Luciano Lopes Pfitscher, Dr.  
Orientador

Hodrem Batista Bucal  
Autor

Araranguá, 2024

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	7
<b>2</b>	<b>DESENVOLVIMENTO TEÓRICO</b> .....	9
2.1	DISTRIBUIÇÃO DE WEIBULL.....	10
2.2	DETERMINAÇÃO DOS PARÂMETROS DE WEIBULL.....	12
2.2.1	<b>Método Gráfico</b> .....	13
2.2.2	<b>Método Empírico de Justus</b> .....	14
2.2.3	<b>Método Empírico de Lysen</b> .....	14
2.2.4	<b>Método Dos Momentos</b> .....	15
2.2.5	<b>Método do Fator de Energia Padrão</b> .....	18
2.2.6	<b>Método Híbrido</b> .....	15
2.2.7	<b>Método da Máxima Verossimilhança</b> .....	16
2.2.8	<b>Método da Máxima Verossimilhança Modificado</b> .....	16
2.3	ANÁLISE DO DESEMPENHO ESTATÍSTICO .....	18
2.4	TESTE DE KOLMOGOROV-SMIRNOV (K-S) .....	20
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b> .....	21
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÕES</b> .....	22
4.1	ANÁLISE COMPARATIVA DOS MÉTODOS .....	25
4.2	RESULTADOS DO TESTE DE KOLMOGOROV-SMIRNOV (K-S).....	27
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO</b> .....	28
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	29

# **Métodos estatísticos para determinação dos parâmetros da Distribuição de Weibull de velocidades de vento: estudo de caso para uma localidade de Santa Vitória do Palmar (RS)**

Hodrem Batista Bucal

## **RESUMO**

A velocidade do vento é o principal parâmetro a ser estudado no projeto de sistemas de energia eólica. É de suma importância a correta determinação da velocidade do vento a fim de evitar erros no dimensionamento desses sistemas. A distribuição de Weibull é uma ferramenta amplamente utilizada para esse fim. Este trabalho tem o objetivo de identificar um método para modelagem da velocidade do vento, usando a distribuição de Weibull, em uma localidade da cidade de Santa Vitória do Palmar (RS). Os dados de vento usados foram de novembro de 2021 a novembro de 2024, por meio do *software* RETScreen. Foram analisados os resultados da aplicação de 8 métodos para determinação dos fatores de forma “ $k$ ” e de escala “ $c$ ” da Distribuição de Weibull: Método Gráfico, Método Empírico de Justus, Método Empírico de Lysen, Método dos Momento, Método Híbrido, Método da Máxima Verossimilhança, Método da Máxima Verossimilhança Modificada e Método do Fator Padrão de Energia. Posteriormente, os métodos foram avaliados por indicadores de desempenho como RMSE,  $R^2$ ,  $X^2$ , RRMSE e MPE. Adicionalmente, foi realizado o teste de Kolmogorov-Smirnov (K-S), que serviu como avaliação adicional para escolher o método mais apropriado para estimar as distribuições de frequência de velocidades do vento. Dentre os métodos citados, o Método Híbrido apresentou o melhor desempenho para caracterizar o vento da região em estudo.

**Palavras Chaves:** Distribuição de Weibull; energia eólica; avaliação de desempenho.

## **ABSTRACT**

Wind speed is the main parameter to be studied in the design of wind energy systems. It is extremely important to correctly determine the wind speed in order to avoid errors in the dimensioning of these systems. The Weibull distribution is a widely used tool for this purpose. This work aims to identify a method for modeling wind speed, using the Weibull distribution, in a location in the city of Santa Vitória do Palmar (RS). The wind data used were from November 2021 to November 2024, using the RETScreen software. The results of the application of 8 methods for determining the shape factors “ $k$ ” and scale “ $c$ ” of the Weibull Distribution were analyzed: Graphical Method, Justus Empirical Method, Lysen Empirical Method, Moment Method, Hybrid Method, Maximum Likelihood Method, Modified Maximum Likelihood Method and Standard Energy Factor Method. Subsequently, the methods were evaluated by performance indicators such as RMSE,  $R^2$ ,  $X^2$ , RRMSE and MPE. Additionally, the Kolmogorov-Smirnov (K-S) test was performed, which served as an additional evaluation to choose the most appropriate method to estimate the frequency distributions of wind speeds. Among the methods mentioned, the Hybrid Method presented the best performance to characterize the wind in the region under study.

**Keywords:** Weibull distribution; wind energy; performance indicators.

## 1 INTRODUÇÃO

Os combustíveis fósseis têm sido a fonte de energia mais utilizada ao longo dos anos, no mundo todo, para geração de eletricidade. O petróleo é a principal fonte energética, mas tende a ter sua participação na matriz global diminuída (Aquino, 2015). Da mesma forma, outras fontes não renováveis, como o carvão mineral e o gás natural, vem sendo substituídas por fontes de menor impacto ambiental, no crescente processo de transição energética.

O Brasil tem a maior parte da geração de energia elétrica provida por fontes renováveis, sendo o maior percentual oriundo de hidrelétricas. No ano 2023, 58,9% de produção da energia elétrica nacional foi de fonte hidrelétrica, incluindo a energia importada originada na hidrelétrica binacional de Itaipu.

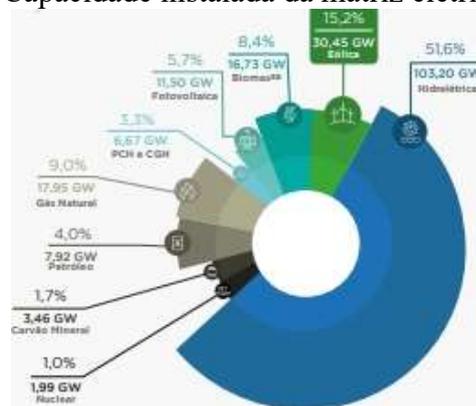
A potência elétrica total instalada no Brasil em 2023 foi de 199.325 MW, sem contar a geração distribuída (GD). Essa potência teve um acréscimo de 10.198 MW em relação ao ano anterior (EPE, 2024).

Dentre as fontes renováveis em crescimento no Brasil, destacam-se a energia solar fotovoltaica e a energia eólica. Em particular, a energia solar fotovoltaica tem grande participação nos sistemas de geração distribuída, ou seja, ligados diretamente à rede de distribuição. Esses sistemas são caracterizados por possuírem baixo fator de capacidade (em torno de 22%), pois o pico de geração ocorre em um curto período do dia. No caso de sistemas isolados, normalmente é necessário o armazenamento de energia em baterias, para uso nos períodos sem geração solar. Em novembro de 2024, a potência total instalada de sistemas fotovoltaicos, incluindo a GD, era de 49.372 MW (ABSOLAR, 2024).

A energia eólica vem apresentando um crescimento exponencial no Brasil, nos últimos dez anos, tanto em capacidade instalada quanto em geração de energia. O Brasil possui regiões com grande potencial eólico, como os estados do Nordeste e o Rio Grande do Sul, no Sul. Especialmente na costa norte do Nordeste, os sistemas eólicos possuem alto fator de capacidade, chegando a 80% em alguns meses (ABEEÓLICA, 2022).

No final do ano 2023, foram instalados 123 novos parques eólicos no Brasil, totalizando 4.808 MW de nova capacidade instalada (ABEEÓLICA, 2024). O infográfico da Figura 1 apresenta a participação das fontes de energia elétrica no Sistema Interligado Nacional (SIN), com destaque para a geração eólica na segunda posição.

Figura 1 - Capacidade instalada da matriz elétrica brasileira



Fonte: ABEEÓLICA, 2024

A capacidade de instalação de energia eólica no Brasil é impulsionada por leilões de energia, onde são feitas propostas e contratações entre fornecedores e contratadores. A Figura 2 apresenta a evolução da capacidade instalada da fonte eólica no Brasil, resultante das contratações realizadas nos leilões e no mercado livre.

Figura 2 - Evolução da capacidade instalada da fonte eólica no Brasil



Fonte: ABEEÓLICA, 2024

Até o final de novembro de 2024, o Brasil contava com 33,5 GW de potência eólica instalada (ABEEÓLICA, 2024).

Conhecer a disponibilidade e potencial eólico de uma determinada região onde se deseja instalar aerogeradores permite avaliar a viabilidade da sua aplicação nesta região. Assim, é possível evitar prejuízos econômicos e ambientais decorrentes do planejamento, projeto, logística, transporte e instalação, caso o retorno energético esperado não seja alcançado.

A caracterização do potencial eólico é crucial para aumentar a participação de fontes de energia eólica na matriz elétrica, contribuindo positivamente para a diversificação da matriz e a transição energética. É possível observar que a caracterização das distribuições das velocidades do vento, ou seja, a probabilidade de ocorrência de diferentes velocidades do vento pode impactar diretamente ou indiretamente no projeto. Por meio da caracterização do potencial eólico, é possível instalar aerogeradores compatíveis com o regime de vento local, desde que a velocidade do vento seja suficiente para gerar energia elétrica.

Em energia eólica, a Distribuição de Weibull é uma distribuição de probabilidade amplamente utilizada para relacionar velocidade de vento com a frequência de ocorrência. Ela é descrita por dois parâmetros: o fator de forma “ $k$ ” e o fator de escala “ $c$ ”, que podem ser determinados por diferentes métodos.

Este estudo tem como objetivo aplicar diferentes métodos estatísticos para determinar os parâmetros de forma e escala da distribuição de Weibull em uma aplicação eólica. O principal objetivo específico é determinar o método mais apropriado para descrever a distribuição das velocidades de vento de uma localidade no Rio Grande do Sul, no Sul do Brasil. Para avaliação de desempenho dos métodos, também foram utilizadas ferramentas estatísticas de análise de erro.

Espera-se, com esse estudo, ressaltar a importância da aplicação de métodos adequados na avaliação do potencial eólico de uma região. Além disso, o trabalho também contribui para a discussão e disseminação de conhecimento a respeito da fonte eólica.

## 2 DESENVOLVIMENTO TEÓRICO

A velocidade do vento impacta na potência disponível em uma relação cúbica, conforme a Equação 1, e por isso é muito importante sua correta caracterização. A máxima potência disponível no vento é dada por:

$$P = \frac{1}{2} \cdot A \cdot \rho \cdot v^3 \quad (1)$$

onde:

P: potência disponível (W),

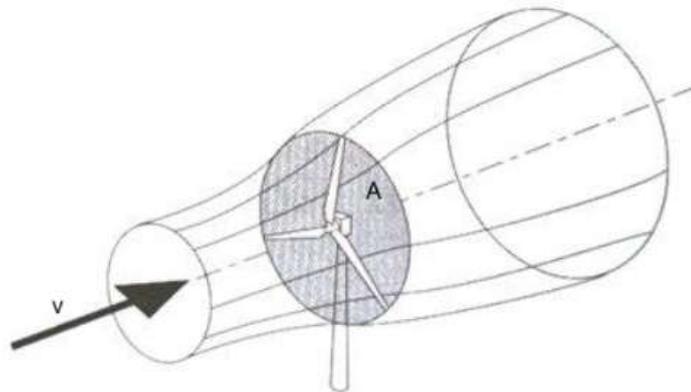
A: área da seção transversal varrida pelas pás da turbina (m<sup>2</sup>),

$\rho$ : densidade do ar (kg/m<sup>3</sup>),

v: velocidade do vento (m/s).

A Figura 3 ilustra um fluxo de ar atravessando a área varrida pelas pás de uma turbina eólica.

Figura 3 – Representação do vento passando por uma turbina eólica



Fonte: Adaptado de Burton *et al.*, 2001

É possível relacionar a velocidade de vento com a altura, de acordo com a Equação 2 (Manwell; McGowan; Rogers, 2010).

$$v = v_i \cdot \frac{\ln\left(\frac{H}{Z_0}\right)}{\ln\left(\frac{H_i}{Z_0}\right)} \quad (2)$$

onde:

$v_i$ : Velocidade de vento medida na altura conhecida (m/s),

$H_i$ : Altura em que a velocidade de vento foi medida (m),

$H$ : Altura em que a velocidade de vento é estimada (m),  
 $Z_0$  – Rugosidade do terreno.

Devido a perdas que ocorrem no sistema de aproveitamento eólico, e com base em estudos e trabalhos científicos, é possível verificar que a potência máxima disponível no vento não é aproveitada na sua totalidade. As perdas que ocorrem durante a conversão da potência do vento para eletricidade estão relacionadas com a eficiência teórica de Betz, eficiência aerodinâmica das pás, eficiência da caixa multiplicadora de rotação e do rotor, e a eficiência do gerador elétrico. A potência máxima possível de ser extraída do vento é dada pela Equação 3. É possível observar que uma a potência cresce com cubo da velocidade e pequenas variações na velocidade impactam de forma significativa na potência extraída pelo aerogerador.

$$P_{max} = \frac{1}{2} \cdot \eta \cdot C_p \cdot A \cdot \rho \cdot v^3 \quad (3)$$

onde:

$\eta$ : rendimento do gerador elétrico,  
 $C_p$ : Coeficiente de potência.

O coeficiente de potência ( $C_p$ ) está relacionado a fatores aerodinâmicos e mecânicos do aerogerador, como o número de pás, seu comprimento e rotação. Para tirar o máximo proveito da potência do vento, são utilizados mecanismos de controle de direcionamento (*yaw*), ângulo de ataque das pás (*pitch*) e de rotação do rotor. Além disso, em parques eólicos, os aerogeradores são instalados com espaçamentos calculados na direção de vento predominante. O esquema consiste em instalar uma turbina após a outra para aproveitar a energia cinética não aproveitada pela turbina precedente. A uma dada distância, o vento que anteriormente sofreu uma redução de velocidade devido a passagem nas pás de uma turbina, volta ao seu estado original de escoamento e velocidade.

A produção de energia elétrica a partir de um aerogerador em operação pode ser caracterizada pelo fator de capacidade. O fator de capacidade eólico é a razão entre a energia real gerada e a energia total que seria produzida considerando a situação ideal em que o aerogerador opera sempre com sua potência nominal. Esse parâmetro muda conforme variáveis climáticas que influenciam na velocidade de vento. No Brasil, o fator de capacidade eólico anual varia na faixa de 25% a 60%, mas pode chegar a 80% em determinados meses, na região Nordeste, onde ventos de altas velocidades são regulares ((ABEEÓLICA, 2022).

## 2.1 DISTRIBUIÇÃO DE WEIBULL

A distribuição de Weibull é uma técnica desenvolvida pelo físico sueco Ernest Hjalmar Wallodi Weibull, nos anos 1930, ao estudar um modelo estatístico para fadiga e resistência dos materiais. Esse método tem sido amplamente utilizado para representar a distribuição de velocidades de vento em aplicações na área de geração eólica. De acordo com Indhumathy, Seshaiyah e Sukkiramathi (2014), a Distribuição de Weibull é bastante utilizada para estimar a distribuição da velocidade do vento para fins da energia eólica, não só pela sua simplicidade, mas

também porque oferece uma boa representação aos dados experimentais coletados em estações anemométricas.

1. A Distribuição de Weibull se baseia em dois parâmetros:  $c$  e  $k$ , sendo  $c$  o parâmetro do fator de escala e  $k$  o parâmetro de fator de forma (Bhattacharya; Bhattacharjee, 2010). O fator de escala está relacionado com o deslocamento da distribuição em relação à velocidade média de vento, enquanto que o fator de forma está relacionado à densidade de potência do vento. A determinação correta do valor de  $k$  permite a estimativa mais precisa da energia a ser gerada pelos aerogeradores numa determinada região. Alto  $k$  é favorável para a confiabilidade do sistema, especialmente em aplicações onde a estabilidade do recurso é mais importante do que a potência máxima.

De acordo com Justus *et al.*, (1978) é possível obter a distribuição de Weibull para cada velocidade do vento, dada pela função densidade de probabilidade (PDF), pela Equação 4:

$$p(v) = \left(\frac{k}{c}\right) \cdot \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} \cdot \exp\left[-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right] \quad (4)$$

onde:

$c$  : Fator de escala da distribuição de Weibull (m/s),

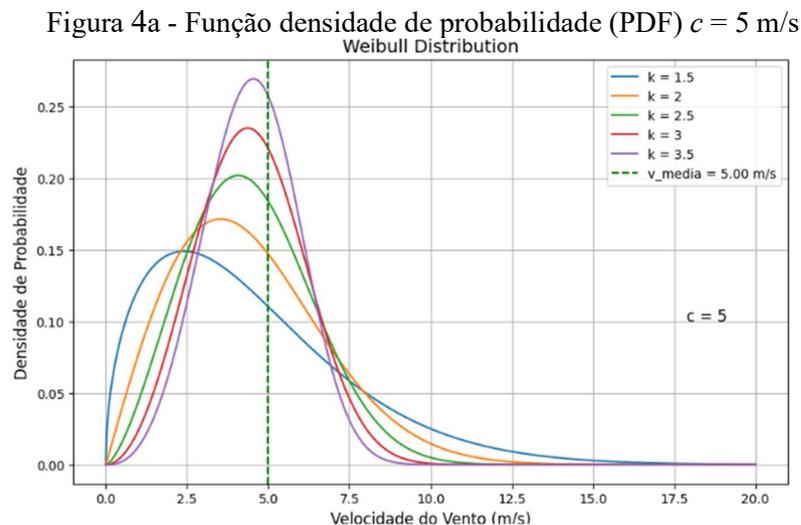
$k$  : Fator de forma adimensional da distribuição de Weibull,

$p(v)$ : Função densidade de probabilidade,

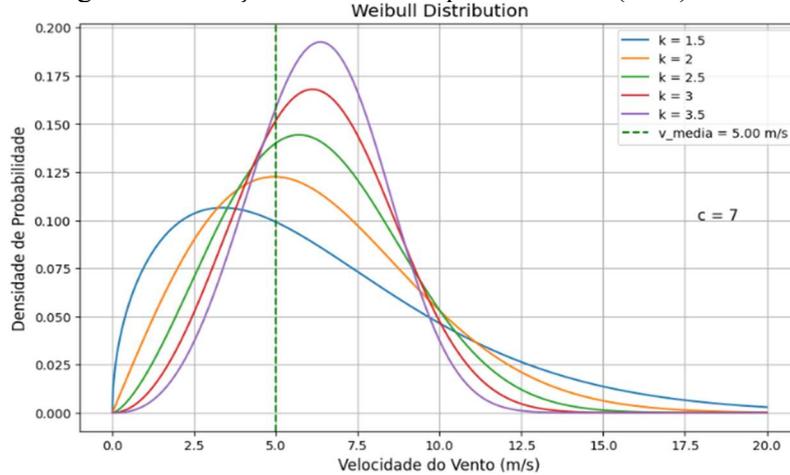
$v$  : Velocidade do vento (m/s).

A função densidade probabilidade é usada para verificar a velocidade de vento mais frequente.

As Figuras 4a e 4b ilustram diferentes aspectos da Distribuição de Weibull, para uma velocidade média de vento igual a 5 m/s, com diferentes valores de  $k$  (conforme legenda interna) e para  $c = 5$  m/s (Figura 5a) e  $c = 7$  m/s (Figura 5b).



Fonte: autoria própria

Figura 4b - Função densidade de probabilidade (PDF)  $c = 7$  m/s

Fonte: autoria própria

As Figuras 4a e 4b ilustram como os fatores “c” e “k” influenciam na função de distribuição. Maiores valores de c indicam ventos mais intensos, deslocando a curva para direita em relação à velocidade média. O fator de forma  $k$  determina a consistência dos dados, ou seja, quanto maior for o fator  $k$ , menor é a faixa de variação das velocidades de vento. Nesse caso, haverá maior constância e confiabilidade dos dados na região de interesse. Valores altos  $k$  resultam em uma curva mais concentrada ao redor do valor médio e a probabilidade de velocidades muito baixas ou muito altas diminui, indicando uma distribuição mais consistente.

Pode-se dizer que altos valores de  $k$  não significam que a região estudada é apropriada para aproveitamento eólico. Eles representam uma boa confiabilidade por apresentar uma baixa dispersão das velocidades de vento em torno de um valor médio. No entanto, se o valor de  $c$  for baixo, a região pode não ter velocidades de vento atrativas para aproveitamento do potencial eólico.

A função de distribuição acumulada (CDF, *Cumulative Distribution Function*) pode ser obtida por meio da integração da função densidade de probabilidade, conforme a Equação 5:

$$P(v \leq vx) = \int_0^{vx} p(v) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right] \quad (5)$$

Essa função permite obter a probabilidade acumulada de a velocidade do vento ser menor ou igual a um determinado valor.

## 2.2 DETERMINAÇÃO DOS PARÂMETROS DE WEIBULL

Para a determinação dos parâmetros  $c$  e  $k$ , existem métodos que podem ser empregados com base em informações disponíveis sobre o comportamento do vento, no nível de precisão desejado. Vários pesquisadores propuseram diferentes métodos para a obtenção desses parâmetros, como Guenoukpati *et al.* (2020),

Justus *et al.* (1978), (Lysen, 1983, *apud* Mohammadi *et al.*, 2016), Kumar e Gaddada (2015), Gugliani *et al.* (2018), Seguro e Lambert (2000), Azad, Rasul e Yusaf (2014).

Os métodos considerados neste trabalho são:

- Método Gráfico (MG);
- Método Empírico de Justus (MJ);
- Método Empírico de Lysen (MEL);
- Método dos Momentos (MOM);
- Método Híbrido (MH);
- Método da Máxima Verossimilhança (MMV);
- Método da Máxima Verossimilhança Modificado (MMVM);
- Método do Fator Padrão Energia (MFPE).

A seguir, é apresentada uma breve descrição das principais características de cada método.

### 2.2.1 Método Gráfico

O método consiste na construção de um gráfico, de modo que a distribuição acumulada de Weibull se torne uma linha reta com o fator de forma  $k$  servindo como a sua inclinação. Tomando o logaritmo natural dos dois lados, a Equação 5 pode ser reescrita como:

$$\ln [-\ln\{1 - P(v)\}] = k \cdot \ln v - k \cdot \ln c \quad (6)$$

A implementação deste método consiste em três estágios:

1. Usando dados de velocidade do vento, calcular a função de distribuição acumulada  $P(v)$ , Equação 7;
2. Calcular  $X = \ln(v)$  e  $Y = \ln [-\ln\{1 - P(v)\}]$ , Equações 8 a 10,
3. Resolver o problema de mínimos quadrados e encontrar parâmetros de escala e forma usando as Equações 11 e 12.

$$P(v) = (i - 0,3)/(N + 0,4) \quad (7)$$

$$Y = a \cdot X + b \quad (8)$$

$$X = \ln(v) \quad (9)$$

$$Y = \ln [-\ln\{1 - p(v)\}] \quad (10)$$

$$k = a \quad (11)$$

$$c = \exp(-b/a) \quad (12)$$

onde:

$P(v)$ : função de distribuição acumulada (Bernard; Bos-Levenbach, 1953 *apud* Kumar; Gaddada, 2015),

$i$  : posição do valor da velocidade  $V_i$  na sequência ordenada,

$N$ : número de dados.

### 2.2.2 Método Empírico de Justus

O Método Empírico de Justus *et al.*, (1978), descreve procedimentos para o cálculo dos parâmetros  $k$  e  $c$ , com base nas equações 13 e 14.

$$k = \left(\frac{\sigma}{\bar{v}}\right)^{-1.086} \quad (13)$$

$$c = \frac{\bar{v}}{\Gamma \cdot \left(1 + \frac{1}{k}\right)} \quad (14)$$

onde  $\bar{v}$  é a velocidade média do vento,  $\sigma$  é o desvio padrão, e  $\Gamma$  é a função gama. Esses parâmetros podem ser obtidos pelo conjunto de Equações 15 a 17 (Manwell; McGowan; Rogers, 2010).

$$\bar{v} = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N v_i \quad (15)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \cdot \sum_{i=1}^N (v_i - \bar{v})^2} \quad (16)$$

$$\Gamma = \int_0^{\infty} \exp^{-t} \cdot t^{x-1} du \quad (17)$$

onde:

$N$ : número total de observações,

$v_i$ : cada valor da velocidade do vento,

$\sigma$ : desvio padrão das velocidades do vento.

Essas equações são essenciais para análise estatística de série de dados da velocidade do vento neste método. A velocidade média e o desvio padrão ajudam a entender como os dados observados variam e a função gama é usada para integrar e ajustar distribuições complexas.

### 2.2.3 Método Empírico de Lysen

O Método Empírico de Lysen foi sugerido por Lysen (Lysen, 1983 *apud* Mohammadi *et al.*, 2016). O parâmetro  $c$  é calculado com a Equação 18.

$$c = \bar{v} \cdot \left( 0.568 + \frac{0.433}{k} \right)^{-\frac{1}{k}} \quad (18)$$

O parâmetro  $k$  é calculado como na Equação 13.

#### 2.2.4 Método Dos Momentos

Azad, Rasul e Yusaf (2014) trabalharam com o Método dos Momentos (MOM), no qual os fatores de forma e de escala podem ser obtidos por meio da iteração numérica da velocidade média do vento e do desvio padrão da velocidade do vento.

A velocidade média do vento pode expressa em função dos parâmetros  $c$  e  $k$ , derivados da função gama  $\Gamma$  (Equação 17), conforme Equações 19 a 21.

$$t = \left( \frac{v}{c} \right)^k \quad (19)$$

$$\left( \frac{v}{c} \right) = t^{x-1} \quad (20)$$

$$x = 1 + \left( \frac{1}{k} \right) \quad (21)$$

Com algumas transformações, a velocidade média é obtida com a Equação 22.

$$\bar{v} = \Gamma \left[ 1 + \left( \frac{1}{k} \right) \right] = 0,8525 + 0,0135k + e^{-[2+3(k-1)]} \quad (22)$$

O fator de escala  $c$  para o Método dos Momentos pode ser calculado por meio da Equação 14, e o fator de forma  $k$  a partir da Equação 23.

$$k = \left( \frac{0,9878}{\frac{\sigma}{\bar{v}}} \right)^{-1,086} \quad (23)$$

A principal diferença do Método dos Momentos (MOM) para Método Empírico de Justus (EMJ) consiste na determinação do parâmetro  $k$ .

#### 2.2.5 Método Híbrido

O método híbrido proposto por Guenoukpati *et al.*, (2020) combina o Método do Fator Padrão da Energia com o Método Empírico de Justus (Hybrid EPFM-EMJ), visando aprimorar a determinação do parâmetro  $k$ .

O fator de escala  $c$  é calculado por meio da Equação 14, enquanto o fator de forma  $k$  é determinado pela proposta apresentada na Equação 24.

$$K = \frac{1}{2} \cdot \left( 1 + \frac{3,69}{Epf^2} + \left( \frac{\sigma}{\bar{v}} \right)^{-1,086} \right) \quad (24)$$

Esse método reduz os erros que podem surgir ao aplicar cada um dos métodos de forma isolada.

### 2.2.6 Método da Máxima Verossimilhança

O método de máxima verossimilhança, sugerido por Steven e Smulder, foi utilizado por Rocha *et al.*, 2012 em seu estudo para a estimativa de parâmetros da distribuição da velocidade do vento Weibull para fins de utilização de energia eólica (Kaoga, 2014; Gugliani *et al.*, 2018). Neste método, os parâmetros  $k$  e  $c$  são determinados pelas Equações 25 e 26.

$$k = \left[ \frac{\sum_{i=1}^n v_i^k \cdot \ln(v_i)}{\sum_{i=1}^n v_i^k} - \frac{\sum_{i=1}^n \ln(v_i)}{n} \right]^{-1} \quad (25)$$

$$c = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i^k \right)^{\frac{1}{k}} \quad (26)$$

onde:  $n$  é a quantidade de dados diferentes de zero, e  $v_i$  é a velocidade de vento medida no intervalo  $i$ .

A Equação 25 é resolvida usando iteração, com valor inicial  $k \geq 1$ . Em seguida, a Equação 26 pode ser resolvida com valor de  $k$  obtido após convergência (Indhumathy; Seshaiyah; Sukkiramathi, 2014).

### 2.2.7 Método da Máxima Verossimilhança Modificado

O método da máxima verossimilhança modificado é aplicado quando os dados de velocidade do vento estão disponíveis em formato de distribuição de frequência. Ou seja, é usado apenas para dados de velocidade do vento organizados em formato de distribuição Weibull. O método da máxima verossimilhança modificado é resolvido por meio de iterações numéricas para determinar os parâmetros  $k$  e  $c$  da distribuição Weibull, conforme Equações 27 e 28 (Seguro; Lambert, 2000).

$$k = \left[ \frac{\sum_{i=1}^n v_i^k \cdot \ln(v_i) \cdot P(v_i)}{\sum_{i=1}^n v_i^k \cdot P(v_i)} - \frac{\sum_{i=1}^n \ln(v_i) \cdot P(v_i)}{P(v \geq 0)} \right]^{-1} \quad (27)$$

$$c = \left( \frac{1}{P(v \geq 0)} \sum_{i=1}^n v_i^k \cdot P(v_i) \right)^{\frac{1}{k}} \quad (28)$$

onde:  $v_i$  é o valor principal da velocidade no intervalo  $bin$ ,  $n$  é o número de  $bin$  (classes/divisões) e  $P(v)$  é a probabilidade em que o valor da velocidade do vento seja maior ou igual a 0.

A técnica de agrupamento dos valores em *bin* (do inglês, *binning*) é uma técnica para reduzir quantidade de dados, agrupando-os em intervalos e tornando a análise mais simples (Dave, 2023). O número de *bin* (B) pode ser determinado por diferentes métodos, como método da raiz quadrada, o método de Sturges, regra de Scott e a regra de Feedma-Diaconis (Fushimi; Saito; Motoda, 2023).

Para o presente trabalho, o número de *bin* vai ser determinado pelo método da raiz quadrada Equação 29, e para largura do *bin*, será aplicado a Equação 30 proposta por Sturges (1926), que ajusta a largura de *bin* para determinados dados.

$$B = \sqrt{N} \quad (29)$$

$$w = \frac{R}{1 + 3,322 \log(N)} \quad (30)$$

Segundo Sturges (1926), o número de *bin* é dado pela Equação 31. No entanto, ela não será aplicada no presente trabalho pois, para que a Equação 31 seja eficaz, é necessário que o conjunto de dados N seja de tamanho moderado (menor que 200) (Scott, 1992 *apud* Hyndman, 1995, p.56). O presente trabalho utiliza N maior que 1000. Hyndman (1995), sugere que o grande problema do método de Sturges é a sua derivação incorreta. Dessa forma, combinando as Equações 29 e 30, a largura do *bin* pode ser calculada pela Equação 32.

$$B = 1 + 3,322 \cdot \log(N) \quad (31)$$

$$w = \frac{R}{B} \quad (32)$$

onde:

B: número de *bin*,

N: número de conjunto de dados,

R: é o intervalo de *bin* (Maior – Menor) valor dos dados observados,

W: largura do *bin*.

A frequência relativa do *bin* da velocidade do vento é dada pela Equação 33, e é a razão entre a frequência de cada *bin* e o número total dos dados analisados (Weiss; Weiss; Griffey, 2012).

$$FR = f_i/N \quad (33)$$

onde:

$f_i$ : frequência de ocorrência no intervalo i.

N: total das observações;

A Equação 33 é uma métrica estatística utilizada para representar a ocorrência de eventos dentro de um conjunto de dados observados. É amplamente utilizada na construção de histogramas.

### 2.2.8 Método do Fator de Energia Padrão

Para obter o fator de forma  $k$  e o fator de escala  $c$  por meio do método, inicialmente, o fator do padrão de energia é calculado. O padrão de energia é usado para projeto aerodinâmico de turbinas e é definido como a razão entre a média da velocidade do vento ao cubo e o cubo da velocidade média do vento. O método foi usado por Akdag e Dinler (2009), que defenderam que o método tem formulação mais simples e não precisa de muito método computacional para ser resolvida. O fator de energia calculado é dado pela Equação 34.

$$EPF = \frac{\overline{V^3}}{(\overline{V})^3} \quad (34)$$

onde:

EPF: Fator Padrão de Energia (*Energy Pattern Factor*),

V: velocidade do vento (m/s).

O fator de forma  $k$  da Distribuição Weibull pode ser obtido usando a Equação 35 (Akdag; Dinler, 2009).

$$k = 1 + \frac{3,69}{EPF^2} \quad (35)$$

Nesse método, o fator de escala  $c$  pode ser obtido pela Equação 14.

## 2.3 ANÁLISE DO DESEMPENHO ESTATÍSTICO

O desempenho dos métodos mencionados na seção anterior pode ser avaliado pela análise estatística de erro, usando a teoria clássica de Estatística. A seguir, são relacionados os indicadores de análise de desempenho considerados neste trabalho. As variáveis das equações são:  $N$ : número de dados,  $X_i$ : valor real verificado ou medido,  $Y_i$ : valor esperado/estimado,  $Z_i$ : valor médio. Todos os valores de  $X$ ,  $Y$  e  $Z$  são referentes à velocidade do vento.

- RMSE (*Root Mean Squared Error*):

Esse indicador calcula a raiz do erro médio quadrático. A diferença ( $Y_i - X_i$ ) corresponde ao erro, que ao ser elevado ao quadrado, elimina a diferença entre sinais positivos e negativos. Melhores valores de RMSE estão próximos de 0. O cálculo é feito conforme Equação 36.

$$RMSE = \left[ \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (Y_i - X_i)^2 \right]^{1/2} \quad (36)$$

O RMSE representa a dispersão entre valores reais e medidos, e quanto menor o seu valor, melhor é o ajuste do modelo.

- Variância  $R^2$  e Qui-Quadrado  $X^2$ :

O coeficiente de correlação ou análise de variância  $R^2$ , dada pela Equação 37, estima a relação entre variáveis dependentes e independentes. O qui-quadrado  $X^2$  Equação 38 é amplamente usado para avaliar dados normalmente distribuídos, ou seja, para determinar se as frequências teóricas e observadas diferem significativamente. Melhores valores de  $X^2$  estão próximos de 0, enquanto melhores valores de  $R^2$  estão próximos de 1 (Kang *et al.*, 2021).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - Z_i)^2 - \sum_{i=1}^N (Y_i - X_i)^2}{\sum_{i=1}^N (Y_i - Z_i)^2} \quad (37)$$

O  $R^2$  demonstra qual método apresenta maior proporção da variação dos dados, e quanto mais próximo de 1 melhor é a estimativa

$$X^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - X_i)^2}{X_i} \quad (38)$$

O qui-quadrado  $X^2$  avalia o quão bem o método apresenta ajuste à distribuição teórica, ou seja, quão discrepante é a diferença entre valor previsto e observado. Quanto menor o seu valor, melhor.

- Erro percentual médio (MPE):

Esse indicador apresenta o desvio entre os dados calculados/esperados e os valores medidos, conforme Equação 39 (Mecibah *et al.*, 2014).

$$MPE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \left( \frac{X_i - Y_i}{Y_i} \right) \cdot 100\% \quad (39)$$

O erro percentual médio MPE determina o desvio percentual entre os valores obtidos a partir da distribuição Weibull e os valores reais medidos. Quanto mais próximo de 0, melhor é a ajuste. Os valores negativos demonstram subestimação, e os positivos superestimação.

- Erro quadrático médio relativo (RRMSE – *Relative Root Mean Squared Error*):  
Esse indicador é dado pela razão entre a raiz do erro médio quadrático e a média dos valores medidos, conforme Equação 40.

$$RRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (Y_i - X_i)^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i} \quad (40)$$

O RRMSE é amplamente usado para determinar qualidade de ajuste. Quanto menor o seu valor, melhor é o ajuste do modelo.

A Tabela 1 apresenta a avaliação do método RRMSE, conforme proposto no trabalho de Mohammadi *et al.* (2016).

Tabela 1 - Qualidade de previsões com base no RRMSE

Qualidade	RRMSE
Excelente	$RRMSE \leq 10\%$
Bom	$10\% \leq RRMSE \leq 20\%$
Razoável	$20\% \leq RRMSE \leq 30\%$
Imprecisa	$RRMSE \geq 30\%$

Fonte: Adaptado de Mohammadi *et al.* (2016)

A Tabela 1 mostra classificação da qualidade das previsões para RRMSE, servindo para verificar a exatidão do modelo utilizado. Resultados de RRMSE abaixo de 10% demonstram uma excelente previsão. e maior que 30% apontam uma previsão insatisfatória.

#### 2.4 TESTE DE KOLMOGOROV-SMIRNOV (K-S)

De acordo com Steinskog, Tjøstheim e Kvamstø (2007), o teste de Kolmogorov-Smirnov (K-S) analisa a distância entre as funções de distribuição acumuladas teórica e empírica. Esse teste é amplamente usado para examinar a consistência de dados climáticos.

Em energia eólica, o teste de aderência Kolmogorov-Smirnov é utilizado para avaliar e identificar métodos adequados à modelagem de dados de velocidade de vento. Esse teste, aplicado a um histograma de velocidades de vento, verifica a hipótese de que os dados seguem uma distribuição Weibull, com parâmetros de forma  $k$  e escala  $c$  previamente conhecidos. Durante o procedimento, calcula-se a probabilidade cumulativa da distribuição Weibull,  $F(v)$ , e posteriormente compara-se com a função de distribuição cumulativa de dados,  $F_n(v)$

A Equação 41 expressa o cálculo de KS:

$$KS = \text{Max} |F(v, k, c) - F_n(v)| \quad (41)$$

Sendo:

$F(v, k, c)$ : função de distribuição cumulativa teórica da Distribuição de Weibull,

$F_n(v)$ : função de distribuição cumulativa dos dados reais,

$\text{Max}$ : função que retorna a máxima diferença absoluta entre os argumentos.

$F_n(v)$  é calculada como a razão entre o número de dados menores ou iguais à velocidade de interesse e o número total de dados observados.

O seu cálculo consiste em:

1. organizar os dados na ordem crescente,
2. para cada velocidade de interesse, contar quantas velocidades são menores ou iguais a ela,
3. dividir o número de valores cumulativos (menores ou iguais) à velocidade de interesse pelo número total de observações (Kaner; Mohanty; Lyons, 1980).

A probabilidade de que o teste de KS rejeite o método em análise depende da escolha apropriada da significância  $\gamma$ . Quanto maior a significância, mais preciso e rigoroso é o teste.

A hipótese nula  $H_0$  corresponde à indicação de que não há diferença significativa entre dados medidos e a distribuição teórica de Weibull. Se o valor da distribuição teórica KS for maior que o valor crítico KSc, correspondente à significância  $\gamma$  escolhida, então a hipótese nula é rejeitada e o método avaliado é descartado (Ouammi *et al.*, 2012).

O valor crítico KSc, que é responsável para rejeição ou não da hipótese nula, depende da escolha da significância  $\gamma$ . A Equação 42 é usada para calcular o valor crítico Ksc, de acordo com os parâmetros da Tabela 2, que por sua vez leva em conta a significância (Steck, 1971 *apud* Kaner; Mohanty; Lyons, 1980; WILKS, 2011; Blain, 2014).

$$KSc = \frac{a}{\left(\sqrt{N} + b + \frac{c}{\sqrt{N}}\right)} \quad (42)$$

onde:

KSc: valor crítico de Kolmogorov-Smirnov,

N: número de dados,

a, b, c: parâmetros de KSc, conforme Tabela 2.

Tabela 2 - Parâmetros para cálculo do valor crítico de Kolmogorov-Smirnov

Significância $\gamma$	a	b	c
10%	1.2339	0.6282	-0.3283
5%	1.3681	0.5643	-0.2960
1%	1.6019	0.2614	0.1319

Fonte: autoria própria

Segundo Khadka ([202-?]), o teste de K-S tem algumas limitações, pois é muito sensível à amostra. Amostras grandes podem ocasionar na rejeição da hipótese nula, ou seja, aumentam a probabilidade de o teste assumir que os dados não se ajustam à distribuição.

### 3 METODOLOGIA

Para a aplicação dos métodos de análise de dados de geração eólica foi escolhida a localidade de Santa Vitória do Palmar, no estado do Rio Grande do Sul (RS), Figura 6. O ponto de referência tem altitude de 24 m, latitude de  $-33,52^\circ$  e longitude de  $-53,35^\circ$ . Essa região possui um complexo eólico instalado, com potência de 207 MW (CGNBE, 2024).

Os dados de velocidade de vento foram obtidos com o software *RETScreen Expert*, e foram tratados e analisados com as ferramentas *Microsoft Excel* e *Python*. Estas ferramentas também foram utilizadas para avaliação de desempenho dos métodos e para gerar os gráficos de resultados.

Para a localidade escolhida, foram considerados 1095 dados de velocidade de vento, no período de novembro de 2021 a novembro de 2024. O intervalo de medição considera dados de um dia, e os dados são estimados por modelos climáticos e satélites da NASA. A velocidade média dos 1095 dados é de 5,35 m/s.

Figura 5 - Localidade de estudo



Fonte: Web EPE, 2024

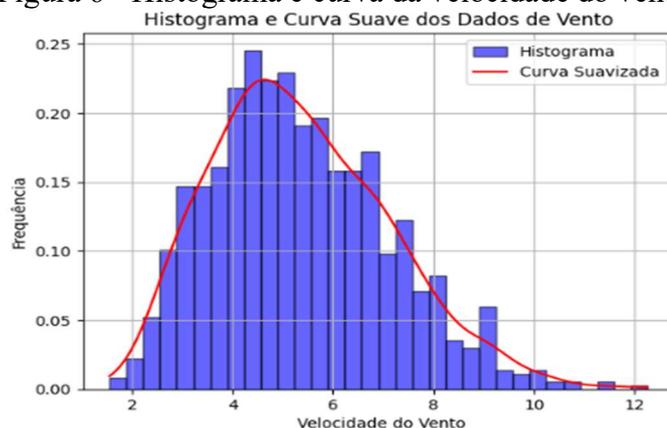
Os métodos descritos na Seção 2 foram implementados em Excel e Python, para se obter os valores de fator de forma e de escala: Método Gráfico (MG), Método Empírico de Justus (MEJ), Método Empírico de Lysen (MEL), Método dos Momentos (MOM), Método Híbrido (MH), Método do Fator Padrão de Energia (MFPE), Método da Máxima Verossimilhança (MMV) e Método da Máxima Verossimilhança Modificado (MMVM).

Após a obtenção dos parâmetros  $k$  e  $c$  em cada método, foram aplicados avaliadores de desempenho (RMSE,  $R^2$ ,  $X^2$ , RRMSE e MPE) para analisar os resultados. Por fim, foi aplicado o teste de Kolmogorov-Smirnov para identificar e validar os métodos mais adequados à região em estudo.

#### 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A Figura 6 foi obtida com as velocidades de vento reais, agrupadas em intervalos (*bins*). O histograma foi construído com base na frequência, número e largura de *bins*. A curva suavizada sobreposta ao histograma representa as transições entre os valores de *bins*. Dessa forma, a figura apresenta o histograma e a curva de velocidades de vento para a amostra considerada neste trabalho.

Figura 6 - Histograma e curva da velocidade do vento



Fonte: autoria própria

Para análise dos dados da velocidade do vento, com o objetivo de se obter os fatores “c” e “k”, foram calculadas e utilizadas as seguintes medidas estatísticas:

- Média: 5,35 m/s
- Mediana: 5,14 m/s
- Desvio Padrão: 1,76 m/s
- Mínimo: 1,55 m/s
- Máximo: 12,26 m/s

A Tabela 3 apresenta os valores de fator de forma  $k$  e de escala  $c$ , calculados pelos métodos descritos na Seção 2, a partir de dados de vento provenientes do *software* RETScreen.

Tabela 3 - Parâmetros da distribuição de Weibull  $k$  e  $c$

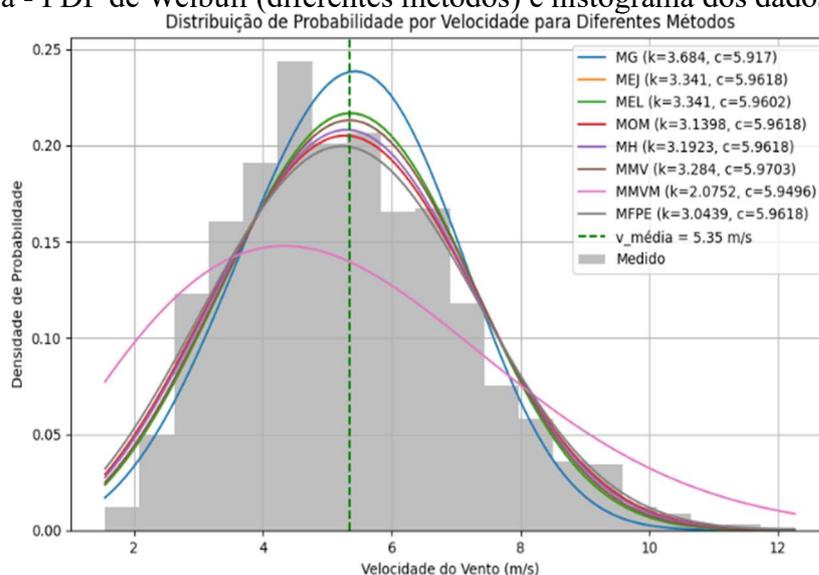
Método	$k$	$c$ (m/s)
MG	3,6840	5,9170
MEJ	3,3410	5,9618
MEL	3,3410	5,9602
MOM	3,1981	5,9618
MH	3,1923	5,9618
MMV	3,2483	5,9703
MMVM	2,0752	5,9496
MFPE	3,0439	5,9618

Fonte: autoria própria

Como pode-se observar, todos os métodos apresentam o fator de escala  $c$  em torno de 5,9 m/s. Assim, o fator de forma  $k$  será preponderante para a escolha do método mais adequado à representação do conjunto de dados analisado.

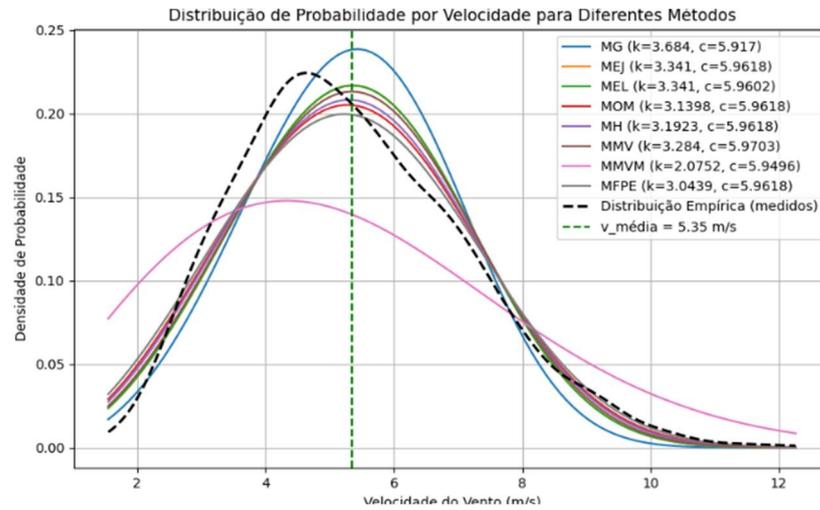
As Figuras 7a e 7b ilustram a Função de Distribuição de Probabilidades (PDF) dos métodos analisados sobrepostas ao histograma dos dados reais da velocidade do vento. A Figura 8 ilustra a Função de Distribuição Acumulada (CDF) dos métodos e dos dados reais.

Figura 7a - PDF de Weibull (diferentes métodos) e histograma dos dados reais



Fonte: autoria própria

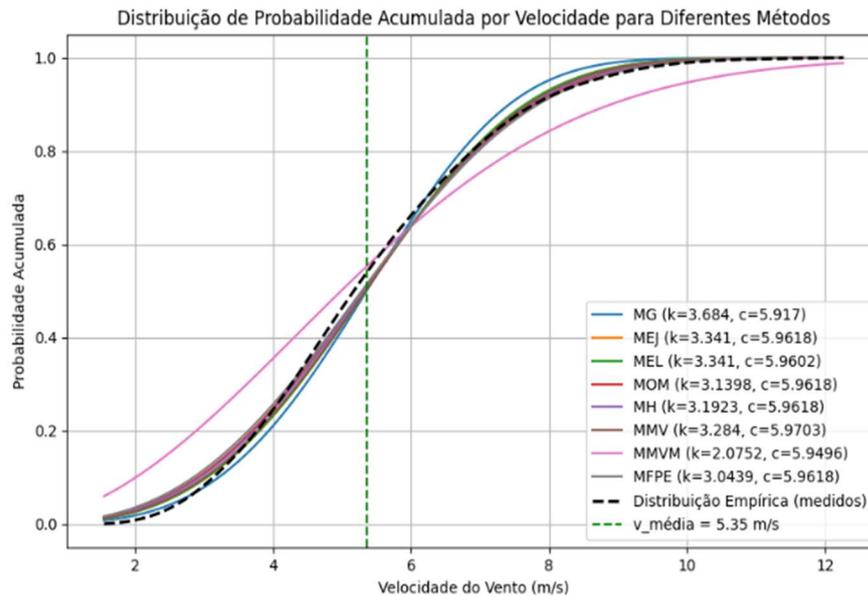
Figura 7b - PDF teórica de Weibull (diferentes métodos) e de dados reais (empírica)



Fonte: autoria própria

Observando a Figura 7b, alguns métodos, como o Método Gráfico aparentam representar melhor os dados observados. No entanto, para escolha do método mais apropriado, é necessário que os métodos sejam submetidos aos avaliadores de desempenho.

Figura 8 - CDF teórica de Weibull (diferentes métodos) e de dados reais (empírica)



Fonte: autoria própria

Os resultados numéricos dos modelos apresentados nas Figuras 7 e 8 foram avaliados com métodos de análise de erro e pelo teste de K-S, apresentados a seguir.

#### 4.1 ANÁLISE COMPARATIVA DOS MÉTODOS

Para avaliação dos resultados apresentados na Tabela 2, foram utilizadas as seguintes análises estatísticas: Raiz do erro médio quadrático (RMSE), erro percentual relativo (RPE), coeficiente de correlação ou análise de variância  $R^2$ , qui-quadrado  $X^2$ , erro percentual médio (MPE) e erro quadrático médio relativo (RRMSE). A Tabela 4 apresenta os resultados numéricos desta avaliação e as Figuras 9a e 9b apresentam os resultados gráficos.

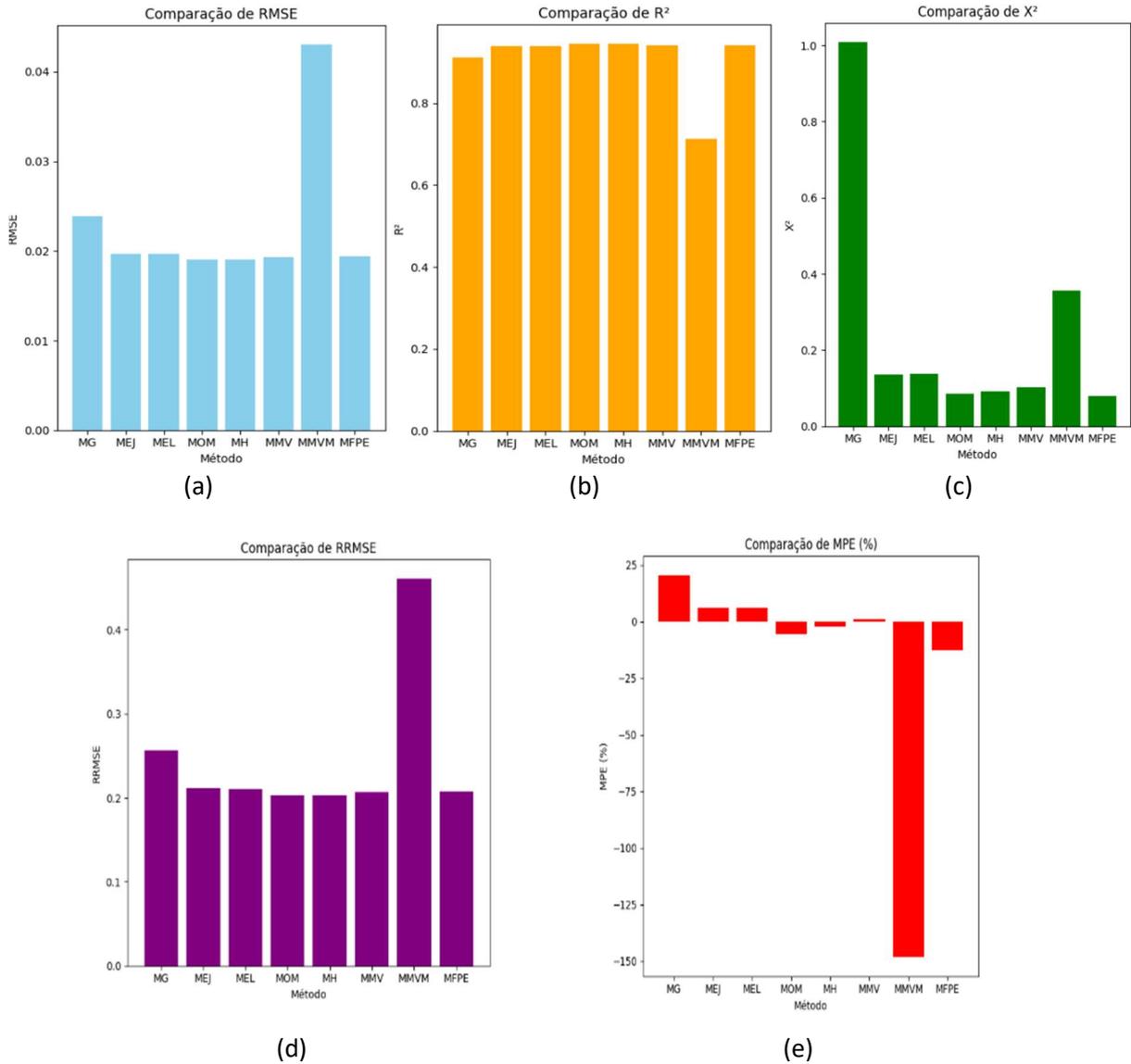
Tabela 4 - Avaliadores do desempenho estatístico

<b>Método</b>	<b>RMSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>X<sup>2</sup></b>	<b>RRMSE</b>	<b>MPE (%)</b>
MG	0,0239	0,9111	1,0079	0,2563	20,34
MEJ	0,0197	0,9396	0,1365	0,2113	6,15
MEL	0,0197	0,9398	0,1370	0,2109	6,21
MOM	0,0190	0,9441	0,0846	0,2033	-5,65
MH	0,0190	0,9442	0,0915	0,2032	-2,19
MMV	0,0193	0,9420	0,1023	0,2070	0,81
MMVM	0,0430	0,7131	0,3567	0,4605	-148,13
MFPE	0,0194	0,9415	0,0801	0,2079	-12,78

Fonte: autoria própria

Quanto ao RMSE, os métodos que apresentam melhores resultados são MOM e MH (0,0190), o método que apresentou pior resultado é o MG (0,0239). Em relação à análise de variância  $R^2$ , o método que apresenta melhor estimativa é o MH (0,9442) e o pior resultado é o MMVM (0,7131). Quanto a qui-quadrado  $X^2$ , para os métodos avaliados, o que apresenta melhor resultado entre valor previsto e observado é MFPE (0,0801) e MG apresentou pior resultado (1,0079). Quanto ao RRMSE, os métodos que apresentam melhor desempenho são MH (0,2032) e MOM (0,2033). O MMV apresenta pior resultado (0,4605). Para o erro percentual médio MPE, para analisar viés médio dos métodos, foram considerados os valores mais próximos de 0. Para tal, MMV apresenta melhor desempenho em termos de MPE (0,81) e o MMVM apresentou pior resultado (-148,13) indicando subestimação significativa. O MMVM é muito sensível por se tratar de um método modificado. Geralmente são introduzidos para melhorar ajustes ou lidar com dados específicos. O erro significativo pode ser devido aos dados dispersos, inconsistentes e não homogêneos.

Figura 9 – Indicadores de avaliação do desempenho dos métodos



Fonte: autoria própria

A Tabela 5 apresenta o resultado da ordenação (*ranking*) dos métodos para cada avaliação estatística realizada. Foi atribuído valor 1 ao método com o melhor desempenho e valor 8 ao método com pior desempenho, no respectivo avaliador.

Tabela 5 - *Ranking* dos métodos avaliados

Método	RMSE	R <sup>2</sup>	X <sup>2</sup>	RRMSE	MPE (%)
MG	7	7	8	7	7
MEJ	6	6	5	6	4
MEL	5	5	6	5	5
MOM	2	2	2	2	3
MH	1	1	3	1	2
MMV	3	3	4	3	1
MMVM	8	8	7	8	8
MFPE	4	4	1	4	6

Fonte: autoria própria

Em uma análise geral dos resultados apresentados na Tabela 5, pode-se perceber que os métodos MH e MOM apresentam os melhores desempenhos, enquanto que os métodos MMVM e MG estão nas últimas colocações do *ranking*.

#### 4.2 RESULTADOS DO TESTE DE KOLMOGOROV-SMIRNOV (K-S)

Neste trabalho, foi considerado  $N = 1095$  dados de velocidade do vento. Com isso, os valores de KSc são:  $KSc_{10\%} = 0,0370$ ,  $KSc_{5\%} = 0,0410$ , e  $KSc_{1\%} = 0,0492$ .

A Tabela 6 mostra a análise de aderência dos métodos avaliados, realizada com o teste de Kolmogorov-Smirnov. São apresentados os valores de KS, calculados a partir da Equação 41, e o teste da hipótese nula para as três significâncias consideradas. O método é descartado (falha no teste) se KS for maior que KSc.

Tabela 6 – Resultados da aplicação do Teste de Kolmogorov-Smirnov

Métodos	KS	KSc 10% (0,0370)	KSc 5% (0,0410)	KSc 1% (0,0492)
MG	0,0581	Rejeitado	Rejeitado	Rejeitado
MEJ	0,0458	Rejeitado	Rejeitado	Aceito
MEL	0,0455	Rejeitado	Rejeitado	Aceito
MOM	0,0385	Rejeitado	Aceito	Aceito
MH	0,0385	Rejeitado	Aceito	Aceito
MMV	0,0425	Rejeitado	Rejeitado	Aceito
MMVM	0,1434	Rejeitado	Rejeitado	Rejeitado
MFPE	0,0469	Rejeitado	Rejeitado	Aceito

Fonte: autoria própria

Quanto ao teste de Kolmogorov-Smirnov, a seleção dos métodos mais apropriados depende da escolha da significância. Para significância de 1%, os únicos métodos descartados para determinação da velocidade do vento foram Métodos do Gráfico e método de Máxima Verossimilhança Modificada. Para significância de 5 %, o teste K-S determinou que o melhor método para estimar a velocidade do vento é o Método Híbrido (MH), seguido do Método dos Momentos (MOM). Todos os outros métodos MEL, MEJ, MMV, MMVM, MFEP e MG foram descartados. Com ênfase na precisão, a significância 10 % implicou que todos os métodos são inapropriados para estimar a velocidade do vento a partir da Distribuição de Weibull.

Os métodos MH e MOM foram os que apresentaram melhores desempenhos na avaliação pela análise estatística de erros. Ademais, no teste de K-S, foram os únicos que passaram com uma significância padrão de 5 % (ou seja, com uma probabilidade de rejeição da hipótese nula de 5 %). Dessa forma, pode-se inferir que a significância padrão de 5 % é uma boa base para seleção dos métodos para este estudo.

As Figuras 10 e 11 ilustram a comparação entre Função de Distribuição de Probabilidade (PDF) de Weibull ajustada pelo MH (a) e MOM (b), sobreposta ao histograma dos dados reais.

Figura 10 - PDF ajustada pelo MH

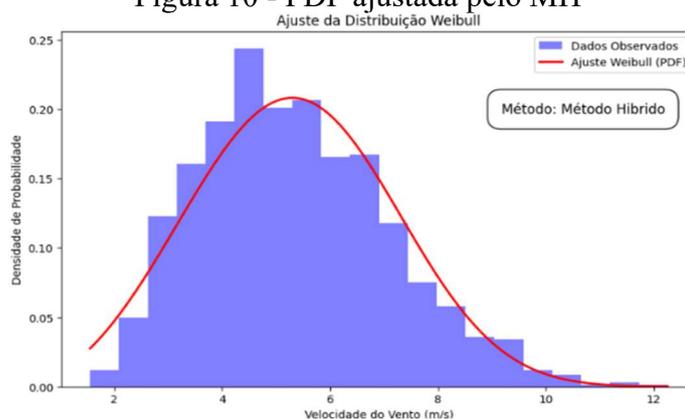
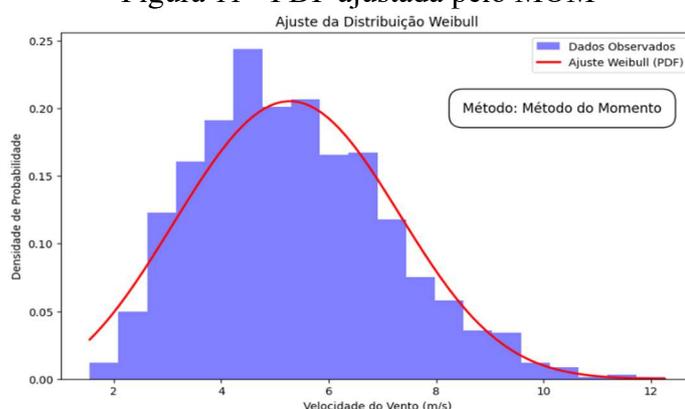


Figura 11 - PDF ajustada pelo MOM



Fonte: autoria própria

Ao comparar visualmente com a Figura 7, pode-se perceber que as curvas apresentadas individualmente nas Figuras 10 e 11 são bastante similares, visto que os métodos levaram a valores de “ $k$ ” e “ $c$ ” próximos ou iguais.

## 5 CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou uma análise de métodos de determinação dos fatores de forma “ $k$ ” e de escala “ $c$ ” utilizados na distribuição de Weibull, aplicados à geração de energia eólica. A distribuição de Weibull, neste caso, refere-se à distribuição de probabilidades de velocidades de vento, e é uma importante ferramenta para modelagem dos dados e cálculo de potencial eólico. Os métodos foram testados com um conjunto de 1095 dados de velocidade de vento, extraídos do software Retscreen, para uma localidade de Santa Vitória do Palmar, no Rio Grande do Sul.

A avaliação dos métodos foi realizada com base em ferramentas clássicas de análise de erros, como a raiz do erro médio quadrático e a variância  $R^2$ . Além disso, foi aplicado o Teste de Kolmogorov-Smirnov (K-S) para verificar a aderência do modelo obtido com cada método em relação ao conjunto de dados reais. Dentre os métodos testados, os que apresentaram melhor resultado (ou seja, um modelo que mais se aproxima da função real de distribuição de ventos) foram o Método do Momento (MOM) e o Método Híbrido.

O Teste de Kolmogorov-Smirnov foi implementado para validar a distribuição de Weibull e serviu como uma análise extra para tornar o estudo mais completo e apoiar a escolha do método mais adequado. Por ser uma ferramenta poderosa, ela tende a melhorar a seleção dos métodos, dependendo da significância escolhida. Como exemplo, pode-se citar os resultados do Método de Máxima Verossimilhança (MMV), que apresentou bom desempenho na análise estatística de erros, mas foi descartado por não atender a hipótese nula do Teste de K-S. Com esse teste, foi possível demonstrar que existe uma diferença significativa entre a distribuição dos dados observados e os dados teóricos, o que derivou na rejeição da hipótese nula.

Em uma análise comparativa entre os métodos com melhor desempenho, o Método Híbrido (MH) pode ser destacado como o método mais eficiente para determinação dos parâmetros “ $k$ ” e “ $c$ ” da Distribuição de Weibull, para a localidade em estudo. Esse método foi inicialmente proposto justamente para diminuir os erros durante a estimação das probabilidades, por se tratar de um método que combina outros dois métodos (Método do Fator Padrão da Energia e Método Empírico de Justus). Deve-se ressaltar, porém, que o resultado não pode ser generalizado, pois o padrão de velocidade de vento de outras localidades pode levar à seleção de outro método mais apropriado.

Ao final da análise dos resultados e da escolha do método mais representativo, é importante destacar que uma limitação do estudo foi o uso de médias diárias das velocidades do vento. Esse tipo de média tende a suavizar a variação dos dados, perdendo informações importantes como os picos de velocidade, que poderiam influenciar diretamente na modelagem e na estimativa do potencial eólico, caso fossem considerados intervalos de tempo menores para medição, como valores horários ou em intervalos de minutos.

Para trabalhos futuros, outras distribuições de probabilidade podem ser utilizadas para estimar a probabilidade de distribuição da velocidade vento e caracterizar o seu comportamento. Algumas distribuições que podem ser empregadas para esse fim incluem a Distribuição de Rayleigh, Logonormal, Gumbel, entre outras. Esse estudo pode ser usado para escolher a distribuição de probabilidade mais adequada para uma região, ao invés de limitar a escolha ao método que se ajusta melhor ao conjunto de dados.

## REFERÊNCIAS

ABEEÓLICA ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ENERGIA EÓLICA E NOVAS TECNOLOGIAS ONSHORE OFFSHORE. **Boletim anual 2022**. São Paulo: ABEEÓLICA, 2024. Disponível em: [https://abeeolica.org.br/wp-content/uploads/2024/07/424\\_ABEEOLICA\\_BOLETIM-ANUAL-2024\\_DIGITAL\\_PT\\_V3.pdf](https://abeeolica.org.br/wp-content/uploads/2024/07/424_ABEEOLICA_BOLETIM-ANUAL-2024_DIGITAL_PT_V3.pdf). Acesso em: 25 nov. 2024.

ABEEÓLICA ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ENERGIA EÓLICA E NOVAS TECNOLOGIAS ONSHORE OFFSHORE. **Boletim anual 2023**. São Paulo: ABEEÓLICA, 2024. Disponível em: [https://abeeolica.org.br/wp-content/uploads/2024/07/424\\_ABEEOLICA\\_BOLETIM-ANUAL-2024\\_DIGITAL\\_PT\\_V3.pdf](https://abeeolica.org.br/wp-content/uploads/2024/07/424_ABEEOLICA_BOLETIM-ANUAL-2024_DIGITAL_PT_V3.pdf). Acesso em: 25 nov. 2024.

AKDAG, Seyit A.; DINLER, Ali. A new method to estimate Weibull parameters for wind energy applications. **Energy Conversion And Management**, [S.L.], v. 50, n. 7, p. 1761-1766, jul. 2009. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enconman.2009.03.020>.

AQUINO, A. R. *et al.* **Sustentabilidade Ambiental** - 1. ed. - Rio de Janeiro: Rede Sirius; OUERJ, 2015.167 p.: il. Disponível em: <osf.io/wpgzn>. Acesso em 04 jun. 2024.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ENERGIA SOLAR FOTOVOLTAICA.

**Panorama do solar fotovoltaico no Brasil e no mundo**: São Paulo: ABSOLAR, 2024. Disponível em: <https://www.absolar.org.br/mercado/infografico/>. Acesso em: 05 dez. 2024.

AZAD, Abul; RASUL, Mohammad; YUSAF, Talal. Statistical Diagnosis of the Best Weibull Methods for Wind Power Assessment for Agricultural Applications. **Energies**, [S.L.], v. 7, n. 5, p. 3056-3085, 2 maio 2014. MDPI AG. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1996-1073/7/5/3056>. Acesso em: 09 jun. 2024.

BHATTACHARYA, Paritosh; BHATTACHARJEE, Rakhi. A study on Weibull distribution for estimating the parameters. **Journal of Applied Quantitative Methods**, v. 5, n. 2, p. 234-241, 2010. Disponível em: <https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=f63e805ab6a47c86b16c1bfb284fee1d6508613a#page=58>. Acesso em: 09 jun. 2024.

BLAIN, Gabriel Constantino. Revisiting the critical values of the Lilliefors test: towards the correct agrometeorological use of the kolmogorov-smirnov framework. **Bragantia**, [S.L.], v. 73, n. 2, p. 192-202, 10 jun. 2014. FapUNIFESP (SciELO). DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/brag.2014.015>.

BURTON, Tony *et al.* **Wind energy**: handbook. Chichester; New York: Jonh Wiley & Sons, LTD, c2001.

CAMPOS, Fábio Galízia Ribeiro de. **Geração de energia a partir de fonte eólica com gerador assíncrono conectado a conversor estático duplo**. 2004. Dissertação (Mestrado em Sistemas de Potência) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2004. Disponível em: <https://teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3143/tde-25062004-130205/pt-br.php>. Acesso em: 05 jun. 2024.

CHINA GENERAL NUCLEAR POWER CORPORATION BRASIL ENERGY (CGNBE). **Complexo eólico Santa Vitória do Palmar**. São Paulo: CGNBE, 2024. Disponível em: <https://cgnbe.com.br/empreendimento/complexo-eolico-santa-vitoria-do-palmar/>. Acesso em: 04 dez. 2024.

DAVE, Pinal. *The importance of data binning in data analysis*. **SQLAuthority**, 2023. Disponível em: <https://blog.sqlauthority.com/2023/10/13/the-importance-of-data-binning-in-data-analysis/>. Acesso em: 14 nov. 2024.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA EPE. **Balço energético nacional 2024**. Ano base 2023. Rio de Janeiro: EPE, 2024. Imagem de Satélite. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados->

abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-819/topico-723/BEN2024.pdf. Acesso em: 28 nov. 2024.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA EPE. **Sistema de Informações Geográficas do Setor Energético Brasileiro**:EPE, 2024. Disponível em: <https://gisepeprd2.epe.gov.br/WebMapEPE/>. Acesso em: 4 dez. 2024.

FUSHIMI, Takayasu; SAITO, Kazumi; MOTODA, Hiroshi. Constructing outlier-free histograms with variable bin-width based on distance minimization. **Intelligent Data Analysis**, v. 27, n. 1, p. 5-29, 2023. Disponível em: <http://www.ar.sanken.osaka-u.ac.jp/~motoda/papers/IDA2023.pdf>. Acesso em: 14 nov. 2024.

GUENOUKPATI, Agbassou *et al.* Estimating Weibull parameters for wind energy applications using seven numerical methods: Case studies of three costal sites in west Africa. **International Journal of Renewable Energy Development**, v. 9, n. 2, p. 217, 2020. Disponível em: <https://www.proquest.com/docview/2676579689?fromopenview=true&pq-origsite=gscholar&sourcetype=Scholarly%20Journals>. Acesso em: 15 nov. 2024.

GUGLIANI, G. K. *et al.* New methods to assess wind resources in terms of wind speed, load, power and direction. **Renewable Energy**, v. 129, p. 168-182, 2018. Disponível em: [https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S096014811830613X?casa\\_token=R5I46C7yDVkAAAAA:KhcRfxqovjlyYeNTDOZNVY2LgVGy5HtgmDeAodJdfKLGdwFoMHFvj9TRLp7E4cFk2luGzdnxPA](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S096014811830613X?casa_token=R5I46C7yDVkAAAAA:KhcRfxqovjlyYeNTDOZNVY2LgVGy5HtgmDeAodJdfKLGdwFoMHFvj9TRLp7E4cFk2luGzdnxPA). Acesso em: 10 jun. 2024.

HYNDMAN, Rob J. The problem with Sturges' rule for constructing histograms. **Monash University**, p. 1-2, 1995. Disponível em: [https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/4246710/mod\\_resource/content/1/sturges.pdf](https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/4246710/mod_resource/content/1/sturges.pdf). Acesso em: 14 nov. 2024.

INDHUMATHY, D.; SESHIAH, C. V.; SUKKIRAMATHI, K. Estimation of Weibull Parameters for Wind speed calculation at Kanyakumari in India. **International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology**. Vol. 3, Issue 1, January, p. 8340-8345, 2014. Disponível em: [https://www.ijirset.com/upload/2014/january/33\\_Estimation.pdf](https://www.ijirset.com/upload/2014/january/33_Estimation.pdf). Acesso em: 14 nov. 2024.

JUSTUS, C. G.; HARGRAVES, W. R.; MIKHAIL, Amir; GRABER, Denise. Methods for Estimating Wind Speed Frequency Distributions. **Journal Of Applied Meteorology**, [S.L.], v. 17, n. 3, p. 350-353, mar. 1978. American Meteorological Society. Disponível em: [https://journals.ametsoc.org/view/journals/apme/17/3/1520-0450\\_1978\\_017\\_0350\\_mfewsf\\_2\\_0\\_co\\_2.xml?tab\\_body=pdf](https://journals.ametsoc.org/view/journals/apme/17/3/1520-0450_1978_017_0350_mfewsf_2_0_co_2.xml?tab_body=pdf). Acesso em: 09 jun. 2024.

KANER, H. Cem; MOHANTY, Sri G.; LYONS, J. C. Critical values of the Kolmogorov-Smirnov one-sample tests. **Psychological Bulletin**, v. 88, n. 2, p. 498, 1980. Disponível em: <https://psycnet.apa.org/record/1980-29315-001>. Acesso em: 21 nov. 2024.

KANG, Sangkyun *et al.* Comparison of different statistical methods used to estimate Weibull parameters for wind speed contribution in nearby an offshore site, Republic of Korea. **Energy Reports**, v. 7, p. 7358-7373, 2021. Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352484721010969>. Acesso em: 16 nov. 2024.

KAOGA, Dieudonné Kidmo *et al.* Performance assessment of two-parameter Weibull distribution methods for wind energy applications in the district of Maroua in Cameroon. **International Journal of Sciences. Basic Applied. Research. (IJSBAR)**, v. 17, n. 1, p. 39-59, 2014. Disponível em: <https://core.ac.uk/download/pdf/249334015.pdf>. Acesso em: 17 nov. 2024.

KHADKA, Nirajan. **Kolmogorov-Smirnov Test [KS Test]: When and Where to Use.** [202-?]. Dataaspirant. Disponível em: <https://dataaspirant.com/data-distribution-techniques/>. Acesso em: 21 nov. 2024.

KUMAR, K. Shiva Prashanth; GADDADA, Satyanarayana. Statistical scrutiny of Weibull parameters for wind energy potential appraisal in the area of northern Ethiopia. **Renewables: Wind, Water, and solar**, v. 2, p. 1-15, 2015. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1186/s40807-015-0014-0>. Acesso em: 09 jun. 2024.

MANWELL, James F; MCGOWAN, Jon G; ROGERS, Anthony L. **Wind energy explained: theory, design and application.** 2nd ed. Chichester, UK: John Wiley & Sons, 2010. Disponível em: [https://ee.tlu.edu.vn/Portals/0/2018/NLG/Sach\\_Tieng\\_Anh.pdf](https://ee.tlu.edu.vn/Portals/0/2018/NLG/Sach_Tieng_Anh.pdf). Acesso em: 26 nov. 2024

MECIBAH, Mohamed Salah *et al.* Introducing the best model for estimation the monthly mean daily global solar radiation on a horizontal surface (Case study: Algeria). **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 36, p. 194-202, 2014. Disponível em: [https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032114002925?casa\\_token=0UrsJEwZTmoAAAAA:FUqRKhBpHKzc91tKZplGgZmlDow2FdAyucTyO7eGXF9s3vRY2nL-NMCyn1y1uJvxp7tQeZt7WA](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032114002925?casa_token=0UrsJEwZTmoAAAAA:FUqRKhBpHKzc91tKZplGgZmlDow2FdAyucTyO7eGXF9s3vRY2nL-NMCyn1y1uJvxp7tQeZt7WA). Acesso em: 16 nov. 2024.

MOHAMMADI, Kasra; ALAVI, Omid; MOSTAFAEIPOUR, Ali; GOUDARZI, Navid; JALILVAND, Mahdi. Assessing different parameters estimation methods of Weibull distribution to compute wind power density. **Energy Conversion and Management**, [S.L.], v. 108, p. 322-335, jan. 2016. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enconman.2015.11.015>. Disponível em: [https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890415010286?casa\\_token=eCCaA5\\_dp80AAAAA:ihDXpKbgJVWB3Bvi65YRExb4TirXWrQVJosiGcfy8YxY46V67lshAax61LgBk-qHKZONakzBuQ](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890415010286?casa_token=eCCaA5_dp80AAAAA:ihDXpKbgJVWB3Bvi65YRExb4TirXWrQVJosiGcfy8YxY46V67lshAax61LgBk-qHKZONakzBuQ). Acesso em: 10 jun. 2024.

OUAMMI, Ahmed *et al.* A decision support system for the optimal exploitation of wind energy on regional scale. **Renewable Energy**, v. 37, n. 1, p. 299-309, 2012. Disponível em: [https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148111003193?casa\\_token=Dy0lbeyb9YYAAAAA:Cnka-D5lWqc2149vHnoIYth3pexO-Iir1tBUuZoevMDNMIKg7B1NDRWDvS2fLX1etc686Ps-ww](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148111003193?casa_token=Dy0lbeyb9YYAAAAA:Cnka-D5lWqc2149vHnoIYth3pexO-Iir1tBUuZoevMDNMIKg7B1NDRWDvS2fLX1etc686Ps-ww). Acesso em: 21 nov. 2024.

SEGURO, J. V.; LAMBERT, T. W. Modern estimation of the parameters of the Weibull wind speed distribution for wind energy analysis. **Journal of wind engineering and industrial aerodynamics**, v. 85, n. 1, p. 75-84, 2000. Disponível em: [https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167610599001221?casa\\_token=Sugc-LzZARIAAAAA:B\\_upfw6SSpigT6i-uEJayEgc33VXT7C0ZCc9-czYuohGNWX3tyf\\_xW7odp\\_OD\\_ea3DFkk6NBZw](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167610599001221?casa_token=Sugc-LzZARIAAAAA:B_upfw6SSpigT6i-uEJayEgc33VXT7C0ZCc9-czYuohGNWX3tyf_xW7odp_OD_ea3DFkk6NBZw). Acesso em: 14 nov. 2024

STEINSKOG, Dag J.; TJØSTHEIM, Dag B.; KVAMSTØ, Nils G. A cautionary note on the use of the Kolmogorov–Smirnov test for normality. **Monthly Weather Review**, v. 135, n. 3, p. 1151-1157, 2007. Disponível em: [https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/135/3/mwr3326.1.xml?tab\\_body=fulltext-display](https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/135/3/mwr3326.1.xml?tab_body=fulltext-display). Acesso em: 21 nov. 2024

STURGES, Herbert A. The choice of a class interval. **Journal of the american statistical association**, v. 21, n. 153, p. 65-66, 1926. Disponível em: <https://www.stat.rice.edu/~scottdw/stat550/DEMOS/09-14-hist/Sturges1926.pdf>. Acesso em: 14 nov. 2024.

WEISS, Neil A.; WEISS, Carol A.; GRIFFEY, Larry R. **Introductory statistics**. London: pearson education, 2012.

WILKS, D.S. **Statistical methods in the atmospheric sciences**. 2nded. San Diego: Academic Press, 2011. 629p.